

# バンディットアルゴリズムを用いた 収益最大化のための駐車料金戦略に関する研究

加藤 丈嗣<sup>1</sup>・金森 亮<sup>2</sup>・山本 俊行<sup>3</sup>・森川 高行<sup>4</sup>

<sup>1</sup> 非会員 東日本電信電話株式会社

<sup>2</sup> 正会員 名古屋大学 未来社会創造機構 (〒864-8603 名古屋市千種区不老町)  
E-mail: kanamori.ryo@nagoya-u.jp

<sup>3</sup> 正会員 名古屋大学 未来材料・システム研究所 (〒864-8603 名古屋市千種区不老町)  
E-mail: yamamoto@civil.nagoya-u.ac.jp

<sup>4</sup> 正会員 名古屋大学 未来社会創造機構 (〒864-8603 名古屋市千種区不老町)  
E-mail: morikawa@nagoya-u.jp

情報技術の進展に伴い時間貸し駐車場では自動料金精算機による正確かつ長期的な利用データを蓄積できるようになった。さらに利用者は満空状態や駐車料金を利用前に情報取得できるため、駐車料金設定が収益に及ぼす影響が大きく、データ分析に基づいた料金戦略が必要と考えられる。本研究では、ある特定の駐車場における収益増加を目指し、過去の料金変更履歴と料金精算データを用いた時系列モデルの構築と強化学習の一種であるバンディットアルゴリズムを適用し、駐車料金戦略としての有用性を検討する。全体の駐車料金を対象とした時系列モデルによる料金変更の効果分析から、最大料金の値下げによって収益の増加の見込みが高いことも確認した。

**Key Words:** *Parking Fee Structure, Bandit Algorithm*

## 1. はじめに

街中の時間貸し駐車場の多くでは、オンラインの料金精算機が設置されており、現金や駐車サービス券だけでなく、クレジットカード、交通系 IC カードで精算を済ませることができる。この自動精算機を通して簡単に駐車状況を把握することができ、利用者の精算毎に入庫時刻、出庫時刻、支払い料金などの情報が蓄積されている。

このような時間貸し駐車場は暫定的な土地活用として設置されることが多く、民間の駐車場管理会社によって運営されている。駐車場マネジメントとして、ポイントカードを作成し、利用ごとにポイントを貯められ、特典を得ることができるサービスや、定期券・回数券の発行、近隣商業施設とのサービス連携など、駐車場利用促進のためのさまざまな戦略がある。料金戦略については、それぞれの駐車場管理会社は独自のエリア調査や社員の経験に基づいて駐車料金を設定しており、試行錯誤的に頻りに駐車料金を変更している駐車場も見受けられる。近年では IT 化が進み、Web サイトやアプリなどから駐車場の場所、駐車料金、満空情報を得ることができるため、

より一層、駐車場管理会社の競争が激化していくことが予想される。さらに、Uber や Airbnb をはじめとするシェアリングエコノミーの駐車場版として、自宅や月極駐車場の遊休地を貸し出すシェアリングサービスが普及しつつある。代表例として「軒先パーキング」や「akippa」というサービスがあり、駐車場シェアリングの認知度が高まっている。これらの駐車場は元々遊休地であった場所を活用するため、近隣の駐車場よりも安い駐車料金で利用できる場合が多い。今後さらにこの認知度が上昇し、他の駐車場事業者との競争は激しさを増す可能性が高い。

本研究では、民間会社が運営する駐車場の自動精算機に蓄積された料金精算データと駐車容量や駐車料金設定などの駐車場に関するデータを基に、駐車場の収益最大化を目指した駐車料金戦略の検討を行う。前述したように、今後は IT の高度化や新たなサービスの普及によって駐車場管理を取り巻く環境はさらに複雑になる。このような状態の中で競争に勝つには、よりリアルタイム性の高いデータ分析と適切な料金施策が必要と考える。具体的に、本研究では、過去 2 年間の料金精算データと駐

