

NAISTモビリティオークションにおける コミュニティ通貨の使われ方の分析

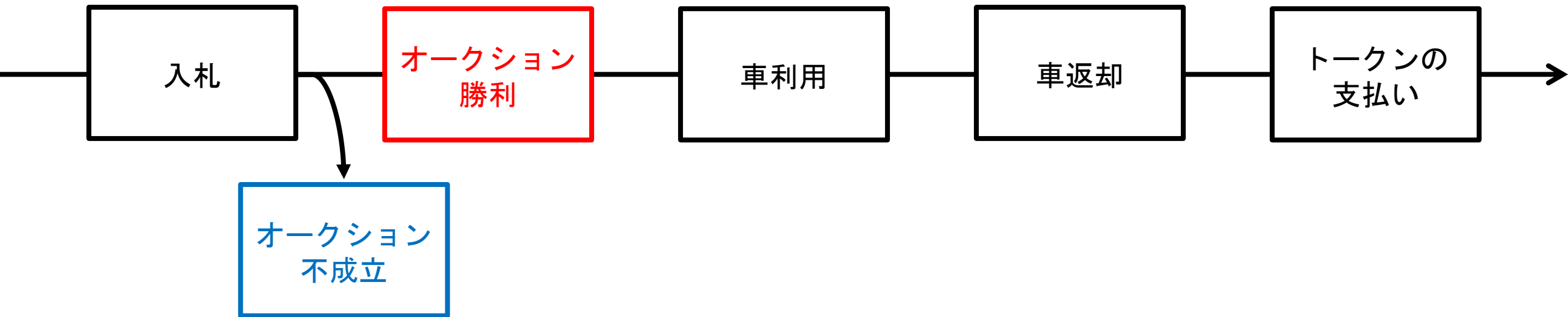
21T2008A 飯田知希

研究背景

- 奈良先端科学技術大学院大学（NAIST）でNAISTモビリティオークションの実証実験が行われている
- システム内の独自の通貨トークンを用いてオークションを実施しており、そのオークションにより実際に使う人を決定している

NAISTモビリティオークションシステムの概要

図1 オークションシステムの流れ



研究概要

ユーザーが継続して利用するようにしたい

- 課題点

- ・トークンをどのように使っているか把握できていない

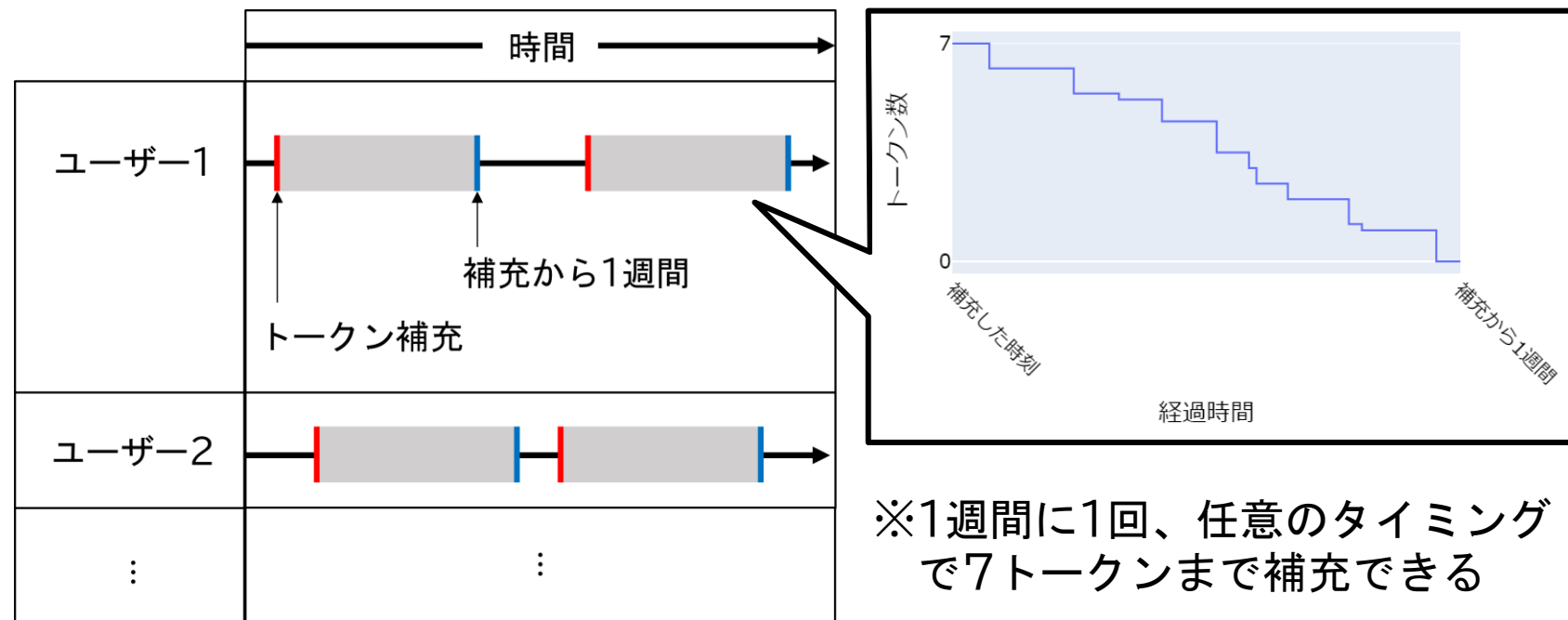
- 研究目的

トークンの一般的な利用パターンについて分析し明らかにすることで、
利用状況の理解を深める

分析に使用したデータの詳細

- トークンの取引履歴からデータを集める
- 灰色の区分には所有トークン数の変遷のデータがある
- 区分ごとのデータをユーザー関係なく全て集める

図2 ユーザーごとの動きと所有トークン数の変遷の例



※2024年に新システムへ移行したため、新システムのデータが記録されている2024/2/5～2025/1/17を対象とする

分析項目

分析項目1

- ・ トークンの使用について分析
 - 1週間に1回の補充サイクルを活用し補充後の1週間の動きを分析

分析項目2

- ・ トークン使用の推移について分析
 - ユーザー毎にトークンの使い方がどのように推移しているのか分析

分析項目1 どのようなトークンの 使い方をしているのか

- ・ 1週間の所有トークン数の変遷のデータをもとにトークンの使い方をクラスタリングし、トークンの使い方について分析する
- ・ 所有トークン数の残りに着目しトークンを使い切れているかについて分析

