

駐車料金体系の変更が駐車場利用に与える影響の分析

中村 真之介, 金森 亮

Impact analysis of changing a parking fee structure on parking utilization

Shinnosuke NAKAMURA, Ryo KANAMORI

Due to advancements in information technology, online parking accounting machine can accumulate users' information correctly. However, the data is usually not utilized enough. In this study, the influence on the use situation of parking lots and surrounding parking lots by changing the fee system is explained. Furthermore, we aimed to quantitatively evaluate parking lot fee changes made by experimental rule, and to improve profitability and efficiency of work. We analyzed how revenue and usage situation changed due to past change of fee structure and clarified the change of utilization pattern by combining clustering by k-means method and SARIMA model.

Keywords: 駐車場利用 (utilization of parking), 料金体系 (fee structure), 時系列データ (time-series data)

1. はじめに

2010 年以降, EC サイトなどでクラウド上に膨大に蓄積された購買データを有効活用するための手段として, ビッグデータが注目されるようになった. このようなデータは, 利用者がより関心を持ちやすい広告など, マーケティングの分野で広く使われるようになっている. 交通業界でも, 利用者データがマーケティングに積極的に活用されるようになってきている. 例えば, エアライン大手の日本航空は 2014 年に, 便別の最適化モデルからネットワーク全体最適化モデルに移行することで, 乗り継ぎも含めたより精度の高い需要予測を行えるようになった.

駐車場事業者も, 多くの企業がオンライン料金精算機を設置するようになり, 膨大な精算データが従来と比べて手軽に集められるようになった. しかし, その料金設定については担当者個人の主観によるところが大きく, 料金設定の面で蓄積された精算データは十分に活かされているとは言えない. このような背景から, 料金変更による影響を事前に, 過去のデータから予測することでより適切な料金戦略を策定することができると考えられる.

また, シェアリングエコノミーなどの広がりを受けて, 個人でも空いた土地を利用して駐車場を貸し出せるサービスや, コインパーキングの一部の駐車

スペースをカーシェアリングに利用する例などが出現し, 駐車場ビジネスはより多様性を増している. これらのサービスにより, 都市の空いた土地の有効活用などが期待されるが, 従来のコインパーキングなどの収益を伸ばすことが難しくなると思われる. より正確な需要予測が必要となるなどの課題も挙げられる. コインパーキングの需要は, 料金の影響も大きく受けるが, 近隣の駐車場の料金の影響も受けているかどうか考える必要がある.

本研究では, オンライン駐車場料金精算データの利活用の検討の一環として, 料金変更による利用状況の変化を分析する.

2. 既往研究

駐車場料金施策についての研究は, これまでもいくつか行われてきている. 加藤ら (2017) は, バンディットアルゴリズムを用いて, 時系列データによる最適料金の導出方法の提案を行った. また坪井ら (2016) は, 利用者の駐車時間と駐車場所の同時選択モデルを構築し, 収益を減らさずに需要をマネジメントする方法を提案している.

需要予測という点においては, イールドマネジメントの分野で先行研究がいくつかなされている. Alderighi ら (2015) は, ヨーロッパの LCC 航空会社

* 非会員 名古屋大学未来社会創造機構 (Nagoya University)
〒464-8603 名古屋市中千種区不老町 E-mail : kanamori.ryo@nagoya-u.jp

の空席データと料金データから、運賃が座席の空き状況と購入日から受ける影響を分析し、その関係を明らかにしている。O'Connor・Murphy（2008）は、ホテルの空室と料金のマネジメント方法を分析し、その戦略の都市ごとの差異を明らかにした。

各地に点在する駐車場データのような、ポイントデータの時間、空間の相互作用の分析の分野では、いくつかのモデルや分析手法が提案されている。竹内ら（2018）は、自己回帰テンソル分解を用いて、バイクシェアリングデータを時間、空間の両方の軸で補完する方法を提案している。矢島・平野（2011）は、時空間大規模データを効率的に分析する際の、最尤推定法に代わる高速起算可能なパラメータ推定法と、パラメータ数を縮約し少数の因子によりデータを説明する潜在仮定モデルを紹介している。

