

非集計データに基づく 非定常歩行者到着分布のモデル化

中西 航¹・妹背 政毅²・布施 孝志³・仙石 裕明⁴

¹正会員 博士 (工学) 東京工業大学特任助教 環境・社会理工学院 土木・環境工学系 (〒 152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1)
E-mail: nakanishi@plan.cv.titech.ac.jp

²学生会員 学士 (工学) 東京大学 大学院工学系研究科 社会基盤学専攻 修士課程 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)
E-mail: imose@trip.t.u-tokyo.ac.jp

³正会員 博士 (工学) 東京大学教授 大学院工学系研究科 社会基盤学専攻 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)
E-mail: fuse@civil.t.u-tokyo.ac.jp

⁴非会員 博士 (環境学) 株式会社マイクロベース (〒 101-0052 東京都千代田区神田小川町 3-28-2 立花書房ビル)
E-mail: hsengoku@microbase.co

中心市街地活性化に向けて歩行者の通行実態を把握するための基礎資料として、従前より歩行者断面通行量が集計データとして取得されてきた。しかし、集計データは短期間に起きる通行量変化に内包される非定常性を捉えられないため、経時・地点間比較を超えての活用は困難であった。本研究の目的は、歩行者の到着時刻を非集計データとして取得し、非定常到着分布をモデル化することである。実データをもとに、通行量の一時的な増加とその減衰や、到着間隔分布にみられる長短のピークを非定常性としてモデル化し、それらを点過程の理論に基づく階層的な時間伸縮モデルにより統合した。区分定常性を仮定する集計データ利用時のモデルとの比較から手法の有効性を示すとともに、パラメータ値やその意味解釈によりデータ取得地点の特徴を考察した。

Key Words : *Pedestrian traffic count, Disaggregated data, Non-stationary distribution, Hierarchical time rescaling*

1. はじめに

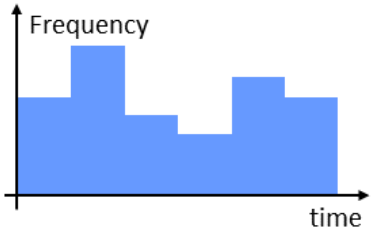
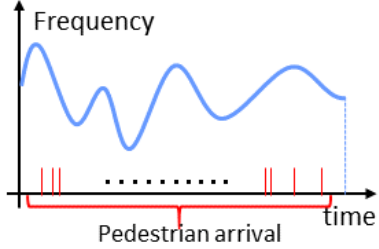
今日の日本において中心市街地の活性化は重要な課題である。まちづくり三法や中心市街地活性化法の整備・改正にともなって、多数の活性化計画が立案・実施されている¹⁾。これらの計画では、歩行者通行量が重視されており、地方自治体や商工会議所などが主体となって歩行者通行量調査が行われている。なぜならば、歩行者は中心市街地に経済効果をもたらす消費者であり、歩行者通行量の把握により計画の達成状況を議論できると考えられているからである。

本研究では、通行量調査の活用を念頭に、歩行者の通過頻度を表す時系列関数である到着分布のモデル化を考える。現在一般的に行われている歩行者通行量調査は、調査地点において観測する道路断面が設定され、調査員がカウンタを用いて通過した歩行者の数を記録するものである。この調査では、通常、時間帯別 (たとえば1時間ごと) の通過人数として整理された集計データが取得される。つまり、到着分布のモデル化に集計データを用いる場合、データは1時間ごとの通行量となる。このとき、到着分布が区分定常 (たとえば1時間の間は不変) であり、かつ各歩行者が独立に到着すると仮定した定常ポアソン過程を用いることが現実的であろう (表-1 左)。しかしながら、実際には駅への列車到

着などの影響が存在するため、1時間の区分定常を仮定することは現実と合致していない。また、グループの到着のように歩行者同士の到着が独立とはいえない場合もある。通行量の増減について、量のみならず要因から検討するためには、このような短期間での非定常現象をモデル化することが望まれる。しかし集計データからこれを行うことは困難であるため、結果的に通行量調査結果が単純な経時比較や地点間比較を超えて活用されることはほとんどない。

