

実世界観測に基づく 情報提供による混雑緩和シミュレーション

中山 経太^{1,a)} 堀 磨伊也^{2,b)} 島田 敬士^{2,c)} 谷口 倫一郎^{2,d)}

概要：本研究では、Wi-Fi パケットセンサを用いて特定の施設の混雑を観測、分析し、その分析結果をもとに作成した行動推薦情報を SNS 等によって施設利用者に提供することで、混雑を緩和することを目的とする。情報提供を行う際には、1 日を通して混雑を最も緩和するタイミングでの情報提供が理想的である。また、提供する情報の内容についても混雑緩和に影響すると考えられる。そこで本研究では、特定の施設で観測された混雑情報と利用者の行動選択データ等の実データとをもとに実環境の混雑推移モデルを構築しシミュレーションを行う。その結果から情報の内容と提供するタイミングの影響について考察する。

キーワード：混雑緩和, Wi-Fi パケットセンサ, 行動変化

Information Recommendation System for Congestion Mitigation Based on Real World Sensing

KEITA NAKAYAMA^{1,a)} MAIYA HORI^{2,b)} ATSUSHI SHIMADA^{2,c)} RIN-ICHIRO TANIGUCHI^{2,d)}

Abstract: In this research, we aim to manage crowd congestion by using Wi-Fi packet sensor data. When suggestions for changing crowd behavior are provided via the SNS, it is necessary to notify good information at an appropriate timing. We construct a congestion transition model for simulations using real data acquired by a Wi-Fi packet sensor and results of questionnaire about behavior changes. In the experiments, we verify the validity of the proposed method from various simulations.

Keywords: congestion mitigation, Wi-Fi packet sensor, behavior change

1. はじめに

人の混雑状況や人流情報に関するデータを Bluetooth や Wi-Fi などの電波接触を用いてリアルタイムに取得する技術 [1][2] が存在する。これらによって取得されたデータを活用して、混雑の予測 [3] や人流解析 [4] など様々な分析が

盛んに行われており、分析された情報は実世界に提供されることで人々の生活や行動に役立てられている。

大学キャンパスなどにおいても、Wi-Fi の電波接触を利用して特定の施設の混雑の観測が行われており、リアルタイムの混雑状況やその予測が施設の利用者に提供されている [5]。その一方で、これらのサービスは利用者が Web サイトに自主的にアクセスしなければ利用できないこと等が原因でうまく活用されず、混雑の緩和につながっていないという現状がある。そこで、施設利用者が普段目にする SNS 等を通して推薦情報を提供することで特定の施設の混雑を緩和できる可能性があると考えられる。本研究では、九州大学伊都キャンパスの食堂の混雑問題を取り上げ、Wi-Fi の電波接触に基づくセンシングにより観測された混

¹ 九州大学工学部電気情報工学科
Department of Electrical Engineering and Computer Science, School of Engineering, Kyushu University, Fukuoka, Japan

² 九州大学大学院システム情報科学研究院
Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University, Fukuoka, Japan

a) nakayama@limu.ait.kyushu-u.ac.jp

b) hori@limuait.kyushu-u.ac.jp

c) atsushi@ait.kyushu-u.ac.jp

d) rin@kyudai.jp

き情報の内容やそのタイミングを決定する。

(3) 決定された情報を SNS 等によって施設利用者に提供することで、利用者の行動変化を促す。(提供される情報は利用者全体に対して 1 種類)

(4) 情報提供後の混雑度を観測し、上記の手順を繰り返す。

1 節でも述べたように強化学習は環境との相互作用により試行錯誤しながら行動することで報酬を最大にするような方策を学習していくものである。上記の手法では手順 2 において強化学習を用いることになるが、実世界の環境に対し試行錯誤しながら行動を行うことは、誤った情報を提供する恐れがある。そのため、本研究ではエージェントが実世界で強化学習を行うための情報選択等の初期状態を求めることを目的として、センシングした情報や利用者へのアンケートによる行動選択データ等をもとに、情報提供による混雑推移を表す実世界の混雑推移モデルを構築しシミュレーションを行う。

3.2 通常時における混雑推移モデル

本研究では、図 2 に示す Wi-Fi パケットセンサ [11] を用いて周辺の混雑度を測定する。この Wi-Fi パケットセンサは、Wi-Fi 機能を持つ端末が周辺の基地局を探索するために定期的に発信する Probe Request を収集することができる。また端末を検知すると、観測時間、MAC アドレスを元に生成された端末の Universal Unique Identifier(UUID)、電波強度 (RSSI)、Probe Request 発信時に MAC アドレスがランダム化されているかどうかなどがデータベースに保存される。観測した RSSI 値と Wi-Fi パケットセンサからユーザの端末までの距離には関係性があり、端末までの距離が近いほど RSSI 値は大きくなることが知られている [12]。そのため、本研究では観測対象となる施設に存在する端末として RSSI 値が -75dBm よりも大きい端末を対象としている。この条件をもとに、各時間の直前 10 分間に検知される UUID 数の合計数を混雑度として表現する。ただし、ランダム化が行われている端末に関しては 1 つの端末を複数の端末と認識してしまうため、検知された UUID 数の中からは除外する。加えて、対象とする施設の利用者全員が Wi-Fi 機能を持つ端末を所有しているわけではないため、測定される混雑度は正確な人数を表すものではない。しかし、ランダム化が行われていない UUID 数と実際の人数には相関が高いこと [13] から、検知された UUID 数の合計によって混雑を表現する。これらのデータをもとに各時間の混雑度を計算し、図 3 に示すような特定の施設におけるある 1 日の通常時の混雑推移のモデルとして構築する。

