

無線 LAN アクセスポイントを用いた店舗待ち時間予測

岡村 健太[†] 沼尾 雅之[†]

[†] 電気通信大学情報理工学部情報・通信工学科選考 〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

E-mail: [†]o1211033@ecu.cc.uec.ac.jp, numao@cs.uec.ac.jp

あらまし 近年、スマートフォン等モバイル端末は幅広く普及してきて端末数と周辺の人数には相関があり、それを元にした研究が行われている。本研究では、遊園地や人気飲食店などにおける人々の行列の待ち時間をモバイル端末が送信するプローブクエストを用いることで予測する。無線 LAN アクセスポイントを用いることで既存の予測システムより安価かつ急な変動に強い予測システムを構築することを目指す。実世界で正確に個々人の動きを把握するのは困難であるため、ネットワークシミュレータ OMNet++を用いて人の動きとモバイル端末の動きをシミュレートし、モバイル端末から送信されたプローブクエストの記録のみから人の動きを予測するアルゴリズムを提案し正確さを評価する。

キーワード 無線 LAN アクセスポイント, プローブ要求, 待ち行列, ネットワークシミュレータ

1. はじめに

人気の飲食店、遊園地の乗り物やスーパーのレジなど、日本での日常生活において我々は列に並んで待つという機会が多数ある。この行列による待ち時間は誰もが避けたいものであり、ディズニーランド等の遊園地においてはアトラクションごとに待ち時間を表示するシステムが存在している^(注1)。しかし飲食店などにおいてこのようなシステムの導入が見られるのはまれである。この理由として、導入が難しい、ランニングコストが高いなどの理由が考えられる。

無線 LAN アクセスポイントを用いて周辺のモバイル端末の発するプローブ要求を収集し、データを解析して待ち時間推定を行う。データ収集に用いる無線 LAN アクセスポイントの数は極力小さくすることでシステムの低コスト化を目指す。そのために既存の位置推定を重視したユーザの行動分析ではなく、各々のユーザの滞在時間を重視した分析手法を提案する。位置推定と滞在時間を組み合わせることでより高度な行動分析を行い、通りすがりの人と入店した人、待ち行列に並んでいる人などを分類する。

実際の環境で複数パターンを用いて検証実験を行うことは困難であるため、現実の環境を模したシミュレータを作成してデータ解析・推定アルゴリズムの提案とその精度の検証を行う。シミュレータを用いることで、シミュレーションモデルを適宜構築し直し、様々なパターンの店に対してそれぞれ適切な分析手法を提案できる。

2. 関連技術

2.1 プローブ要求フレーム

スマートフォンなどの Wifi 対応端末が無線 LAN アクセスポイント（以下、AP とする）に接続する際、端末は周辺に存在する AP を検索するためにプローブ要求 (Probe Request) フ

レームをブロードキャスト送信する。送信間隔は機種によって異なるが、概ね数十秒あるいは数分間隔で行われている [1] [3]。

プローブ要求フレームには送信端末の MAC アドレス及びシーケンス番号が含まれている。ここでシーケンス番号とは各フレームに与えられる固有の番号であり、これを用いることで複数の AP が受信したプローブ要求のうち同一のものを判別することができる。

2.2 プライバシーの保護

不特定多数に送信されている電波を独自に収集するという行為について、総務省のレポート [4] によると、通信が確立する前の段階の packets を収集することに関して適切にプライバシー保護が行われていれば制限しないという見解となっている。プローブ要求フレームは AP と端末が通信を行う前段階の、周辺 AP の探索に用いられる通信確立前のものであり、傍聴することには問題はない。また取得する MAC アドレスにはハッシュ関数かけて匿名化を行い、個人が特定できないような仕組みを導入してプライバシーに対して十分な配慮を行う。

3. 関連研究

待ち時間を推定することは既存の混雑度の推定をする研究と関連している。スマートフォンを用いて混雑度を計測する研究には大きく分けてスマートフォンに搭載された物理的センサ類を用いたものとそれが発信する電波を用いたものの 2 種類が存在している。またその他のセンサ類を用いる方法、例えば監視カメラの映像を用いて周辺人数の予測をする研究 [7] などもある。

3.1 スマートフォン搭載センサを用いた混雑度推定

大植ら [5] は GPS や Wifi スポット [8] を用いてユーザ側から位置情報を送信してもらい、その情報を 1 つのサーバに集めてバス停の混雑状況を把握し、混雑を緩和するためのサービスを提案している。