車場データを用いて、時間制約下での駐車場の収益最大化を目指した料金変更の方法を提案し、その効果を検証することを目的とする。また、ビッグデータである料金精算データを分析し、駐車料金設定の最適化を図る過程を示すことで、駐車場だけでなく今後の移動サービスの価格差別化に向けた価格設定方法の知見を与えることを目指す。

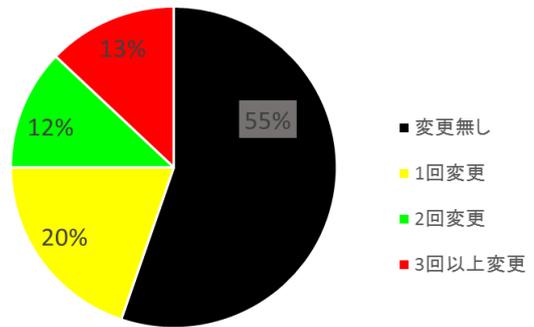


図-1 駐車料金変更回数

## 2. 利用する駐車場精算データの概要と基礎集計

### (1) データ概要

本研究では名鉄協商株式会社が運営する時間貸し駐車場に設置されている自動精算機から得られた料金精算データを用いて分析を進める。名鉄協商株式会社は名古屋市を中心に 2,000 箇所以上の駐車場を運営しており、分析対象期間は 2012 年 8 月 1 日～2014 年 7 月 31 日の 2 年間である。この 2 年間で毎日稼働しており、駐車行動を確認できた 1,032 の駐車場を分析対象とする。

料金精算データには、駐車場コードや入庫・精算日時、精算金額等が記録されており、いつ、どこの駐車場を利用し、どのように精算したかが紐付けされている。入庫・精算日時は 1 分単位で記録されており、分単位で満空状況を把握することが可能である。料金精算データと併せて、個々の駐車場に関するデータも使用した。駐車場データには過去の料金変更履歴も記録されており、いつ料金が変更されて、変更される前の料金はいくらだったかが把握できる。

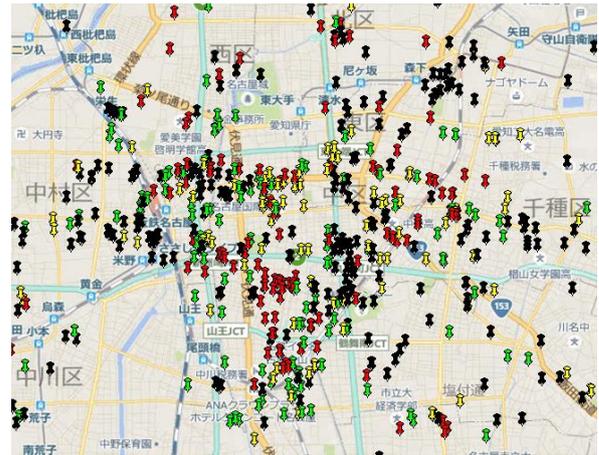


図-2 分析対象駐車場と料金変更回数  
(名古屋市中心部拡大図)

### (2) 基礎集計

#### a) 駐車場特性

分析対象期間の 2 年間に料金変更を行った回数を図-1 と図-2 に示した。なお、図-1 は駐車場全体の 2 年間における料金変更の回数を表しており、図-2 は名古屋市中心部を拡大して示したものである。これらから、分析対象の 2 年間で約半数の駐車場で料金変更が行われており、3 回以上の変更を行う駐車場も存在する一方で、1 回も料金変更を行っていない駐車場も存在する。なお、すべての駐車料金変更の日付や変更内容については把握できるが、変更の理由については把握できていない。

続いて駐車場の駐車容量を集計した結果、駐車容量が 5 台～15 台の小規模な駐車場が多い一方で、15 台～30 台の中規模な駐車場もある程度存在していることを確認した。駐車容量の違いによって、当然満車になりやすさが異なるため、単純に 1 駐車区画あたりの収入を他の駐車場と比較する時には注意が必要である。

