

# 解約率改善のための顧客データ分析事業のご提案

※提供されたclientテーブルの情報を基に顧客データがアメリカ人のものであると判断し、以下アメリカでの事業提案を前提として、通貨もすべてドルで扱う。  
また、recordのchurnにおいては、償還日及び第五銀行支払日から一ヶ月から二ヶ月間の間での解約の有無について示しているものとして扱う。

# • Contents

---

1. アメリカ通信業界の現状と御社データから読み解く課題と解決策
2. 課題解決のための機械学習モデルについて
3. AIモデルを用いた事業のご提案

# • Contents

---

1. アメリカ通信業界の現状と御社データから読み解く課題と解決策

2. 課題解決のための機械学習モデルについて

3. AIモデルを用いた事業のご提案

・アメリカでの過度なインフレに対する通信業界の対応状況

- ・アメリカでは現在急激にインフレが進んでおり、2021年から2022年にかけて最大で約6倍<sup>1</sup>となっている。
- ・それに伴い、AT&Tは2回、Verizonは1回値上げをこれまでに実施。T-Mobileは唯一値上げを三大通信会社の中で行わなかった。
- ・AT&TとVerizonは値上げの次のクォーターにおいて解約率が上昇している。
- ・2023年もインフレ率の動向次第ではAT&T、Verizonはさらなる値上げ、T-Mobileは値上げに踏み切る可能性がある。

各社の値上げ措置の詳細とその影響

項目/会社名	AT&T	Verizon	T-Mobile
値上げの有無	○	○	X
値上げの時期	2022年6月23日 2022年8月2日	2022年6月1日	—
値上げ後の解約率の変化	+0.14% <sup>2</sup>	+0.09% <sup>2</sup>	—

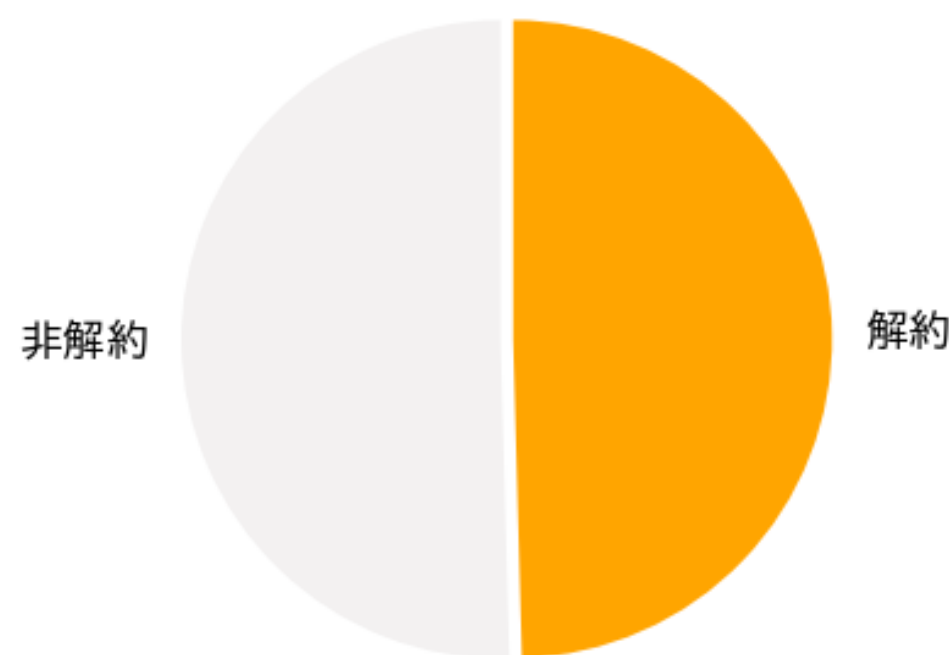
1.2021年1月と2022年6月のインフレ率を比較し算出  
2.値上げ後の解約率変化は、AT&Tは2022-2Qから2022-3Qにかけて0.93→1.01であることを基に計算  
3.値上げ後の解約率変化はVerizonは2022-2Qから2022-3Qにかけて 1.03→1.17であることを基に計算

出典:verizon2022-2Q公開資料、AT&T2022-2Q公開資料  
verizon2022-3Q公開資料、AT&T2022-3Q公開資料  
KDDI 2023年の米国通信業界の展望、US Inflation Calculator P4