このように、需要分析や、時空間データのモデルや分析方法に関する研究はこれまでもなされているが、駐車場の料金変更の影響による需要の変化に関する研究は少ない。また、駐車場料金施策についての研究においても、料金変更に注目し、それによって周囲の駐車場に及ぼす影響について分析した研究はこれまでにない。

3. 基礎分析

3.1. 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行う。分析対象としたデータは、中京都市圏内の駐車場 1,718 箇所の 2014 年 1 月 1 日～2018 年 3 月 31 日の 4 年間の駐車場利用データ 45,268,302 件である。この駐車場利用データの中には、使用した駐車場の番号、入庫・出庫日時、精算金額が含まれている。

料金精算データと併せて、各駐車場に関するデータも使用した。このデータには、各駐車場の番号、位置情報、営業開始日、営業終了日、料金設定、料金変更履歴が含まれる。使用データの概要をまとめたものを表-3.1 に示す。

表-3.1 使用データの概要

データ種別	内容
料金精算データ	駐車場番号, 入庫日時, 出庫日時, 精算金額
駐車場データ	駐車場番号, 位置情報, 営業開始日, 営業終了日, 料金設定, 料金変更履歴

3.2. 基礎集計

分析対象の駐車場の位置（名古屋市内）を図-4.1 に示した。駐車場の位置は、名古屋市内、特に名駅地区や栄地区に集中している。また 2014 年 4 月 1 日～2018 年 3 月 31 日の 4 年間の期間の中で、各駐車場で料金変更を行った回数をまとめたものを図-4.2 に示す。4 年間の全駐車場の総変更回数は 1,723 回である。分析対象の名鉄協商パーキングの料金体系には 2 種類の料金がある。一つは一時料金で、もう一つは打ち切り料金である。一時料金は 30 分や 1 時間といった、時間単位で課金される料金で、打ち切り料金は、一時料金に対する上限の料金である。一時料金、打ち切り料金ともに一日の中で変化する可能性がある。この一時料金、打ち切り料金のどちらかの変更を、8 割以上の駐車場が 1 回以上経験していることが図から分かる。また、料金変更があった件数を月ごとにまとめたグラフが図-4.3 である。毎年 6 月ごろに変更回数のピークがあり、一定の季節変動性がみられる。ここでの料金の変更とは、料金体系そのものの変更であり、昼、夜で料金が変わる場合は変更に含まない。

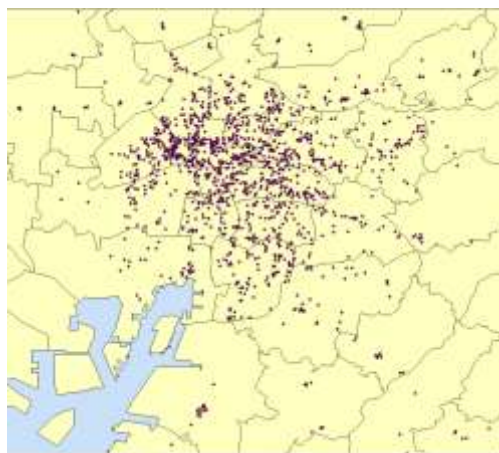


図-4.1 駐車場位置名古屋周辺拡大図

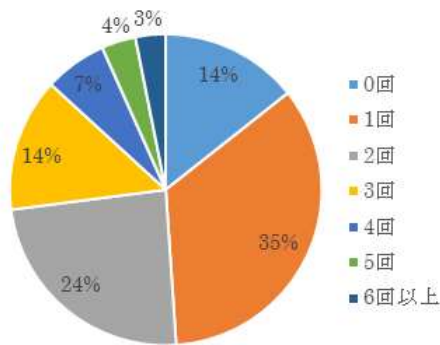


図-4.2 4年間の料金変更回数



図-4.3 月別料金変更件数

4. 駐車場利用パターンの分析

駐車場の利用パターンを分析するために、1回の利用の駐車時間と、1時間ごとの駐車率を基準にクラスタリングを行った。駐車率の指標の詳細については5.2章で説明する。クラスタリングは、k-means法を用いて行った。

