人流把握を目的とする複数地点の Bluetooth ログを用いた時空間経路推定手法の開発

一瀬　恭平[*1]　　小宮　粋史[*1]　　花房　比佐友[*2]　　堀口　良太[*3]
株式会社アイ・トランスポート・ラボ　技術部開発課[*1]
株式会社アイ・トランスポート・ラボ　技術部[*2]
株式会社アイ・トランスポート・ラボ　代表取締役[*3]

スマートシティの実現に向けて、都市空間における人々の行動実態や流動性の把握は重要性が高い。これまでも都市規模での GPS データによる追跡や市街地規模での Wi-Fi/Bluetooth データによる流動性の把握する手法が行われている。本研究では、駅前広場やイベント会場といった街区規模の歩行空間において、疎に配置された無線信号センサの情報から歩行者移動経路を時空間で推定する手法を開発している。本手法はボルツマンマシンを利用して経路推定手法の開発を行った。実際の移動経路と本手法の推定結果を比較し、経路推定が行われていることを確認した。

Development of a Spatio-Temporal Route Estimation Method Using Bluetooth Sensors Sparsely Located in a Walkable Space

Kyohei Ichinose[*1]　Tadashi Komiya[*1]　Hisatomo Hanabusa[*2]　Ryota Horiguchi[*2]
i-Transport Lab. Co., Ltd. Researcher of Development Section, Technical Department[*1]
i-Transport Lab. Co., Ltd.[*2]

This research aims to develop a method to estimate pedestrian trajectories in time-space from information from sparsely placed wireless signal sensors in walkable spaces such as station plazas and event venues. The proposed method discretizes the subject space with tiling segments and provides local transition probability to the pedestrian's movement from a segment to its neighbors. The local transition probabilities are implemented onto a Boltzmann machine with biased input reflecting the received signal strength to estimate a plausible trajectory. In this paper, the concept and the formulation of the proposed method are outlined, and the report of its validation test follows.

Keyword:　Crowd flow, Bluetooth packet sensor, Route choice

1　はじめに

近年に積極的に取り組まれているスマートシティの実現に向けた取り組みは、ICT の活用による社会問題解決を目指している。土木計画学の分野においても人の流動実態把握や回遊性向上を目指した取り組みが見られる。

本研究では、数 100m 程度の範囲の歩行空間内に疎に配置された複数の Bluetooth 信号取得ログから、歩行者の経路を 10m 程度、数秒~10 数秒程度の時空間解像度で推定する手法の開発を目的とする。本稿では、神保町駅前(東京都千代田区)から駿河台下交差点までの区間をケーススタディとし、時空間経路推定手法の提案と検証を行う。

2　既往研究

ゼンリンデータコム [1]では、NTT ドコモが提供しているモバイル GPS データを集計した人流統計データを作成している。これは、5 分毎に測位される GPS データから移動追跡データを用いて作成されている。年齢や性別、居住地などの属性データと移動経路、交通手段、立ち寄りなどの行動データを組み合わせたデータであり、GPS による測位なので、数 m 程度の空間解像度がある。しかしながら、数分毎の測位では歩行空間内の軌跡を追跡するには時間解像度が粗いと考えられる。

末木ら [2]の研究では、Wi-Fi のパケットセンサから歩行者の OD 交通量の推定を行っている。これは Wi-Fi パケットセンサで観測された部分的な OD 交通量と経路交通量を利用し、歩行者交通量調査結果から歩行者 OD 交通量を推計するものである。この手法は数 km 程度の市街地エリア内での移動経路や回遊行動を追跡することに主眼を置くものであり、歩行空間内の軌跡を追跡するような空間解像度は持たないと考えられる。

北須賀ら [3]の研究では、屋内を対象として Wi-Fi や Bluetooth の受信強度(RSSI：Received Signal Strength Indicator)から、三点測量の原理で歩行者が持つ無線機器の位置を特定する手法を提案している。この手法では、常に 3 箇所以上のセンサで信号を受信する必要があり、自ずと密なセンサ配置が求められる。

古舘ら [4]の研究では、計測機器の配置を考慮して移動変化を計測する手法を提案している。これは、調査時点のビーコンの配置位置を考慮し、取得した RSSI から計測エリア内の変位ベクトルを計測する手法である。この手法では、精度は平均誤差 2.4m 以内に収めており、十分な解像度をもつが、やはり歩行空間内の移動経路推定のためには、連続して測位されるようセンサを密に配置する必要があると考えられる。

