ベイジアンゲームを用いた都市鉄道の混雑緩和に対するニューノーマル時代のリモートワーク施策評価

○進藤佑太　高橋真吾（早稲田大学）

Evaluation of Policy on Remote Working in New Normal Era regarding Congestion Reducing in Metropolitan Railways with Bayesian Game

* Y. Shindo and S. Takahashi (Waseda University)

概要－　本研究では企業等が目標とする出社率分布およびそれに対する生産性によって各人の出勤確率が従う分布が形成されると仮定し，都市鉄道の混雑緩和に対する出社率分布の評価を行う．各企業における多様化した出勤確率の従う分布が合成されて社会的な分布が形成される場合は，出勤者数の半減が期待できる．一方で，単一の生産性曲線と出社率分布が組み合わさることで社会的な分布が決定される場合，生産性曲線によって最も高い効果を発揮する出社率分布は異なるという結果が得られた．

キーワード:　都市鉄道，混雑，ニューノーマル，ベイジアンゲーム

1　序論

1.1 研究背景

都市鉄道における混雑の実態の把握を目的としたさまざま調査が行われており，その1つに第12回大都市交通センサス(平成28年度調査)がある．その調査では，午前7時から午前10時30分までの30分間隔で，「出発前」，「通勤・通学中」，「勤務地等に到着」のそれぞれ3区分に該当する通勤利用者が全体に占める割合および各時刻を就業開始時刻とする通勤利用者の割合を明らかにしている [1]．午前 9 時が就業開始時刻となっている通勤利用者が最多で全体の約半数を占めており，午前8時30分から移動中の労働者数が減少していく．一方で，午前8時30分以前では時間が経過するとともに移動中　の労働者数が増加していく．

今日においてそれが「三密」の状態を生み出し，新型コロナウイルスの感染拡大の温床となっているという指摘もある．その結果，従来の働き方を見直してリモートワーク等を活用した新しい働き方を模索する，すなわち「ニューノーマル」の実現に向けた動きが活発化している．それは少なからず労働者に影響を与えており，在宅勤務に関して以下の報告がなされている．

在宅勤務を行っている労働者を対象とした日本生産本部によるアンケート調査から，回答者の 6 割以上が程度の差こそはあれども，生産性の低下を実感していることが判明している．それに加えてこのアンケートでは直近 1 週間の出社頻度も調査しており，約 7 割が週 2 日以下とであると回答している [2]．

その他に，楽天インサイトが実施した理想の在宅勤務の頻度に関するアンケート調査では，全回答者の 5 割近くが週 2~3 回が理想的であると回答している [3]．

以上より，在宅勤務へ移行したことによって急激に労働環境が変化し，生産性の低下を感じた労働者は確かに多いが，一方で適度に在宅勤務を行うのが理想的だと考える者も多い．それを踏まえると，各企業は在宅勤務と勤務先等での勤務を組み合わせた働き方を奨励することが肝要である．

仮に各企業が目標とする出社率分布を設定した場合，各労働者の出勤頻度(確率)の決定にあたっては在宅勤務における生産性がどの程度担保されるかにも左右されるあり，実際に観測される出社率(出勤確率)の分布は意図通りの結果にならないことが往々にしてあるはずである．この際，目標とする出社率分布に各出社率に対する生産性を加味した修正が加わり，実際の出勤確率の従う分布が形成されると考えることができる．しかしながら，出社率分布および生産性曲線の組み合わせが各労働者の出勤確率の実現にどのような影響を与え，都市鉄道の混雑がどの程度緩和されるかの分析がなされていないのが現状である．

1.2 関連研究

植原ら(2009)は出勤者の時間的分散を目的とした早朝の時間帯に出勤する鉄道利用者に与える各インセンティブがどの程度彼らの通勤時間帯の変更に効果をもたらし得るかについて，東急田園都市線ユーザーに対して行ったアンケート調査を通じて明らかにしている [4]．