また、Wi-Fi パケットセンサによって観測されたデータからは各時刻 t における混雑度 C_t を得るだけでなく、図 4 のように時刻 t と時刻 $t+1$ にそれぞれ検知された UUID を比較し、時刻 $t+1$ で新たに検知された場合を流入、時刻 $t+1$ で検知されなくなった場合を流出、時刻 t と $t+1$

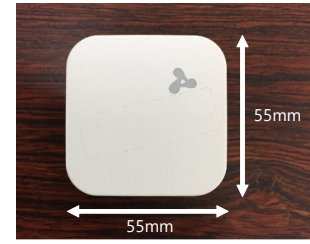


図 2 本研究で用いる Wi-Fi パケットセンサ

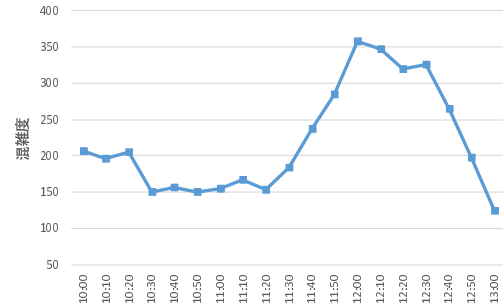


図 3 特定の施設におけるある 1 日の混雑推移

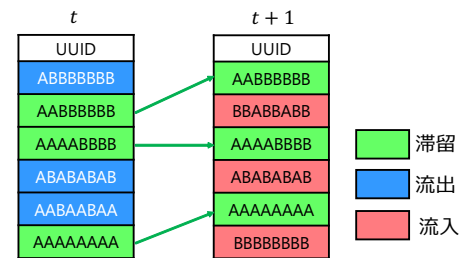


図 4 各時刻に検知された UUID の比較による流入、流出、滞留する端末数の推定

の両方で検知された場合を滞留とすることで時刻 t から時刻 $t+1$ の間に施設に対して流入した端末数 V_t 、施設から流出した端末数 L_t 、施設に滞留した端末数 S_t を推定することができる。さらに、時刻 $t+1$ 以降に施設へ流入する端末数を U_t と定義し、式 (1) によって表す。

$$U_t = \sum_{i=t+1}^n V_i \quad (1)$$

これらの関係を図 5 に示す。時刻 t の混雑度 C_t は 1 時刻前から滞留した端末数 S_{t-1} と流入した端末数 V_{t-1} で構成されるため $C_t = S_{t-1} + V_{t-1}$ と表現できる。施設外の端末数を O_t とすると、図 5 より施設外の端末数は時刻 t から時刻 $t+1$ の間に施設に流入した端末数と時刻 $t+1$ 以降に流入する端末数によって構成されるため $O_t = V_t + U_t$ によって表現できる。これらから、通常時における行動選択確率 $P(X)$ を求めることができる。事象 X は通常時において施設利用者が選択する行動を表し、事象として、

- 施設に留まる: $A_{i,i}$
- 施設から出る: $A_{i,o}$
- 施設に訪問する: $A_{o,i}$

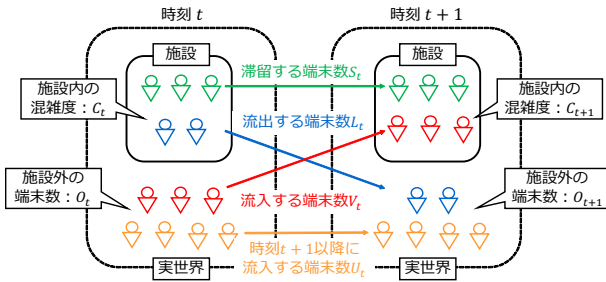


図 5 各時刻の混雑度を構成する要素

- 施設へは訪問しない: $A_{o,o}$

が考えられる. 通常時の各事象の行動選択確率 $P(X)$ は,

$$\begin{aligned} P(X = A_{i,i}) &= \frac{S_t}{C_t}, & P(X = A_{i,o}) &= \frac{L_t}{C_t} \\ P(X = A_{o,i}) &= \frac{V_t}{O_t}, & P(X = A_{o,o}) &= \frac{U_t}{O_t} \end{aligned} \quad (2)$$

によって求めることができる.