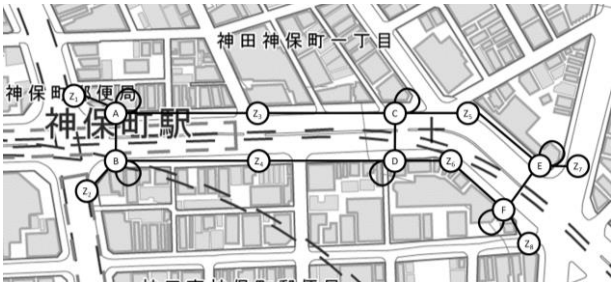


図 1　歩行空間モデル(東京都千代田区)
背景図：国土地理院地図

3　提案手法

本研究では、以下の特徴を持つ歩行空間内での時空間経路推定手法を開発する。

- 歩行空間を数 10m 程度の「セグメント」に分割し、時間軸を数秒～10 数秒の間隔で離散化した時空間での歩行者の移動軌跡を推定する。
- 歩行者の移動を、あるセグメントから自身もしくは隣接セグメントに移動する状態の連鎖と捉え、全体の流動を反映した「移動状態遷移モデル」を構築する。
- 歩行者が持つ Bluetooth 端末とセンサまでの距離に応じた RSSI の分布を事後確率分布として捉え、歩行者があるセグメントに存在する場合にセンサで捕捉できる RSSI の「観測モデル」を構築する。
- 「移動状態遷移モデル」と「観測モデル」をイジングモデルで表現し、相互結合型ニューラルネットワークの一種であるボルツマンマシンを構築する。
- 歩行空間内に疎に配置した複数センサで得られた特定の端末 ID についての RSSI の時系列をボルツマンマシンへの入力値とし、セグメント毎に各時刻に歩行者が存在する確度の近似解を得たのち、起点から終点まで最も確度が高くなる移動経路を推定値として得る。

以下に、歩行空間内の移動遷移モデル、RSSI 観測モデルおよびボルツマンマシンによる移動経路推定モデルのそれぞれについて述べる。

3-1　歩行空間モデル

本研究では歩行者空間を図 1 に示すようなセグメントに分割し、移動可能なセグメント同士を接続したグラフ構造とし、歩行者の移動状態遷移モデルから移動経路を推定する。

図 1 に示すセグメント Z_1~Z_8 は歩行者の起終点を

表しており、A~F はその他の歩行空間をカバーしている。経路推定を行う歩行者は、対象の時間内においてこれらのセグメントに存在するとした。この場合、移動中の歩行者はどの時刻中においてもいずれかのセグメントに存在すると言える。

3-2 RSSI 観測モデル

Bluetooth の RSSI は、受信側から取得できて数値のみでは距離を推定することができない。本手法では、複数の受信機で同時に取れる保証が無い状況で、1 つのセンサから受信できる RSSI から、どの距離帯に端末が存在するか推定する手法を提案する。

本手法では、初めに一定距離毎に RSSI を計測し、その平均と分散を調査する。様々な距離で測定した結果から、図 2 に示す様な距離と RSSI の近似曲線を作成する。そして、一定の幅で区切った RSSI ランク毎に各距離帯に存在する確率W_{hs}を計算する。これを RSSI ランクで集計し、正規化することで、その RSSI ランクが得られたときの、歩行者が存在する距離帯の確率分布を得る。

3-3 ボルツマンマシンによる時空間経路推定モデル

時空間経路推定は、グラフ構造として作成した歩行者モデルと一定の時間間隔で離散化した時間で歩行者の移動状態の状態遷移モデルを作成し、ボルツマンマシンの推定を行う。

例えば、図 1 に示すグラフ構造を持つ場合、歩行者の移動状態遷移モデルは図 3 に示す構造になる。グラフ構造における各ノード間をつなぐアークを 1 つの状態ユニットとみなし、他の状態ユニットと相互結合することで表す。この場合、ある時刻t_iにおいては 1 つの状態ユニットにしか存在しないため、同じ時間帯の状態ユニットには負の重みで相互結合する。また、次の時刻t_{i+1}の状態ユニットとの間には、合理的な経路であれば正の相互結合として適切な状態遷移確率を与え、それ以外には同じ時間帯の状態ユニット同じように負の相互結合を与える。