1. クラスタリングについて
2. クラスタ数の決定について
3. クラスタリングの結果①～④
4. 残り所有トークン数の分析

分析項目1 クラスタリングについて

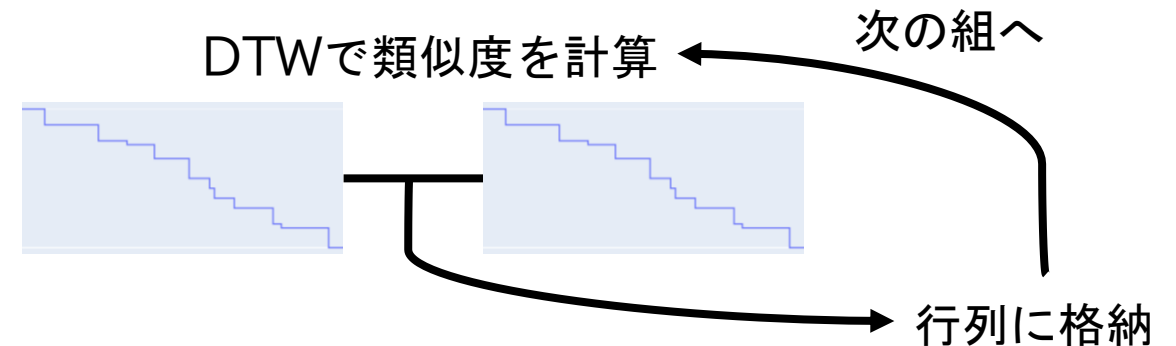
- ・ クラスタリング手法は階層型クラスタリングを用いた
 - データを統合してクラスタを形成する凝集型の階層型クラスタリングを使用
複雑な類似性を直接扱うことができる

- ・ クラスタリングする際に、データ群を行列に整形したものを用いる

➤ データ整形の手順

1. データのある1つの組に対して、動的時間伸縮法を用いて所有トークン数の変遷(時系列データ)同士の類似度を計算
2. 行列に格納
3. 1.、2.を全ての組に対して行う

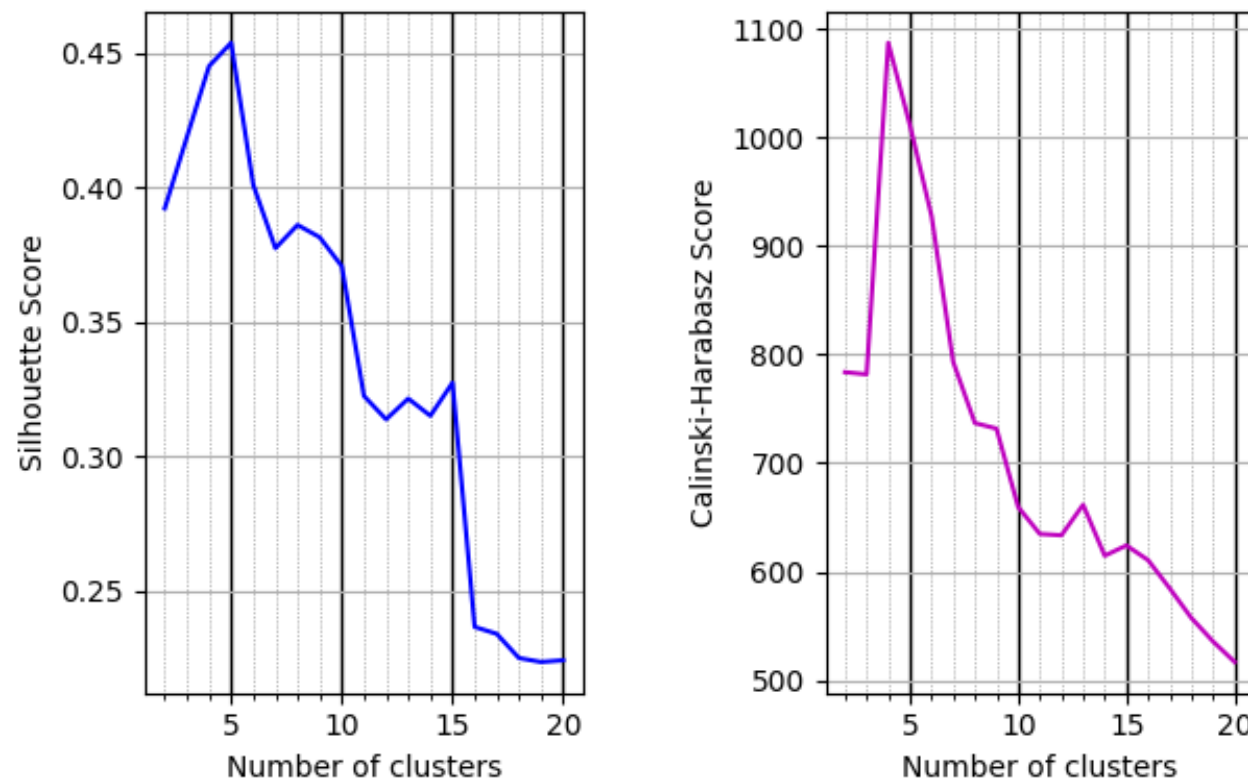
図3 使用するデータの整形手順



分析項目1 クラスタ数の決定について

- ・ クラスタ数は以下の2つの指標を用いて決定した。
 1. シルエット係数
 2. Calinski Harabasz基準
- ・ 右図より、シルエット係数ではクラスタ数4または5、Calinski Harabasz基準ではクラスタ数4が適切であると分かった
- この結果から今回のクラスタリングではクラスタ数を4とする

