

# 変数重要度に基づいたサブスク市場における顧客の評価要因抽出 —動画配信サービスを例に—

手島 虎太郎<sup>†</sup> 高荷 良太<sup>†</sup> 齊藤 史哲<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 千葉工業大学先進工学部 〒275-0016 千葉県習志野市津田沼 2-17-1

E-mail: s17c3083hq@s.chibakoudai.jp, s17c3077bg@s.chibakoudai.jp

**あらまし：**近年、様々なジャンル、業界でサブスクリプション市場が拡大している。サブスクリプション形式のサービスの特徴として、顧客の現在の満足度が将来利用し続けるかどうかを決めるということが挙げられる。このような特徴からいかに現在の満足度を向上させ、自社に顧客を留められるかがサブスクリプション形式のサービスでは大切であると考えられる。本研究では現在の評価から将来的なことを予測しやすい NPS という指標に注目し、特徴量選択手法 Boruta 及びランダムフォレスト、iterative random forest を組み合わせて用いることによって将来的な利用に影響する要因を評価した。これにより将来的な利用に関わる改善すべき項目の優先度を明確にし、顧客の維持や満足度向上のための施策策定への貢献が期待できる。

**キーワード：**サブスクリプション, NPS, Boruta, ランダムフォレスト, iterative random forest, 変数重要度

## 1. はじめに

昨今、音楽ストリーミングサービス、動画配信サービス、本読み放題サービスなど多種多様なジャンル、業界でサブスクリプション市場が拡大している。その中でも定額制動画配信サービス（SVOD: Subscription Video On Demand）は一般層に定着したことによる市場の拡大に伴い事業者間の競争がますます激化している。近頃だと Netflix や Hulu などをはじめとする大手に加えて Apple TV+ や Disney+ などの新規サービスの提供が開始されている。また、コロナ禍の自粛期間の影響もあり、巣ごもり需要が増えたことから動画配信サービス自体の利用者数が伸びている[1]。それに伴い、顧客の奪い合いが発生しているため、いかに自社の顧客を解約させず継続的に利用してもらうかが課題となっている。また、単に利用してもらうだけではなく、満足して利用してもらうことが必要である。その理由として、利用者の中には契約内容や立場などによって、利用せざるを得ない状況に置かれ、不満を抱きつつもサービスを利用している者が存在することが分かっている[2]。

つまり、サービス提供側としてはサービスの顧客満足度を向上させることが顧客離反率を低下させ、満足してサービスを継続的に利用することに繋がり課題を解決することができるのである。顧客満足度を向上させるためには、利用者がサービスのどのような点に満足や不満を感じているのかなど、利用状況を正確に把握する必要がある。

そこで、2003 年にハーバード・ビジネス・レビューで提唱されたネットプロモータスコア（以下、NPS）という顧客が特定の企業やブランドに対して感じる「愛着」や「信頼」を数値化するための指標に着目す

ることにした。

NPS が高い企業ほど業績が良く、顧客満足度も高いことが分かっていることから、高めるべき指標であると言える。しかし、NPS だけでは顧客が何に対して満足や不満を抱いているのか良く分からない。

そこで本論文では、これまでの顧客満足度調査のような質問項目が多いデータにおいて、NPS に着目することで顧客満足度や継続の利用に影響する要因を明らかにすることを考えた。具体的には、集団学習による特徴量選択手法として近年注目を集める Boruta アルゴリズムによって真に重要な変数を選択する。その後、選択された変数に対して、影響要因を定量的に評価できる方法の 1 つであるランダムフォレストを適用し、NPS に影響を与える要因を抽出する。

さらに、変数同士の影響を確認するために、iterative random forest を用いて分析を行なった。これらのプロセスにより、顧客の維持や満足度向上のための施策策定への貢献が期待できると考えている。

## 2. 解析手法について

### 2.1 ランダムフォレスト

ある変数がどれだけ目的とする変数の分類に寄与したか、すなわちどれだけ重要度があるか算出できるアルゴリズムとしてランダムフォレストが挙げられる。ランダムフォレストとは識別精度が低く、過学習を起ししやすい決定木を複数組み合わせることで識別精度を向上させ、過学習を防げるようにした学習モデルである。具体的なアルゴリズムとして同じデータを学習させて