4.1 駐車時間によるクラスタリング

ここでは、1回の利用の平均駐車時間を基準に駐車場のクラスタリングを1日ごとに行った。データは4年分あるので、それぞれの駐車場に $365 \times 3 + 366 = 1,461$ 個のクラスタ番号が1日ごとに割り当てられる。クラスタ数は理解のしやすさから4つに設定し、それぞれ0, 1, 2, 3の番号を振った。クラスタ番号が大きくなるほど、平均駐車時間が長くなるようになっている。

那古野1丁目第四駐車場の2016年10月から2か月間のクラスタ番号の遷移を表した図-4.1を例として示す。平日に駐車時間が長いクラスタに遷移する

傾向にあることが図から分かる。これは、当該駐車場近隣にオフィスが多いことから、付近のオフィスに來訪する利用者が多いことが理由として推測される。また、クラスタ番号を振った各クラスタの平均駐車時間分布を図-4.2に示す。横軸は駐車時間(分)、縦軸は全利用数を1としたときの、その駐車時間の利用の割合である。クラスタ0, 1は短時間利用の割合が大きく、クラスタ3は600分付近の利用の割合が比較的多いことがグラフから読み取れる。

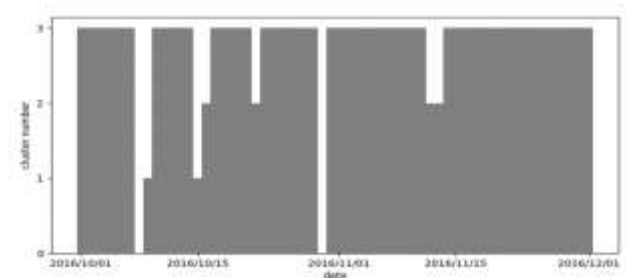


図-4.1 駐車時間クラスタ遷移例

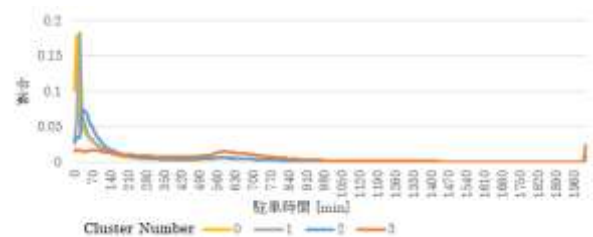


図-4.2 平均駐車時間分布

4.2 駐車率によるクラスタリング

ここでは、駐車率という指標を用いてクラスタリングを行った。駐車率とは、ある駐車場における単位時間当たりの占有率である。例えば、2台の駐車スペースがある駐車場で、11:20～12:40に1台、12:00～13:00に1台車が駐車してあったとする。このとき、11時台には1台の車が40分止まっていたことになる。よって、 $40 / 60 = 0.66$ を駐車場のキャパシティの2で除して、駐車率を0.33とする。12時台も同様に0.83と計算される。

前述の方法で駐車率を計算し、一日ごとにクラスタ数を割り振った。なお、クラスタ数は5個とし、クラスタ番号0, 1, 2, 3, 4をそれぞれ割り振った。クラスタ番号が大きくなるほど、平均の駐車率も大き

くなるようになっていく。ここでも、那古野1丁目第四駐車場の2か月間の駐車率クラスターの遷移を、例として図-4.3に示す。この図からは、土日のクラスターが駐車率の低いクラスターになる傾向が分かる。前述の通り、近隣のオフィスで働いている人の利用が多いことが示唆されている。また、この駐車場では駐車時間が長いクラスターのときには、駐車率も高いクラスターにある傾向がある。

次に、1日ごとの平均駐車率分布を図-4.4示す。クラスター番号1、3は昼の時間帯の駐車率が高くなっていて、2、4は比較的昼夜の差が小さいことが図からわかる。クラスター番号0は、ほとんど使われていない駐車場であると考えられる。