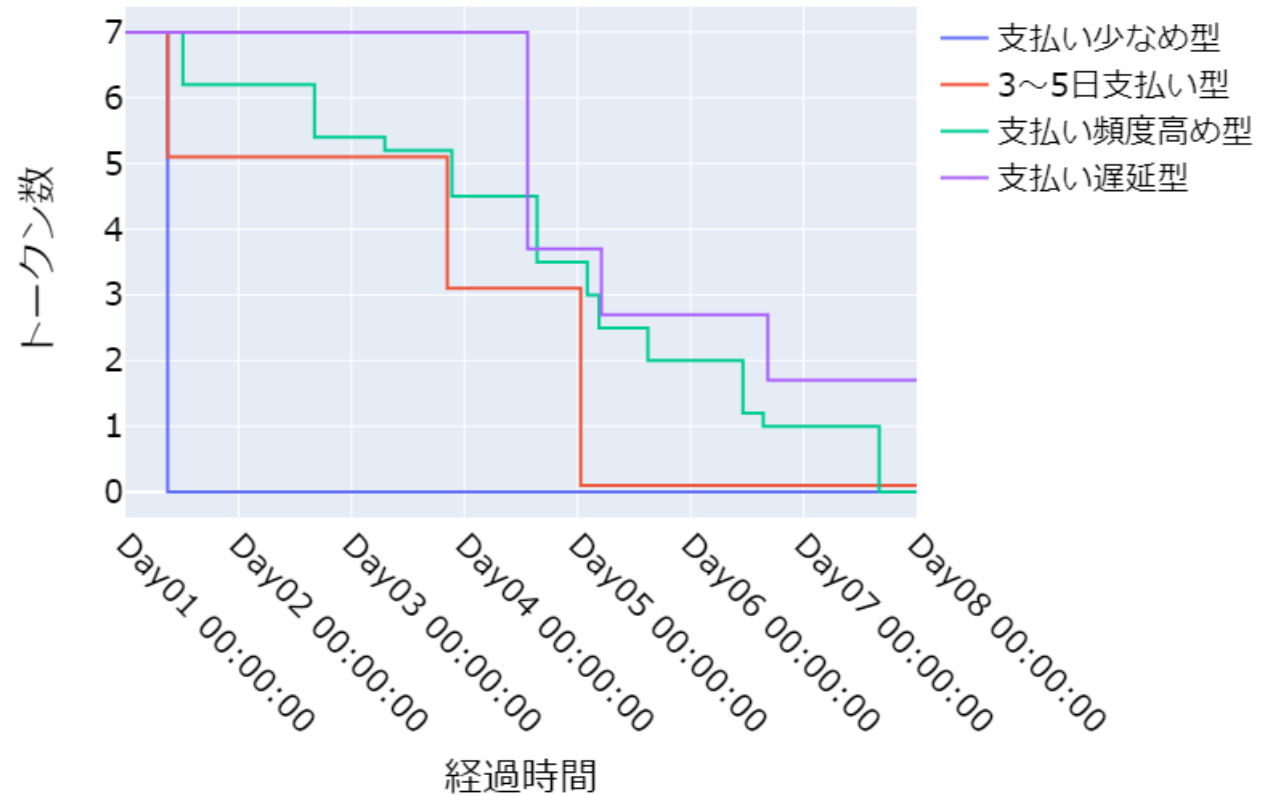
図4 シルエット係数とCalinski Harabasz基準によるクラスタ数毎のスコア



分析項目1 クラスタリング結果①

- ・ 4つのクラスタに分類し、それぞれに名前を付ける
- ・ 横軸は経過時間
左端が補充した時刻、
右端が補充から1週間
- ・ 縦軸はトークン数
- ・ 右の図はクラスタ内のデータの1例