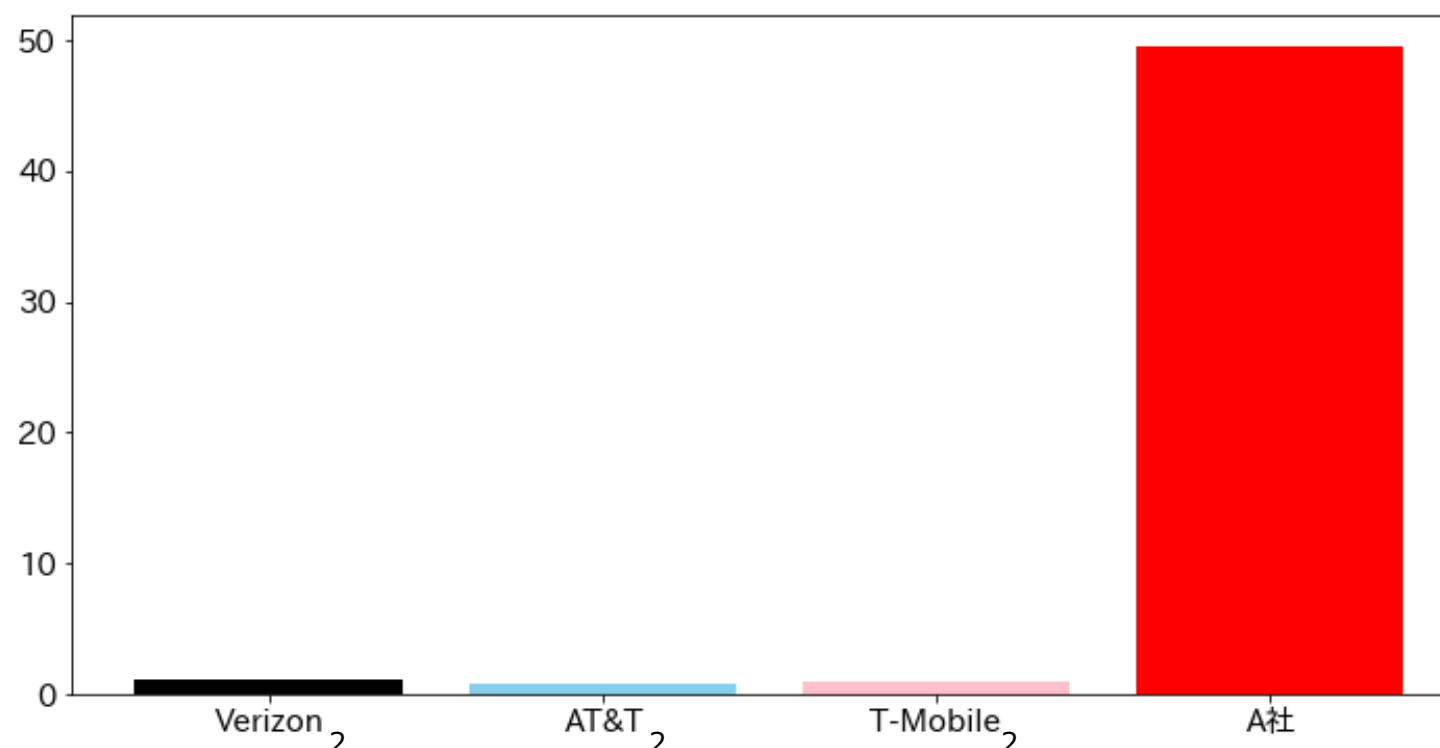
## ・課題は業界水準と比較して非常に高い解約率

- ・御社の解約率は提供いただいたデータで計算すると**49.56%**<sup>1</sup>であり、**約半分**が解約している。
- ・アメリカの三大キャリア各社と比べても軒並み各社が約0.8~約1.0%<sup>2</sup>となっているのに対し、**約50倍**も御社の解約率は高い。
- ・現在の解約率で計算すると**約2,870,795ドル**<sup>3</sup>の損失を生んでいる。
- ・現在のアメリカのインフレ率の状況とそれに対する各通信各社の対応などを踏えると、御社の**解約率**のさらなる上昇が見込まれ、アメリカの通信産業で取り残されてしまう可能性がある**危機的状況**である。