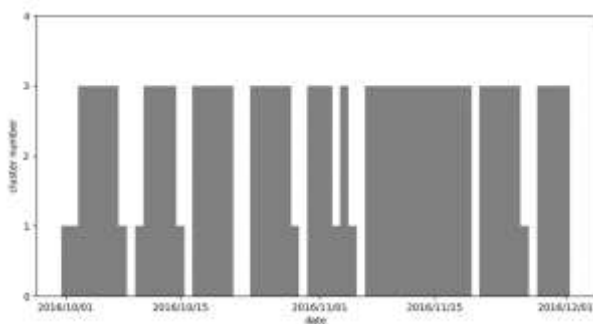


図-4.3 駐車率クラスター遷移例

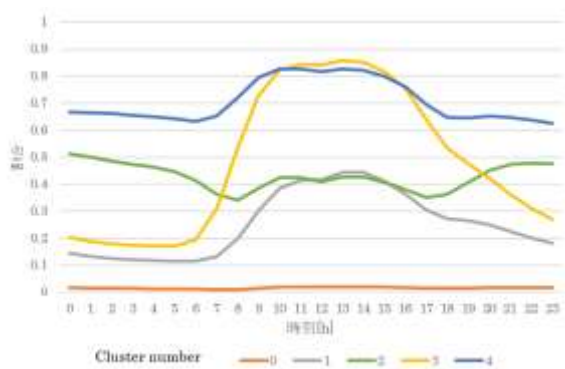


図-4.4 平均駐車率分布

4.3 料金変更によるクラスター遷移

対象駐車場における、2014年4月～2018年3月の期間での料金変更前後30日の最頻クラスターと1日当たりの平均収益に変化があったかどうか集計を行った。変更後30日の1日当たり平均収入が、変更前30日の1日当たり平均収入に対して、増加して

いれば収入増加、減少していれば収入減少としている。また料金変更の際には、その変更の種類を一時料金の値上げ、値下げ、売り切り料金の設定、消去、値上げ、値下げに分類しそれぞれ集計した。一時料金、打ち切り料金ともに変更を行った場合には、それぞれ別に1回とカウントしている。それらをまとめたものが表-4.1である。

期間内の料金変更において、収入増加につながったケースの方が、収入減少につながったケースより多い場合がほとんどであることが分かる。しかし、収入が減少してしまったケースも種別ごとにそれぞれ3割程度あることが分かった。料金変更の種別の件数については、一時料金よりも打ち切り料金の方が変更が多くなされている。また、一度打ち切り料金が設定された場合、打ち切り料金が廃止されることは稀である。また、全ての料金変更種別において、駐車率クラスターの方が駐車時間クラスターより遷移した数が多かった。このことから、料金の変化に対して駐車率クラスターの方が駐車時間クラスターよりも敏感に反応すると考えられる。

表-4.1 料金改定に伴う収入とクラスターの変化

料金変更種別	最頻駐車時間クラスター遷移	最頻駐車率クラスター遷移	収入増加	収入減少	件数
一時料金値上	73	102	280	81	361
一時料金値下	47	58	85	56	141
打ち切り料金設定	8	8	19	2	21
打ち切り料金消去	5	8	4	7	11
打ち切り料金値上	151	225	577	265	842
打ち切り料金値下	206	337	537	230	768

5. 時系列モデルによる分析

ここでは SARIMA (季節性自己回帰和分移動平均) モデルを用いて、料金変更後の収益予測を行った。料金変更前 63 日の収益データを用いて、変更後 30 日の予測を行うことにより、SARIMA モデルによる予測を、料金変更を行わなかった場合のデータとして使用している。単純な料金変更前後の収益増減の分析と比較して、曜日変動を考慮した分析が可能となり、より料金変更の影響を把握できると期待される。

5.1 SARIMA モデル

AR (自己回帰) モデルと MA (移動平均) モデルを線形結合したものが ARMA モデルであり、その ARMA モデルに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 SARIMA モデルである。

AR モデルは、ある変数がある変数の過去の値に線形に依存しているという仮定のもと、 p 次の AR モデルは式 (5.1) のように表される。

$$y_t = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (5.1)$$

y_t : 時刻 t における分析対象系列値 a_i : パラメータ ε_t : ランダム誤差

AR 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 $|a_i| < 1$ である必要がある。

MA モデルは、ある変数が、現在までの異なる時点の誤差の一次結合で表現される。 q 次の MA モデルは式 (5.2) で表される。

$$y_t = \varepsilon_t + \theta_0 - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (5.2)$$