図5-1 補充後1週間のトークンの使い方

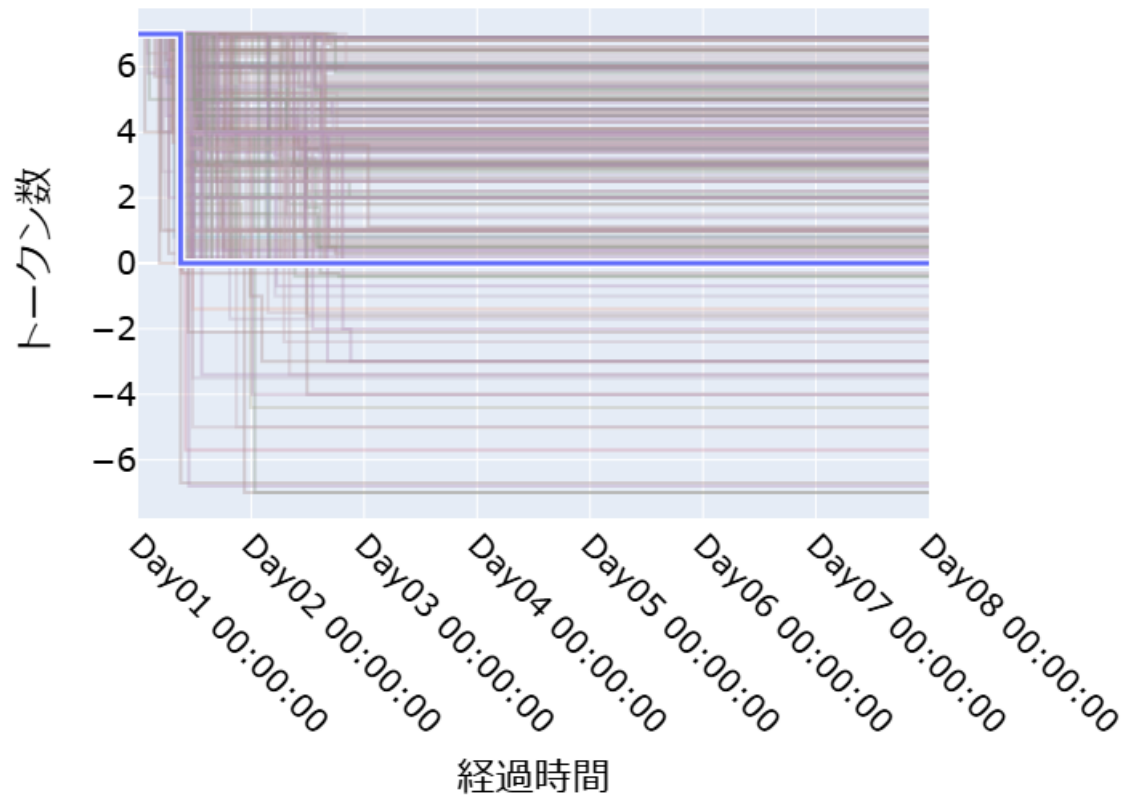


分析項目1 クラスタリング結果②

●支払い少なめ型

- 補充してからすぐに使うタイプ
- 他に比べ支払い回数が少ない

図5-2 補充後1週間のトークンの使い方(支払い少なめ型)