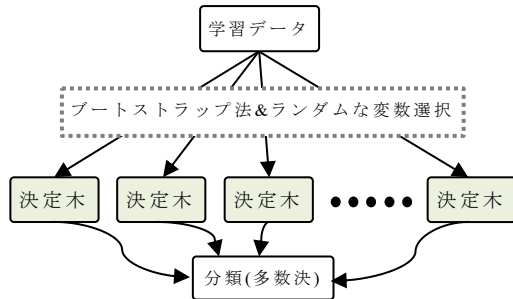


図1 ランダムフォレストの概略図

も同じ決定木が作られるだけになってしまうため、それぞれの決定木にランダムにサンプリングしたデータを学習させ、それぞれの決定木の結果を識別問題のときは多数決で帰帰問題のときは平均をとってランダムフォレストの最終出力としている(図1)。

それぞれの決定木ではどの変数によってどのように分類されたか学習してあるのでこの学習モデルからある変数が分類の際にどれだけ影響を与えたのかという変数重要度が取り出せる[3,4,5]。

## 2.2 Boruta

ランダムフォレストでは変数重要度を取り出せるが、決定木のノードにあたる特徴量をランダムに選ぶことから試行毎に特徴量重要度が変動する。また他にも、ランダムフォレストの問題点としてどれくらいの特徴量重要度があったら重要と言えるのか分からないことや似ている特徴量同士で重要度を奪い合ってしまうことなどが挙げられる。そのような問題点を解決するのが Boruta と呼ばれる特徴量選択手法である。つまり、Boruta を用いることによって真に重要な変数を抽出することができる[6,7]。

Boruta アルゴリズムにおける処理のフローは以下に示すとおりである。

- 
- Step.1: 元データの特徴量をコピーしたものの配置をランダムにシャッフルすることにより、Shadow Feature を作成する。
- Step.2: Shadow Feature とオリジナルの対象データを結合し、RF を学習させる。
- Step.3: Step.2 で作成したデータに対して変数重要度をそれぞれ算出する。
- Step.4: Step.1 に戻り、あらかじめ指定した回数が終了するまで変数重要度の比較を繰り返す。
- Step.5: Step.1~4 で得られた複数試行の結果に基づいて、検定を行い、最も重要度が高い Shadow Feature よりも有意差が認められるほど変数重要度が高いものを真に重要な変数とみなす。
- 

## 2.3 Iterative Random Forest(iRF)

2つ以上の要素の組み合わせによって生じる相乗効果のことを交互作用という。

交互作用を確認することで、複数の変数の意味を一つの変数として捉えることができ、説明変数を削減することにつながる。他にも、交互作用を含んだ変数と単体の変数を同軸で比較することができる利点もある。また、ランダムフォレストは交互作用を考慮した機械学習であるが、どの変数同士が影響し合っているかブラックボックスで確認できない。

そこで、交互作用の影響度合いを評価する手法としてランダムフォレストを反復し、バギングによって結果を出力する iterative random forest という手法を用いた。iterative random forest は変数同士の関係性を示す交互作用を高次元まで考慮することができる[8]。

iRF における処理のフローは以下に示すとおりである。

- 
- Step.1: 反復回数を  $K$ 、最初の重みを  $w^{(1)}=(1/p, \dots, 1/p)$  ( $p$ =全特徴量の数)として重み付けランダムフォレスト  $RF(w^{(k)})$  を  $K$  回繰り返す。ここで  $k \geq 2$  の時、前のランダムフォレストの結果の変数重要度  $V^{(1)}=(V_1^{(1)}, \dots, V_p^{(1)})$  を設定し重み付けを繰り返していく ( $w^{(k)} = V^{(k-1)}$ )。
- Step.2: 反復最後の重みをかけたランダムフォレストに RIT[9]を適用し交互作用を出力する。
- Step.3: Step.2 でバギングを行うことによって交互作用を複数抽出する。
- Step.4:  $S$  を全ての交互作用の集合、 $\mathcal{S}_{(b)}$  をデータ  $b$  で出力された交互作用とした時、以下の式(1)

$$sta(S) = \frac{1}{B} \cdot \sum_{b=1}^B \mathbb{I}\{S \in \mathcal{S}_{(b)}\} \quad (1)$$

で表される stability score を元に交互作用を評価する。

## 2.4 NPS

近年、SNS の発達や EC サイトの拡大などによって口コミの重要性が増加してきている。それに伴って口コミなどのように周りの人と人との繋がりが企業の評価、売上に影響を間接的に与えやすい社会になってきている。そのため従来の数字で表される財務会計などのお金の指標だけでは評価できない部分も評価できる「NPS」という指標が注目を集めている。NPSによって顧客がどれだけ企業やサービスに対して愛着を抱いているか、すなわち顧客ロイヤルティが高いか評価することができる。