ポイント還元では専用ラウンジや早朝の列車本数の増発による混雑緩和保証よりもそれを変更する意向を示した労働者が多いことが判明している．その他，専用ラウンジはフレックスタイムが導入されている否かでその転換を図ろうとする労働者数が変化することも分かっており，それが導入されている状況下の方が専用ラウンジの利用者数が多くなるであろうということが示唆されている．

高田ら(2012)は列車の遅延時間を確率変数ととらえて通勤者の不効用関数にそれを組み込み，通勤行動のモデル化を行っている．その際に，それが指数分布に従うという仮定を置く．遅延時間の確率的変動を考慮し，各人が期待不効用の最小化を目指すという目的の下，最も合理的な乗車時刻を決定する．その際，各種パラメータの値をアンケート調査で判明したデータから推定している [5]．

松村ら(2012)はゲーム理論の立場から鉄道の混雑について考察し，乗車時刻選択モデルの構造推定を行っている．著者らは鉄道の混雑そのものが自らの選択だ

PG0001/21/0000-0108 © 2021 SICE

けではなく他の通勤者との相互作用による帰結すなわち戦略的状況と捉え，各通勤者の選択した戦略の組がベイジアンナッシュ均衡解であるという仮定を置く．その下で，第 10 回大都市交通センサスのデータを用いて各種説明変数のパラメータ推定を行っている[6]．

高田らと松村らはモデルを用いて混雑緩和施策の有効性評価を行ったわけではなく，彼らの研究ではあくまでも実データから出発時刻選択に関するモデルの構造推定を行ったにすぎない．また，松村らは説明変数に対するパラメータ推定にあたってそこに各鉄道利用者の考え方が反映されるであるのにもかかわらず，同質性を仮定しているという課題もある．

1.3 本研究の目的

繰り返しになるが，都市鉄道の混雑緩和は各労働者の出勤確率に左右され，目標とする出社率分布に各出社率に対する生産性を加味した修正が加わり，実際の出勤確率の従う分布が形成されると考えることができる．また後述するように各企業における出勤確率の分布が多様性に富み，それらが足し合わさって社会で観測されるその分布が形成される場合，出勤する労働者数の半減効果が期待できる．この下で，社会で観測される生産性曲線および出社率分布の組み合わせの仕方によってそれ以上に出勤者数が削減され得るかは不明である．

そこで本研究では，ベイジアンゲームの枠組みを用いて各労働者の通勤行動をモデル化する．そして，それを用いて社会が達成したい出社率分布およびそこで観測される生産性曲線の組み合わせが与える各労働者の出勤確率の実現および都市鉄道の混雑緩和への影響を分析し，各リモートワーク施策の評価を目的とする．

2 モデル

2.1 ベイジアンゲーム

これまでのゲーム理論では各プレーヤーがゲームに関する一切の情報を持ち合わせている「情報完備ゲーム」を想定してきた．しかしながら，現実世界では他者の利得関数を認識できないなど各プレーヤーがゲームに関わるすべての情報を有していないことが多い．このような状況をモデル化するのが「不完備情報ゲーム」である．

この不完備情報ゲームに一定の制約を課すことによって，それは情報完備ゲームである「ベイジアンゲーム」へと変換される．岡田(2011)はベイジアンゲームについて以下のように説明している[7]．

ベイジアンゲームは以下の要素から構成される．

- プレーヤー集合:$N = \{1,2,\dots,n\}$
- プレーヤーiの行動集合: A_i
- プレーヤーiのタイプ集合: T_i
- 直積集合$A_1 \times A_2 \times \dots \times A_n \times T_1 \times T_2 \dots \times T_n$上のプレーヤー$i$の利得関数:$f_i$
- 直積集合$T_1 \times T_2 \dots \times T_n$上の確率分布:$p$

タイプは利得関数等を決定づける各プレーヤーに固有する情報を意味し，確率分布pによって各プレーヤーのタイプが定まる．また，このゲームでは自分自身のタイプを認識できていても，他者のタイプを認識することはできない．

その他，情報不完備ゲームではプレーヤーはおのおのタイプ上の確率分布を予想するが，一方ベイジアンゲームではどのプレーヤーも同じ主観的な確率分布を想定しているという仮定が置かれる．