解約者の割合



米三大通信会社と比較した御社の解約率



1. ご提供いただいたrecordデータをもとに計算。

2. VerizonはTotal retail postpaid churn AT&TはPostpaid churn  
T-MobileはPostpaid phone churn をもとに作成。

3. 損失額は、提供データのrecordテーブルにおける解約者の月の支払額の平均を合計した値で算出。

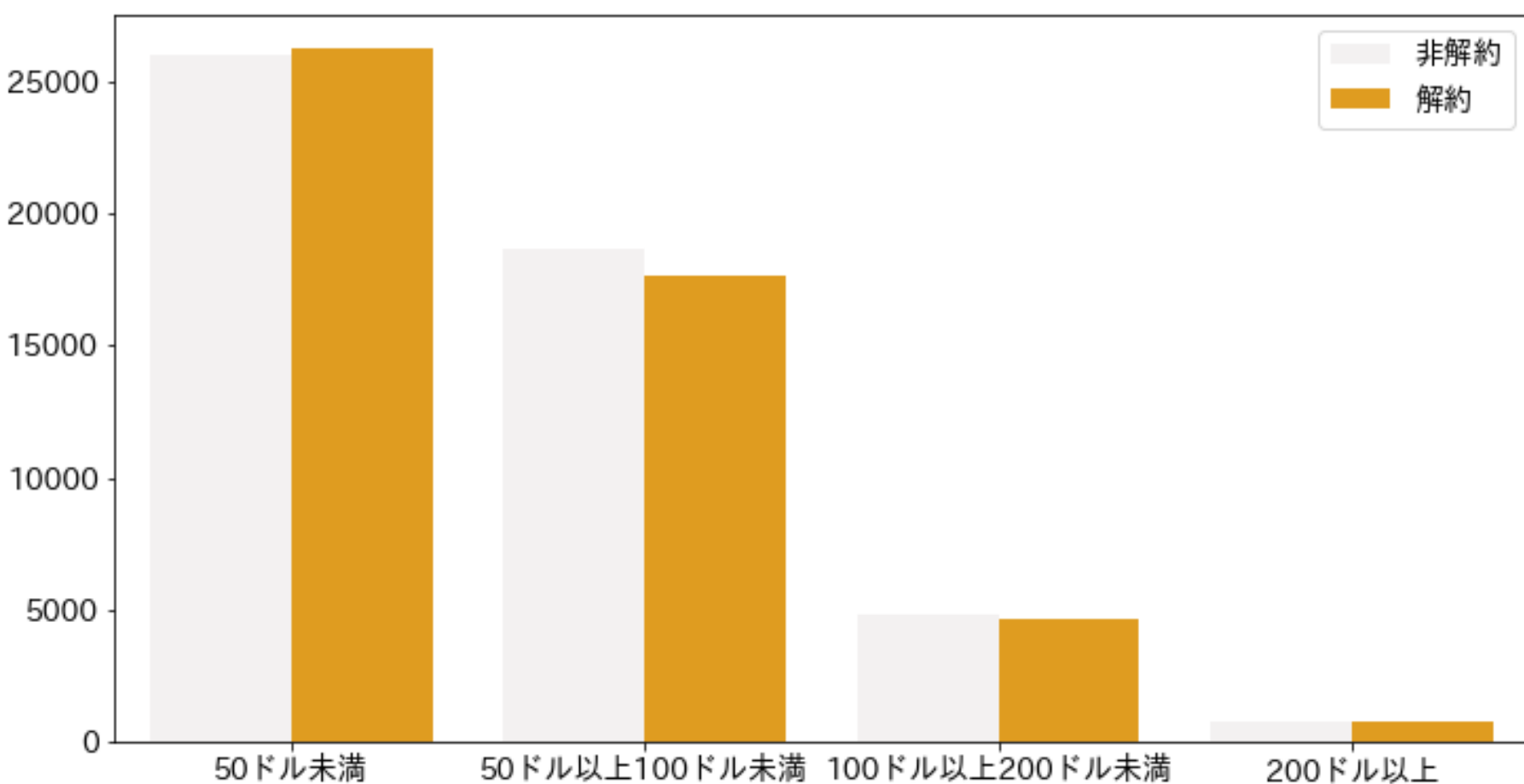
出典: [verizon2022-3Q公開資料](#)、[AT&T2022-3Q公開資料](#)、[T-Mobile2022-3Q公開資料](#)