#### b) 利用特性

2012 年 8 月から 2014 年 7 月までに分析対象の駐車場

を利用した利用者の基礎集計を行う。すべての利用者を対象とした駐車時間分布をみると、サンプル数 32,946,250 件のうち 41%の約 1,342 万件で駐車時間が 60 分以下であった。60 分以下の短時間利用客が多い一方で、最大料金を活用した長時間利用客も多く、23%の約 750 万件で駐車時間が 6 時間以上であった。

#### c) 料金変更に伴う収入変化

図-3 と図-4 は料金変更を行った日付と変更の内容、またそれに伴う収入変化について料金変更前後、それぞれ 2 ヶ月を抜き出したもので、料金変更の影響が大きかった駐車場を例として紹介する。図-3 について、この駐車場では最大料金が 24 時間 600 円であったが最大料金 800 円に値上げしたところ、料金変更前後で収益が減少していることがわかる。これは最大料金の値上げによって駐車場需要が他の駐車場に移ったことが原因であると考えられる。続いて図-4 について、この駐車場では 60 分あたりの単価を 200 円から 100 円への値下げを行い、さらに、最大料金は設定していなかったが、昼夜別々の最大料金と入庫から 24 時間 700 円の最大料金を設けた。その結果、駐車場の需要が増加し料金変更前後で収入が増加していることがわかる。単位時間あたりの料金を値下げしたこと、細かい最大料金を設定することで駐車場



図-3 料金変更に伴う収入変化（下がった例）



図-4 料金変更に伴う収入変化（上がった例）

利用に対するお得感が増したことが原因だと考えられる。このように、駐車料金の変更によって収入が増減する可能性は高く、さらに、料金変更によって収入が減少することも考えられることから、増収を見込めるような料金変更の施策検討が望まれる。

### 3. 最適な駐車料金の探索方法

#### (1) バンディットアルゴリズムとUCBアルゴリズム

多腕バンディット問題とは、異なる確率分布で当たりを設定された複数のスロットマシンから「いかに期待報酬が最も高いスロットマシンを少ない探索により見つけるか」という課題を表現したものである（梁ら，2014）。スロットマシン(以降、腕と呼ぶ)から得られる報酬は独立で適当な確率分布に従うと仮定する。多腕バンディット問題では、各試行で腕を引く主体をプレイヤーと呼び、プレイヤーが各試行において腕を選択し、報酬を得る行動をアルゴリズムで表現する。このアルゴリズムが各試行で選択した腕から得られる報酬の情報のみから腕を評価するという点で、一般的な逐次学習の設定に比べ、限定されたフィードバックのみから学習を行うことに特徴がある。

多腕バンディット問題の難しさは「探索と活用のジレ

ンマ」と呼ばれる問題である。探索とは、試行回数が少なく情報が少ない腕を引き、その腕の情報収集を行うことである。一方で、活用とは、全試行を通して得られる報酬を最大化するために、その時点での期待報酬が最大の腕を引くことをいう。プレイヤーの目的は、獲得する累計報酬を最大化することであり、そのため、報酬が最大の腕を引き続けることが望ましいが、その時点までの試行結果から得た期待値最大の腕が最良の腕だとは限らず、さらに配当率が高い腕が存在すると想定し、探索のための損失を出しながらも別の腕に試行回数を割くか、というジレンマが生じる。

この多腕バンディット問題に対して数多くのアルゴリズムが提案されている。最も一般的なアルゴリズムは貪欲法とも呼ばれる Epsilon Greedy アルゴリズムである。このアルゴリズムはある一定の確率  $\epsilon$  で探索を行い、 $(1-\epsilon)$  の確率で活用を行う手法で、各試行において確率的に探索・活用のいずれかが選択される。探索が選ばれた場合、すべての腕の中からランダムに1つの腕を引き、得られた報酬をその腕の新たな情報として蓄積する。活用が選ばれた場合、すべての腕の中で期待報酬（平均報酬）が最も高い腕を引き、同様にその腕の情報を更新する。Epsilon Greedy アルゴリズムは単純で可読性が高いアルゴリズムであるが、試行回数が進んで、腕の情報が十分に集まった状態であっても一定の確率  $\epsilon$  で探索を行