通常，通勤者が乗車時刻を選択するに至っては，自身の就業開始時刻や勤務先までの所要時間等が考慮される．このような意思決定に係る私的な情報について，自分以外のそれを認識できないのが一般的である．この点において，ベイジアンゲームのタイプとの親和性が高い．

また，視座を各プレーヤーにではなくプレーヤーたちの振る舞いを観測する者に置いた場合，各プレーヤーの有するタイプは社会的な分布から実現しているとみなすことができる．したがって，ベイジアンゲームの要請する各プレーヤーが予想するタイプ上の確率分布がみな同一であるという要件が満たされることとなる．

以上より，ベイジアンゲームの枠組みを用いて各通勤者の通勤行動をモデル化することが可能である．

2.2 本研究における通勤行動モデル

本研究では, Fig. 1 に示す仮想的な路線における労働者の通勤を想定する．

列車は番号が増加する方向に進行し，各駅間を時間 1 で移動するものとする．また，駅の番号が小さいほどその駅は都市郊外に，番号が大きいほどその駅は都心部に近い．すなわち，ここでは住宅地の多い都市郊外から都心部への通勤を想定する．

Fig. 1: 本研究において想定する路線ネットワーク

2.2.1 タイプおよびタイプ上の確率分布

プレーヤーiのタイプは乗車駅$rideStation_i$，下車駅$getoffStation_i$,就業開始時刻$startTime_i$，出勤確率$pAttendance_i$，スケジュールコストの感度α_i，列車内の混雑から被る損失の感度$\beta_i(0 \le \alpha_i\ ,\beta_i < 1)$の 6 つからなる．タイプの各要素に対する確率分布を仮定するが，出勤確率の従う分布に関して進藤・高橋(2020)は以下のように定式化しており [8]，本研究においてもこれを用いる．

xを出社率(出勤確率)として，社会や企業の目標とする出社率分布を$f_{Attendance\ Rate}(x)$，各出社率における生産性を$Productivity(x)$とおく．このとき，出勤確率の従う分布$f_{pAttendance}(x)$は(1)のように表される．ただし, $0 \le x \le 1$である．

$$f_{pAttendance}(x) = \frac{f_{Attendance\ Rate}(x) \cdot Productivity(x)}{\int_0^1 f_{Attendance\ Rate}(y) \cdot Productivity(y)dy} \tag{1}$$

2.2.2 行動集合

各プレーヤーの行動集合を(2)に示す.

$$Action_i = \{Remote\ work, 0, 1, 2, \ldots, \lfloor startTime_i - (getoffStation_i - rideStation_i) \rfloor\} \quad (2)$$

乗車駅から降車駅までの所要時間を求め，就業開始時刻間際に到着できるような戦略の上限値をその時間から逆算する．時刻 0 からその上限値以下全ての時刻(整数値)および在宅勤務($Remote\ work$)から行動集合を定める.

2.2.3 利得関数

各プレーヤーの利得関数$U_i(s)$を(3)に示す．なお，sは戦略(ただし，$s \neq Remote\ work$)を，$Capacity$は各区間の乗車定員を，$nPassengers(t, t + rideStationi - s)$は時刻$t$における区間$(t + rideStationi - s)$(駅$k$と駅$(k+1)$の区間を「区間$k$」と称す)の乗客数を Table　す.

$$U_i(s) = -\alpha_i |startTime_i - (s + getoffStation_i - rideStation_i)| - \sum_{t=s}^{s+getoffStation_i - rideStation_i - 1} \beta_i \left\{ \frac{nPassengers(t, t + rideStation_i - s)}{Capacity} \right\}^2 \quad (3)$$

2.2.4　意思決定

各プレーヤーの意思決定は 2 段階からなる.

第 1 段階では毎世代$pAttendance_i$の確率で出勤するか否かを決定する.

第 2 段階での意思決定は前段階で勤務先等へ出勤すると決めた場合に行われ，ここでは乗車時刻のロジット選択を行う.