このことから、歩行者通行量調査を行うのであれば、非集計データ、すなわち歩行者一人ひとりの到着時刻を記録したデータを用いて、非定常な到着分布を直接推定することが望まれる。このとき、歩行者の到着を点過程²⁾として扱うことができる。このアプローチでは、モデル化において到着時刻に対する独立性や関連性の制約が存在しない。従って、到着分布のモデル化において飛躍的に多くの要因を考慮できるようになり、非定常あるいは非ポアソン過程でのモデル化も可能となる (表-1 右)。これまでにも、点過程の理論は、神経細胞の発火³⁾や地震の発生⁴⁾のような不規則に発生する事象のモデル化において有効な手段であることが示されてきた。さらに、到着時刻という非集計データの記録は、モバイル機器の普及により技術的・労力的に

表-1 集計・非集計データと到着分布のモデル化

	集計データ	非集計データ																												
得られるデータの形式	1 時間ごとの通行量 <table border="1"> <thead> <tr> <th>時間帯</th> <th>歩行者数</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>7:00-8:00</td> <td>55</td> </tr> <tr> <td>8:00-9:00</td> <td>87</td> </tr> <tr> <td>9:00-10:00</td> <td>42</td> </tr> <tr> <td>10:00-11:00</td> <td>36</td> </tr> <tr> <td>12:00-13:00</td> <td>64</td> </tr> <tr> <td>...</td> <td>...</td> </tr> </tbody> </table>	時間帯	歩行者数	7:00-8:00	55	8:00-9:00	87	9:00-10:00	42	10:00-11:00	36	12:00-13:00	64	各歩行者の到着時刻 <table border="1"> <thead> <tr> <th>歩行者</th> <th>時刻</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>7:00:21</td> </tr> <tr> <td>2</td> <td>7:00:35</td> </tr> <tr> <td>3</td> <td>7:01:29</td> </tr> <tr> <td>4</td> <td>7:04:05</td> </tr> <tr> <td>5</td> <td>7:04:07</td> </tr> <tr> <td>...</td> <td>...</td> </tr> </tbody> </table>	歩行者	時刻	1	7:00:21	2	7:00:35	3	7:01:29	4	7:04:05	5	7:04:07
時間帯	歩行者数																													
7:00-8:00	55																													
8:00-9:00	87																													
9:00-10:00	42																													
10:00-11:00	36																													
12:00-13:00	64																													
...	...																													
歩行者	時刻																													
1	7:00:21																													
2	7:00:35																													
3	7:01:29																													
4	7:04:05																													
5	7:04:07																													
...	...																													
到着分布のイメージ	区分定常のポアソン過程 	あらゆる分布 																												

は十分可能となりつつある。

そこで本研究では、非集計データを用い、非定常到着分布により歩行者通行量をモデル化することを目的とする。これにより、各時刻における歩行者の通過頻度を表す到着分布を用いて、歩行者通行量の時間的な特徴を高解像度に把握できる。また、調査地点によって異なるパラメータの推定値が得られれば、その差異から各地点の空間的な特徴を考察できる。

以下では、第 2 章で本研究で用いる点過程である階層的時間伸縮モデルについて、第 3 章で非集計データの取得方法および実際の調査についてそれぞれ述べる。そのうえで、第 4 章でモデル化および適用を行う。

2. 階層的時間伸縮モデル

本章では、本研究で用いる点過程である階層的時間伸縮モデルを導入する。

(1) 点過程の分類

数学的には、点過程とはある空間においてランダムに起こる何らかのイベントの集合である。すなわち、空間 X 上のランダムな点の集合 $\{x_j\}_{j=0}^n \equiv (x_0, x_1, \dots, x_n)$ を点過程と呼ぶ²⁾。従って、空間 X が 1 次元の時間軸で表されるとき、時間軸上のランダムな一連の時刻の集合 $\{t_j\}_{j=0}^n \equiv (t_0, t_1, \dots, t_n)$ は点過程である。このような点過程において、イベント(本研究では歩行者の到着)が発生する事象は、各時刻においてイベントが発生する確率によって特徴づけられる。このイベント発生

確率を一般にレート、本研究では到着分布と呼ぶ。到着分布を考える際には、レートが時刻に依存するか否か(定常か非定常か)、および過去の到着履歴に依存するか否か(ポアソンのか非ポアソンのか)の観点で 4 つに分類できる(表-2)。以降では、非定常非ポアソン過程を「一般の点過程」と呼ぶ。