では具体的に NPS とはどのようなものか説明する。

まず初めに NPS とは「ネット・プロモーター・スコア」の略であり、最近では単純なスコアだけでなく企業のマネジメントシステムとして使われることから「ネット・プロモーター・システム」とも言われている。従来の顧客満足度調査では多くの質問項目があり回答者の負担が高いことや結果が分かりづらいなどの課題があったが、NPS はたった一つの質問で顧客ロイヤルティを測定することができる。また、顧客満足度調査は「あなたは～について満足しましたか？」という過去から現在までの経験を尋ねるものであるが、NPS では「あなたは～について勧める可能性はどのくらいありますか？」と自分の経験を含めた未来のことを尋ねるものである。そのため消費者の将来の動向を含めた予測を立てやすい指標と言える[10]。また、NPS は企業の成長、顧客の生涯価値、離反率、口コミの頻度などと関係があることが分かっている[2]。

NPS の測定方法は単純で、まず初めに消費者に「0～10 点で表すとして、この企業（あるいは、この製品、このサービス、ブランド）を友人や同僚に勧める可能性はどのくらいありますか？」と質問をする。回答した点数（10 点：推奨する可能性が非常に高い～0 点：非常に低い）によって顧客を次の 3 つのグループに分類する。

- 9, 10 点：推奨者😊
- 7, 8 点：中立者😐
- 0～6 点：批判者😡

最後に全回答者における推奨者の割合から批判者の割合を引く。これが NPS のスコアになる。

それぞれのグループは異なる行動パターンや態度をとり、企業に求める行動も異なっている。各グループの特徴をまとめたものを表 1 に示す。

表 1 3 者別の特徴

|     | 特徴   |
|-----|--|
| 推奨者 | <ul style="list-style-type: none"><li>・企業とのやり取りによって、自分たちの生活が豊かになったと感じている。</li><li>・サービスや商品を何度も再購入する。</li><li>・友人や同僚に対して、その企業について好意的な話をする。</li></ul>                    |
| 中立者 | <ul style="list-style-type: none"><li>・自分が支払った分の見返りは得ているがそれ以上ではないと思っている。</li><li>・競合他社の割引価格や豪華な広告が目止まれば、そちらに移ってしまう可能性がある。</li><li>・友人や同僚にその企業を紹介することはほとんどない。</li></ul> |
| 批判者 | <ul style="list-style-type: none"><li>・企業からの自分の扱われ方に不満を持ち、失望している。</li><li>・次々に苦情を寄せては、対応コストを押し上げる。</li><li>・友人や同僚にその企業の悪口を言う。</li></ul>                                |

2.5 提案手法

以下を実験の処理手順とする。

- Step.1: Boruta を用いて真に重要な変数を抽出する。
- Step.2: ランダムフォレストを用いて抽出された変数が NPS にどれだけ影響するか評価する。
- Step.3: iRF を用いて抽出された変数間の交互作用を確認する。

3. 実験設定

3.1 利用データ

本研究では株式会社オリコンより提供された定額制動画配信サービスの顧客満足度調査データを用いている。このデータは定額制動画配信サービスを利用している全国 20 歳以上の男女 2614 人をサンプリングしたもので調査期間は 2018 年 5 月 24 日～2018 年 7 月 31 日、調査項目として回答者の属性や利用サービスについての満足度、NPS 値など様々な回答が収録されている。

3.2 データの前処理

実験で扱うデータの前処理として中身に欠損値のある質問項目の削除、質問の回答のダミー変数化（1～5 点：低評価、6～8 点：中評価、9～10 点：高評価など）、似ている質問の削除（変数重要度を算出する過程において変数同士で重要度を奪い合ってしまうため）などを行なった。前処理を行なった結果、変数の数は 1687 変数から 283 変数へ削減された。

3.3 ハイパーパラメータの設定

3.3.1 Boruta

Boruta アルゴリズムでは、変数重要度を複数収集する。本実験では、この試行数を 1000 回とした。Shadow Feature の次元数はデータの次元数（質問項目数）と同じであり、解析において RF が学習するデータは質問項目数×2 次元となる。また、Boruta のハイパーパラメータの中には「perc」というものがある。これは shadow Feature の中で最大の重要度（perc=100）を使う代わりに、重要度の分位点を使うものである。Boruta の中身で使われるランダムフォレストによって偽の特徴量の中で最大の重要度は稀に外れ値を取るときがあるのでこのパラメータを調整し判定に使われる重要度を安定させることができる。本実験では「perc」の値を 84 に設定した。