うため、期待値が最大ではない腕を引くことによる時間的損失や報酬の損失が生じてしまう。また、探求が選択された場合においても、試行する腕はランダムに決定されるため、情報が十分ではなく探求が必要とされる腕を選択することができないという欠点がある。

この Epsilon Greedy アルゴリズム欠点を改善したものが、UCB(Upper Confidence Bandit)アルゴリズム (Auer, 2000) である。UCB アルゴリズムはランダム性に頼らず、選択した腕の確信に基づき、探求するかどうかの決定をすることができる。与えられた腕を引くことによって得られる報酬はノイズが多いという性質上、各腕の期待報酬に対する確信は、偶発的な期待報酬に惑わされることを避けるために重要である。

UCB アルゴリズムは以下の過程を一定回数繰り返し試行することによって実行される。

- ① 腕の情報を基に腕を選択
- ② 選択された腕から報酬を獲得
- ③ 獲得した報酬を基に腕の情報を更新

初期状態では腕に対する情報を持たないため、それぞれの腕を 1 回ずつ引き、報酬を得ることから始まる。その後はそれぞれの腕が持つ評価値により腕を評価し、評価値が最も高い腕を次の試行で引くこととなる。評価値は式(1)で算出される。

$$UCB_j = \bar{x}_j + C \sqrt{\frac{\ln n}{2n_j}} \quad (1)$$

ここで、 $\bar{x}_j$  は腕  $j$  から得られた報酬の平均値、 $C$  は探求の傾向を表す定数、 $n$  は全体の試行回数、 $n_j$  は腕  $j$  が選択された回数である。評価値は腕の期待報酬と確信項の和で表され、確信項は全体の試行回数に対してその腕の選択回数が少ないほど大きな値をとる。つまり、試行

が進むにしたがって情報が少ないと判断された腕の探求を適宜行い、最良の腕が他にあるにも関わらずその腕の情報が少ないことに起因する判断ミスを少なくすることができる。探求の傾向を表す定数  $C$  について、 $C$  が大きいほど探求が多くなり、小さいほど活用が多くなる。一般的には  $\bar{x}_j$  のとり得る値の平均値を与えるため、本研究では  $C=10000$  に固定してアルゴリズムの構築を行った。

## (2) 腕と報酬の取得方法

バンディットアルゴリズムは前節で述べた通り、いくつかの選択肢を用意し、有限期間内で試行錯誤的に最適な選択肢を探索するアルゴリズムである。そこで本研究では駐車場の駐車料金を腕として設定し、ある駐車場の収益最大化を目指した駐車料金の最適化を行う。その際、腕をどのように設定するかという問題と腕を引いた際の報酬をどのように与えるかという問題が挙げられる。本節では腕の設定と腕を引いた際の報酬の与え方を説明する。

まず料金変更を行う駐車場 (以下、実行駐車場と呼ぶ) を選び、実行駐車場の駐車料金を新たに設定することを想定して、新たな駐車料金案を腕として設定する。その際、腕は駐車料金変更履歴が存在する駐車場のうち、適切な駐車場 (以下、サンプル駐車場と呼ぶ) を選び、そこでの料金変更を腕とする。続いて、実行駐車場において、駐車料金案を実際の駐車料金として設定とした時の収入を推定し、それを報酬とする。

これを模式的に表したものが図-5 である。推定にあたっては、各サンプル駐車場の料金変更前 60 日の収益データを基に時系列モデルを構築、料金変更後 60 日先まで料金変更がなかった場合の予測値を算出し、実際の料金変更後の収入と予測値との差を料金変更の影響と