θ_i : パラメータ

上記の 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。自己回帰の次数が p 、移動平均の次数が q のときの ARMA モデルは式 (5.3) で表される。

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p a_i y_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} \quad (5.2)$$

式 (5.2) の ARMA に前期階差($y_T - y_{T-1}$)を考慮

したモデルが ARIMA モデルである。ここに季節階差($y_T - y_{T-1}$)を加えたものが SARIMA モデルである。本研究では、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 モデルを使用する。モデルの実装にあたっては、Python パッケージの StatsModels を使用した。

5.2 SARIMA モデルの適用

駐車場の料金変更の影響を調べるために、SARIMA モデルで料金変更がなかった場合の収益を、料金変更前 63 日分のデータを使用して予測した。また、予測に用いたサンプルは変更前 63 日、変更後 30 日の範囲に別の料金変更がないものに絞った。その結果、分析対象に使用した料金変更の件数は 1,538 件となった。予測に使ったデータは、63 日分であり、9 週間分の週変動の影響を考慮するために、7 日分の季節階差 9 回分をモデルに組み込んでいる。2017 年 6 月 19 日に料金変更を行った本郷西駐車場の例を図-5.1 に示す。

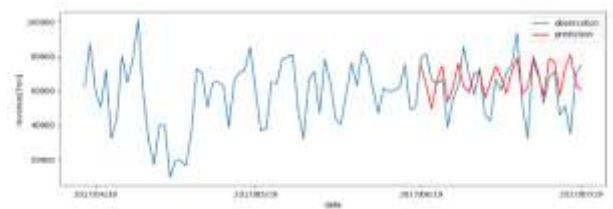


図-5.1 料金改定後の収益予測値

料金変更後 30 日の予測値を料金変更がなかった場合の収益とみなし、料金変更の影響の評価を行った。具体的には、変更後 30 日の実測値の平均を予測値 30 日分の平均で割った値を、料金変更による収益増加率と見なし、+5%以上、+2~5%、±2%、-2~-5%、-5%以下に分類した。値が大きいほど、料金変更による収益増加の影響が大きく、小さいほど変更による収益減少の影響が大きいことを意味する。さらに、それぞれの駐車場の変更前 63 日間の最頻クラスターの件数を集計し、料金変更によって収益が上がりやすいクラスターがあるかどうかを調べた。なお、駐車率クラスターと駐車時間クラスターの組み合わせによるメタクラスターを 16 種類設定した。収益増加率

ごとのメタクラスタの件数の分布を示したものが、図-5.2 である。図-5.2 から、メタクラスタ構成比は各収益増加率で大きな違いはないことが分かる。

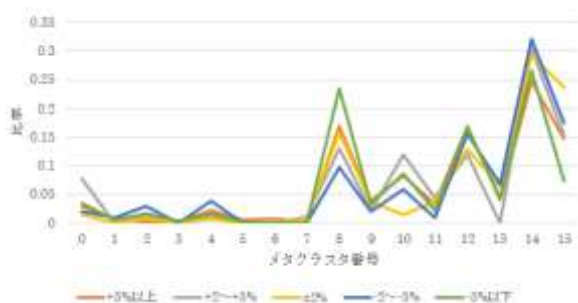


図-5.2 メタクラスタ構成比分布

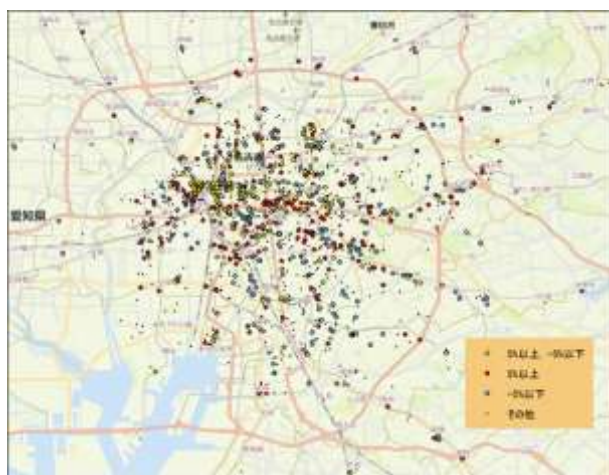


図-5.3 収入の変化が大きかった駐車場プロット図
(名古屋市中心部)