西村ら [6] はスマートフォン内蔵のマイクや加速度センサを用いて歩行者の歩行速度を観測し、群衆密度が増加すると歩行

(注1) : <http://www.tokyodisneyresort.jp/fun/mobile/>

速度の自由度が低下して流れが一様になることを用いて混雑度を判定している。スマートフォンの専用アプリケーションで観測された情報をクラウドサーバ宛に送信して混雑状況を分析している。

3.2 無線 LAN アクセスポイントを用いた混雑度推定

中野ら [1] はプローブ要求を用いた屋内混雑度推定手法を提案しており、観測場所の地理的状況を分類したり入退室制約を考慮することで推測アルゴリズムを変化させている。少数の AP を用いて部屋単位で位置推定を用いて部屋に在る人数を判定している。位置推定を行うために事前に自前で用意した端末を用いて部屋の内外でプローブ要求データを学習させている。

3.3 既存研究との違い

スマートフォン搭載センサを用いた混雑度推定では、ユーザへ専用システムへの登録を依頼したり専用のアプリケーションをインストールしてもらう必要がある。本研究の対象である飲食店やアミューズメントパークは、メインとなるサービスは飲食やアトラクション本体であり待ち時間予測はオプションである。そのため積極的にお客さんにシステムへの登録やアプリケーションのインストールを促すことは難しい。

また中野らの方法では位置推定を中心としていて事前の入念な学習が必要であり、また環境が大きく変化するとそれに合わせた調整が必要になってしまう。

これらの点をふまえて、本研究ではスマートフォン搭載センサを用いずに AP を用いた形式を使用し、位置推定を補助的なものとして扱い、主として同一端末の連続した滞在時間を取り扱うこととした。この方式を用いることでより簡易に店舗内の人数を計測し、待ち人数から待ち時間を計算できると考える。

4. 推定対象環境とモデル化

4.1 店舗利用環境のモデル化

人々が飲食店などを利用する際、入店時やサービスの受けはじめなどの節々の段階においてそれぞれ状態を定義することができる。例えば飲食店の場合、座席に案内されてから食事をし、食後のおしゃべりをしてから退店するまでの間をサービス中と定義することができる。

プローブ要求を用いて人の流れを分析するにあたって、まずは分析対象となる人が店舗を利用し、周辺領域から離脱するまでの抽象的な流れを図 1 に示すようなモデルへとモデル化した。

各場面での状態について次のように定義する。

- (1) 観測対象の店舗周辺領域に人が発生する。グループで行動する人も多数存在する。
- (2) 発生した人のうち、一部の人が対象店舗に入店する。入店しない人はそのまま周辺領域を離れ観測対象外となる。入店するかしないかの判断基準は時間帯、店舗の外見や評判、待ち行列の長さなど様々な要因が考えられる。
- (3) 店舗内の座席が埋まっている場合、客は待ち行列へ並ぶ。待ち人数が 0 の場合、この状態はスキップされる。
- (4) サービスを受ける。飲食店等の場合、サービス時間の分布は正規分布になることが考えられる。遊園地のアトラクションの場合はサービス時間は一定となる。本研究では想定店舗を飲

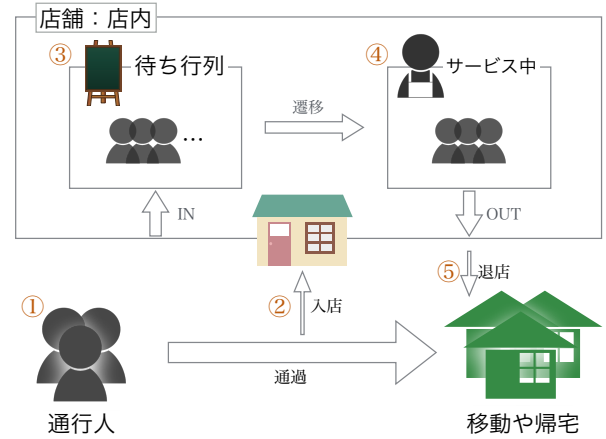


図 1 入店から退店までの流れの抽象モデル

食店系のものとし、サービス時間は正規分布となるものとする。
(5) サービス終了後、退店する。

”店舗周辺領域”の定義について、本研究では Wifi 利用端末が発するプローブ要求の受信を元に行うため、ある場所で端末がプローブ要求を送信した際、実験用に設置したアクセスポイントがそれを受信できるような範囲を周辺領域とする。