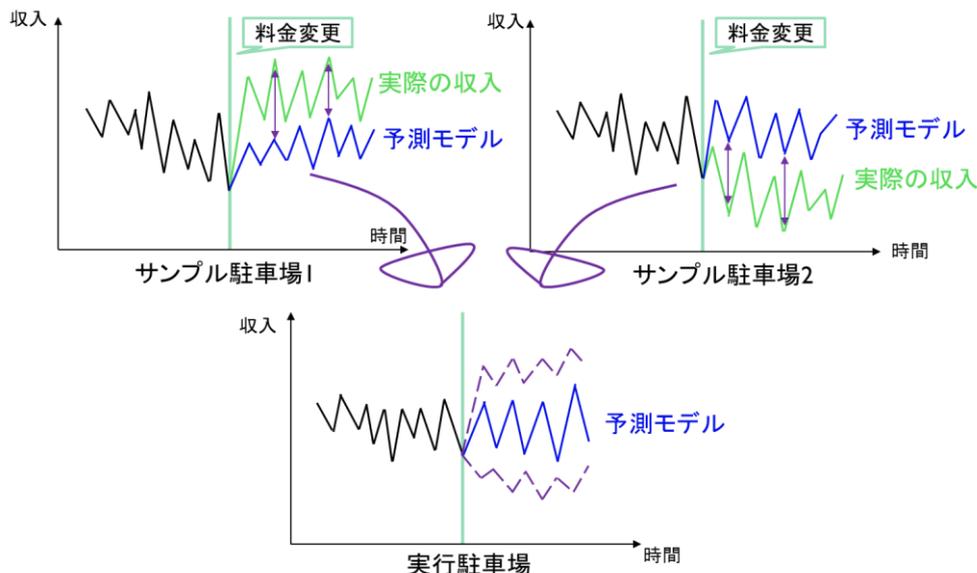


図-5 報酬の算出方法

して捉える。サンプル駐車場における料金変更の影響を実行駐車場のスケールに補正して、実行駐車場の予測モデルに加算することで報酬とする。補正の具体的な方法は、ある時点の実行駐車場での予測値をサンプル駐車場の予測値で除したものにサンプル駐車場での料金変更の影響を掛け合わせたものを実行駐車場での予測値に足すという方法である。

### (3) SARIMA (季節性自己回帰和分移動平均) モデル

本研究では、季節性自己回帰和分移動平均モデル (以下 SARIMA モデル) を用いてモデリングを行った。ARMA モデルは AR(自己回帰)モデルと MA (移動平均) モデルを線形結合した形で表したモデルで、さらに、その ARMA モデルに対して、前期階差と季節階差をとることによってトレンドと周期変動の除去を考慮したモデルが本研究で用いる SARIMA モデルである。

AR モデルは各時点での値が他の時点での値との相関がなく独立であることを仮定して、現在の値を現在より過去の値に重み付けし、和をとることで表現でき、 $p$  次 AR モデル  $AR(p)$  は式(2)で表される。

$$y_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (2)$$

ここで、 $y_t$  は時刻  $t$  における分析対象系列値、 $a_i$  はパラメータ、 $\varepsilon_t$  はランダム誤差である。自己回帰モデルが弱定常であるためには、 $i=1, 2, \dots, p$  のすべての  $i$  に対して  $|a_i| < 1$  を満たさなくてはならない。

続いて MA モデルは、過去の観測不可能なランダム誤差の重み付き和として表され、 $q$  次の MA モデル  $MA(q)$  は式(3)で表される。

$$y_t = \varepsilon_t + \theta_0 - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (3)$$

ここで、 $\theta_i$  はパラメータである。

これらの AR モデルと MA モデルを組み合わせたものが ARMA モデルである。自己回帰のオーダー  $p$ 、移動平均のオーダー  $q$  の ARMA モデル  $ARMA(p, q)$  は式(2)と式(3)を合わせて、式(4)で表される。

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (4)$$

この ARMA モデルに前期階差 ( $y_2 - y_1, y_3 - y_2, \dots, y_T - y_{T-1}$ ) を考慮したモデルが ARIMA モデル、さらに季節相関を考慮した季節階差 ( $y_{1+s} - y_1, y_{2+s} - y_2, \dots, y_T - y_{T-s}$ ) を付加したモデルが SARIMA モデルである。本研究では 1 週間であ