3.3 提供される情報の内容

本研究では情報提供の手段として SNS を用いることを想定しており, 提供する情報の内容は以下の 3 つの要素を中心に構成する.

- 現在の施設の混雑状況
- 施設の混雑予測
- 今後の行動を推薦するコメント

ここで表示される現在の施設の混雑状況とは, 観測された混雑度とそれ以前に観測された混雑度をもとに施設がどれくらい混雑しているのかを「少ない」, 「普通」, 「混雑」, 「大混雑」の 4 段階で表したものである. また, 施設の混雑予測とは直前の混雑推移と最も似ている過去に観測された混雑推移を今後の混雑推移として当てはめることで予測を行い [3] 現在の混雑状況と同様に 4 段階で表したものである. 提供する情報の例を図 6 に示す. これら 3 つの要素から構成されるある 1 つの情報が施設利用者全体に提供された際に, 施設の混雑度がどのように変化するかを推定する.

3.4 情報提供による混雑度変化の推定

図 3 に示すような特定の施設で測定したある 1 日の 10 分ごとの混雑推移をもとに, 情報提供後にどのように施設の混雑推移が変化していくかをモデル化する. モデル化するにあたり, まず時刻 t で情報提供を行った際に時刻 $t+1$ ではどのように施設の混雑度が変化するかを求める.

通常時における時刻 $t+1$ の施設の混雑度は, 図 7 の状態遷移図からわかるように, 時刻 t において施設にいた人の中で, 施設に留まる行動 $A_{i,i}$ を選択した人と, 時刻 t において施設外部にいた人の中で施設に訪問するという行動 $A_{o,i}$ を選択した人によって構成される. そのため, 通常時における時刻 $t+1$ の混雑度は式 (3) によって表現される.

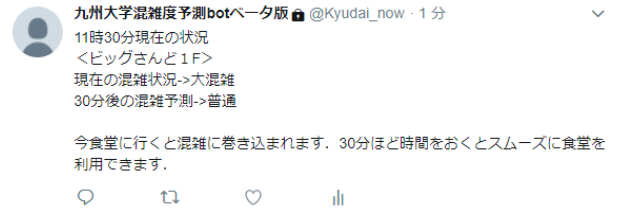


図 6 施設への流入を遅らせることを促す混雑情報の例

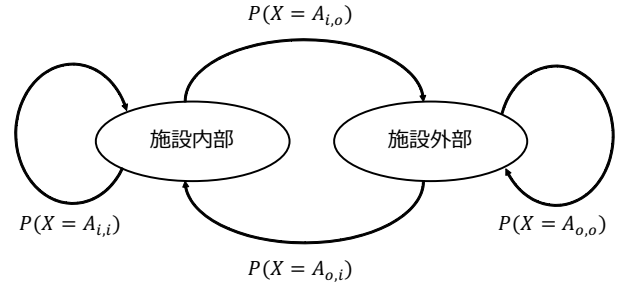


図 7 通常時における状態遷移図

$$C_{t+1} = P(X = A_{i,i})C_t + P(X = A_{o,i})O_t \quad (3)$$

一方で, 情報提供を行った際の時刻 $t+1$ の混雑度 C'_{t+1} は式 (3) における行動選択確率 $P(X = A_{i,i})$ と $P(X = A_{o,i})$ が情報提供によってそれぞれ変化する.

情報提供後の行動選択確率を $P(X'|S, I)$ と定義する. 各変数 X', S, I は,

- X' : 情報提供後に選択した行動
 $X' = \{A_{i,i}, A_{i,o}, A_{o,i}, A_{o,o}\}$
- S : 情報提供時における施設利用者群の状態
- I : 提供する情報 $I = \{N, F, R\}$

(N : 現在の混雑状況, F : 混雑予測, R : 行動推薦)

を表し, 行動選択確率 $P(X'|S, I)$ は状態 S である施設利用者群に対して情報 I が提供された場合, 行動 X' を選択する施設利用者の割合を表す. 情報提供時における施設利用者の状態 S に関しては, 様々な場合が考えられる. 実世界においては, 各利用者によって今後の予定による時間的制約の有無など様々な状態が存在し, 各状態によって行動選択の判断に違いが出てくる. 時間的制約としては, 大学キャンパスなどの場合では授業の有無などが挙げられ, これらは受講状況データなどから利用者群全体の中でどれくらいの利用者に時間的制約があるのかなどが観測することができる. ただし本研究では, 施設利用者群の状態 S に関しては時間的制約がないという状態 $S = S_1$ と仮定する.