(2) 点過程の尤度関数

一般の点過程において、期間 $(t_0, T]$ の間に到着 $\{t_j\}_{j=0}^n \equiv (t_0, t_1, \dots, t_n)$ が発生したとする。このとき、その一連の到着が到着分布 $\lambda(t)$ のもとで生起する尤度は

$$\begin{aligned}
 p(\{t_j\}_{j=0}^n | \lambda(t)) &= \left[\prod_{j=1}^n \lambda(t_j) \right] \exp \left(- \sum_{j=0}^{n-1} \int_{t_j}^{t_{j+1}} \lambda(t) dt - \int_{t_n}^T \lambda(t) dt \right) \\
 &= \left[\prod_{j=1}^n \lambda(t_j) \right] \exp \left(- \int_{t_0}^T \lambda(t) dt \right)
 \end{aligned} \tag{1}$$

である。前半の積部分が到着が発生した尤度、後半の指数関数部分が到着が発生しなかった尤度である。

いま、なんらかの方法で到着分布 $\lambda(t)$ がパラメトリックに記述されているとする。このとき、到着 $\{t_j\}_{j=0}^n$ が観測されたならば、式 (1) で表される尤度関数を用いて到着分布のパラメータを推定できる。

表-2 到着分布のモデル化における点過程の分類

	時刻に依存しない	時刻に依存する
過去の到着に依存しない	定常ポアソン過程	非定常ポアソン過程
過去の到着に依存する	定常非ポアソン過程	非定常非ポアソン過程 (一般の点過程)

(3) 時間伸縮理論

上述の尤度関数 (式 (1)) に含まれる積分は、Papangelou により時間伸縮理論として示されている操作である⁵⁾。すなわち、ある時間軸 X 上の一般の点過程を、別の時間軸 Y 上の定常ポアソン過程に変換する操作である。具体的には、時間軸 X 上でのイベント発生を表すレートを、その時間軸 X 自身の上で積分すれば、積分後の時間軸 Y 上では必ずレートが 1 の定常ポアソン過程に変換されるというものである。この理論は一見当たり前のことを述べているが、「扱いたい点過程をパラメトリックにモデル化できさえすれば、それが非定常・非ポアソン過程であっても、与えられたデータのもとでの尤度計算やパラメータ推定が行える」という重要な事実を示している。

ただし、この積分はパラメータを内部に含む $\lambda(t)$ の積分である。したがって、この積分が解析解を持つかがパラメータの推定可能性を大きく左右することに留意が必要である。つまり、観測された事象が複雑であれば、一般の点過程を用いて複雑なレートのモデル化を行うことが自然であるにもかかわらず、モデルを複雑にするとレートが解析解を持つ可能性が低くなり、パラメータ推定が困難になるという課題がある。

(4) 階層的時間伸縮モデル

この課題への対策のひとつが、階層的時間伸縮モデル⁶⁾である。このモデルのアイデアは、時間伸縮を複数回に分けて階層的に行うというシンプルなものである。すなわち、複雑なレートをモデル化して一回の時間伸縮ですべてを表現するのではなく、複数の比較的単純なレートに分解し、それらを階層化して各階層で時間伸縮を行う方法である (図-1)。これを式で表せば、時間軸を t から順に伸縮させるものとして、

$$\Lambda^0(t) \equiv t, \quad \Lambda^{m+1}(t) \equiv \int_0^{\Lambda^m(t)} \lambda^m(\Lambda^m) d\Lambda \quad (2)$$

である。ここで、 $\Lambda^m(t)$ は m 回時間伸縮を行ったときの時間軸、 $\lambda^m(\Lambda^m)$ は時間軸 $\Lambda^m(t)$ におけるレートを表す。 M 回の伸縮を行うとき、最初の時間軸でのレート $\lambda(t)$ は、以下のようにレート $\lambda^m(\Lambda^m)$ の掛け合わせによって表現される。