4.2 簡易位置推定

複数 AP を用いてプローブ要求を収集し、それらの RSSI 値を比較することで現在地を推測することができる [2]。本研究では人が店舗に入店^(注1)したかどうかを判定するために簡単な位置推定を導入する。しかしこの推測結果のみを元にして滞在時間の開始時間を求めるようなことはせず、あくまで参考程度のものであるとして利用する。具体的なアルゴリズムとしては、RSSI 値が大きいほうの AP を現在地として用いるという単純なものを採用する。異なるシーケンス番号の複数プローブ要求から現在位置を推定する場合は、各シーケンス番号のプローブ要求ごとに現在地を推定してより多く出現した地点をそのプローブ要求郡で推測された簡易位置推定結果とする。

4.3 想定環境

店舗はファミレスのような飲食店を意識した。出入り口は 1 つで、店内全体が壁で囲われているものとする。店舗の入り口付近と店の奥に AP を設置することで大雑把な精度で店内外を判定できると期待できるものとする。

簡易位置推定が入店判定に大きく貢献できた場合はオープンカフェや屋台のようなよりオープンなスペースの店の場合は簡易位置推定の精度を高めるために AP を増やすことになる。測定の精度をあげるために単純に AP 数を増やすのは有用と思われるが、AP 数を少なく抑えることが今回の研究の目的の 1 つであるため無闇に AP 数を増やさないようにする。

(注1)：本稿では待ち行列に並んでいる人も店内に待機場所があるものとし、入店している人とみなす。

5. 待ち人数推測手法

5.1 システム構成

本研究では、シミュレータを用いたデータを利用して待ち時間推定システムを提案する。

シミュレータ内では 4.1 節で述べたモデル環境が正確に再現され、人々はそれぞれ異なった行動をとる。人々の行動シミュレーションと同時にその人がいる場所をもとにしたプローブ要求送信が行われ、シミュレーション環境内に設置された複数の仮想アクセスポイントを用いてそのプローブ要求を収集する。

シミュレータ内の一人一人の行動全てはログとして記録でき、別のプログラムから参照できるようファイル出力できる。また行動ログとは別に各仮想アクセスポイントの収集したプローブ要求ログレコードもファイルに出力する。プローブ要求レコードのみから店舗への滞在人数や待ち時間を予測し、実際の人々の行動と比較をして推定精度を判定することができる。人々の動きのログとプローブ要求のログの情報ソースは異なるものであり、それぞれ独立している。

提案システム全体のモデリング図を図 2 に示す。

全体の推定システムの構成要素は次の 3 つである。

・通行人・利用客モデル

図 1 で示した人の流れを、シミュレータ内で再現する。通行人発生源や店舗モデルは各種パラメータを持ち、状況を変化させられる。

・プローブ要求モニタリング

複数アクセスポイントを用いてプローブ要求を収集する。上の通行人・利用客シミュレーションと同時にこちらもシミュレートし、店舗周辺領域に存在しているユーザの携帯端末が発するプローブ要求を収集する。

・解析システム

解析システムには複数アプリケーションを用いる。

- 解析プログラム
- Microsoft Excel
- 解析結果ビューワ

収集したデータを解析プログラムへ入力して結果を得るが、結果を視覚的にわかりやすいものにするために Microsoft Excel と、Excel では描画が難しいグラフを描画するための自作ビューワを作成した。解析プログラム自身は CUI で作成して表示系とは分離することでリアルタイムな解析にも柔軟に対応できる構造にした。

5.2 シミュレータの詳細

4.1 で示した要件を満たすようなシミュレータを作成した。シミュレータの作成にはネットワークシミュレータ OMNet++ 4.6^(注1)を使用した。

5.2.1 構成クラス

シミュレータは 2 種類の packets と 4 種類のノードのクラスで構成されている。

- パケット一覧

・人 (Man)

通行人及び客を示すパケット。通常 1 台のスマートフォンを所有し、ランダムに設定された間隔でプローブ要求を発信する。グループで行動するものも存在する。通行人・利用客モデル内でノード間を移動するパケット。

・プローブ要求 (Probe)

プローブ要求を示すパケット。上の人パケットを元に生成され、MAC アドレスやシーケンス番号を持つ。プローブ要求モニタリング内で用いられる。

● ノード一覧

・通行人発生源 (Spawn)

人が生成されるノード。ここで人パケットが生成される。時間帯別に生成される数は変化し、ランダムで行動パターンが設定される。

・店舗モデル (Store)