以上から, 情報提供直後の状態遷移図は図 8 で表され, 情報提供直後の混雑度 C'_{t+1} は式 (4) で表現される.

$$C'_{t+1} = P(X' = A_{i,i}|S, I)C_t + P(X' = A_{o,i}|S, I)O_t \quad (4)$$

ただし, 式 (4) は利用者全員が提供された情報を確認した場合のものになるが, 実世界においては利用者全員が情報を見るわけではない. そのため, 時刻 t で情報提供が行わ

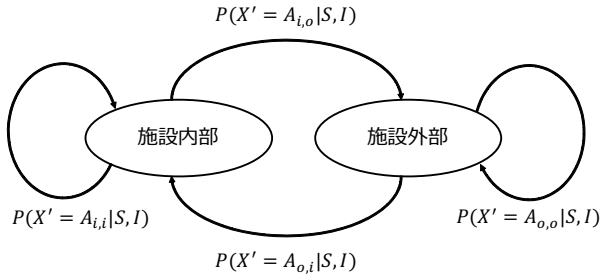


図 8 情報 I を提供した時における状態遷移図

れた際の時刻 $t+1$ の混雑度 C'_{t+1} は式 (3) と式 (4) の組み合わせによって表現でき、利用者全体に対する情報を見た利用者の割合を $P(\alpha)$ とすると、式 (5) として表される。

$$\begin{aligned} C'_{t+1} &= (1 - P(\alpha))(P(X = A_{i,i})C_t + P(X = A_{o,i})O_t) \\ &\quad + P(\alpha)(P(X' = A_{i,i}|S, I)C_t + P(X' = A_{o,i}|S, I)O_t) \end{aligned} \quad (5)$$

式 (5) で用いた行動選択確率 $P(X' = A_{i,i}|S, I)$, $P(X' = A_{o,i}|S, I)$ に関しては、実世界における施設利用者の行動選択に近いものにするため、本研究では実際の施設利用者に対して、アンケート調査を行うことによって推定する。

3.5 アンケート調査による行動選択確率の推定

時刻 t での情報提供によって変化した時刻 $t+1$ の混雑度 C'_{t+1} を求めるため、図 8 における情報提供後の各行動選択確率 $P(X'|S, I)$ を施設利用者に対するアンケート調査によって推定する。アンケート結果からこれらの行動選択確率 $P(X'|S, I)$ を直接求めることができることが理想的である。しかし、例えば行動選択確率 $P(X' = A_{i,i}|S, I)$ を直接求める場合のアンケート内容の例としては「施設にいますか」といったような非常にあいまいな設問になってしまう。これは設定があいまいなためアンケートの被験者が回答しにくく、アンケートとしては適さない。そのため、アンケートによって各行動選択確率 $P(X'|S, I)$ を直接求めることは難しいと考えられる。

そこで、情報提供後の行動選択確率 $P(X'|S, I)$ を細分化して考える。情報提供後に施設に留まる行動を選択する確率 $P(X' = A_{i,i}|S, I)$ の場合、情報 I の提供後に施設に留まる利用者の要素は以下の 2 つである。

- 情報提供前は施設に留まるつもりだった利用者の中で、情報 I の提供後も施設に留まる利用者
- 情報提供前は施設から出るつもりだった利用者の中で、情報 I の提供後は施設に留まる利用者

これより、行動選択確率 $P(X' = A_{i,i}|S, I)$ は式 (6) により求められる。

$$\begin{aligned} P(X' = A_{i,i}|S, I) &= P(X = A_{i,i})P(X' = A_{i,i}|X = A_{i,i}, S, I) \\ &\quad + P(X = A_{i,o})P(X' = A_{i,i}|X = A_{i,o}, S, I) \end{aligned} \quad (6)$$

式 (6) における $P(X = A_{i,i})$, $P(X = A_{i,o})$ は式 (2) により求めることができるため、式 (6) における $P(X' = A_{i,i}|X = A_{i,i}, S, I)$, $P(X' = A_{i,i}|X = A_{i,o}, S, I)$ を求めることにより行動選択確率 $P(X' = A_{i,i}|S, I)$ を推定できる。

同様に、情報提供後に施設を訪問する行動を選択する確率 $P(X' = A_{o,i}|S, I)$ は $P(X' = A_{o,i}|X = A_{o,i}, S, I)$, $P(X' = A_{o,i}|X = A_{o,o}, S, I)$ を求めることにより推定できる。

これらの条件付き確率 $P(X'|X, S, I)$ を求めるため、施設利用者群の状態 S としてすべての利用者には時間的制約がないという 1 つの状態 $S = S_1$ と仮定したうえで情報提供時の行動予定 X として以下の 4 通りのケースを設定し、

- (A) 今から施設を訪問するつもりの場合 ($X = A_{o,i}$)
- (B) 施設に訪問しないつもり (今後施設に訪問する予定) の場合 ($X = A_{o,o}$)
- (C) 施設から出ていくつもりの場合 ($X = A_{i,o}$)
- (D) 施設に留まるつもりの場合 ($X = A_{i,i}$)

ケースごとに様々な情報 I の提示が行なわれた際に、利用者がどのような行動 X' を選択するのかをアンケートによって調査する。

また、式 (1) における変数 n を決めるためにケース (B) において施設に訪問する可能性があるのは訪問予定である時刻が情報を提供した時刻から何分後までなのかを把握することを目的として、実際の利用者は何分後の混雑予測を知りたいのかに関しても調査する。