る 7 日の季節階差をとり、曜日変動による非定常性を排除した SARIMA モデルを構築する。

## 4. 最適な駐車料金の探索方法

この章では、UCB アルゴリズムを用いたシミュレーション結果を示す。バンディットアルゴリズムを適用する駐車場は名古屋市中村区の烏森駅付近に位置する烏森駅東駐車場とした。この駐車場が選ばれた理由は、駐車料金体系が一般的な時間単価と入庫から 24 時間の最大料金で構成されていたこと、それぞれの駐車料金の金額や駐車場の特徴が一般的であったことが挙げられる。

サンプル駐車場及び腕を設定するにあたり、サンプル駐車場での駐車料金変更の影響を実行駐車場での料金変更の影響として表現しなければならない。つまり、サンプル駐車場における料金変更による収益の変化が実行駐車場でも同じような挙動を示すようサンプル駐車場及び腕を設定する必要がある。そこで 1) 実行駐車場と同じ駐車料金を設定していた駐車場をサンプル駐車場とする方法、2) クラスタ分析によって実行駐車場と利用形態が類似している駐車場をサンプル駐車場とする方法が考えられる。本稿では 1) の方法について紹介する。なお、サンプル駐車場として同じ駐車料金案を持つ駐車場をいくつか抽出できた場合、アルゴリズムにおいて腕が選択された後に、腕の中のサンプル駐車場をランダムに選択するという方法をとる。また、烏森駅東駐車場は実際に 24 時間最大料金を 600 円から 500 円に料金変更を行っており、その変更も腕の 1 つとする。加えて、腕 1 (変更無し) という腕に対応する報酬は、烏森駅東駐車場の料金変更がなかった場合の時系列モデルの予測値によって与えられることとする。

### (1) 腕の設定

実行駐車場である烏森駅東駐車場の駐車料金と同じ駐車料金を設定しており、尚且つその駐車料金から他の駐車料金に変更している駐車場をサンプル駐車場として、そこでの変更後の駐車料金を腕としてアルゴリズムを実行する。ここではサンプル駐車場と実行駐車場の駐車料金が同じであるため、料金変更の影響も同じであると仮定する。

図-6 は烏森駅東駐車場とサンプル駐車場を明示したものである。また、表-1 はサンプル駐車場における料金変更後の料金設定を表している。腕 1 は烏森東駐車場の元々の駐車料金を表しており、時間単価が 30 分 100 円、入庫から 24 時間の最大料金が 600 円である。この駐車料金設定からの変更を腕 2 から腕 7 が表しており、これらを腕として最適な駐車料金を決定する。なお、実際に

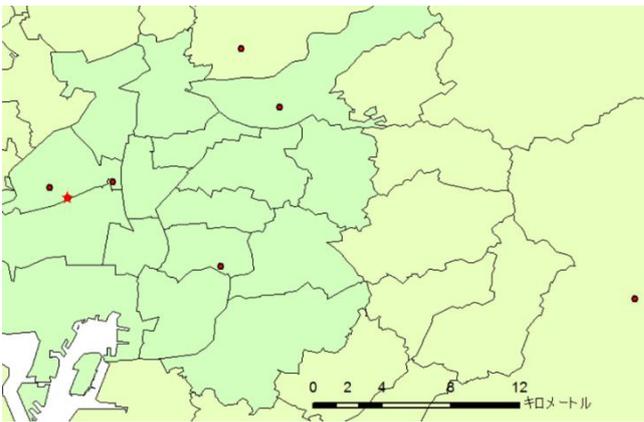


図-6 実行駐車場とサンプル駐車場

烏森駅東駐車場は 24 時間の最大料金を 500 円に値下げを行っているため、腕7の料金変更に含まれる。

(2) 予測モデル (SARIMA) の構築

本節では SARIMA モデルの構築を行う。モデル構築に際して、統計解析ソフト R を使用し、R パッケージ forecast によってモデリングした。また、収益予測モデルでは、予測精度向上のために駐車場毎に観測されている天気データを説明変数として導入した。具体的なパラメータは晴れを 0, 曇りを 0.3, 雨を 0.7, 雪を 1 としてモデルに組み込んだ。