また、料金変更による収入の影響が大きかった +5%以上、-5%以下の駐車場の位置(名古屋市中心部)を図-5.3 に示す。各駐車場は何度も料金の変更を行っている場合があるため、5%以上と-5%以下の両方の収益変化を経験した場合、黄色でプロットしている。5%以上の場合には赤、-5%以下の場合には青、それ以外の駐車場は紫でプロットしている。図-5.3 から名古屋市中心部の名駅、栄、金山、千種など、駐車場が密集している地域では、収入の変化が大きいことが分かる。また、郊外でも名古屋港のポートメッセ周辺は駐車場が集中しており、その周辺では収入の変化が大きい駐車場が多くなっている。一方、駐車場が密集している地域では他の駐車場との競争が激しく、料金変化による影響が大きくなると考え

られる。

5.3 料金変更による周辺駐車場への影響

SARIMA モデルの予測値は変更がなかった場合の収益とみなし、実測値を予測値で割った比を計算することで、料金変更による周辺駐車場の収益の増加率を推定し、さらに料金変更のあった駐車場からの距離との関係を調べた。横軸に変更のあった駐車場からの距離、縦軸に料金変更による収益の推定増加率を取りプロットしたものが図-5.4 である。ここでは、料金変更のあった駐車場から 500m 圏内の駐車場を対象として、料金変更前 63 日間、変更後 30 日間に料金変更のない周辺駐車場に SARIMA モデルの適用を行った。

料金変更履歴全体としては、距離と推定収入増加率の間に相関はない可能性が高い。このことから、料金変更による周辺駐車場の収益と、料金変更のあった駐車場からの距離には、少なくとも過去に行った料金変更においてはほとんどなかったと考えられる。料金変更のなかった時期においても同様に、同じ駐車場周辺の収入の推定増加率をプロットしたものを、図-5.5 に示した。図-5.4 と比べて大きな違いは確認できないので、やはり全体としては距離と収入の変化率の間に相関はない可能性が高い。

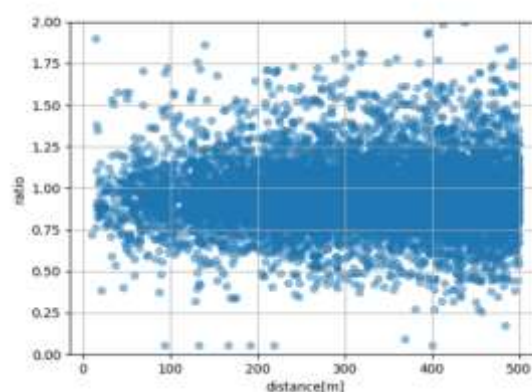


図-5.4 実測値 / 予測値 と距離のプロット図

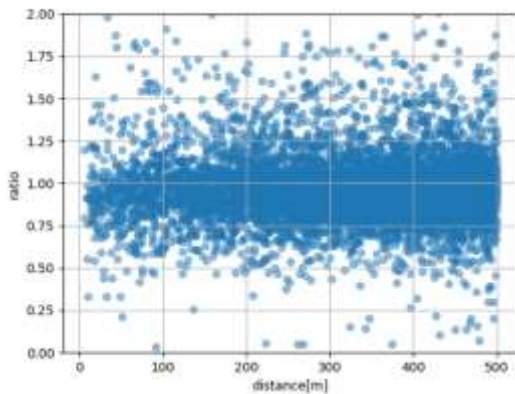


図-5.5 実測値 / 予測値 と距離のプロット図
(平常時)