ボルツマンマシンによる移動経路の推定は各ユニットにおいて以下の式(1)を計算し、p_iを用いることで推定を行う。

バイアス値θについて、Δtの間に n 回の観測機会があるとして、そのうち RSSI ランクI_sがセンサ位置hでm_{hs}回観測された場合、式(2)を用いた結果を式(1)に適用する。

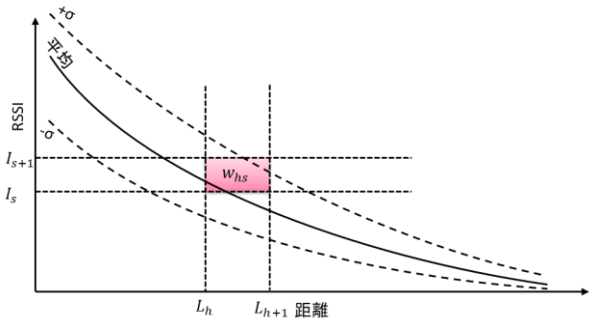


図 2　入力バイアス値

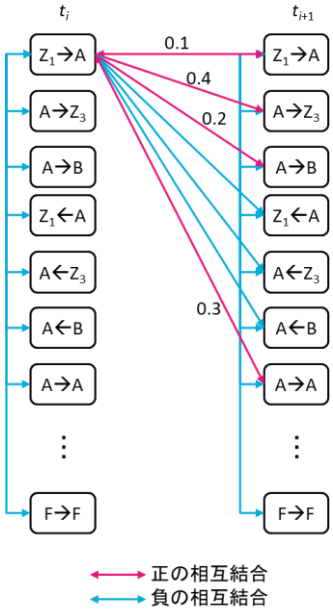


図 3　歩行者の移動状態遷移モデル

$$p_i = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{\sum_j W_{ij} S_j + \theta_i}{T}\right)} \tag{1}$$

p_i:ユニットiの状態値が 1 に遷移する確率
W_{ij}:ユニットij間の結合の重み
s_i:ユニットiの状態値$\{0,1\}$
θ_i:ユニットiのバイアス値
T:温度パラメータ$(\infty \to 0$に焼き鈍し$)$

$$\theta = \sum_{hs} W_{hs} m_{hs} \tag{2}$$

温度パラメータTは Fast simulated Annealing による焼き鈍しを行う。焼き鈍しは以下の式(3)で行う。

$$T(t)/T_0 = \frac{1}{\log_e(1+t)} \quad (3)$$

$T(t)$:焼きなまし回数t回目の温度
T_0:初期温度

本研究では、温度パラメータの初期温度を 10℃とし、焼き鈍しの回数を 1000 回とした。この時の各ユニットの 1 に遷移した回数を記録し、経路探索時のコストとして使用する。

3-4　経路探索モデル

経路探索はボルツマンマシンによって各時刻、ユニット毎に 1 に遷移した回数を使用し、通った経路ユニットの 1 に遷移した回数の合計が最大となる経路をダイクストラ法で算出する。この時、経路は以下のルールが適用された中で最大の経路を選ぶ。

- 歩行者の起終点は必ず Z_1~Z_8 になる。
- 一度通ったユニットから逆行するユニットは通ってはいけない。

4　フィールド調査

4-1　調査対象

本研究では東京都千代田区神保町駅前から駿河台下交差点までの区間を対象として、図 1 に示す歩行空間を検証対象の範囲とした。

4-2　歩行空間のグラフ構造化

歩行空間モデルは図 1 に示すグラフ構造とした。横断歩道のある地点を道路結節点とし、それ以外の地点を起終点として歩行空間を表す。

4-3　Bluetooth の受信強度測定

受信機で取得した Bluetooth の RSSI と距離の関係の計測を行った。計測は図 4 示す直線の区間で行い、受信機と計測対象の端末との距離がそれぞれ 0,5,10,20,30,40,50m の時に 1 分間停止し、その時間帯における RSSI の計測を行った。