# ・解約要因を容易に突き止めるのは不可能

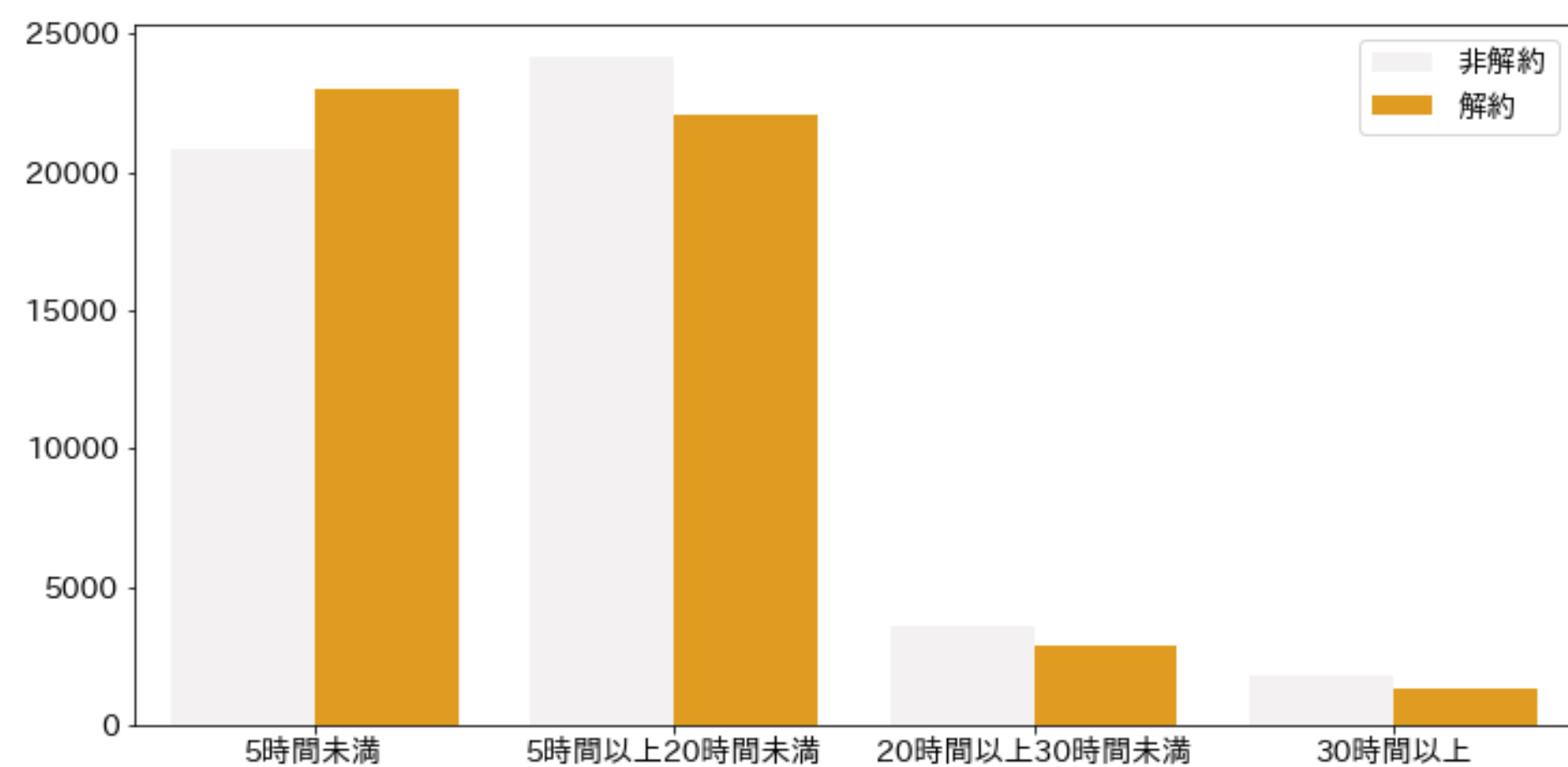
御社提供データをただ可視化するだけだと解約者と非解約者の違いが明確に把握できないため、解約率を削減するには