実行駐車場において駐車料金の変更を想定して、料金変更前の 60 日間の収益から SARIMA モデルを構築した。なお、自己回帰の次数や移動平均の次数は、次数 3 を上限として全組み合わせのモデルを構築した後、AIC (赤池情報量基準) が最小となるよう、駐車場ごとにそれぞれのモデルを採用した。そして構築したモデルを基に先 60 日間の収益予測を行った。

図-7 は小幡駅前第 2 駐車場の収入予測である。予測の収入は信頼区間 50% を図示することで予測誤差を表現している。バンディットアルゴリズムの報酬として用いる時は、信頼区間の中でランダムな値を予測値として扱い、実際の収益と予測値との差を補正して報酬とする。

図-8 は実行駐車場の実際の収入と予測収入を表しており、緑の縦線の左側は実際の収入、右側は予測した収入を表している。この右側の予測収入に料金変更の影響を足す形で報酬の推定を行う。

(3) UCB アルゴリズム実行結果

バンディットアルゴリズムを実行した結果を表-2 に示す。1 回の実行によって最適だと判断される腕が異なるため、60 日間のシミュレーションを 10,000 回繰り返し実行した。表-2 の右端の列は最適だと判断された回数である。烏森駅東駐車場の元々の駐車料金は、腕 1 の時間単価が 30 分 100 円、最大料金が 24 時間で 600 円であっ

表-1 腕

	時間単価	打ち切り料金
腕1 (変更無し)	100円/30分	600円/24時間
腕2	100円/30分	700円/24時間
腕3	100円/30分	500円/24時間
腕4	100円/60分 (夜間) 100円/30分 (昼間)	700円/24時間
腕5	100円/40分	800円/24時間
腕6	100円/30分	500円/24時間 300円/12時間 (夜間)
腕7	100円/30分	500円/24時間

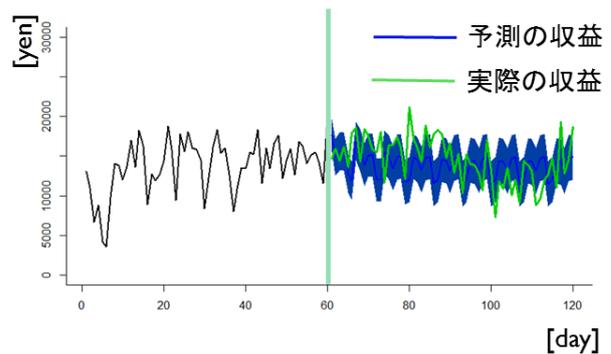


図-7 腕2の例 (小幡駅前第2)

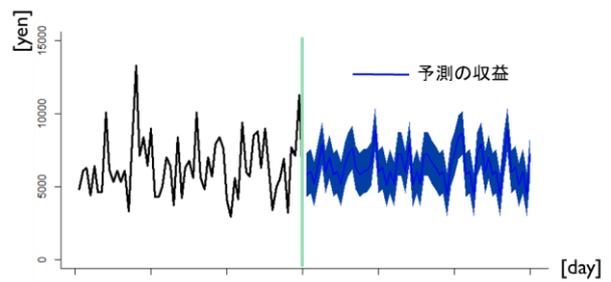


図-8 実行駐車場 (烏森駅東)

た。アルゴリズムを実行した結果、最大料金を 12 時間 500 円にする腕と、同じく最大料金を 24 時間 500 円、夜間最大料金 12 時間 300 円にする腕が良いと判断された。いずれの腕も元々の最大料金から値引きすることで収入が増大することを示している。また、烏森駅東駐車場の実際の料金変更は腕 7 であり、最適腕となる回数も比較的多いことから、実際の料金変更については概ね成功していることが読み取れる。