3.6 情報提供後における混雑推移モデル

3.4 節及び 3.5 節から時刻 t において情報提供した場合の時刻 $t+1$ の施設の混雑度 C'_{t+1} を式 (5) により求めることができる。一方で、その後の時刻 $t+2$ 以降の混雑推移に関しては、実世界において観測されている通常時のデータには存在せず、時刻 $t+2$ 以降での行動選択確率の変化をアンケートから推定できないため求めることは困難である。

そこで本研究では、構築するモデルが実世界の混雑推移を表す可能性が高いものにするため、情報を提供した後の混雑推移 $\mathbf{C}'_d = [C'_{d,t+1}, C'_{d,t+2}, C'_{d,t+3}, \dots]$ に関しては、データベースに存在する m 日間の混雑推移 $\mathbf{T} = [\mathbf{C}'_1, \mathbf{C}'_2, \dots, \mathbf{C}'_m]$ の中で最も混雑推移が近い日 d の混雑推移 $\mathbf{C}''_d$ を参照する。参照する $\mathbf{C}''_d$ の選択に関しては、情報提示により混雑が変化した時刻 $t+1$ から 30 分前までの端末数 $C_j (j = t-1, t, t+1)$ と、データベースに存在する各日の混雑推移 $\mathbf{C}''_i (i = 1, 2, \dots, m)$ の同時刻の 30 分間の端末数 $C''_{i,j} (j = t-1, t, t+1)$ を式 (7) に示す最小二乗法によりそれぞれ比較し、それらの結果

$F(T) = [f(C_1''), f(C_2''), \dots, f(C_m'')]$ が最も小さくなる日 d の混雑推移 C_d'' を式 (8) より選択する.

$$f(C_i'') = \sum_{j=t-1}^{t+1} (C_j - C_{i,j}'')^2 \quad (7)$$

$$C_d'' = \arg \min F(T) \quad (8)$$

選択した日の混雑推移 $C_d'' = [C_{d,t+1}'', C_{d,t+2}'', C_{d,t+3}'', \dots]$ と式 (5) によって求められる C_{t+1}' を用いて, 式 (9) により情報提供後の混雑推移 C_d' とする.

$$C_d' = \frac{C_{t+1}'}{C_{d,t+1}''} C_d'' \quad (9)$$

以上により, 情報提供により対象とする施設の混雑推移がどのように変化していくのかをモデル化する.

4. 実験

4.1 実験の概要

本研究では, 九州大学伊都キャンパス内の「ビッグさんど」と呼ばれる食堂を対象とし, 設置されている Wi-Fi パケットセンサによって 2017 年 4 月 10 日から 2017 年 7 月 28 日までの平日に観測されたデータ及び利用者に対するアンケート結果をもとに食堂の混雑推移モデルを構築しシミュレーションを行うことで, 提供する情報の内容や提供するタイミングが混雑の緩和に影響するのかを考察した.

4.2 アンケート調査

本研究では, 混雑情報の提示後にどれくらいの割合の人が行動を変化させるのかに関するアンケート調査を食堂利用者である九州大学の学生に対して実施した. アンケートでは, 現在の混雑状況 N , 混雑予測 F , 行動推薦 R から構成される情報 I が提示された場合, 3.5 節で設定した各ケースにおいて利用者はそれぞれどのような行動選択を行うのかを調査した. 実施したアンケートにおいて, 提供する情報 I を構成する要素である行動推薦 R の内容として以下の 4 種類を用意した.

- 施設の混雑予測について言及し, 早めに施設に行くことを推薦する内容
- 現在の施設の混雑状況について言及し, 時間をおいて施設に行くことを推薦する内容
- 施設の混雑予測について言及し, 早めに施設から出ていくように推薦する内容
- 混雑状況について言及せず, 今行くことで快適に過ごせることを伝える内容

以下にアンケート結果の例を示す.

図 6 のような現在の混雑状況が「大混雑」, 30 分後の混雑予測が「普通」, 行動推薦として「今食堂に行く」と混雑に巻き込まれます. 30 分ほど時間をおくとスムーズに食堂を利用できます」という情報が提供された際の行動変化の

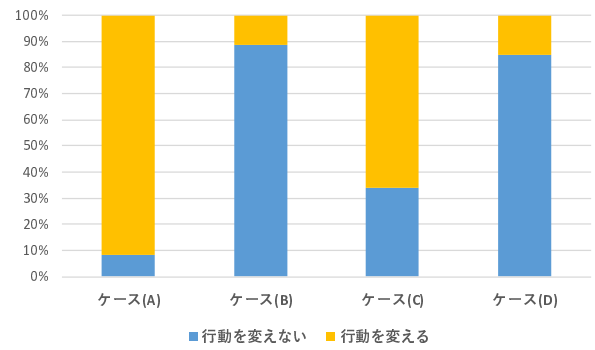


図 9 現在の混雑状況が「大混雑」, 30 分後の混雑予測が「普通」, 行動推薦として「今食堂に行く」と混雑に巻き込まれます. 30 分ほど時間をおくとスムーズに食堂を利用できます」という情報 I_1 が提供された場合の条件付き確率 $P(X'|X, S, I_1)$