第j世代での$nPassengers(t, t + rideStationi - s)$を$nPassengers_j(t, t + rideStationi - s)$とおく．$m > 1$として，

$$nPassengers(t, t + rideStation_i - s) = \frac{1}{m-1} \sum_{j=1}^{m-1} nPassengers_j(t, t + rideStation_i - s) \quad (4)$$

を(3)に代入して第m世代における戦略sに対する利得の予測値$U_{i,m}^{Predict}(s)$が求まる.

$U_{i,m}^{Predict}(s)$を用いると，第m世代において戦略sが選ばれる確率$\pi_{i,m}(s)$は(5)のように Table　される.

$$\pi_{i,m}(s) = \frac{\exp\ (U_{i,m}^{Predict}(s))}{\sum_{l \in Action_i} \exp\ (U_{i,m}^{Predict}(l))} \quad (5)$$

2.3 各種変数等の設定

Table 1 にシミュレーションに用いる各種変数の設定値の, Table 2 に出勤確率以外のタイプの各要素の確率分布の一覧を示す．なお, 1 世代は現実世界の 1 営業日(20 営業日は 1 か月に相当)に対応し，午前 7 時から午前 10 時までの通勤を想定する．また，モデル上において午前 7 時および午前 10 時はそれぞれ時刻 0, 36 に対応する.

Table 1: シミュレーションにおける各種変数の設定値

変数	設定値
試行回数	100
1 試行における世代数	20
プレーヤー数	500
駅数	10
列車の移動時間[min] (時間 1 に対応する値)	5
各区間における輸送人員	20

Table 2: タイプの各要素の従う確率分布

要素	確率分布
就業開始時刻	平均 24，標準偏差 8 の正規分布
乗車駅	$\Pr(rideStation_i = j) = 3\int_{(j-1)/9}^{j/9} (x-1)^2 dx$ (終点駅は除く)
下車駅	$\Pr(getoffStation_i = k) = 3\int_{(k-2)/9}^{(k-1)/9} x^2 dx$ (始発駅は除く)
スケジュールコストの感度	$\Pr(\alpha_i \leq t) = \int_0^t \frac{x^4}{B(5,1)} dx$ (ベータ分布)
列車内の混雑から被る損失の感度	$[0, 1)$上の一様分布

2.4 各種シナリオの設定

Table 3 に今回のシミュレーションに用いる出社率分布の, Table 4 に各生産性曲線の概要を示す.

Table 3: 各出社率分布の概要

名称	概要
Mountain	$x \leq 0.5$では確率密度は増加してゆき，$x \geq 0.5$は減少してゆく山型の曲線を描く
Valley	$x \leq 0.5$では確率密度は減少してゆき，$x \geq 0.5$は増加してゆく谷型の曲線を描く
Wave_1	分布が振動し，$x = 1/3, 1$で最大値をとり，$x = 0, 2/3$で最小値をとる
Wave_2	分布が振動し，$x = 0, 2/3$で最大値をとり，$x = 1/3, 1$で最小値をとる.
Random	出社率が一様に分布する

Table 6: 単一の出社率分布および生産性曲線を組み合わせた場合の結果

生産性曲線	出勤者抑制効果が最も高くなる出社率分布	出勤者抑制効果が最も高い分布における出勤者数の 1 日あたりの平均値 (上限)	出勤者抑制効果が最も高い分布における出勤者数の 1 日あたりの平均値 (下限)
Peak_50%	Wave_1	263.9	228.7
Uniform	Wave_2	252.35	217.65
Increasing	Mountain	279.85	254.7
Decreasing	Valley	231.25	180.65

Table 4: 各生産性曲線の概要

名称	概要
Peak_50%	$x < 0.5$においてはxが増加するにつれて生産性は増加し，それ以降は減少してゆく山型の曲線を描く
Uniform	どの出社率に対しても，生産性が一定の値をとる
Increasing	原則出社の方が，生産性が高い
Decreasing	原則在宅勤務の方が，生産性が高い

2.5 シミュレーションの流れ

Fig. 2 にシミュレーションの流れを示す.