$$\lambda(t) = \prod_{m=0}^{M-1} \lambda^m(\Lambda^m(t)) \quad (3)$$

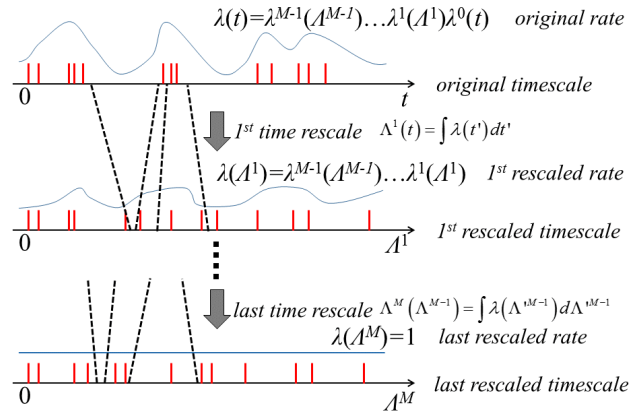


図-1 階層的時間伸縮モデルのイメージ

この式は以下のようなことを意味している。すなわち、前節での時間伸縮同様に、各階層において現在の時間軸 Λ^m をレート $\lambda^m(\Lambda^m)$ で伸縮させれば新しい時間軸 Λ^{m+1} が定義できる。この新しい時間軸 Λ^{m+1} 上では、もとのレート $\lambda^m(\Lambda^m)$ に含まれる非定常性が定常ポアソン過程に変換され、レート λ から除去されている。このように時間伸縮を繰り返し、レート λ から非定常性が M 回にわたって除去されていき、最終的にはレート 1 のポアソン過程となる。

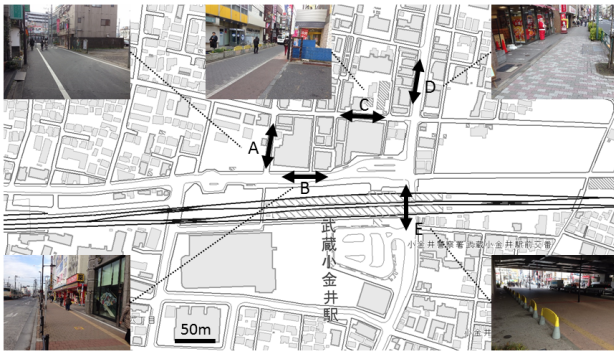
したがって、ある複雑な現象において非定常・非ポアソン性を表す要因が複数存在するとしても、それぞれの要因を $\lambda^m(t)$ として解析解を持つモデルで表現しさえすれば、モデルのパラメータ推定が可能となる。これが、階層的時間伸縮モデルが自由度の高いモデリングを許容するゆえんである。

階層的時間伸縮モデルの尤度関数は、式 (2) を式 (1) に代入し、

$$p(\{t_j\}_{j=0}^n | \lambda(t)) = \left[\prod_{j=1}^n \lambda(t_j) \right] \exp(-\Lambda^M(T)) \quad (4)$$

となる。

階層的時間伸縮モデルによって推定された非定常到着分布は、それ自体が測定地点における歩行者通行量の時間変化の特徴を示している。加えて、複数地点で同様の推定を行うことを想定すると、パラメータの値は各地点の空間的な特徴を相対的に表しているといえる。



背景図は国土地理院の電子地形図(タイル)を使用

図-2 通行量調査地点一覧

3. 非集計データの取得

本章では、非集計データとして歩行者通行量を取得する方法と、実際に本研究で行った通行量調査とを説明する。

(1) 歩行者通行量調査アプリ

本研究では、株式会社マイクロベースが開発した歩行者通行量調査アプリを用いて、歩行者の到着時刻の記録を行う。これは、調査員のスマートフォン上のウェブブラウザで動作するウェブアプリである。従来型の調査では、歩行者が到着する際にアナログのカウンタを1回押下することで数値を1増やす作業を行う。これとまったく同様に、歩行者が到着した際に画面をタップすれば、数値が1増えるものである。画面の見かけ上はアナログのカウンタとほとんど同一であるが、計測したデータは画面をタップした時刻という情報とともに随時サーバへと送信される仕組みとなっている。そのため、従来調査とほぼ同一の労力で、歩行者到着人数のみならず時刻をも記録することが可能である。データは、計測終了後にサーバからダウンロードして用いる。

