

# イベント会場における歩行者情報を考慮した感染リスク評価手法

森越 彩楓<sup>1</sup> 丹羽 了<sup>2</sup> 鷹見 竣希<sup>2</sup> 重中 秀介<sup>2</sup> 大西 正輝<sup>3</sup> 伊藤 貴之<sup>1</sup> 村上 道夫<sup>4</sup> 保高 徹生<sup>3</sup>

<sup>1</sup>お茶の水女子大学 <sup>2</sup>筑波大学 <sup>3</sup>産業技術総合研究所 <sup>4</sup>大阪大学感染症総合教育研究拠点

## 1. はじめに

新型コロナウイルスの感染拡大に伴い、大規模イベントでは多くの感染症対策が実施されてきた。一方で近年、収容人数制限の緩和や声出し応援の段階的導入など、感染拡大前の参加スタイルを取り戻す動きが見られる。このような状況下で安全に大規模イベントを開催するためには、感染リスクを定量的に評価し、効果的な感染症対策を選択することが不可欠である。

Murakami らは、感染者から会話・咳・くしゃみによってウイルスが放出される様子をシミュレーションし、大規模群衆がスタジアムに集まった際の感染リスクを評価するモデルを提案した [1]。このモデルでは、歩行者の位置情報は用いず、感染者との関係（感染者の同行者、感染者の前に座った人、感染者の後にトイレ・売店を利用した人、その他）でそれぞれの感染リスクをシミュレーションしているため、歩行者一人ひとりの移動情報を考慮したリスク評価を行うことはできていない。歩行者の移動情報をリスク評価に組み込むことによって、偶然のすれ違いや混雑による曝露などが考慮可能となる。しかし、会場内の歩行者の移動を全て計測することは技術・プライバシー面で問題があるため、移動情報を考慮した感染リスクの評価は困難である。

本稿では、マルチエージェント群集シミュレータである CrowdWalk [2] を用いて大規模イベント会場内の一人ひとりの移動を再現することで、移動情報を組み合わせて感染リスクを評価する手法を提案する。実験では、大規模イベントとして筆者らが人の流れを計測している東京ドームでの野球観戦を再現し、シミュレーションした移動情報で感染リスクを評価する。

## 2. 感染リスク評価モデル

Murakami らの感染モデルを参考に、ウイルス放出イベントとして会話/咳/くしゃみを想定し、また唾液中のウイルス濃度を  $2.6 \times 10^7$  [copies/mL] [3]、ウイルス生存率を 0.1 [PFU/copies] [4] [5] と設定した。各ウイルス放出イベントの1分あたりの発生確率・唾液量は表1のとおりである。

表 1: ウイルス放出イベントの発生確率と唾液量。

	発生確率 [min <sup>-1</sup> ]	大粒子中の 唾液量 [mL]	小粒子中の 唾液量 [mL]
会話	0.2	$3.09 \times 10^{-3}$	$8.82 \times 10^{-8}$
咳	0.013	$6.15 \times 10^{-3}$	$1.65 \times 10^{-7}$
くしゃみ	0.0057	$4.75 \times 10^{-2}$	$1.27 \times 10^{-6}$

COVID-19 risk assessment with pedestrian interaction for mass-gathering events: S. Morikoshi, R. Niwa, S. Takami, S. Shigenaka, M. Onishi, T. Itoh, M. Murakami, T. Yasutaka