3.3.2 ランダムフォレスト

本実験のランダムフォレストでは決定木の本数は500、テスト用データは全データの25%に設定した。また、目的変数はNPSの3グループ、説明変数はBorutaによって抽出された127変数に設定した。以上の設定でランダムフォレストを100回繰り返し、算出された値の平均をそれぞれの質問項目の変数重要度とした。

3.3.3 Iterative Random Forest(iRF)

本実験ではiterative random forestの中身で使われる重み付けランダムフォレストの繰り返し回数は7回、バギングの回数は1000回、バギング時のランダムフォレストの木の本数を400本に設定した。また、プログラムの都合上、目的変数はBinaryデータでなくてはならないため、目的変数を「推奨者かどうか」、「中立者かどうか」、「批判者かどうか」に設定し、3パターンで実験した。

4.実験結果

4.1 Boruta

283変数（Sample ID、目的変数を除く）をBorutaで分析したところ、データ前処理時点から変数を127変数（Sample ID、目的変数を除く）と大幅に減らすことができた。Borutaによって選択、及び除外された変数の例を表2に示す。

4.2 ランダムフォレスト

Borutaによって抽出された変数を用いてランダムフォレストを行なった結果、図2のように、Q8\_5[9-10],Q8\_5[1-5],Q8\_7[9-10]の順で変数重要度が算出された。

またこの時、ランダムフォレストを試行するごとに誤差による変数重要度の変化が見られた。そのため誤差をできるだけ小さくするためにランダムフォレストの試行回数を100回に設定し、その平均を取っている。具体的にいくつかをピックアップした（表3）。

表2 選択、及び除外された変数例

| 選択された変数         | 除外された変数          |
|-----------------|------------------|
| 料金と動画本数・内容のバランス | 他の有料サービスを利用しているか |
| 会社・サービスの信頼性     | DVD レンタル店の利用頻度   |
| 視聴ジャンル          | 世帯年収             |
| 利用シーン           | 職業               |

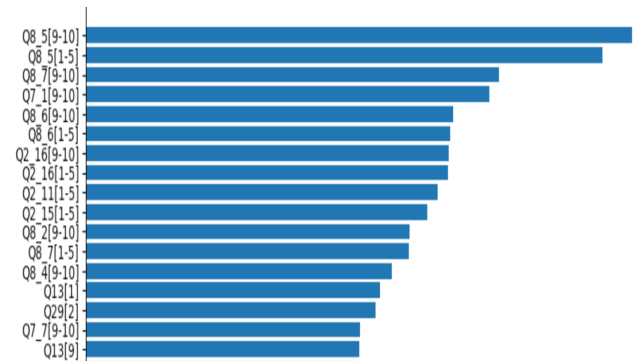


図2 変数重要度の出力結果

表3 ピックアップした変数

| 変数名        | 内容                            |
|------------|-------------------------------|
| Q8_5[9-10] | 動画本数の豊富さなど「配信ジャンル」に関する満足度が高いか |
| Q8_5[1-5]  | 動画本数の豊富さなど「配信ジャンル」に関する満足度が低い  |
| Q8_7[9-10] | 会社の信頼性に関する満足度が高いか             |
| Q7_1[9-10] | 利用しているサービスを総合的にみて、高い期待を寄せていたか |

4.2.1 ランダムフォレストの学習精度

学習結果の信頼性を保証するためランダムフォレストの分類精度の確認（10回試行）を行なった結果を以下に示す。

平均：71.83%  
中央値：71.79%  
標準偏差：2.595

推奨者、中立者、批判者の分類精度としては、71.83%と高い分類精度となっているのに加えて、中央値や標準偏差の結果からも分かるように試行ごとにばらつきも見られないことから、安定した学習が行えたと言える。

4.3 Iterative Random Forest(iRF)

Borutaによって抽出された変数間の交互作用を図3のように可視化することができた。推奨者かどうかにおいては123(総合的な期待度で高評価)、126(「配信ジャンル」についての満足度で高評価)の組み合わせによる交互作用効果が高いことが分かった（表4,5）。

また、中立者かどうか、批判者かどうかにおいてもそれぞれ同様に、64(「動画再生」についての満足度で中評価)、101(「配信ジャンル」についての満足度で中評価)の組み合わせ（表6,7）、119(「料金と動画本数・内容のバランス」についての満足度で低評価)、125(「配信ジャンル」についての満足度で低評価)の組み合わせによる交互作用が高いことが分かった（表8,9）。