## 機械学習モデルにより**定量的**に分析する必要がある。

月の平均支払額の内訳



月の平均使用時間の内訳



# • Contents

---

1. アメリカ通信業界の現状と御社データから読み解く課題と解決策

2. 課題解決のための機械学習モデルについて

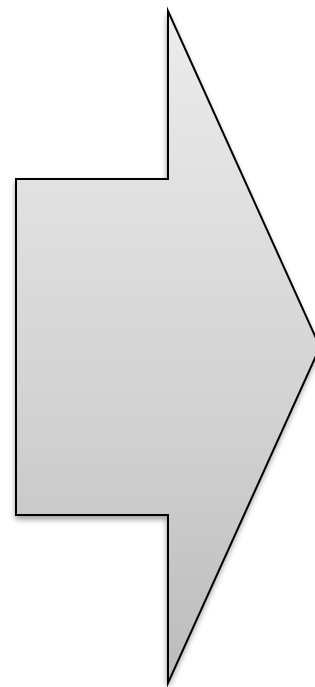
3. AIモデルを用いた事業のご提案

## ・機械学習モデルの概要とその精度について

- ・データはご提供いただいた**5,000,000**のrecordテーブルデータを使用。
- ・一部項目において数十個から数百個の欠損値を含んでいるが、これらも有意なデータの特徴と捉えそのままモデル構築に使用。
- ・モデルはXgboost<sup>1</sup>、Lightgbm<sup>1</sup>の勾配ブースティング手法を使用。
- ・顧客の解約の有無を解約を1、非解約を0として予測。

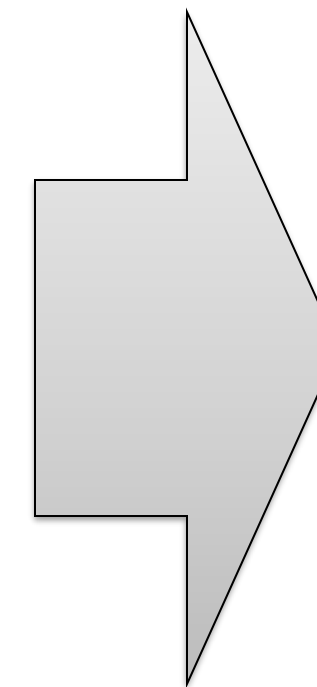
### 顧客データ

(月の平均支払額、月の平均  
通話時間など)



### モデル

(Xgboost, Lightgbm)



### 解約するか判断

(確率値に基づく)

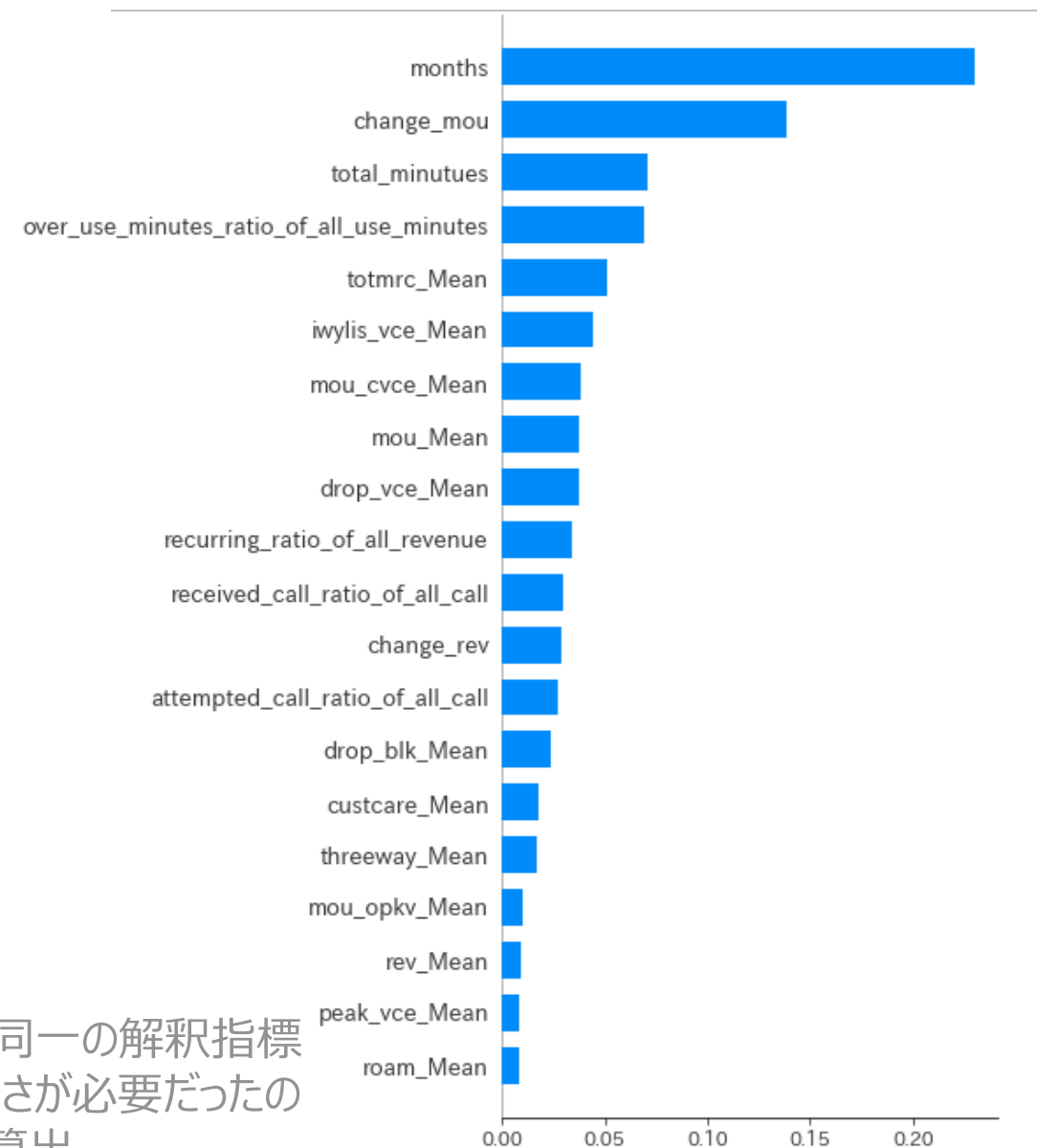
1. 予測モデルであるXgboost、Lightgbmは全データから7割をランダムに抽出した訓練データによって学習している。  
Xgboostは欠損値の処理が必要なく、そのまま学習可能な点、学習時間が短い点、Lightgbmはこれらの点を更に高速に行い、かつ決定木の複雑性から高精度を出しやすいという点から採用した。