計測結果をまとめ、近似曲線を引いた結果を図 5 に示す。RSSI は距離が近いほど大きく、また、距離が遠くなるほどにその差が小さくなることが分かる。

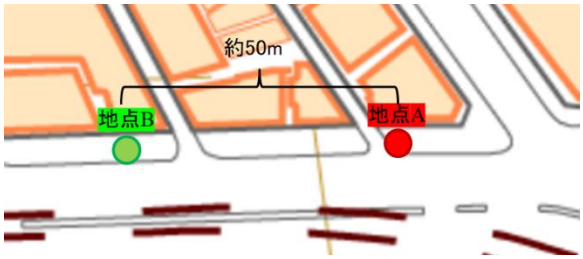


図 4　Bluetooth の RSSI 計測方法

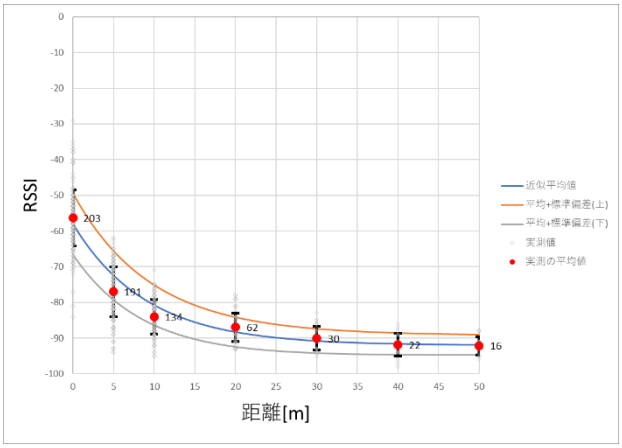


図 5　Bluetooth の RSSI 計測結果

表 1　RSSI による各距離帯の存在確率

RSSI[dB]	距離帯[m]				
	0~10	10~20	20~30	30~40	40~50
0~-10	-	-	-	-	-
-10~-20	1.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00
-20~-30	1.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00
-30~-40	1.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00
-40~-50	1.000.E+00	5.603.E-11	0.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00
-50~-60	1.000.E+00	9.803.E-07	0.000.E+00	0.000.E+00	0.000.E+00
-60~-70	9.985.E-01	1.543.E-03	1.046.E-07	2.537.E-11	1.023.E-13
-70~-80	8.051.E-01	1.888.E-01	5.780.E-03	2.772.E-04	3.965.E-05
-80~-90	6.764.E-02	3.613.E-01	2.603.E-01	1.732.E-01	1.376.E-01
-90~-100	2.578.E-03	8.451.E-02	2.364.E-01	3.211.E-01	3.554.E-01
-100~-110	3.058.E-03	1.186.E-01	3.148.E-01	3.164.E-01	2.471.E-01

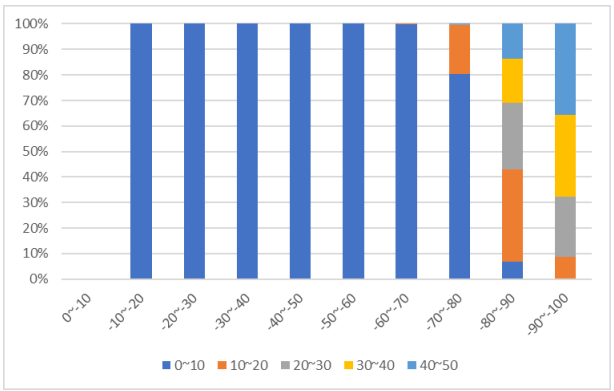


図 6　RSSI による各距離帯存在確率グラフ

この結果をもとに RSSI の強さ毎の各距離帯の存在確率を求める。表 1 に計算結果示し、図 6 にグラフに直したものを示す。RSSI が 0~-10 の時の計算結果がエラーになっているが、これは今回の調査で記録された RSSI に 0~-10 の記録がなかったためである。今回は図 6 の傾向から RSSI が-20～-30 の場合と同様に 0~10m 帯に存在することとした。

この結果を状態ユニットのバイアス値として利用する。

4-4 Fast simulated annealing の温度減衰検証

ボルツマンマシンによる推定を行う際に、Fast simulated annealing [5]による温度減衰の検証を行った。

T_0=10 の場合における Fast simulated annealing の温度減衰の様子を図 7 に示す。温度減衰は焼き鈍し開始から最初の 100 回程度は大きく減衰する様子が見えるが、200 回目以降になると減衰の程度が非常に緩やかになっていることが分かる。減衰が緩やかになっているということは局所解に陥る可能性があるため、ある程度回数で焼き鈍し回数をリセットすることとした。今回は、250 回置きに焼き鈍し回数を初期状態に戻すことでボルツマンマシンによる推定を 4 セット行い、局所解にならないようにした。