Fig. 2: シミュレーションの流れ

3 シミュレーション結果

3.1 各企業の出勤確率の分布を合成した場合の結果

各企業における出勤確率の分布が足し合わさって社会で観測されるその分布が形成される場合についての結果について述べる．なお，社会内には Table 4 に示したすべての生産性曲線が存在しているものとする．また, Fig. 3 に各企業における出勤確率の従う分布の足し合わせの, Table 5 に各シナリオの概要を示す.

Fig. 3: 各企業における出勤確率の従う分布の足し合わせの概要

Table 5: 各シナリオにおける出社率分布の集合

シナリオ	社会内に存在する出社率分布
No knockout	Table 3 に示したすべての分布
Knockout Both	Mountain, Valley, Random
Knockout Wave_1	Mountain, Valley, Wave_2, Random
Knockout Wave_2	Mountain, Valley, Wave_1, Random

Fig. 4: 各企業における出勤確率の分布を

足し合わせた場合での出勤者数の 1 日あたりの平均値

Fig. 4 に各シナリオにおける 1 日あたりの出勤者数の平均値を示す. Fig. 4 より Wave_2 をノックアウトした場合はそれ以外の 3 つの場合と比較して，可能性のランドスケープがやや上方に位置していることが分かる．また，今回のような企業によって実現する出勤確率の分布が異なりそれらが合成されて社会で観測されるその分布が形成される場合においては，出社率分布が振動する Wave_1,2 のノックアウトに関する 4 つのシナリオにおいてシミュレーションを行っても，シナリオ間で結果に大きな差は現れなかった．これら 4 つの間で多少の差はあるものの，おおよそプレーヤー数の半分である 250 を中心に可能性のランドスケープが伸びている．

3.2 単一の生産性曲線と出社率分布を組み合わせた場合の結果

続いて，社会で観測される出勤確率の分布が単一の生産性曲線と出社率分布が組み合わさって実現する場合のシミュレーション結果について述べる．その概要を前ページの Table 6 に示す.

Table 6 に示したように，各生産性曲線に対して最も高い効果が発揮され得る出社率分布が異なる．出社率が高くなるほど生産性が高くなる場合以外は上記で述べた場合よりも同等あるいはそれ以上の出勤者抑制効果を示した．特に，生産性曲線が出社率に対して右下がりになる場合のその効果の高さは顕著である．以下では，生産性曲線が山型の曲線を描く場合における 5 つの出社率分布を組み合わせたときの結果を示す.

Fig. 5 に各出社率分布シナリオにおける出勤者数の 1 日あたりの平均値, Fig. 6 に各時刻における列車内の混雑状況の 1 日あたりの平均値を 6 つにクラスタリングした際の特徴的な各クラスターに含まれるその変化の一例を, Fig. 7 に各クラスターに含まれる 5 つのシナリオの試行の割合を示す.

Fig. 5: Peak_50%下での各出社率分布における出勤者数の 1 日あたりの平均値

Fig. 6: Peak_50%下でのそれぞれクラスターの各時刻における列車内に滞留する 1 日あたりの平均乗客数の一例

Fig. 7: Peak_50%下でのそれぞれのクラスターに含まれる各出社率分布の試行の割合

Fig. 5 より Wave_1 が出勤者数の 1 日あたりの平均値の可能性のランドスケープが下方に偏り，出勤者抑制の観点からこれが 5 つの中で最も効果が高い．一方で, Wave_2 がその可能性のランドスケープが上方に偏り，これが同様の観点から 5 つの中で最も効果が悪いことが読み取れる．また, Valley はその可能性のランドスケープが長く, 5 つの中で効果が最も高い場合と最も悪い場合の結果に著しい差が出ることが分かる.