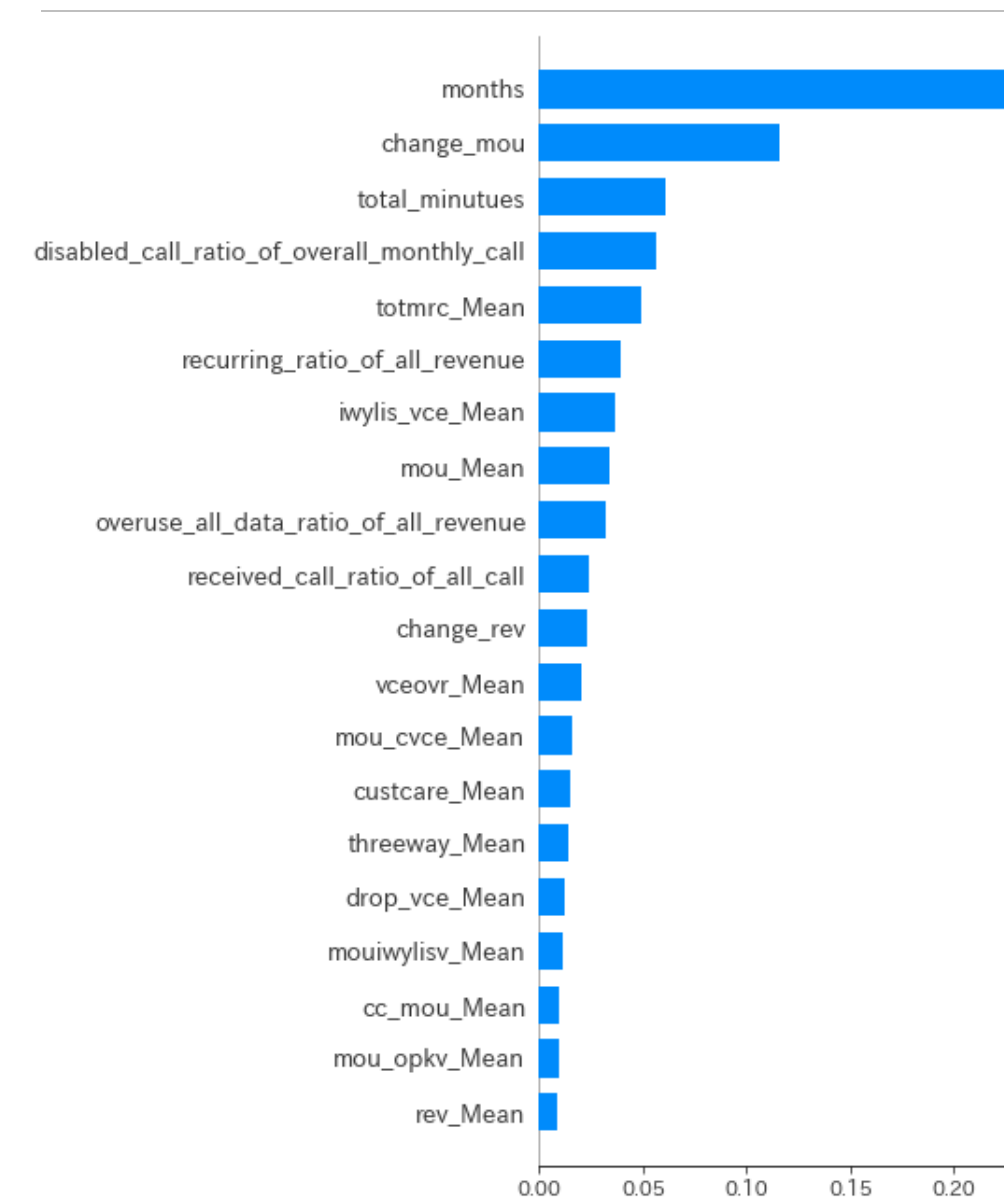
## ・機械学習モデルによる分析から見てきたこと

- ・もっとも解約の有無に影響しているのが**契約期間**である。
- ・主に**契約期間、通話時間、支払金額**の三要素が解約の有無に大きく貢献していることがわかる。
- ・その他では特に月の全体の通話時間の平均に占める**契約超過