表 1 図 9 の各値と条件付き確率 $P(X'|X, S, I_1)$ の関係

	行動を変えない	行動を変える
ケース (A)	$P(X' = A_{o,i} X = A_{o,i}, S, I_1)$	$P(X' = A_{o,o} X = A_{o,i}, S, I_1)$
ケース (B)	$P(X' = A_{o,o} X = A_{o,o}, S, I_1)$	$P(X' = A_{o,i} X = A_{o,o}, S, I_1)$
ケース (C)	$P(X' = A_{i,i} X = A_{i,i}, S, I_1)$	$P(X' = A_{i,o} X = A_{i,i}, S, I_1)$
ケース (D)	$P(X' = A_{i,i} X = A_{i,i}, S, I_1)$	$P(X' = A_{o,i} X = A_{i,i}, S, I_1)$

アンケート結果を図 9 を示し, 図 9 の棒グラフの各値と条件付き確率 $P(X'|X, S, I)$ との対応関係を表 1 に示す.

図 9 の「ケース (A)」に着目すると, 提供された情報を見た場合, 今から食堂に行く予定であった多くの利用者が今食堂に行くことをやめる可能性が高いことが確認できる. また「ケース (C)」を見ると, この情報によって食堂から出る予定であった利用者の滞在時間が増加する可能性も結果から考えられる. 一方で, 「ケース (B)」を見ると提供した情報は今後混雑が減少するという情報にもかかわらず今後食堂を訪問する予定であった利用者が早めに食堂を訪問するという選択を取る可能性があることが確認できる. これは情報提供を参考にした人によって今後利用者が増えるのではないかと考えて行動をするためではないかと考えられる. 「ケース (D)」の利用者の中で, 食堂から出ていくという選択をする場合も同様の理由が考えられる.

このように, 個別に情報を提供するのではなく, 利用者全体に対して同じ情報を提供する場合, 各利用者の状況や解釈に応じて混雑への影響が異なるため, 提供する情報の内容を決めることは単純ではなく, 状況に応じた情報を提供することは重要なことであると言える.

最後に利用者が何分後の予測を知りたいのかについてのアンケート結果を図 10 に示す. この結果から利用者は 30 分以上先の予測は必要としていないため, 情報を提供した時刻から 30 分以内に施設へ訪問予定の利用者は時間を早めて訪問する可能性があると考えられる.

4.3 混雑推移モデルを用いたシミュレーション

情報提供による食堂の混雑推移の変化をモデル化するに

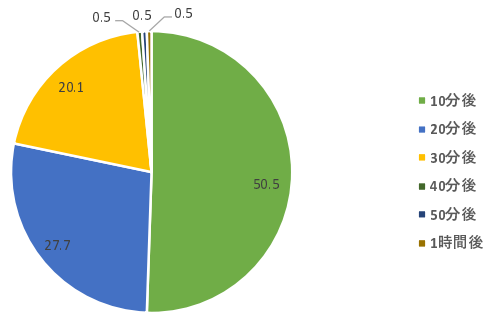


図 10 何分後の情報が知りたいのかに関するアンケート結果

あたり, 図 10 のアンケート結果より 30 分後以降の予測が必要とされていないことから, 式 (1) の変数 n の値は情報提供から 30 分後である $t+2$ とした. この際 30 分以内の食堂への再訪問はないと仮定する. また, 本研究では情報提供手段として Twitter を想定しており, Twitter の利用率 [14] や利用者のうち情報を提供するアカウントをフォローしているかどうかなどを考慮し, 式 (5) における提供される情報を見る人の割合 $P(\alpha) = 0.1$ とした. 以上の条件のもと情報提供による食堂の混雑推移の変化をモデル化し, シミュレーションを行いその結果を考察した. シミュレーションの結果を以下に示す.

図 11 はある日の 11 時 40 分に観測に基づく現在の混雑状況と 30 分後の混雑予測に加え, 行動推薦として「今のうちに食堂へ行かないと行列に並ばないといけなくなるでしょう」という情報を提供した際の混雑推移を表している. 青色の折れ線が通常時の混雑推移を示しており, 赤色の折れ線が情報提供を行った際の混雑推移を表している. この結果より, 情報提供直後の混雑度は増加したものの最も混雑する時間帯の混雑度は減少していることがわかる. 平準化の目安として式 (10) で表される平準化率を導入すると,

$$\text{平準化率 (\%)} = \frac{\text{最も混雑した時間の混雑度} \times 100}{\text{平均混雑度}} \quad (10)$$

情報を提供した 11 時 40 分以降の通常時の平準化率 68.8% であるのに対し, 情報提供を行った際の平準化率が 79.8% となっており, 平準化するほど大きな値をとることから, 情報提供により食堂の混雑が平準化できていることが確認できる. これは情報提供により利用者が食堂への訪問時間を早めたことによるものと考えられる.