店舗を表すノード。人パケットを内部のキューに保持することができる。キュー内で一定時間 (サービス時間) が経過すると退店したとし、人パケットを移動・帰宅ノードへ移動させる。座席数以上人がキュー内に貯まると待ち行列が発生する。通行人をシミュレータ内で表す際は、店舗利用客と同様にこのモデルを使用し、サービス時間を短くかつ座席数を無限とすることで通行人らしい動きになるよう設定されている。

・移動・帰宅 (Gone)

人々が最終的に行き着く場所でありデータの集計上必要となるため設置されている。

・アクセスポイント (AccessPoint)

無線 LAN アクセスポイントを表し、各所で発信された Probe パケットが転送され、各 AP ごとに受信したプローブ要求を保持するようになっている。

これらのノードを用いてシミュレータ内に図 3 のようなネットワークを構築した。

5.2.2 特殊な行動オプション

シミュレータ内のユーザ (人パケット) は 1 つの携帯端末を持ち、1 人で行動し、1 度帰宅すると以後出現しないということが基本となっているが、シミュレータをできるだけ現実らしいものにするため以下のような特殊な行動オプションを追加した。これら複数のオプションを持つユーザも登場する。

・グループ行動

同時刻に生成された他の数人を巻き添えにしてグループで行動するようになる。ノードの行き先は全て同じになり、店舗への到着時間や退店時間も等しくなる。また座席数がグループの人数に満たない場合は人数分の空きが出るまで待つようになる。

・複数端末所持・端末未所持

携帯端末を 2 つもっているもしくは 1 つも持っていないユーザ。2 つ所持している場合、プローブ要求パケットに載せられる MAC アドレスはそれぞれ異なる。端末を所持していない場合プローブ要求は一切送信されない。