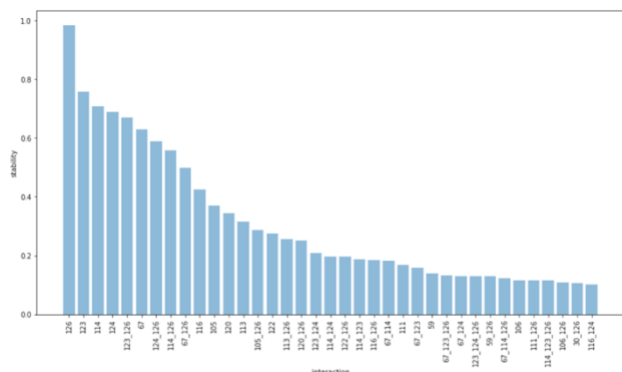


図 3 iRF の結果(ver.推奨者)

表 4 stability score(ver.推奨者)

| 組み合わせ   | stability score |
|---------|-----------------|
| 123×126 | 0.59            |
| 114×126 | 0.56            |
| 67×126  | 0.49            |
| 124×126 | 0.47            |

表 5 上位の特徴量(ver.推奨者)

| 特徴量番号 | 内容                       |
|-------|--------------------------|
| 126   | 「配信ジャンル」についての満足度で高評価     |
| 123   | 総合的な期待度で高評価              |
| 114   | 「動画再生」についての満足度で高評価       |
| 67    | 「キャンペーンの魅力度」についての満足度で高評価 |
| 124   | 「会社の信頼性」についての満足度で高評価     |

表 6 stability score(ver.中立者)

| 組み合わせ  | stability score |
|--------|-----------------|
| 64×101 | 0.55            |
| 80×101 | 0.46            |
| 64×80  | 0.44            |
| 50×101 | 0.23            |

表 7 上位の特徴量(ver.中立者)

| 特徴量番号 | 内容                       |
|-------|--------------------------|
| 101   | 「配信ジャンル」についての満足度で中評価     |
| 64    | 「動画再生」についての満足度で中評価       |
| 80    | 「作品の入れ替わり頻度」についての満足度で中評価 |
| 75    | 「会社の信頼性」についての満足度で中評価     |
| 50    | 「会員向けサービス」についての満足度で中評価   |

表 8 stability score(ver.批判者)

| 組み合わせ   | stability score |
|---------|-----------------|
| 119×125 | 0.70            |
| 115×125 | 0.53            |
| 118×125 | 0.46            |
| 113×125 | 0.39            |

表 9 上位の特徴量(ver.批判者)

| 特徴量番号 | 内容                            |
|-------|-------------------------------|
| 125   | 「配信ジャンル」についての満足度で低評価          |
| 119   | 「料金と動画本数・内容のバランス」についての満足度で低評価 |
| 115   | 「会社の信頼性」についての満足度で低評価          |
| 118   | 「動画本数の豊富さ」についての満足度で低評価        |
| 113   | 友人や知人に「良い話」を自分からよくするかどうか      |

## 5. 考察

ランダムフォレストの結果より Q8\_5「配信ジャンル」に関する満足度の質問が高評価，低評価共に変数重要度が高いことから定額制動画配信サービスにおいては「配信ジャンル」について重点的に力を入れることが顧客の維持や満足度向上に繋がりやすいのではないかと考えられる．iRF の結果よりそれぞれのグループ分類で stability score が高い特徴量は推奨者では高評価，中立者では中評価，批判者では低評価だったことを踏まえるとそれぞれのグループの NPS への評価を反映しているものと思われる．さらに，iRF の結果からほとんどの交互作用効果は変数単体での効果よりも重要度が低くなる結果となった．これは 1 つの変数で分類するよりも複数の変数で分類の方が分類条件が厳しくなるため，分類が難しくなることが原因であると考えられる．

## 6. おわりに

本研究では，質問項目が大量にあるようなアンケート調査のデータにおいて，顧客満足度に影響を及ぼす要因を把握する際に，顧客が特定の企業やブランドに対して感じる「愛着」や「信頼」を可視化するための指標である NPS に着目し，定額制動画配信サービスを対象としたアンケート結果から NPS への影響要因を抽出し評価することを試みた．

具体的には，まず変数削減と重要な変数（質問項目）の絞り込みを目的に，NPS の回答結果を目的変数として Boruta で分析することによって真に NPS に影響を及ぼす変数を抽出した．次に Boruta によって抽出された変数を説明変数とし，ランダムフォレストを適用す