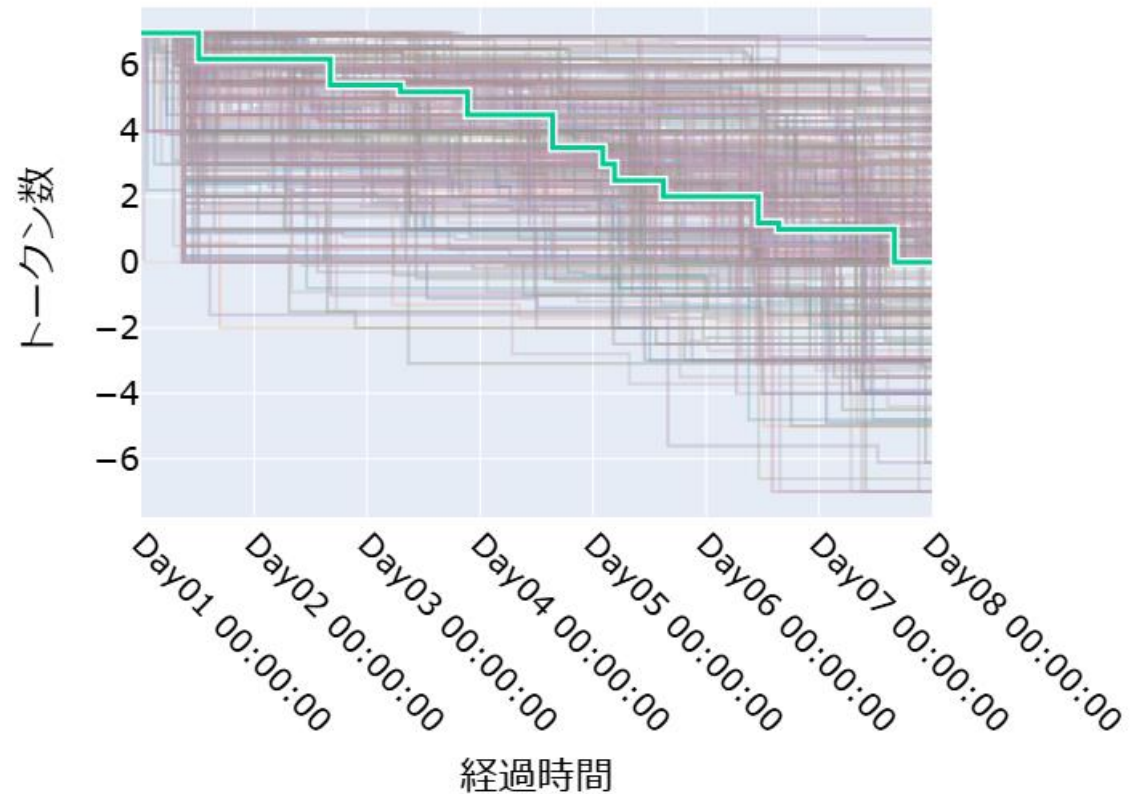


分析項目1 クラスタリング結果③

●支払い頻度高め型

- 補充してから1週間かけて使うタイプ
- 他の方法に比べ、支払い回数が多く1回に支払う額が少ない

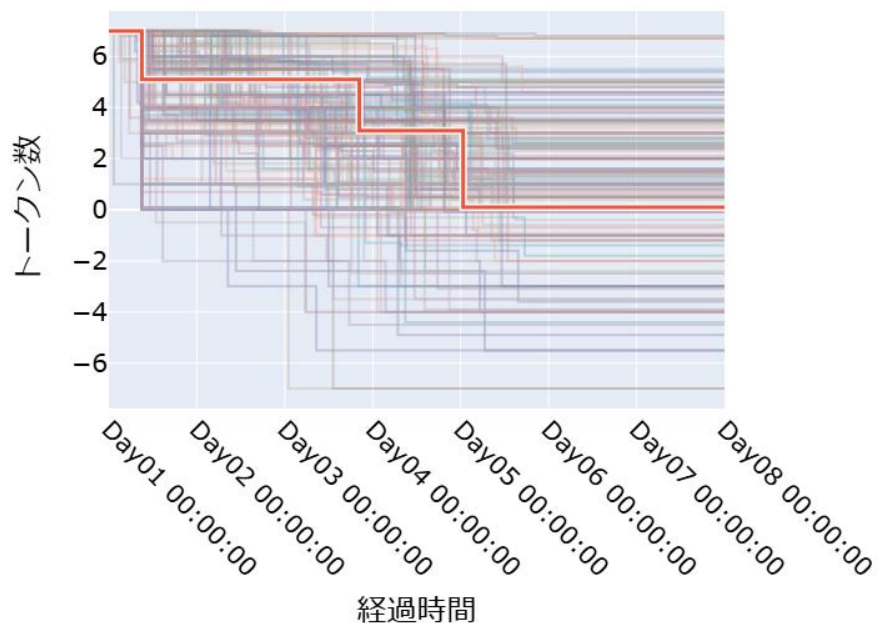
図5-3 補充後1週間のトークンの使い方(支払い頻度高め型)



分析項目1 クラスタリング結果④

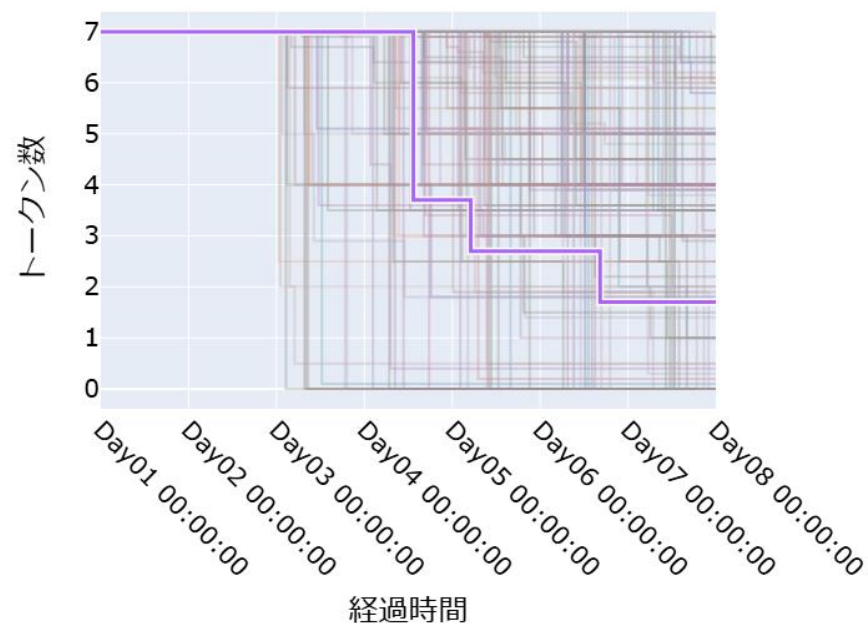
- 3～5日支払い型

図5-4 補充後1週間のトークンの使い方
(3～5日支払い型)



- 支払い遅延型

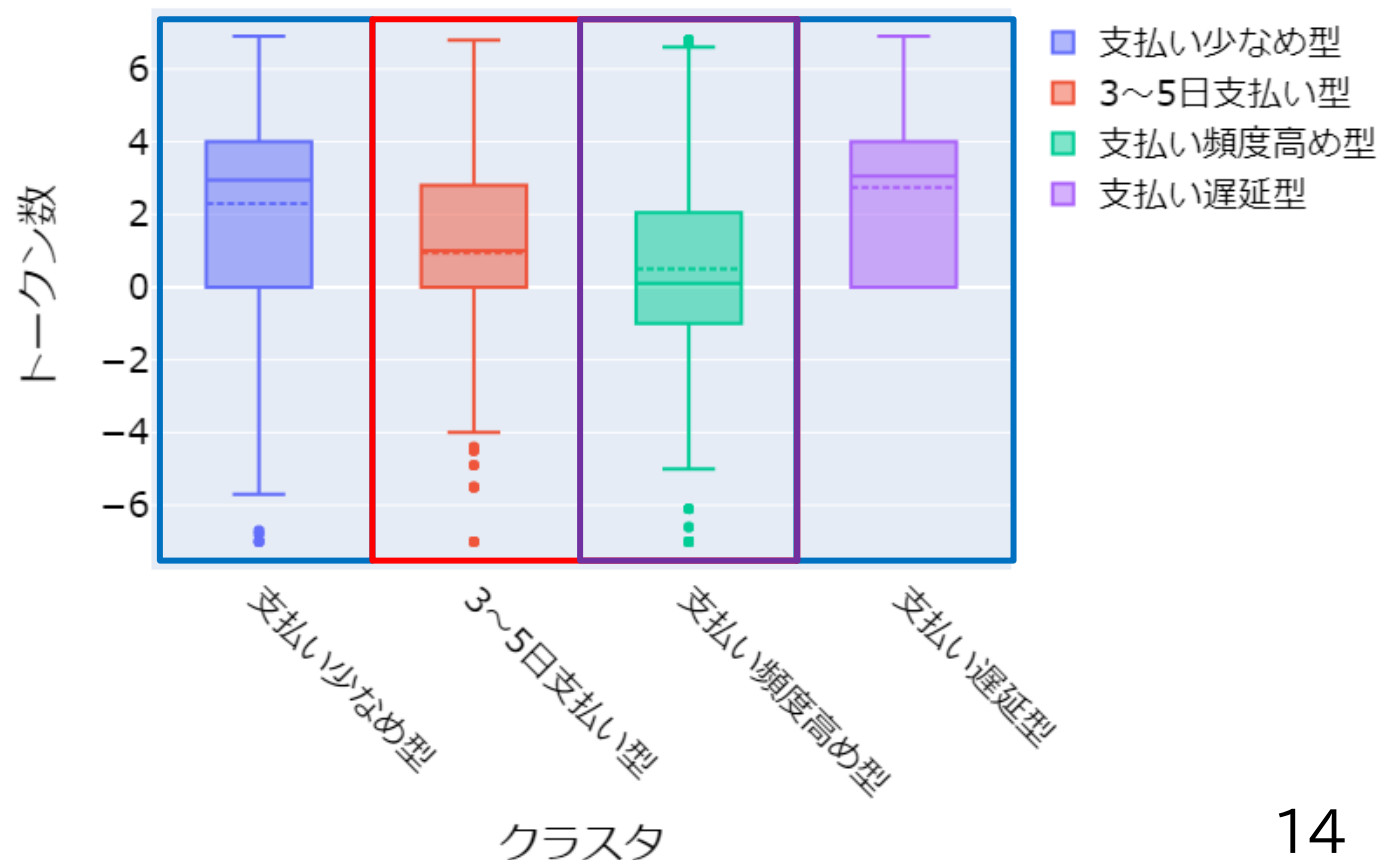
図5-5 補充後1週間のトークンの使い方
(支払い遅延型)