4-5 Bluetooth 検証用データ計測

本研究の手法が正しいか調査するために、検証用のデータを計測する。

Bluetooth パケットセンサを設置するための観測地点は図 8 の様に 5 カ所に配置した。Bluetooth パケットセンサは、被験者が所持する端末の Bluetooth の信号を受け取り、取得時刻、ID、RSSI を記録する。被験者は Z_1、Z_8 をそれぞれ起終点として、A-B 間、C-D 間、E-F 間の内 1 か所のみを通過したルートと全ての箇所を通過したルートの計 4 パターンのルートについて、往復することで計 8 トリップ分の移動を行う。全トリップにおいて、信号待ちや通過状況を記録し、これを検証用の正解データとした。

計測した 8 トリップ分のデータについて、それぞれ本研究における手法で経路探索を行い、実際の経路と比較して整合性を確認する。

5 結果

5-1 経路探索結果

本手法において、計 8 トリップ分の経路探索結果の内、代表的な経路探索結果を図 9、図 10、表 2、表 3 にそれぞれ示す。

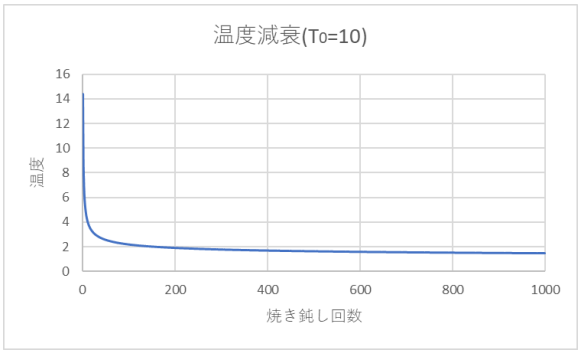


図 7 Fast simulated annealing の温度減衰 (T_0=10)

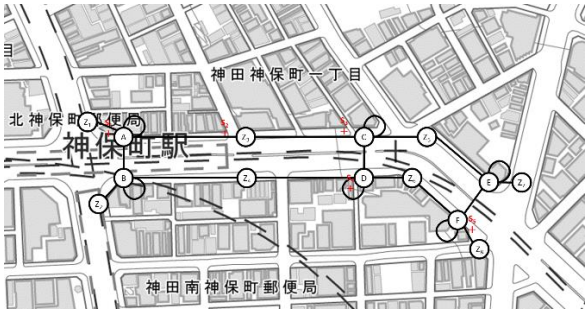
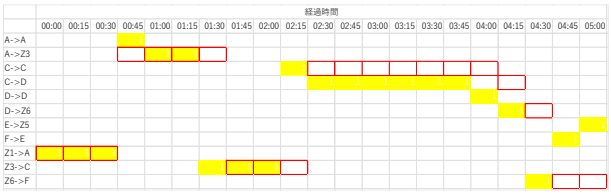


図 8 観測地点

表 2 経路探索結果①
(表中の赤枠：実測、黄色：経路探索結果)



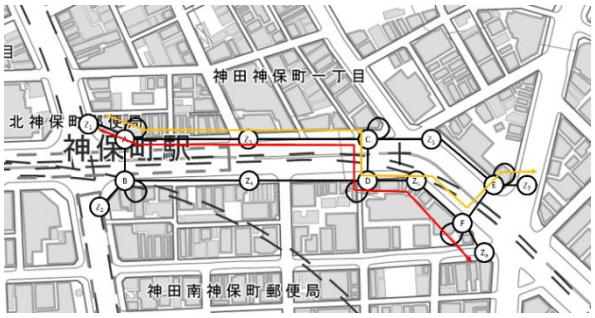
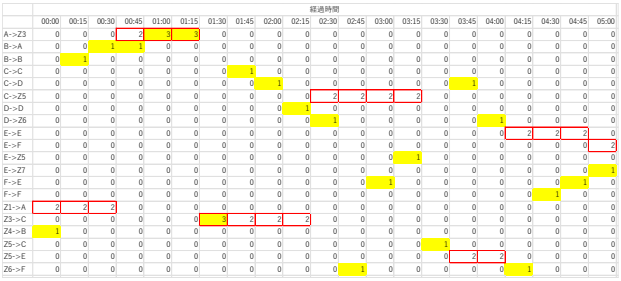