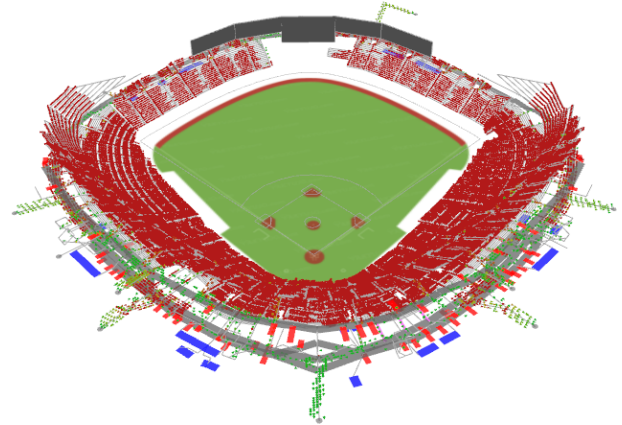


図 1: 群衆シミュレーションの様子。

Murakami らのモデルから (1) 飛沫感染 (2) 接触感染 (3) 空気感染の3つの感染経路を想定する。

(1) 飛沫感染では、感染者から放出されたウイルスが  $60[\text{deg}]$  の円錐状に拡散すると仮定する。ただし、ウイルスが届く範囲は  $1.5[\text{m}]$  までとする。この際、感染者との顔の向きによって、直接曝露と直接吸引が発生し吸引量に変化する。

(2) 接触感染では、ウイルス放出イベントで、感染者の近傍  $10,000[\text{cm}^2]$  の表面積にウイルスが沈着し、観客に曝露すると仮定した。感染者は周囲の客席、利用したトイレのドアノブや売店にウイルスを沈着させる。他の観客は沈着したウイルスに接触し、さらにその手で顔面粘膜に触れることで曝露する。

(3) 空気感染では、ウイルス放出イベントによって空气中を漂った微量のウイルスを、スタジアムにいる観客全員が一律で吸引すると仮定した。

症候性感染リスク  $P_{\text{symp}}(D)$ 、無症候性感染を含む感染リスク  $P(D)$  は、3つの感染経路によって曝露したウイルス量  $D$  をもとに、SARS-CoV の用量反応モデル ( $k = 4.1 \times 10^2$ ) [6] を使用して以下のように推定される。ここで全感染者数に対する無症候性感染者数の比率  $\text{Rate}_{\text{asym}}$  は  $0.460$  とした。

$$P_{\text{symp}}(D) = 1 - \exp\left(-\frac{D}{k}\right) \quad (1)$$

$$P(D) = \min\left(\frac{P_{\text{symp}}(D)}{1 - \text{Rate}_{\text{asym}}}, 1\right) \quad (2)$$

## 3. 群衆シミュレーション

本稿では、大規模イベントとして東京ドームでの野球観戦を想定し、CrowdWalk を使用して退場時の観客の

歩行をシミュレーションした。シミュレーションの様子を図1に示す。東京ドーム内に設置したLiDAR, カメラによる計測データをもとに、観客一人ひとりが退場するために席を立つタイミングを決定した。計測を行った日の観客数を参考にして、定員の90%すなわち39290人が来場した状況を仮定し、シミュレーションを行う。

#### 4. 感染リスク評価実験

##### 4.1 シナリオ設定

東京ドームでは、チケットに入場ゲートを記載することで混雑を緩和する取り組みを行っている。そこで本稿では全観客が指定された入場ゲートと同じゲートから退場した場合（ゲート厳守）と、観客の40%がそれ以外のゲートをランダムに選択して退場した場合（ランダム）の感染リスクを評価する。退場が始まってから完了するまでにかかった時間と接触の発生回数を表2に、全ゲートの退場人数分布を図2に示す。このとき接触回数は、毎秒ごとに歩行者間の距離がソーシャルディスタンスの推奨値である2[m]以内の時に加算される。

表 2: 退場完了時間と接触回数.

	退場完了時間 [分]	接触回数 [人時]
ゲート厳守	62	140,362
ランダム	109	259,856

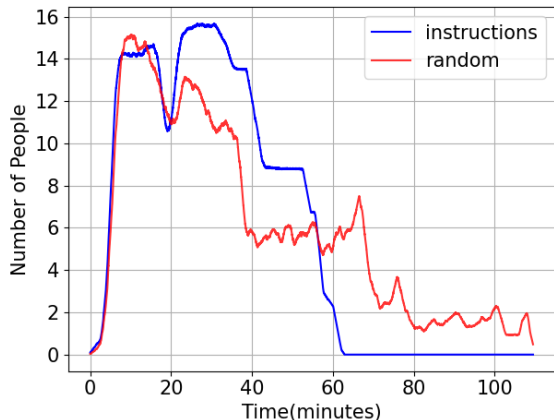


図 2: 全ゲートの退場者数.