(4) 料金変更の評価

本節では SARIMA モデルを用いて前節で腕としていた料金変更自体の評価を行う。具体的には、SARIMA モデルの説明変数として料金変更前 60 日間には 0, 料金変更後 60 日間には 1 をとるような説明変数を加えて、

表-2 UCB 実行結果

	時間単価	打ち切り料金	結果
腕1 (変更無し)	100円/30分	600円/24時間	104
腕2	100円/30分	700円/24時間	1006
腕3	100円/30分	500円/12時間	3125
腕4	100円/60分 (夜間)	700円/24時間	39
	100円/30分 (昼間)		
腕5	100円/40分	800円/24時間	9
腕6	100円/30分	500円/24時間	3490
		300円/12時間 (夜間)	
腕7	100円/30分	500円/24時間	2227

表-3 料金変更の効果の推定値

腕	推定値 [円/日]	駐車容量	推定値/ 駐車容量	バンディット 結果
1	なし			104
2	15669	250	62.7	1006
	607	18	33.7	
3	-65	7	-9.3	3125
4	-2108	14	-150.6	39
5	-3448	17	-202.8	9
6	391	8	48.9	3490
7	-1258	17	-74.0	2227

モデル推定を行った。この説明変数の推定値は料金変更前後の収入の平均的な変化を表し、料金変更の評価をすることができる。

表-3 に料金変更の効果の推定値とその推定値を駐車容量で除して 1 駐車区画あたりの料金変更の影響を表した。腕 1 については、駐車料金の変更無しという実績のない腕であるため、推定値を算出することはできない。また、腕 2 についての推定値が 2 つ算出されているが、これは腕 2 として設定されたサンプル駐車場が 2 つあるためである。このモデルでは腕 2 である料金変更が最も収入に正の影響を与えたことを示しており、バンディットアルゴリズムの結果とは異なっている。ただし、バンディットアルゴリズムで最良の結果であった腕 6 も料金変更の効果はプラスと推定され、概ね妥当な結果であると言える。

## 5. おわりに

本研究で得られた知見と、今後の課題をまとめる。

本研究の成果は以下の通りである。

- ・駐車料金を変更することによって収入が増減することをデータ分析にて確認した。
- ・バンディットアルゴリズムの結果と時系列モデル (SARIMA モデル) による料金変更の評価がある程度一致したことから、バンディットアルゴリズムを用いて駐

車場料金マネジメントを行える可能性を確認した。

・UCB アルゴリズムが最適であると判断した駐車料金は 24 時間の最大料金を値引きするというものであった。バンディットアルゴリズムや時系列モデルによる料金変更評価の結果から、24 時間の最大料金は利用者の駐車場選択や駐車時間に大きな影響を与えらる。

また、今後の課題は以下の通りである。

- ・本研究では料金精算データと駐車場データのみを用いて分析したため、駅からの距離や商業施設からの距離など、駐車場を取り巻く環境が駐車場の収益に与える影響を分析できなかった。しかし、駐車場の収入は周りの環境から大きな影響を受けるため、それを加味した分析が必要である。
- ・予測収入において SARIMA モデルを用いたが、モデル精度向上のために状態空間モデル、カオス時系列モデル、多変量時系列モデルなど、他の時系列モデルについても検討が必要である。
- ・バンディットアルゴリズムを実行するにあたって、過去の駐車料金変更の影響を用いて収入の予測を行ったが、オークション型駐車場予約システムに用いるなど、よりオンライン性のある実装が好ましい。

謝辞：本研究は名鉄協商株式会社が保有するデータを用いて分析を行いました。貴重なデータを提供頂いた名鉄協商株式会社に感謝の意を表します。

## A Study on Parking Fee Structure for Maximizing Revenue using Bandit Algorithm

Takeshi KATO, Ryo KANAMORI, Toshiyuki YAMAMOTO and Takayuki MORIKAWA