(2) 実データの取得

本研究に用いる歩行者通行量データを取得するために、2017年1月11日にJR武蔵小金井駅の周辺5地点において歩行者通行量調査を実施した(図-2)。平均的な平日の通行量把握を念頭に、10時から15時の5時間にわたって調査を行った。また、従来の調査と同様に、計測地点における歩行者の到着を方向別に計測し、自転車を含まない中学生以上の歩行者を対象とした。調査地点は、通行量や通行の要因が異なると想定される箇所を選定した。得られたデータを地点・方向・時間帯別に集計したものを表-3に示す。

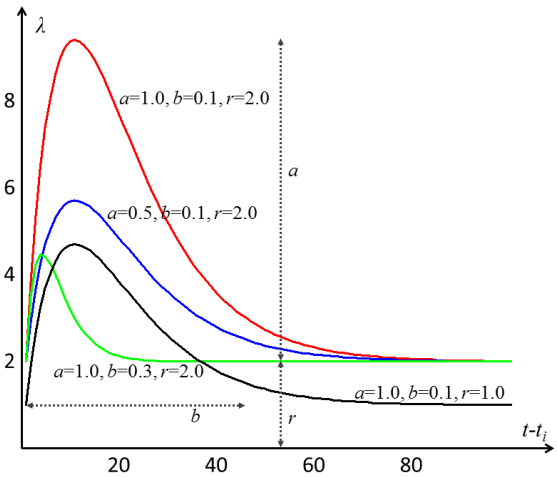


図-3 アルファ関数

4. 適用

本章では、第2章で述べた階層的な時間伸縮モデルを第3章で取得したデータに対して適用する。

(1) モデル化

実際のデータをもとに、既往研究⁶⁾を参考にしながらモデル化を行う。本研究では、a) 駅の影響、b) グループ行動の影響、c) 定期的な到着の3種類の非定常性を解析解を有するレートとしてモデル化した。以下で順に説明する。

a) 駅の影響

駅に列車が到着すれば、駅周辺では降車客により歩行者通行量が増加すると考えることは妥当であろう。そこで、降車客が各地点に到着し歩行者の通行量が一時的に増加するようなレートをモデル化する。つまり、列車が到着した後に、一時的に増加したのち徐々に元に戻っていくようなレートを表現したい。このような形状をもつ関数として、アルファ関数

$$f(t) = at \exp(-bt) \quad (5)$$

を利用する。ただし、 a は影響の大きさを、 b は影響の持続時間を表すパラメータである。このとき

$$\lambda_{\text{駅}}(t) = r \left(1 + a \sum_{i=1}^{N(t)} (t - t_i) \exp[-b(t - t_i)] \right) \quad (6)$$

とする。ただし、 r は基底レート(すなわち列車到着の影響が存在しない時刻におけるレート)、 t_i は*i*番目の列車の到着時刻、 $N(t)$ は列車の総数を表す。このレートのイメージを図-3に示す。

b) グループ行動の影響

つぎに、計測した歩行者の一連の到着時刻から得た歩行者の到着間隔の頻度と、定常ポアソン過程を仮定した場合の到着間隔とを比較した(図-4)。赤線が実デー

表-3 地点・方向・時間帯別集計結果

	地点 A		地点 B		地点 C		地点 D		地点 E	
	南方向	北方向	西方向	東方向	西方向	東方向	北方向	南方向	北方向	南方向
10:00～	229	113	330	246	242	187	122	187	115	103
11:00～	186	106	322	362	273	254	127	205	136	113
12:00～	293	146	376	485	311	284	153	187	129	139
13:00～	206	148	437	416	308	318	155	201	127	122
14:00～	156	149	436	445	255	240	154	182	164	123
計	1070	662	1901	1954	1389	1283	711	962	671	600

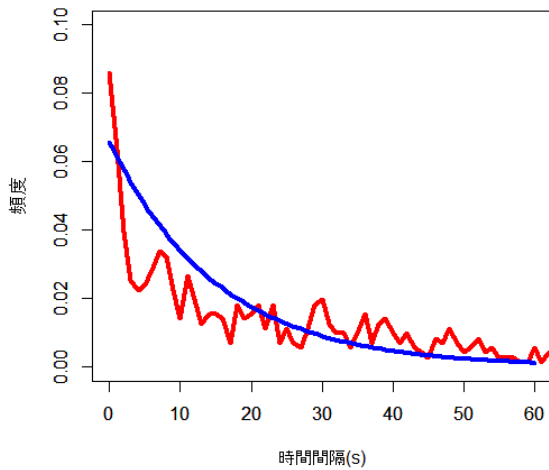


図-4 実データの一例：歩行者到着間隔の分布 (赤) と、同人数が定常ポアソン過程で到着する場合の間隔分布 (青)