ることによって変数重要度を算出した。さらに、変数同士においてもどのように影響を及ぼし合っているのかを確認するために、交互作用を評価できる iRF を適用した。

実験の結果として、Boruta とランダムフォレストを組み合わせたことにより大量の質問項目から NPS に影響を及ぼす要因を抽出し評価することができた。さらに、iRF を用いて交互作用の確認を行なったことにより、変数同士の影響を調べることができランダムフォレストのブラックボックスの中身を補完するようなグラフを得ることができた。

本研究のアプローチを通じて顧客の維持や満足度向上のために注目すべき点が明らかになることによって、広告や開発といったマーケティング分野での改善策の一助となることが期待できる。

今後の課題として、NPS に対する影響要因を抽出、評価するところまでだったが、その影響要因が NPS に対してポジティブに働いているのかネガティブに働いているのかを調査していく必要があると考えている。また、本研究ではサブスクリプションサービスの中でも定額制動画配信サービスを対象としたが、今後は他のサービスでも応用できるのか実験を試みたいと考えている。

## 謝辞

本研究では、国立情報学研究所の IDR データセット提供サービスにより株式会社 oricon ME 様から提供を受けた「オリコンデータセット」を利用しました。この場をお借りして厚く御礼申し上げます。また、本研究は科学研究費（基盤 C）19K04887 による支援を受けたものです。ここに記して感謝いたします。

## 参 考 文 献

- [1] 「コロナ禍の影響でネット動画利用が大幅増「テレビ視聴が増加」した人を上回る/インプレス総合研究所調査」,CreatorZine,2020年7月15日更新 <https://creatorzine.jp/news/detail/1200>  
2020年8月12日アクセス
- [2] フレッド・ライクヘルド,ロブ・マーキー(2018),「ネットプロモーター経営 - 顧客ロイヤルティ指標 NPS で「利益ある成長」を実現する」  
渡部典子訳,プレジデント社
- [3] Leo Breiman (2001): "Random Forest" Machine Learning, Vol.45, No1, pp. 5-32
- [4] Stoppiglia, H., Dreyfus, G., Dubois, R., and Oussar, Y. : "Ranking a Random Feature for Variable and Feature Selection," *J. Mach. Learn. Res.*, Vol.3, pp. 1399-1414 (2003)
- [5] Bacauskiene, M., Verikas, A., Gelzinis, A. and Vegiene, A: "Random forests based monitoring of human larynx using questionnaire data," *Expert Syst. Appl.*, Vol.39, No.5, pp. 5506-5512 (2012)
- [6] Prasad, R., Deo, R. C., Li and Y., Maraseni T.: "Weekly soil moisture forecasting with multivariate sequential, ensemble empirical mode decomposition and Boruta-random forest hybridizer algorithm approach," *Catena*, Vol.177, pp. 149-166 (2019)
- [7] Kursu M., Rudnicki W., "Feature Selection with the Boruta Package" *Journal of Statistical Software*, Vol. 36, Issue 11, Sep 2010
- [8] Sumanta Basu, Karl Kumbier, James B. Brown, and Bin Yu(2018) : "Iterative random forests to discover predictive and stable high-order interactions," *PNAS*, 115(8) 1943- 1948
- [9] Shah RD, Meinshausen N (2014) Random intersection trees. *J Machine Learn Res* 15:629-654.
- [10] 「なぜ Netflix は解約しても再開したくなるのか NPS から見るサブスク成功の秘訣」  
PRESIDENT Online,2019年9月12日更新  
<https://president.jp/articles/-/29933?page=8>  
2020年8月12日アクセス
- [11] 株式会社 oricon ME (2019): 顧客満足度調査データ. 国立情報学研究所情報学研究データリポジトリ . ( データセット ).  
<https://doi.org/10.32130/idr.10.1>
- [12] 朝野熙彦 : 「ビッグデータの使い方・活かし方 - マーケティングにおける活用事例」, 東京図書 (2014)
- [13] Anaissi A, Kennedy PJ, Goyal M, Catchpoole DR (2013) A balanced iterative random forest for gene selection from microarray data. *BMC Bioinformatics* 14:261
- [14] Ladyzynski, P., Zbikowski, K. and Gawrysiak, P.: "Direct marketing campaigns in retail banking with the use of deep learning and random forests," *Expert Syst. Appl.*, Vol.134, pp. 28-35 (2019)