分析項目1 残りトークン数の分析結果

- 短期間に使う方法やトークンを保持している方法は残りトークン数が多い
- 長期間にかけて支払う方法は残りトークン数が少ない
- 特に支払い頻度高め型は他の方法に比べ最も少ない傾向にある

図6 クラスタごとの残りトークン数



分析項目2 トークンの使い方は どのように推移しているのか

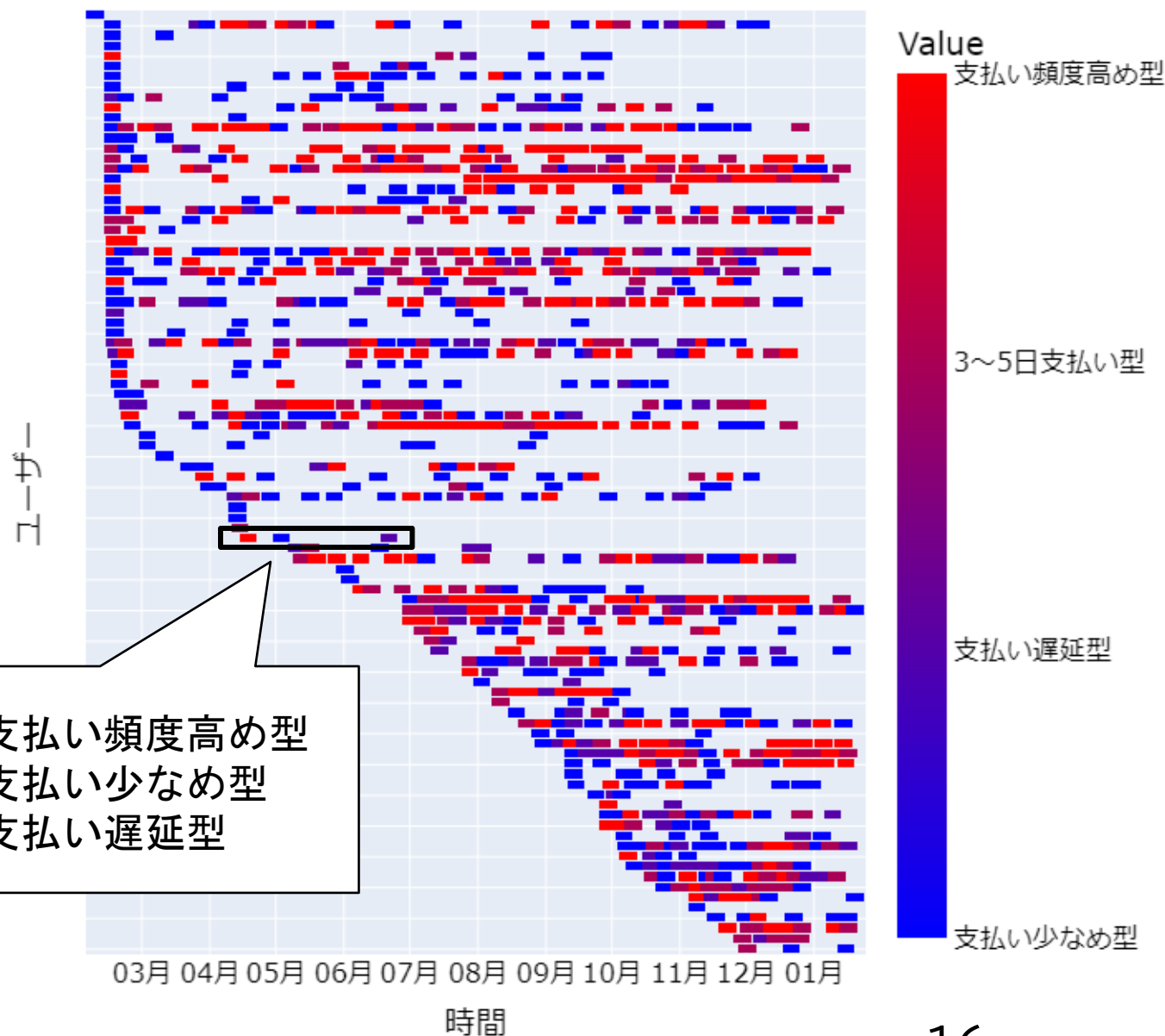
- ・ 補充ごとにどのような支払いをしているかを分析
- ・ ヒートマップによる推移の可視化とマルコフ過程を用いる
- ・ 分析項目1で得られたクラスタリング結果を基に分析する