タにおける歩行者の到着間隔の頻度、青線が定常ポアソン過程を仮定した場合の値である。この図から、定常ポアソン過程と比較すると、歩行者の到着間隔は1秒程度で高く、10秒前後で低く、30秒以上で高くなる傾向が見られる。

このうち、短い到着間隔はグループ行動の影響と考えられる。本項ではこれをレートとしてモデル化する。このような形状を持つ関数として、ワイブル分布のハザード関数を用いる。まず、ワイブル分布の確率密度関数は

$$f(t) = \frac{\kappa}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\kappa-1} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\kappa\right\} \quad (7)$$

であり、累積密度関数は

$$F(t) = 1 - \exp\left\{-\left(\frac{t}{\eta}\right)^\kappa\right\} \quad (8)$$

である。ここで、 κ と η は、それぞれワイブル分布の形状と尺度を表す。そして、ハザード関数とは一般に $f(t)/(1-F(t))$ で表される分布のことである。ゆえに、ワイブル分布のハザード関数に最新の歩行者到着から

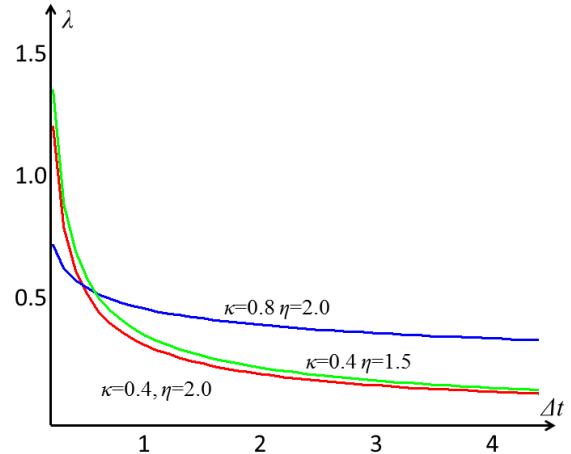


図-5 ワイブルハザード関数

の経過時間 Δt を代入すると

$$\lambda_{\text{グループ}}(\Delta t) = \frac{f(\Delta t)}{1-F(\Delta t)} = \frac{\kappa}{\eta} \left(\frac{\Delta t}{\eta}\right)^{\kappa-1} \quad (9)$$

となる。レート $\lambda_{\text{グループ}}(\Delta t)$ は、 $0 < \kappa < 1$ において Δt が 0 に近いほど大きな値をとる単調減少関数である (図-5)。

c) 定期的な到着

前項の図-4で説明したとおり、到着間隔の分布には裾が重い傾向が見られる。この原因は自明ではないが、たとえば信号のサイクル長の影響と考えることができる。そのため、定期的に歩行者が到着するという現象をモデル化したい。このような形状を持つ関数として、レイリー分布のハザード関数を用いる。

レイリー分布の確率密度関数は

$$f(t) = \frac{t}{\sigma^2} \exp\left\{-\left(\frac{t^2}{2\sigma^2}\right)\right\} \quad (10)$$