Fig. 6 および Fig. 7 より，ラッシュ時間帯(午前 8 時 30 分頃)の混雑が激化している Cluster_3,4 には Wave_2 が全体に占める割合が最も大きく，出勤者数の 1 日あたりの平均値が 5 つの中で最多であることの影響が現れている．また, Valley における出勤者数の 1 日あたりの平均値の可能性のランドスケープが長くなるため, Cluster_3 においてこれが占める割合が 2 番目に大きくなる．一方, Cluster_5,7 では出勤者数の 1 日あたりの平均値の可能性のランドスケープが下方に伸びる Valley および Wave_1 がいずれのクラスターにおいても全体の半数以上を占めている.

4 考察

4.1 モデルの構造に関する考察

シミュレーション結果の考察を行うのに先立ち，出

勤者数の 1 日あたりの平均値を理論的に導出し，モデルの構造に関する考察を行う．

プレーヤー数を$nPlayers$，1 日の出勤者数を$N_{Attendance}$とする．$Attendance_i(\in\{0,1\})$を各プレーヤーの出勤状態を Table　す確率変数とすれば，期待値 $E[Attendance_i]$ は (6) にように求まる．なお，$Attendance_i = 1$はプレーヤーiが出勤していることを，$Attendance_i = 0$は在宅勤務していることを意味する．

$$
\begin{aligned}
&E[Attendance_i] \\
&= 1 \cdot pAttendance_i + 0 \cdot (1 - pAttendance_i) \\
&= pAttendance_i
\end{aligned} \tag{6}
$$

また，$N_{Attendance}$に関してその定義から，

$$
N_{Attendance} = \sum_{i=1}^{nPlayers} Attendance_i \tag{7}
$$

となることは自明である．

各労働者の意思決定は独立なので，(6)および(7)を用いると期待値$E[N_{Attendance}]$は (8)のようになる．

$$
\begin{aligned}
&E[N_{Attendance}] \\
&= E[\sum_{i=1}^{nPlayers} Attendance_i] \\
&= \sum_{i=1}^{nPlayers} E[Attendance_i] \\
&= \sum_{i=1}^{nPlayers} pAttendance_i \\
&= nPlayers \cdot \frac{1}{nPlayers} \sum_{i=1}^{nPlayers} pAttendance_i \\
&= nPlayers \cdot \overline{pAttendance}
\end{aligned} \tag{8}
$$

(8) より，出勤者数の 1 日あたりの平均値$E[N_{Attendance}]$は理論的にはプレーヤー数$nPlayers$に全労働者の出勤確率の平均$\overline{pAttendance}$を乗じることによって求まることが分かる．

$\overline{pAttendance}$は出勤確率の分布$f_{pAttendance}(x)$の期待値そのものであるから，(2)より企業等の目標とする出社率分布$f_{Attendance\ Rate}(x)$およびxに対する生産性$Productivity(x)$を用いて(9)のように Table　される．

$$
\begin{aligned}
&\overline{pAttendance} \\
&= \int_0^1 x f_{pAttendance}(x) dx \\
&= \int_0^1 \frac{f_{Attendance\ Rate}(x) \cdot Productivity(x)}{\int_0^1 f_{Attendance\ Rate}(y) \cdot Productivity(y) dy} x\, dx
\end{aligned} \tag{9}
$$

(9)を(8)に代入して，改めて期待値$E[N_{Attendance}]$を得る．

$$
\begin{aligned}
&E[N_{Attendance}] \\
&= nPlayers \\
&\cdot \int_0^1 \frac{f_{Attendance\ Rate}(x) \cdot Productivity(x)}{\int_0^1 f_{Attendance\ Rate}(y) \cdot Productivity(y) dy} x\, dx
\end{aligned} \tag{10}
$$

以下，(9)および(10)を用いて出勤確率の分布の平均値および出勤者数の 1 日あたりの平均値の理論値を算出する．

4.2 各企業の出勤確率の分布を合成した場合の考察

まず，各企業における出勤確率の分布を足し合わせた場合の結果について考察する．Table 7 に各シナリオに対する出勤確率および 1 日に出勤する労働者数の期待値(理論値)を示す．

Table 7: 各企業における出勤確率の分布を足し合わせた場合での各シナリオの出勤確率および 1 日に出勤する労働者数の期待値(理論値)