分析項目2

支払い方法の推移に関する分析結果

- 分析項目1で得られた4つのクラスターを基にして、補充後の1週間をそれぞれの色で塗りつぶして推移の様子を示す。
- 横軸は時間、縦軸はユーザー

図7 ユーザー毎のクラスターの推移

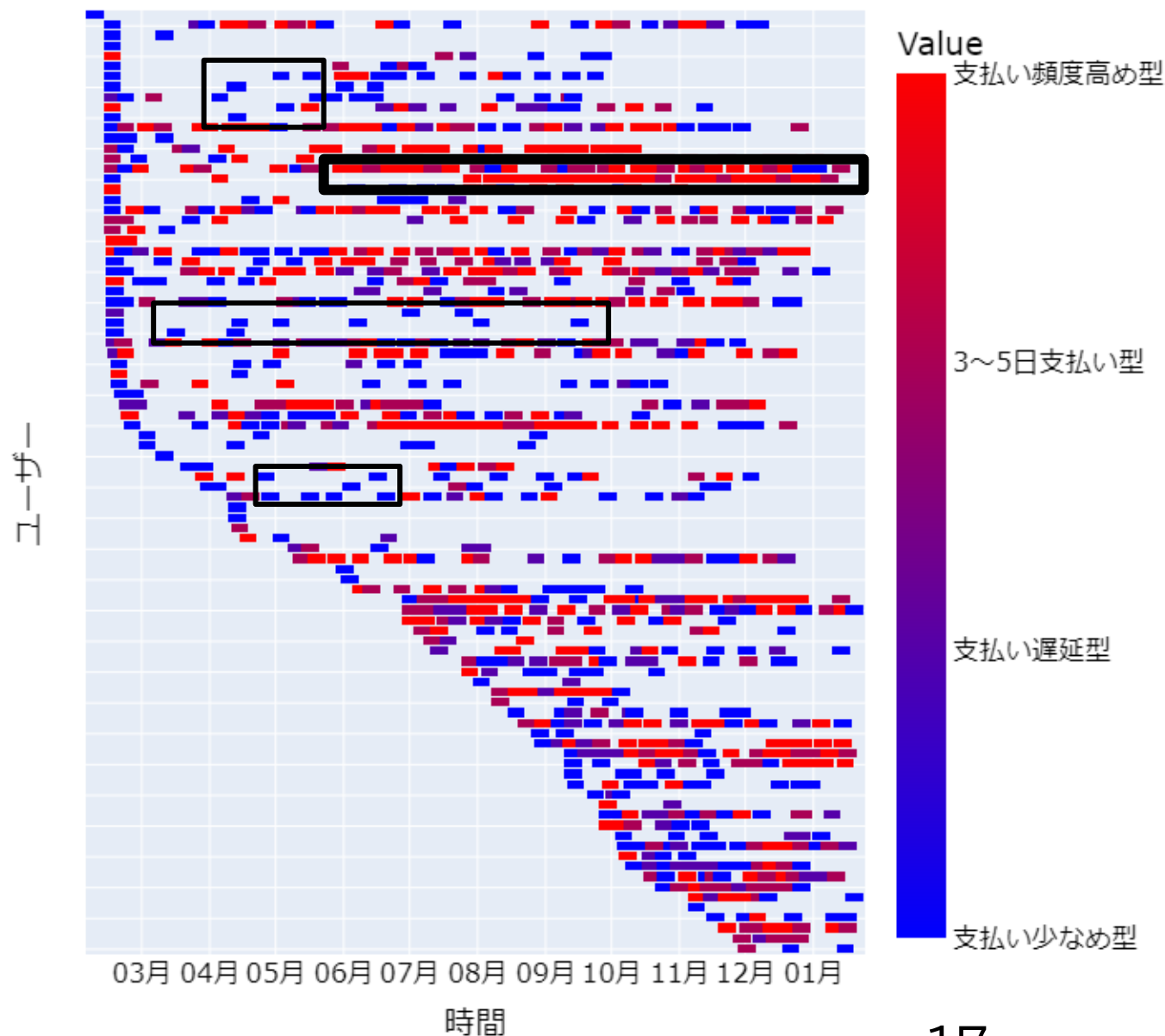


分析項目2

支払い方法の推移に関する 分析結果

- ・ 支払い少なめ型は、1番最初の支払いに多く、また点在している
- ・ 継続的に使っているユーザーは支払い頻度高め型や3～5日支払い型になる傾向にある

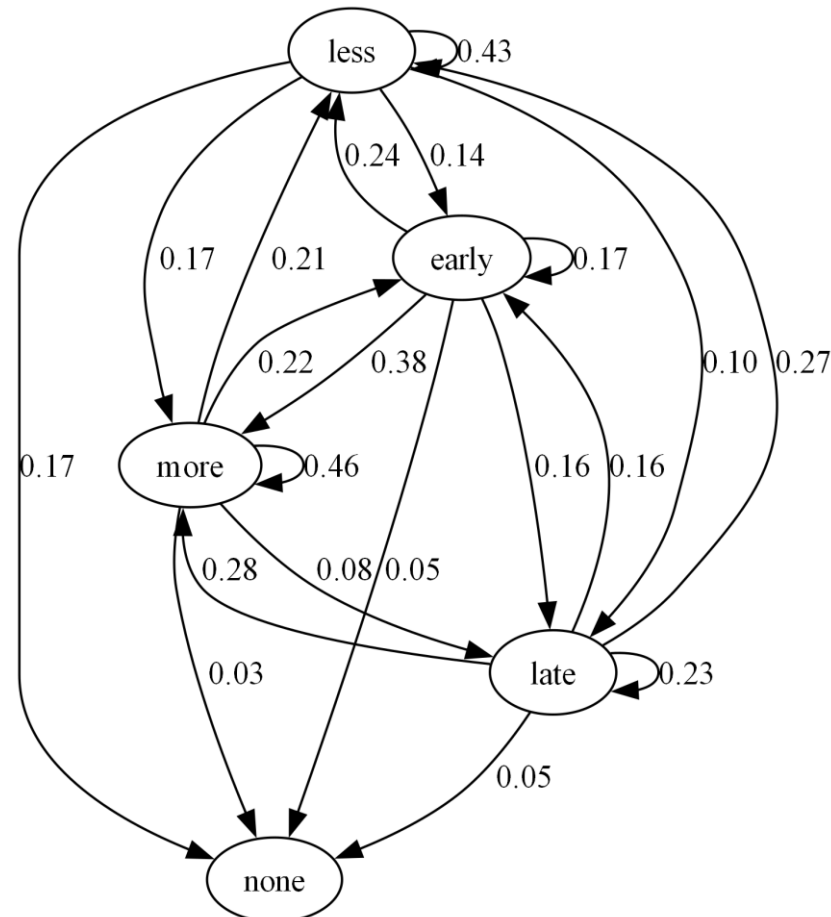
図7 ユーザー毎のクラスターの推移



分析項目2 マルコフ過程に基づく分析結果

図8 クラスターの推移割合に基づくマルコフ過程

- ・ 次にどの支払い方法に推移したかを示す。
- ・ それぞれのノードの名前は図の右にある対応を基にしている。

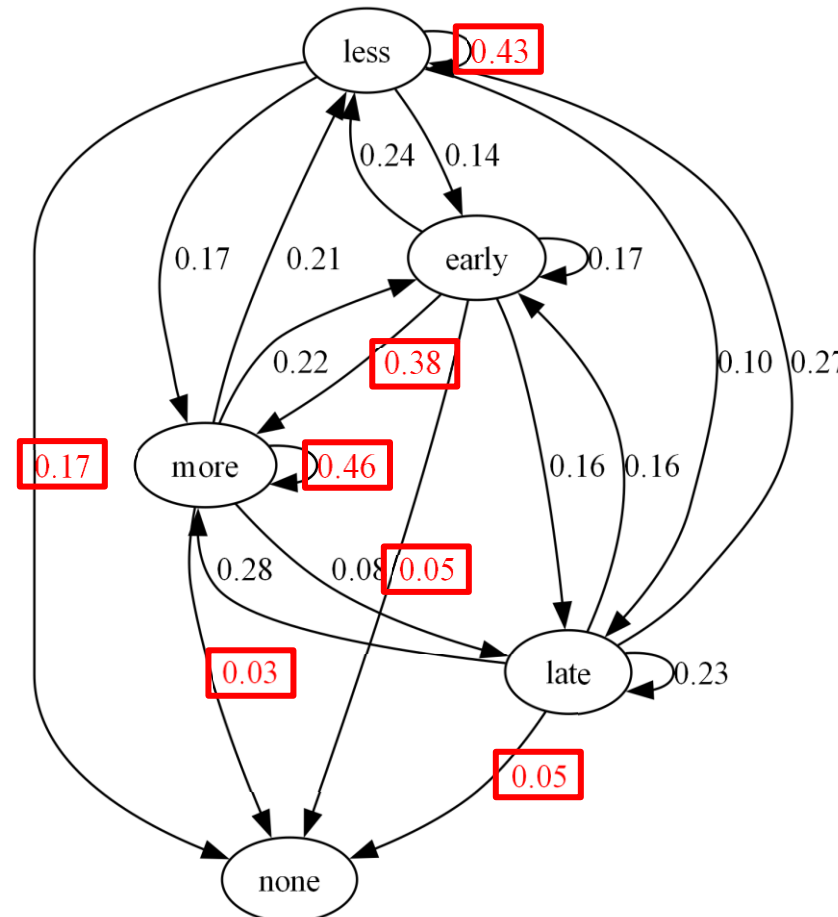


less :支払い少なめ型
early :3~5日支払い型
more :支払い頻度高め型
late :支払い遅延型
none :次の補充・支払いなし

分析項目2 マルコフ過程に基づく分析結果