また, 図 12 は別の日の 11 時 40 分に観測に基づく現在の混雑状況と 30 分後の混雑予測に加え, 行動推薦として「今のうちに食堂へ行かないと行列に並ばないといけなくなるでしょう」という情報を提供した際の混雑推移を表している. 図 12 のグラフからわかるように, 先ほどの図 11 の場合と同じ時刻に同じ行動推薦を含む情報を提供したにもかかわらず, 情報提供しない場合とほとんど違いが見られないことが確認できる. これは 11 時 40 分における食堂

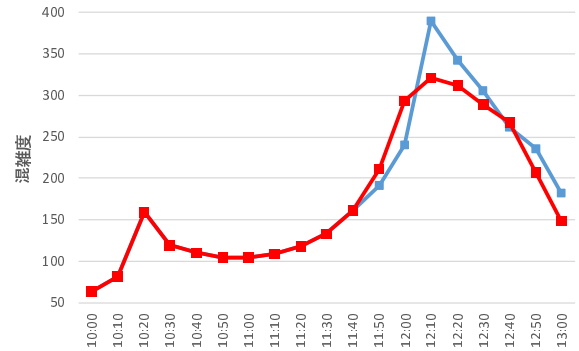


図 11 11 時 40 分に現在の混雑状況と 30 分後の混雑予測, 行動推薦として「今のうちに食堂へ行かないと行列に並ばないといけなくなるでしょう」という情報が提示された際の混雑推移 (青線: 行動推薦が行われない場合の推移, 赤線: 行動推薦が行われた場合の推移)

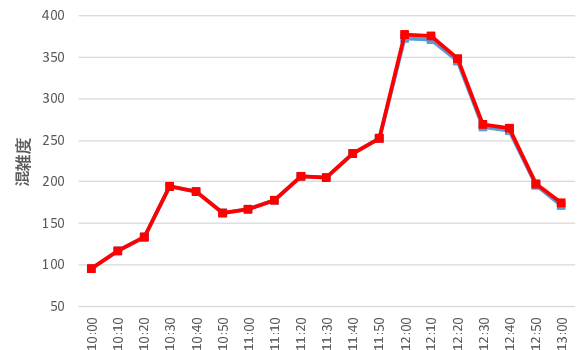


図 12 図 11 とは異なる日に 11 時 40 分に現在の混雑状況と 30 分後の混雑予測, 行動推薦として「今のうちに食堂へ行かないと行列に並ばないといけなくなるでしょう」という情報が提示された際の混雑推移

の混雑度が図 11 と比べて既に多いことで, 利用者が早めに食堂を訪問する選択をしなかったためと考えられる. このように混雑状況によっては情報提供が混雑緩和にほとんど影響を及ぼさない場合があり, 混雑状況に合わせて情報を提供する場合やタイミングを変えていかなければならないことがわかる.

次に, 情報提供を複数回行った場合の混雑推移を図 13 に示す. これは図 11 と同じ日の 11 時 40 分と 11 時 50 分に図 11 の時と同じ行動推薦を含む情報をそれぞれの時間で提供した際の混雑推移である. 2 度同じ情報の提供を行った結果, 最も混雑する時間帯の混雑は緩和されているものの, 最初に情報提供を行った 11 時 40 分以降の平準化率は 70.1% と図 11 の場合よりも平準化率の値が小さいことから 11 時 40 分にだけ情報提供した場合よりも混雑に偏りができてしまったことが分かる. これは短い間隔で 2 度同じ情報を提供したことにより, 図 11 の場合よりも食堂へ訪問する時間を早めた利用者が最も混雑する時間に集中してしまっただけであると考えられる.

以上の結果から, 図 12 のように食堂の混雑状況に対し

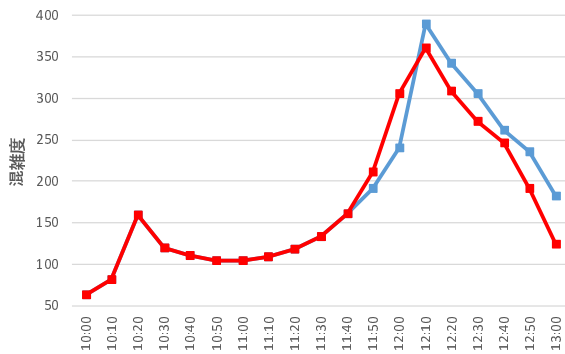


図 13 11 時 40 分と 11 時 50 分に現在の混雑状況と 30 分後の混雑予測，行動推薦として「今のうちに食堂へ行かないと行列に並ばないといけなくなるでしょう」という情報が提示された際の混雑推移