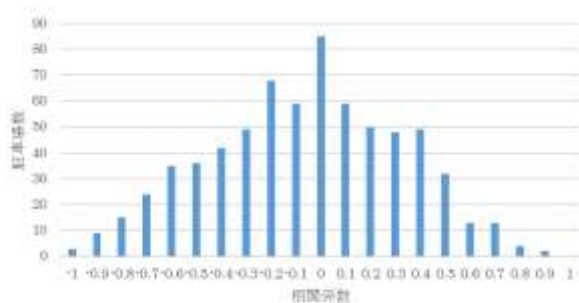


図-5.6 相関係数のヒストグラム

次に、料金変更があった駐車場それぞれに注目し、変更があった駐車場からの距離と、500m 圏内に存在する駐車場の推定収入増加率との相関係数を集計した。相関係数のヒストグラムを図-5.6 に示す。ここでは、料金の変更があった駐車場の 500m 圏内に、5 個以上駐車場がある場合のみ計算対象にしている。多くの駐車場で相関係数の絶対値が小さくなっていて、距離と収益の関係は薄いことが分かる。しかしながら、相関係数の絶対値が 0.8 以上の駐車場も合計 18 個存在する。これらの駐車場位置を確認すると、名古屋市中心部などの駐車場が密集しており、5%以上、または-5%以下の収入の変化があった駐車場に含まれるものは 18 個中 15 個であった。このことから、駐車場が密集した競争の激しい地域に限り、料金変更の影響と距離の間に相関関係がある可能性がある。しかし、収入の変化が大きい駐車場であっても相関係数が低い駐車場も多数存在するので、距離以外の要因で競争が起こるための条件が影響していると考えられる。

6. まとめ

本研究では、駐車場の利用データに対して、駐車率と駐車時間によるクラスタリングを行い、収益データに対し SARIMA モデルの適用を行った。その結果、料金変更による駐車時間、駐車率などの利用パターンの変化への影響は大きいものの、その利用パターンと、料金変更による収益への影響との明確な関係性は、見出せなかった。また、料金変更による周辺駐車場への影響は限定的であり、過去に行われた料金変更と同程度のものであれば、料金変更があった駐車場からの距離と、周辺駐車場の収益の増減には駐車場全体としては関連がない可能性が高い。しかし、一部の駐車場同士の競争が激しい地域では、料金変更による影響が、距離に依存して広がることを示唆する結果が得られた。

今後の課題として、駐車場の利用パターンや収益の、時系列、空間への相互影響をより詳しく分析するためには、時空間を一体的に取り扱うことができるモデルがより望ましい。また、周辺駐車場への影響においては、料金変更による影響が、周囲の駐車場に影響を及ぼすための条件の分析が不十分であり、より詳細な分析が必要とされる。今回のデータは多くの駐車場を対象としている一方、他社の駐車場データは扱っていない不完全情報下での分析となった。そのため地域の駐車場需要の総量を過少推計して分析しており、料金変更に伴う他社への利用流出なども考慮・推計した分析が、データ入手が難しいが必要である。

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。本研究の為に貴重なデータを提供して下さいた名鉄協商株式会社に感謝の意を表します。

参考文献

日本航空・プレスリリース (2014) : 座席予約受付システムをアメリカ PROS 社の O&D に刷新
<http://press.jal.co.jp/ja/bw_uploads/MjAxNDExMTI1fSkdOMTQxOTFjcCQyJdclvGO85V0jcWTS4m7g1a>

DWINlg4CC8I38kFYucGRm.pdf>2018/1/27 アクセス

金森 亮, 加藤丈嗣, 山本俊行, 森川高行: 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, 土木計画学研究・講演集, Vol.55, 2017 年 6 月.

竹内考・鹿島久嗣・上田修功 (2018): 自己回帰テンソル分解による時空間データ予測, The 32nd Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2018, pp-1-4.

坪井佑樹 (2016): 料金精算データを用いた駐車場選択行動の分析と離散-連続モデルの構築, 平成 27 年度修士論文

矢島美寛・平野敏弘: 時空間大規模データに対する統計的解析法, 統計推理 (2012), 第 60 巻, 第 1 号, 55-71

Alderighi, M., Nicolini, M. and Piga, C. A. (2015): COMBINED EFFECTS OF CAPACITY AND TIME ON FARES: INSIGHTS FROM THE YIELD MANAGEMENT OF A LOW-COST AIRLINE, The Review of Economics and Statistics, October 2015, 97(4), pp.900-915

O'Connor, P. and Murphy (2008): HOTEL YIELD MANAGEMENT PRACTICES ACROSS MULTIPLE ELECTRONICS DISTRIBUTION CHANNELS, Information Technology & Tourism, Vol. 10, pp.1-10