であり、累積密度関数は

$$F(t) = 1 - \exp\left\{-\left(\frac{t^2}{2\sigma^2}\right)\right\} \quad (11)$$

である。ここで、 σ はレイリー分布の最頻値を表す。レイリー分布のハザード関数に最後の歩行者の到着から

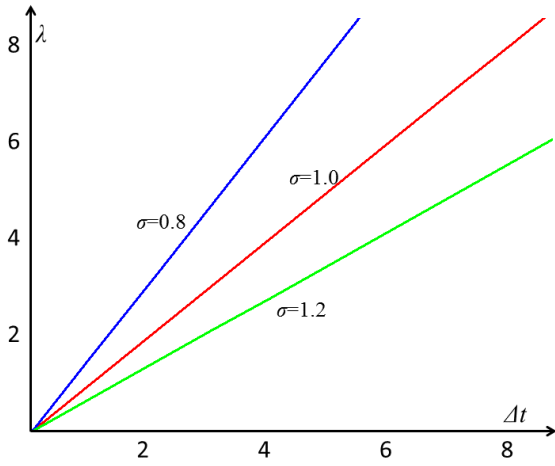


図-6 レイリーハザード関数

の経過時間 Δt を代入すると

$$\lambda_{\text{定期}}(\Delta t) = \frac{f(\Delta t)}{1 - F(\Delta t)} = \frac{\Delta t}{\sigma^2} \quad (12)$$

となる。この $\lambda_{\text{定期}}(\Delta t)$ は、最後の歩行者の到着からの経過時間 Δt の増加に伴って、単調増加する関数である(図-6)。

d) 階層的時間伸縮モデルへの統合

以上のレートをも、階層的時間伸縮モデルによりひとつの尤度関数に統合する。式(2)および式(3)から、歩行者の到着レート $\lambda(t)$ は以下となる。

$$\lambda(t) = \lambda_{\text{駅}}(t)\lambda_{\text{グループ}}(\Lambda(t))\lambda_{\text{定期}}(\Omega(t)) \quad (13)$$

ただし、

$$\Lambda(t) \equiv \int_0^t \lambda_{\text{駅}}(t') dt' \quad (14)$$

$$\Omega(t) \equiv \int_0^{\Lambda(t)} \lambda_{\text{グループ}}(\Lambda') d\Lambda' \quad (15)$$

$$\Psi(t) \equiv \int_0^{\Omega(t)} \lambda_{\text{定期}}(\Omega') d\Omega' \quad (16)$$

である。このとき、尤度関数は

$$p(\{t_j\}_{j=0}^n | \lambda(t)) = \left[\prod_{j=0}^n \lambda(t_j) \right] \exp(-\Psi(T)) \quad (17)$$

と表すことができる。

パラメータ推定においては、式(17)に式(13)から(16)を代入する。このとき、それぞれの積分が解析解を持つことを確認する。まず式(14)に含まれるアルファ関数の解析積分は積分定数を省けば

$$\int at \exp(-bt) dt = \left(-\frac{1}{b^2} - \frac{t}{b} \right) a \exp(-bt) \quad (18)$$

である。また、式(15)および式(16)に含まれるハザード関数と元の累積密度分布には

$$\exp\left(-\int \lambda(t) dt\right) = 1 - F(t) \quad (19)$$

の関係が成立する。従って、これらのレートはすべて解析解を有しており、パラメータ推定が可能である。

(2) 推定結果と考察

取得した5地点2方向、計10個のデータセットそれぞれで上記提案手法のモデルのパラメータ推定を行った。パラメータは $(a, b, r, \kappa, \eta, \sigma)$ の6個である。また、従来手法との比較のため、計測時間中の1時間ごとに定常ポアソン過程であるとした場合の尤度も算出した。その結果、10個のデータセットすべてにおいて、提案手法における尤度向上が確認できた(表-4)。

最後に、推定されたパラメータの値の解釈を試みる。

まず、駅の影響について考察する。 a 、すなわち駅の影響の大きさは、駅前の地点Bにおいて大きな値となり、駅から遠ざかるにつれて小さな値となっている。また、駅真横のアンダーパスにおいては小さな値となっていることも妥当な結果であろう。ここでは、各地点における通行量に対する駅の影響の大きさが定量的に把握できたと考えられる。 r 、すなわち駅の影響がないときの通行量を検討すると、おおむねすべての地点で近い値を取っていることが分かる。したがって、駅付近の通行量が多いのはまさしく駅の影響であり、仮に駅に列車が到着しなければ、今回の調査地点における通行量はどの地点でもほぼ同一となることが示唆される。一方、 b は地点Aの北方向と地点Eの北方向の2つで大きな値、すなわち影響が持続しにくいという推定結果である。これが実際の意味を伴う結果であるかの検討は今後の課題といえる。