・再登場

(注1) : <https://omnetpp.org>

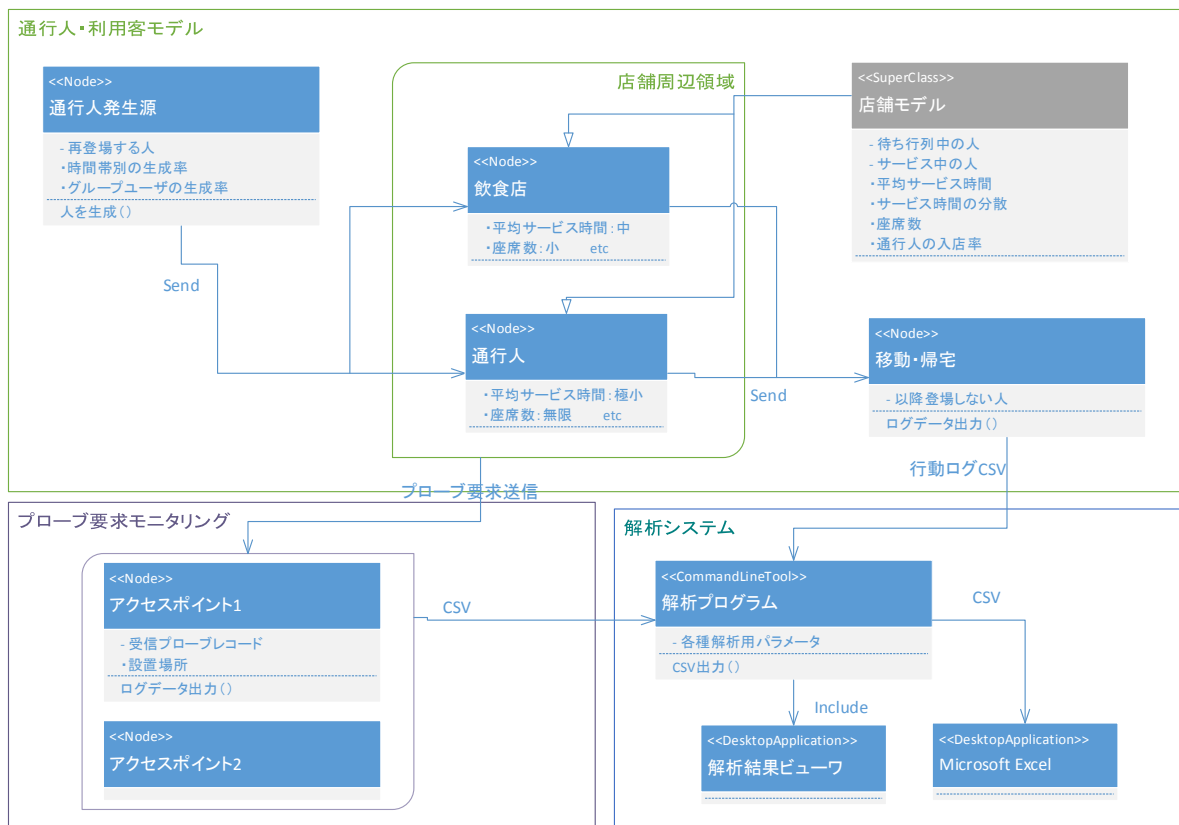


図 2 システム全体のモデル

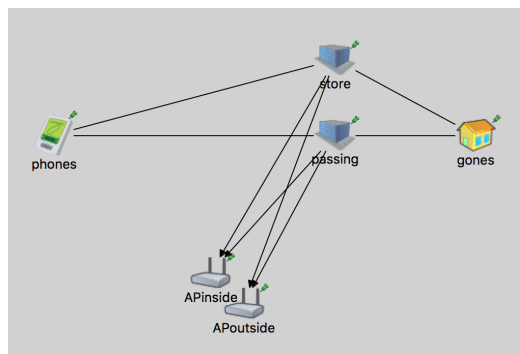


図 3 シミュレータ内のノード構成

帰宅ノードに到達して一度シミュレータ世界からいなくなったあと再び生成され登場する。

5.3 プローブ要求データの解析プログラム

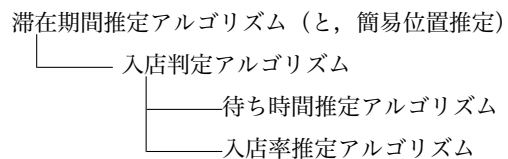
シミュレータにより出力されたデータ及び実際のアクセスポイントで収集したデータはそのままでは利用できないため、それを解析するためのプログラムを作成した。プログラムはログファイルからの読み込み及びリアルタイムな読み込みのどちらにも対応できるような構造となっているが、本論文では1つの系の観測を終えたあとログデータに対してバッチ処理する形式で行う。

5.3.1 解析プログラムの概要

解析プログラム全体の概要を図4に示す。多数のプローブ要求レコードを読み込み、ユニークID (MAC アドレスのハッ

シュ値) ごとにユーザを生成し保持させる。これは郵便局で年賀状が各住所宛のボックスに仕分けされることを想像するとわかりやすいだろう。生成された多数の User クラスオブジェクトに対して集計器は問い合わせを行い、指定された時間帯にどのような状態であったかを調べ、集計する。

プログラムの各々の箇所において、滞在期間推定、入店判定、待ち時間推定、入店率推定アルゴリズムを適用する。この4つのアルゴリズムは次のような関係になっており、子のアルゴリズムの精度は親のアルゴリズムの精度に依存している。



次項からこの4つのアルゴリズムについての詳しい説明を行う。

5.3.2 プローブ要求から滞在期間を求める時間補間アルゴリズム

プローブ要求を取得した時間から前後1分間をそのユーザが滞在していた期間とする。また、ユーザが店舗付近に存在している間は定期的にAPがプローブ要求を取得できるはずであるので、2つ以上のプローブ要求が8分以内の時間間隔で得られた場合その期間は滞在していたと判定する。この8分と設定した値を「最大結合間隔」とする。この最大結合間隔の値が小さ