図 9 経路探索結果① 経路図
(赤：実測, 黄色：経路探索結果)

初めに図 9 について、空間上の経路は実測の結果とほぼ変わらない結果となったが、表 2 を確認すると経路の通過時刻が合わない箇所が見受けられる。また、図 10 において、起終点は実測と同じだが、時

表 3　経路探索結果②
(表中の赤枠：実測、黄色：経路探索結果)



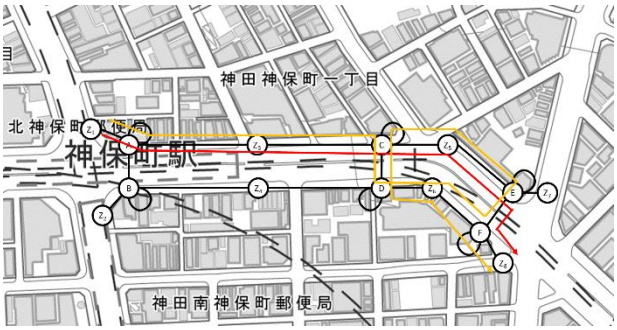


図 10　経路探索結果②　経路図
(赤：実測,黄色：経路探索結果)

空間経路探索結果が実測の経路と大きく異なる結果となった。

6　考察

本実験において、実測の RSSI を分析すると、実際に信号待ちしている地点においても RSSI が-80 を下回るような記録がされていることが分かった。そのため、図 6 の存在確率を適用すると 10~20m 付近に最も存在する確率が高い結果となり、その地点付近に存在するユニットが最も 1 に遷移した回数が多くなる結果となっていたと考えられる。

また、図 10 のような 1 周してしまったケースにおいては、受信記録がなかった時間が長く存在しており、ボルツマンマシンによる推定を行った結果としてどのユニットに存在していても効用が変化しない結果となったため、経路探索結果として 1 周してしまうような結果となったと考えられる。

このような対策として、図 5 結果の様に RSSI の各距離帯の存在確率は距離が近いときの変化が非常に大きいため、短い距離帯については細分化して対応することで推定時に実態に近いユニットがより 1 に遷移した回数が多くなるのではないかと考えている。また、ボルツマンマシンによる推定時におけるバイアス値の設定において、実際に観測された地点から明らかに距離の離れた地点に存在するユニットを対象にマイナスの結合バイアスをかけることで観測地点付近以外に遷移する確率を低くすることで改善されると考えている。

7　まとめ

人流把握を目的とした Bluetooth のログを用いた時空間経路推定手法の開発を行った。経路推定を行いたい区間の歩行空間モデルを作成し、このモデルに基づいた移動の状態遷移モデルを作成した。

経路探索は Bluetooth の RSSI と距離を元にバイアスをかけたボルツマンマシンによる推定を行い、1 に遷移した回数を記録した。記録した結果を経路探索モデルによって 1 に遷移した回数の合計が最大となる経路をダイクストラ法で探索し、その結果を実測と比較し、近い結果を得ることができた。

しかしながら、実測と大きく異なる経路を推定したケースがあった。これは、RSSI の距離帯別存在確率分布やボルツマンマシンによる推定時におけるバイアス値の設定に調整をすることで改善することができると考えている。

謝辞：本研究は、国立研究開発法人情報通信研究機構の「Beyond 5G 機能実施型プログラムのうち一般課題」(採択番号:05401)の成果である。関係者各位に深く謝意を示す。

1) Zenrin DataCom, 混雑統計, https://www.zenrin-datacom.net/solution/congestion
2) 末木祐多, 佐々木邦明, Wi-Fi パケットセンサから得られるデータを用いた市街地における歩行者 OD 交通量の推計, 日本都市計画学会, 都市計画論文集, Vol.54, No.3, 2019 年 10 月
3) 北須賀輝明, 中西恒夫, 福田晃, 無線通信網を用いた屋内向け測位方式, 情報処理学会論文誌, Vol.44, No. SIG 10(ACS2), 2003 年 7 月
4) 古舘達也, 堀川三好, 橋本和幸, 工藤大希 岡本東, Bluetooth Low Energy ビーコンを用いた歩行者測位手法の提案, 第 15 回情報科学技術フォーラム
5) Harold Szu, FAST SIMULATED ANNEALING, 1984 年 1 月
6) 国土交通省, 国土地理院地図, https://www.gsi.go.jp/