つぎに、グループ行動について κ に着目すると、地点Aで駅から遠ざかる地点が最大の値、地点Bの大規模小売店の正面が最小の値となった。 κ は小さい値のとき短い到着間隔を意味するため、駅から住宅地に向かう道路よりも、商店の前のほうが複数人での行動が多い傾向を表しているとも考えられる。 η は今回の推定結果においてはほとんど結果に影響を与えていない。さらに、定期的な到着を表す σ の推定値は、地点Bの東方向が長周期、地点Aの北方向と地点Eの北方向とが短周期であることを示唆している。ただし b 同様にこの意味解釈は現時点では容易ではない。上記のような解釈の妥当性の検証も今後の課題であろう。

5. おわりに

本研究では、非集計データとして取得した歩行者通行量を、非定常到着分布によりモデル化した。具体的には、歩行者の到着分布に非定常性をもたらす要因について、実際のデータを元に検討した。また、取得した非集計データを点過程の理論で扱えることに着目し、

表-4 パラメータ推定結果

パラメータ	地点 A		地点 B		地点 C		地点 D		地点 E	
	北方向	南方向	東方向	西方向	東方向	西方向	北方向	南方向	北方向	南方向
a	0.56	0.55	0.85	1.04	0.39	0.54	0.39	0.68	0.29	0.38
b	0.24	0.07	0.03	0.10	0.08	0.06	0.09	0.07	0.17	0.07
r	2.54	2.76	2.68	2.97	2.55	2.50	2.55	2.78	2.36	2.10
κ	0.35	0.29	0.27	0.24	0.31	0.29	0.32	0.28	0.32	0.21
η	2.04	2.40	2.28	2.01	2.10	2.02	2.11	2.15	2.05	1.76
σ	0.89	1.33	1.83	1.41	1.32	1.40	1.10	1.40	0.91	1.16
対数尤度										
提案手法	-73	470	2200	1806	615	939	-23	359	-60	-63
従来手法	-131	315	1754	1625	601	747	-94	160	-126	-181
サンプル数	1070	662	1954	1901	1389	1283	711	962	671	600

それぞれの要因を非定常分布としてモデル化したうえで、それらを階層的時間伸縮モデルを用いてひとつのモデルに統合した。そのうえで、武蔵小金井駅周辺の複数の調査地点で取得した非集計データを用いてパラメータ推定を行い、手法の適用可能性を検証するとともに、調査地点間で得られるモデルパラメータ値の差異から各地点の特徴を考察した。

今後の課題は以下である。まず、より多くの時点・地点でのデータに適用することで、手法の適用可能性や解釈の妥当性を検証していく必要がある。この際には、より適切な関数形の検討や、時間・空間移転性の検討を同時に行うことになろう。つぎに、複数の調査地点では同一の歩行者を観測しうることを明示的にモデルに組み込みたい。そのため、各パラメータを事前分布で構造化する、変数に空間的な意味合いを持たせるなどの方法が考えられる。最終的には、実応用として、通行量の時間・空間的な予測や政策分析に展開していくことが望まれる。

謝辞： 本研究は科学研究費(若手研究 B: 15K18131)の助成を受けたものである。

参考文献

- 1) 地方創生推進事務局: 地方創成, <http://www.kantei.go.jp/jp/singi/sousei/index.html>, 2017/4/15 閲覧.
- 2) Snyder, D. L.: *Random point processes*, Springer Science & Business Media, 1975.
- 3) Pillow, J.: Time-rescaling methods for the estimation and assessment of non-Poisson neural encoding models, *Advances in neural information processing systems*, pp. 1473–1481, 2009.
- 4) Ogata, Y.: Statistical Models for Earthquake Occurrences and Residual Analysis for Point Processes, *Journal of the American Statistical Association*, Vol.83, No.401, pp.9–27, 1988.

- 5) Papangelou, F.: Integrability of expected increments of point processes and a related random change of scale, *Transactions of the American Mathematical Society*, Vol.165, pp.483–483, 1972.
- 6) Kim, H., Takaya, N., and Sawada, H.: Tracking Temporal Dynamics of Purchase Decisions via Hierarchical Time-Rescaling Model, *Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 1389–1398, 2014.

(2017. 4. 28 受付)

Nonstationary Distribution of Pedestrian Arrival Based on Disaggregated Traffic Counts

Wataru NAKANISHI, Kazuki IMOSE, Takashi FUSE and Hiroaki SENGOKU