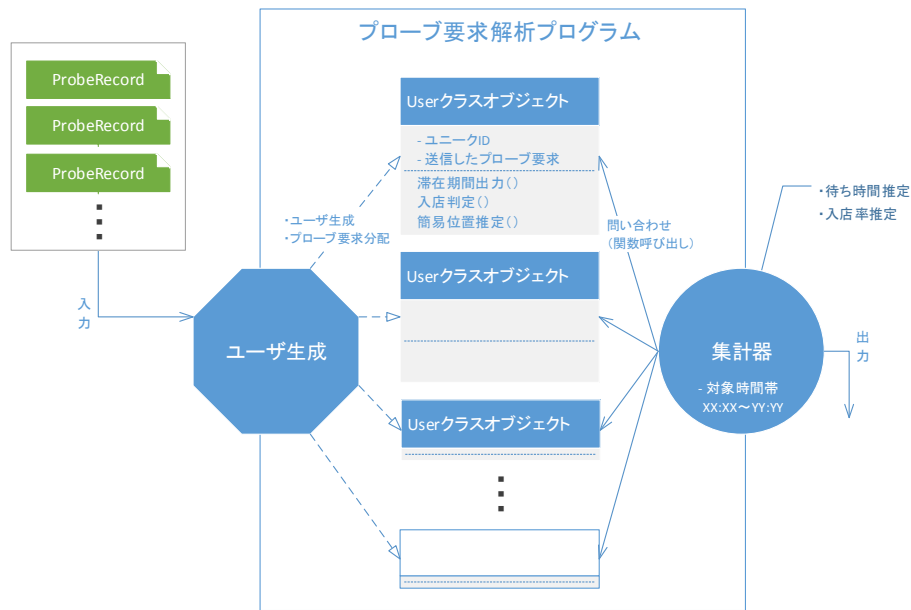


図4 解析プログラムの概要図

すぎる場合、図5のように短期間の滞在が複数回あったかのような判定がなされてしまうので実際のプローブ要求の送出間隔よりも大きめにとる必要がある。

a. 最大結合間隔が小さい場合



b. 最大結合間隔が十分な場合



● : プローブ要求を受信した時間
■ : 滞在中と判定された時間

図5 最大結合間隔

★入店客判定（待ち時間が0の場合）

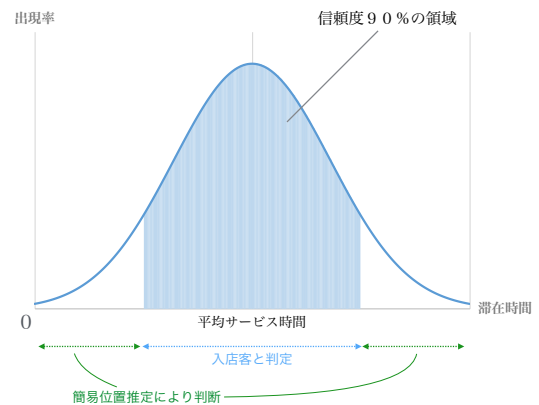


図6 入店客滞在時間の分布

5.3.3 滞在時間と簡易位置推定から入店判定を行うアルゴリズム

現在の店舗内の人数を把握するためには、あるユーザが特定の時間帯に店内又は店外にいたかを判定する必要がある。そこで、上で推測された滞在時間と4.2の簡易位置推定を用いて、そのユーザが通り過ぎる人か入店客かを判定するためのアルゴリズムを次のように考えた。

入店客の滞在時間の分布は正規分布となると考えられる（図6）。入店客のうち90%の人の滞在時間は図6の網掛け部に相当する（網掛け部は、標準正規分布における90%信頼区間を示している）ので、その時間存在していた人は入店客と判定する。それより外側に存在している人は簡易位置推定の結果から

店内側に存在していれば入店客だと判定する。

入店客判定時間の設定1

区間の開始時間＝平均サービス時間－サービス時間の標準偏差×1.28(標準正規分布における信頼度90%)

ただし、入店客には待ち時間が発生している人も存在する。このような人を考慮すると、全体の分布は右にずれるはずである（図7）。ずれを考慮した平均滞在時間とその分散を求めるのは非常に困難だと考えられるため、区間の終了時間を次のように定義する。

入店客判定時間の設定2

区間の終了時間＝平均サービス時間×2

このような区間を定義し、区間内の滞在時間の人は入店客、

そうでない人も簡易位置推定の結果で入店客又は通りすがり客かを判定するようにした。

★入店客判定（待ち時間がある人を考慮）

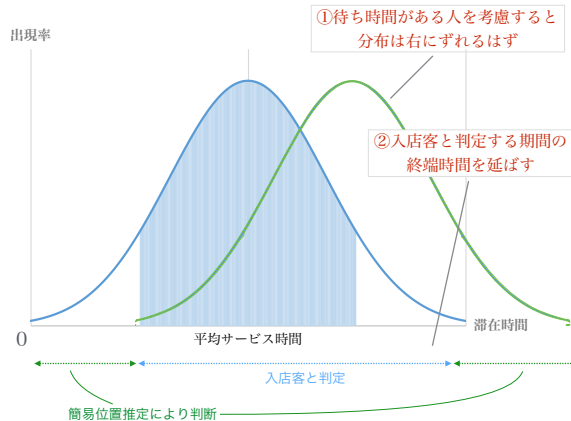


図 7 待ち時間を考慮した入店客滞在時間の分布

5.3.4 入店判定を用いた待ち時間推定アルゴリズム

このアルゴリズムでは、入店判定からの店内人数推定を用いて待ち時間推定を行う。待ち時間の計算式は次のようにした。

待ち時間計算式

予想待ち時間 = (入店人数 - 店の座席数) × 1 人が退店するのにかかる時間の平均
1 人が退店するのにかかる時間の平均 = 平均サービス時間 / 2 / サービス中人数