東京ドームでは入場時に検温が実施されるため、会場内にいる感染性保有者は無症状であると考えられる。観客における無症状の感染性保有者の割合を  $P_0 = 1.0 \times 10^{-4}$ 、抗体保有者はいないと仮定し、感染リスク評価を行った。この際、会場内に入場した感染者数は  $P_0$  と観客数から導かれる二項分布に従う。

感染リスクシミュレーションは、時間ステップを1秒として、ランダムシードを変えて1,000,000回ずつ実行した。

##### 4.2 実験結果

図3は、ゲート厳守/ランダムで退場した場合の感染リスクである。箱ひげの値はそれぞれ2.5, 25, 50, 75,

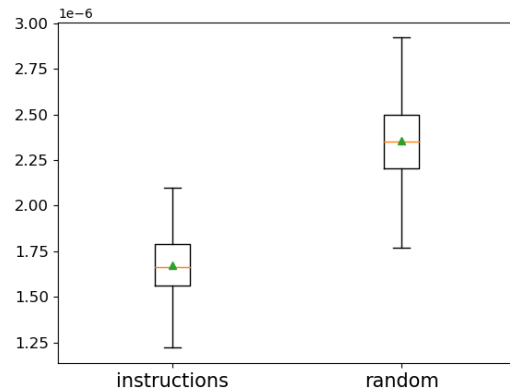


図 3: 退場時の感染リスク。  
(左) ゲート厳守, (右) ランダム

97.5%タイル値を表し、三角形は平均値を表す。

ゲート厳守とランダムに対する感染リスクの平均はそれぞれ  $1.67 \times 10^{-6}$  と  $2.36 \times 10^{-6}$  であった。同様に、 $P_0$  に対する平均感染リスクの比は 0.0167, 0.0236 であり、このことから新規感染者数はそれぞれ 0.067 と 0.094 と算定される。ランダムでも感染リスクは十分に低いと考えられるが、退場ゲートを遵守させることでさらなるリスク低減効果が期待できる。

#### 5. まとめ

群衆シミュレーションを用いて、歩行の移動情報を組み込んだ感染リスクの評価を行う手法を提案した。これによって、偶然のすれ違いや混雑による曝露などが考慮可能となる。実験では、全観客が座席ごとに定められているゲートから退場した場合と、観客の40%がゲートをランダムに選択し退場した場合の人流を群衆シミュレーションによって再現した。実験結果では、観客が退場ゲートを遵守することで感染リスクを抑えることができ、退場完了時間を短くできることが分かった。一方で、退場による新規感染者数はどちらも1人に満たない結果となった。今後は新たなシナリオの検証を予定している。

#### 参考文献

- [1] M. Murakami *et al.* Covid-19 risk assessment at the opening ceremony of the tokyo 2020 olympic games. In *Microbial Risk Analysis*, 2021.
- [2] T. Yamashita *et al.* Implementation of simulation environment for exhaustive analysis of huge-scale pedestrian flow. In *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, 137–146, 2013.
- [3] K. K. W. To *et al.* Consistent detection of 2019 novel coronavirus in saliva. In *Clinical Infectious Diseases*, 841–843, 2020.
- [4] Y. Kim *et al.* Infection and rapid transmission of sars-cov-2 in ferrets. In *Cell host microbe*, 704–709, 2020.
- [5] E. M. Covés-Datson *et al.* A molecularly engineered antiviral banana lectin inhibits fusion and is efficacious against influenza virus infection in vivo. In *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2122–2132, 2020.
- [6] T. Watanabe *et al.* Development of a dose-response model for sars coronavirus. In *Risk Analysis: An International Journal*, 1129–1138, 2010.