シナリオ	出勤確率の期待値	1 日の出勤者数の期待値
No knockout	0.5	250
Both knockout	0.5	250
Wave_1 knockout	0.497366	248.683
Wave_2 knockout	0.502634	251.317

各企業における出勤確率の分布を合成した場合では，Table 7 より 1 日の出勤者数の期待値が各シナリオ間であまり変動せず，かつその値がプレーヤー数の 50%程度である．その影響が如実に Fig. 3 に示した結果に現れている．また，Wave_2 knockout の実際のシミュレーション結果においてこのシナリオが他と比べて平均出勤者数の可能性のランドスケープがやや上方に位置しており，これは 4 つのシナリオの中でそのシナリオが 1 日の出勤者数の期待値が最も大きくなることと整合する．

したがって，各企業で観測される出勤確率の分布が多様化している場合は，特定の出社率分布が社会に存在するしないに関わらず安定的に出勤者を半減させることが可能であることがいえる．

4.3 単一の生産性曲線と出社率分布を組み合わせた場合の考察

次に，単一の生産性曲線と出社率分布を組み合わせ

た場合の結果について考察する. Table 8 に各生産性曲線下において出勤者抑制効果が最も高いときの出勤確率, 1 日の出勤者数の期待値(理論値)を示す.

Table 8: 各生産性曲線下において
出勤者抑制効果が最も高いときの
出勤確率および 1 日の出勤者数の期待値(理論値)

生産性曲線	出勤確率の期待値	1 日の出勤者数の期待値
Peak_50%	0.489446	244.723
Uniform	0.477484	238.7421
Increasing	0.530235	265.1174
Decreasing	0.404628	202.3141

Table 6 および Table 8 から, シミュレーションから導かれた各出社率分布の出勤者数の 1 日あたりの平均値の高低が 1 日の出勤者数の期待値の高低と連動していることが読み取れる.

生産性曲線が Peak_50%の下において, 平均出勤者数の可能性のランドスケープの下限が同水準でかつ 5 つの中でそれが最も低い Valley および Wave_1 においては前者の方がその長さが長くなっている. これについて考察する.

良い試行を出勤者数の 1 日あたりの平均値が最も小さくなる試行, 悪い試行をそれが最も大きくなる試行と定義する. Fig. . 8 に Valley および Wave_1 の良い・悪い試行それぞれにおける出勤確率の度数分布を示す. 平均出勤者数の可能性ランドスケープの長さが短い Wave_1 では, 良い試行と悪い試行間で出勤確率が 1 付近の度数で多少の差が出ることが確かに見て取れる.

一方, Valley では良い試行と悪い試行間で出勤確率が 1 付近の度数の増加およびそれが 0 付近の度数の急激な減少がみられ, その影響を受けて可能性のランドスケープが長くなるものと考えられる.

Fig. . 8: Peak_50%下における
Valley および Wave_1 での
良い・悪い試行それぞれの出勤確率の度数分布

生産性曲線が Peak_50%となっている場合において, 最も高い出勤者抑制効果を発揮する出社率分布は Wave_1 である. これは社会で週に 3 割程度および毎日の出勤を呼びかけられている者が最多で, 一方で毎日の在宅勤務および週に 7 割程度出勤するよう呼びかけられている者が最少であるメリハリのある分布である. 新型コロナウイルス感染拡大を回避するニューノーマルの実現に向けて, 個々の企業が独立に行動するのではなく, 社会として今述べたことが達成されるようにどうすべきかを検討してゆくことが重要である.

5 結論

本研究では, ベイジアンゲームを用いた通勤行動モデルを通じて, 社会や企業等が達成したい出社率分布および生産性曲線の組み合わせが与える各労働者の出勤確率の実現および都市鉄道の混雑緩和への影響を分析し, 各リモートワーク施策すなわち出社率分布の評価を行った.

各企業における出勤確率の分布が多様化している下で, それらが足し合わさって社会で観測されるその分布が形成される場合は, 社会に特定の出社率分布が存在するか否かに関わらず出勤者数の半減効果が期待できることが明らかになった.