ここで、待ち時間が発生しているときはサービス中人数は座席数と等しいとする。

5.3.5 入店判定を用いた入店率推定アルゴリズム

このアルゴリズムでは、入店判定を用いてユーザがいつ店舗に到着したかを推定して到着数を求め、それを用いて周辺の人のうち何割の人が店舗に入店するかを示す入店率を求める。

到着数について、指定時間帯に入店中と判定されたユーザのうちその指定時間帯にユーザの店舗への到着時間が含まれていれば 1 カウントするものとする。入店中であっても到着時間がその時間帯に含まれていなければカウントしない。この到着数を用いて、入店率を以下の式で計算する。

入店率計算式

各時間帯における入店率 = その時間帯の入店客の到着数 / その時間帯における全体の到着数 (入店客 + 通りすがり)

通りすがりの人の到着数は、5.2.1 節で述べたようにモデル上ではサービス時間が短く座席数が無限の店舗に訪れた人となるため、入店客と同様の方法で到着数を取得できる。

6. 評価実験

6.1 実験の目的

実際にシミュレータを動作させ、シミュレータ内での人の流れを正確に記録したログと、プローブ要求の収集ログをそれぞれ独立したものとして取得する。その後、プローブ要求のログのみから推測された各時間帯あたりの入店人数と実際の各時間帯の入店人数を比較し、その正確さを評価する。その後、入店人数から待ち時間及び入店率を推測するアルゴリズムを適用し、正確さを評価する。

5.3 項で紹介した 4 つのアルゴリズムのうち、入店判定、入店率推定、待ち時間推定についてそれぞれ評価を行う。シミュレータ内で実際の人の行動ログを元に集計したデータとアルゴリズムから推測したデータがどれほど類似していたかを評価基準とする。

6.2 実験と結果

6.2.1 入店判定アルゴリズム

シミュレータを設定し、昼間にそこそこ混雑して待ち行列ができ、それ以外の時間帯は比較的空いているという仮想店舗を作成した。この店舗の 1 日をシミュレートしたあと、各種アルゴリズムを適用させ入店中人数を計測した結果、図 8 を得た。縦軸は人数、横軸は時間帯を示している。

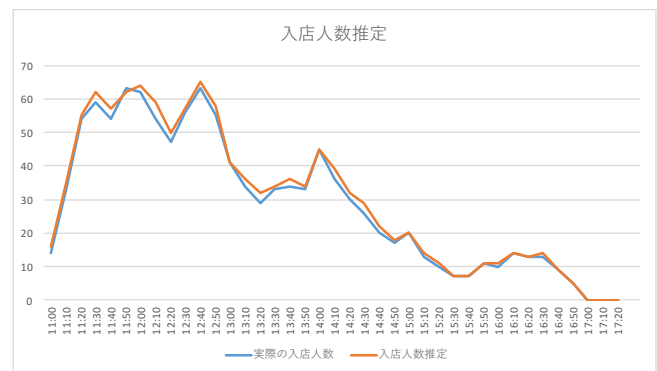


図 8 入店数推定結果

正解率の平均は 95 % となった。

正解率の計算式には、次の式を用いた。

$$\text{正解率} = 1 - \frac{|\text{実際の値} - \text{予想の値}|}{\text{実際の値}}$$

但し、実際の値が 0 のときは正解率を計算できないためその時間帯の値は考えないものとする。実験上、シミュレーション終了時刻 (17:00) 以降の時間帯以外に 0 が出現することはほぼないので問題はない。

さらに、店舗のパラメータのうち平均サービス時間の標準偏差と入店率を変更してそれぞれの組み合わせで正解率の平均を調べてみたところ、次の表 1 を得た。

表 1 の結果から、入店率が普通又は小さい場合においては標準偏差に影響されることなく高い精度の推定が行えている。一方、入店率が大きい場合は精度が落ちている。

表 1 パラメータごとの入店判定正解率の平均

		標準偏差		
		2.0	6.0	10.0
入店率	小さい (0.07)	95 %	94 %	92 %
	普通 (0.11)	95 %	95 %	93 %
	大きい (0.15)	77 %	83 %	81 %