て適切ではない内容やタイミングでの情報提供は混雑にほとんど影響を及ぼさない場合や，図 13 のように複数回情報を提供したことで結果的に混雑に偏りができてしまう場合がある一方，図 11 の場合のように混雑状況に対して適切な内容，タイミングによる情報提供によって混雑が平準化されることが確認できた。

5. まとめ

本研究では，Wi-Fi パケットセンサを活用した実世界観測による混雑情報や利用者の行動選択データ等の実データに基づく混雑推移モデルの提案及び構築，それを用いたシミュレーションを行った。その結果，情報の内容や提供するタイミングによっては混雑が緩和される場合や情報提供が混雑緩和に影響を及ぼさない場合があり，これらの要因が混雑緩和に与える影響を確認した。さらに，本研究で構築した混雑推移モデルによって，情報提供後の結果を把握することができるため，情報提供が適切なのかどうかを判断することができる。そのため，この混雑推移モデルをもとにエージェントが実世界で強化学習を行うための情報選択等の初期状態を求めることができると考えられる。

今後は本実験において手動にて行った情報の選択を構築した混雑推移モデルに強化学習を適用することで，エージェントが実世界で強化学習を行うための情報選択等の初期状態を求め，実世界での実験を行っていく予定である。また，本研究においては利用者には時間的制約がないことを仮定したうえで混雑推移モデルの構築を行ったが，今後は学生の受講情報などから得られる情報を活用して利用者に時間的制約がある場合についても考慮していく。

一方で，実際に情報を目にする利用者の割合や利用者の行動選択に対する同伴者の影響など不確定要素が存在することが考えられる。そのため，本研究において混雑推移モデルを構築する目的はエージェントが実世界において強化学習を行うための初期状態を求めるためであり，実世界の環境と完全に一致するモデルを構築することを目的とは

していないが，構築した混雑推移モデルがどこまで実世界の環境を表しているのかについて検証する必要がある。また，本研究では一つの施設のみを対象としているが，実際には隣接する施設の存在も情報提供後の利用者の行動選択に影響を及ぼすことが考えられる。そのため隣接する施設が複数ある場合についても考慮する必要性があると考えられる。

謝辞 本研究の一部は，株式会社アドインテとの共同研究により実施されました。ご協力いただいた皆様に感謝いたします。

参考文献

- [1] iBeacon. <https://developer.apple.com/ibeacon/>.
- [2] 高柳健司，村尾和哉，望月祐洋，西尾信彦．間欠的人流センシングにおける回遊状況推定．マルチメディア，分散協調とモバイルシンポジウム 2016 論文集，Vol. 2016，pp. 234–241，2016.
- [3] Masaki Igarashi, Atsushi Shimada, Kaito Oka, and Rin-ichiro Taniguchi. Analysis of Wi-Fi-based and perceptual congestion. In *the International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods*, pp. 225–232, 2017.
- [4] Yuki Fukuzaki, Masahiro Mochizuki, Kazuya Murao, and Nobuhiko Nishio. A pedestrian flow analysis system using Wi-Fi packet sensors to a real environment. In *proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct Publication*, pp. 721–730. ACM, 2014.
- [5] K-know. <http://crw-analytics.net/>.
- [6] Volodymyr Mnih, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Alex Graves, Ioannis Antonoglou, Daan Wierstra, and Martin Riedmiller. Playing Atari with deep reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv:1312.5602*, 2013.
- [7] Harm Van Seijen, Mehdi Fatemi, Romain Laroche, Joshua Romoff, Tavian Barnes, and Jeffrey Tsang. Hybrid reward architecture for reinforcement learning. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 5398–5408, 2017.
- [8] 鈴木麗瑩，有田隆也．行動多様性に対する情報共有の影響とその適応性-イベント会場における混雑情報提供に関するマルチエージェントシミュレーション．電子情報通信学会論文誌 D，Vol. 86，No. 11，pp. 830–837，2003.
- [9] 聶耳，鈴木麗瑩，有田隆也．東山動植物園遊園地への巡回ガイド端末の導入による混雑緩和のシミュレーション評価．第 77 回全国大会講演論文集，Vol. 2015，No. 1，pp. 317–318，2015.
- [10] 清水仁，松林達史，納谷太．混雑飽和状態の遊園地における待ち時間削減手法のシミュレーション評価．人工知能学会論文誌，Vol. 32，No. 5，pp. AG16–F.1，2017.
- [11] AIBeacon. <https://aibeacon.jp>.
- [12] 厩本純一，塩野崎敦，末吉隆彦，味八木崇．Placeengine: 実世界集合知に基づく WiFi 位置情報基盤．インターネットコンファレンス，Vol. 2006，pp. 95–104，2006.
- [13] Jeanne Faurie, 島田敬士，堀磨伊也，尾ノ上晃，中山経太，谷口倫一郎．Wi-Fi スポット周辺の人の行動分析．第 15 回 ITS シンポジウム 2017，2017.
- [14] 総務省．平成 29 年版情報通信白書．<http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h29/html/nc111130.html>.