単一の生産性曲線と目標とする出社率分布が組み合わさって社会で観測される出勤確率の従う分布が形成される場合は, 各生産性曲線に対して最も高い出勤者抑制効果を発揮し得る出社率分布は異なるという結果が得られた. また, 出社率分布によっては同一の生産性曲線下においても期待される効果が大きくばらつくこともあり, 最高の効果が発揮されるよう何かしらの策を講じる必要がある.

ゆえに, どのような出社率分布を社会として目指してゆくかを検討する際には社会的に各出社率に対する生産性はどうなっているのかを慎重に見極めなくてはならない.

この場合において社会の目標とする出社率分布が明確であるときは, その実現に向けて各企業等の連携が不可欠である. 新型コロナウイルスの感染拡大を抑制するためにも, 各企業等が協調し, 社会として新たな働き方の形態すなわちニューノーマルの実現を目指してゆくことが重要である.

今後の課題として, まず具体的な路線ごとの実態を反映した分析があげられる. 本研究では仮想的な路線を想定しており, 労働者が都市郊外から都心部への通勤にあたっては都心部に近い駅ほど降車する乗客が多く, 一方都市郊外に近い駅ほど乗車してくる乗客が多いと単純化している. しかしながら, 現実はそのように単純ではなく, 例えば 1 つの路線に主要乗り換え駅があり, そこで乗車する人も降車する人も多いという状況も当然存在する. その他にも, 1 つの路線でも各区間の走行時間が異なることも往々にしてあり, その点も考慮する必要がある. 今後はそのような個々の路線

の実態に即した分析を行ってゆくことが望まれる.

その他にも, 社会で観測される生産性曲線が既知でそれに対して最も高い出勤者抑制効果を発揮し得る社会的な出社率分布が判明している場合, 各企業がどのように行動すべきかについての分析も課題である.

本研究におけるモデルでは各企業等が達成したい出社率分布を定めたとしても, 各労働者が企業の意向を汲みつつも生産性担保を考慮して自身の出社頻度を決定することを仮定しているため, 実際に出勤確率の従う分布がその分布と乖離してゆくこととなる. そのため, 本研究では各企業等が目標とする出社率分布を外生的に扱っている.

しかし, 本研究では社会として目標とする出社率分布が判明している場合において, 各企業がどう行動すべきかまでの詳細な分析まではなされていないのが現状である. 今後はこの点も考慮した分析を行ってゆく必要がある.

参考文献

1) 国土交通省:平成 27 年大都市交通センサス首都圏報告書, https://www.mlit.go.jp/common/001179760.pdf, p.98, 最終アクセス日 2020/12/15.
2) コロナ禍で在宅勤務、6 割が「効率下がった」：日本生産性本部調査 | nippon.com, https://www.nippon.com/ja/japan-data/h00746/, 最終アクセス日 2020/12/15.
3) リサーチデータ（2020 年）在宅勤務に関する調査｜楽天インサイト, https://insight.rakuten.co.jp/report/20200430/, 最終アクセス日 2020/12/15.
4) 植原 慶太, 中村 文彦, 岡村 敏之:インセンティブ導入による通勤時刻転換意向に関する研究, 鉄道政策研究, Vol.11, No.4, pp.2-9, (2009).
5) 高田 和幸, 鈴木 孝典, 藤生 慎: 鉄道の遅延時間を考慮した出発時刻決定行動に関するモデル分析, 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol.68, No.5, I_1071-I_1077, (2012).
6) 松村 杏子, 武藤 滋夫, 福田 大輔, 柳沼 秀樹:混雑した都市鉄道における出発時刻選択モデルの構造推定：ゲーム理論に基づいた実証研究, 土木計画学研究・講演集, Vol.45, No.165, (2012).
7) 岡田 章:ゲーム理論, pp.177-179, 新版, 有斐閣, (2011).
8) 進藤 佑太, 高橋 真吾:ベイジアンゲームを用いた都市鉄道の混雑緩和に対するニューノーマル時代のリモートワーク施策評価, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2020, オンライン, (2020).