6.2.2 入店率推定アルゴリズム

入店率推定アルゴリズムを各入店率と平均サービス時間の標準偏差を変化させ得たデータそれぞれに対して適用した結果を表 2 に示す。

表 2 入店率予測結果

		標準偏差		
		2.0	6.0	10.0
入店率	小さい (0.07)	0.068	0.067	0.059
	普通 (0.11)	0.099	0.104	0.117
	大きい (0.15)	0.105	0.117	0.112

入店率が小さい又は普通のときは高い精度で入店率を導き出せている。入店率の計算の精度は入店判定の精度に依存しているため、入店率が大きいときに結果が良くない点は入店判定の項と共通している。

6.2.3 待ち時間推定アルゴリズム

待ち時間推定アルゴリズムの評価を行った。図 8 のときと同じデータを用いて待ち時間推定を行った結果を図 9 に示す。グラフの縦軸は待ち時間で単位は秒である。

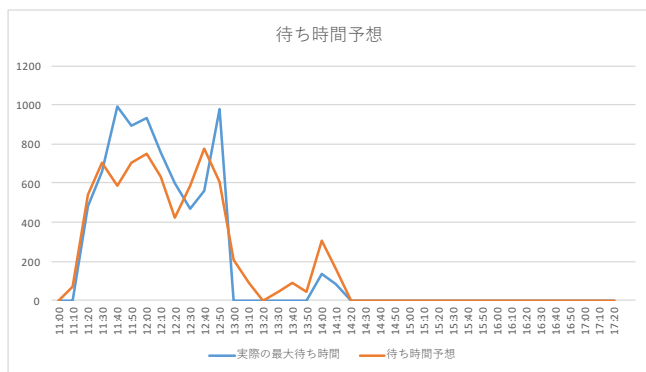


図 9 待ち時間推定結果

6.3 考 察

入店判定アルゴリズムは高い精度で実際の値を追従できた一方、入店率が大きく長い行列が長期にわたって形成されていたケースでは精度が著しく落ちてしまった。これは入店と判定される滞在時間を大きく超えた待ち時間を持つ人が多数発生したことが原因だと考えられる。入店判定アルゴリズムの精度は待ち時間と入店率推定の精度に深く関連しているため、全体の精度を向上させるために状況が変化しても柔軟に判定を行えるような新たな方法を考案する必要がある。

7. おわりに

本研究ではユーザ単位の連続したプローブ要求を用いることで行列の待ち時間を推定した。

ケースによっては高い精度で推定を行えた一方、非常に混雑したケースのときは十分な精度の推定を行えなかった。これを改善するためには現在の状況を何らかの方法で自動判断して解析プログラムの設定を動的に変更してあげる必要がある。待ち時間推定アルゴリズムに関しても、到着数も利用するよう改良することでさらなる精度向上が期待できるためこちらにも取り組みたい。

文 献

- [1] 中野 隆介, 沼尾 雅之: 無線 LAN アクセスポイントへの検索要求を用いた屋内混雑度推定手法, 日本データベース学会論文誌, Vol.12, No.1, pp.121-126, (2013)
- [2] 横堀 哲也, 沼尾 雅之: プローブ要求を利用したスマートフォンユーザー向け屋内位置推定手法, FIT2014 情報科学技術フォーラム講演論文集 RO-004
- [3] 望月 祐洋, 鬼倉 隆志, 福崎 雄生, 西尾 信彦: Wi-Fi パケット人流解析システムの実環境への適用, DICO2014 論文集
- [4] 位置情報プライバシーレポートー位置情報に関するプライバシーの適切な保護と社会的利活用の両立に向けてー (http://www.soumu.go.jp/menu_news/s-news/01kiban08_02000144.html)
- [5] 大植 達也, 北上 真二, 清原 良三: 学生の行動モデルを活用した通学支援システムの検討, DICO2013 論文集
- [6] 西村 友洋, 樋口 雄大, 山口 弘純, 東野 輝夫: スマートフォンを活用した屋内混雑センシングの実装と評価, 情報処理学会研究報告
- [7] 田淵 義宗, 高橋 友和, 出口 大輔, 井手 一郎, 村瀬 洋, 黒住 隆行, 柏野 邦夫: 空間的な人数分布推定のための記憶型回帰の検討, IEICE Technical Report PRMU2013 - 127, CNR2013 - 35(2014 - 2)
- [8] 梶克彦, 河口信夫: UGC を利用した 無線 LAN 屋内位置情報基盤, 情報処理学会論文誌, Vol. 52 No. 12 3263 - 3273 (Dec. 2011)