図8 クラスターの推移割合に基づくマルコフ過程

- ・ lessとmoreが繰り返される割合が高い
- ・ earlyからmoreへ推移する割合が高い
- ・ noneへ向かう割合はlessからの推移が特に高い



less :支払い少なめ型
early :3~5日支払い型
more :支払い頻度高め型
late :支払い遅延型
none :次の補充・支払いなし

考察

●クラスタリング結果について

トークンの利用は支払い・補充履歴から分類できた。短期間から1週間に渡る幅広いパターンが確認され、長期間かけて使うケースが効率的で使い切りやすい傾向がある。

●トークン利用の推移について

1. 支払い少なめ型

初期・単発利用が多く試用目的と思われる。手軽さが認識されライトユーザーによる一時的な利用が多い。

2. 高頻度支払い型

繰り返しが多いため一部ユーザーに効率的な支払い方法として利用されている可能性が高い。

まとめ

- ・ トークンの利用を分類し、各支払いパターンの特徴や推移を確認することで、ユーザーの動きを大まかに把握できた。
- ・ 曜日・目的地・入札の動きなどの外的要因が利用に影響していたり、ユーザーごとに求める利用形態が異なったりしていることが考えられる。
- ・ より深い分析を行い、ユーザーのニーズを把握し、入札や利用方法への反映を検討したい。