と通話障害ありの通話の月の平均通話時間**の割合がそれぞれ解約の有無に大きく影響を与えている。

XGboost<sup>1</sup>



Lightgbm<sup>1</sup>

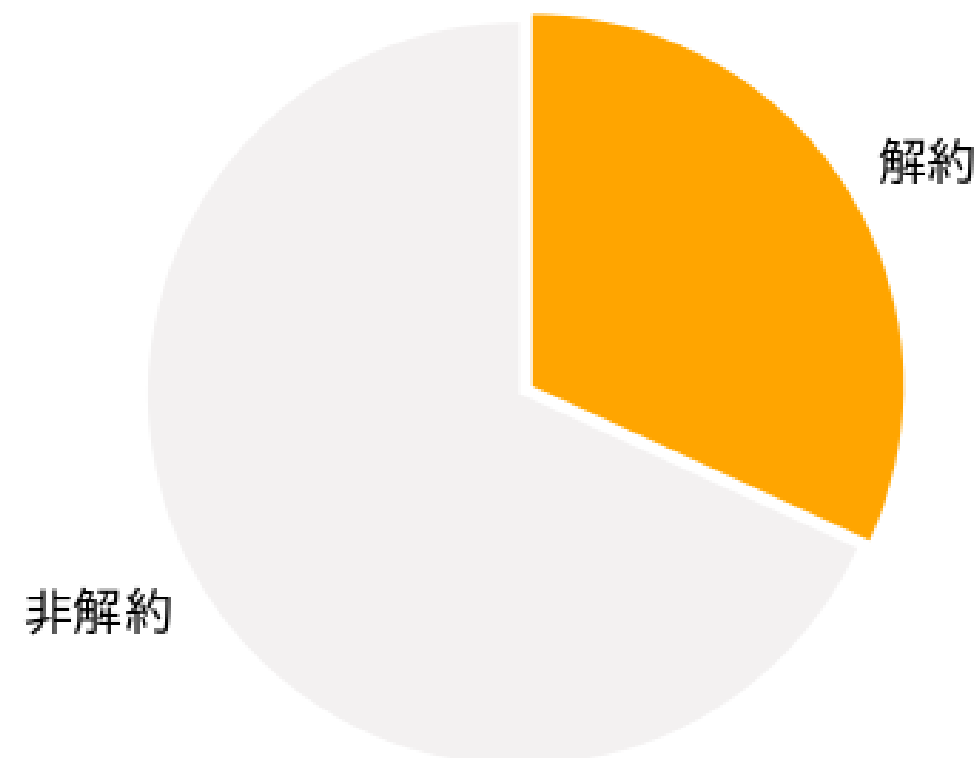


1. 2つのモデルとも同一の解釈指標でかつ解釈性の高さが必要だったのでSHAPを用いて算出

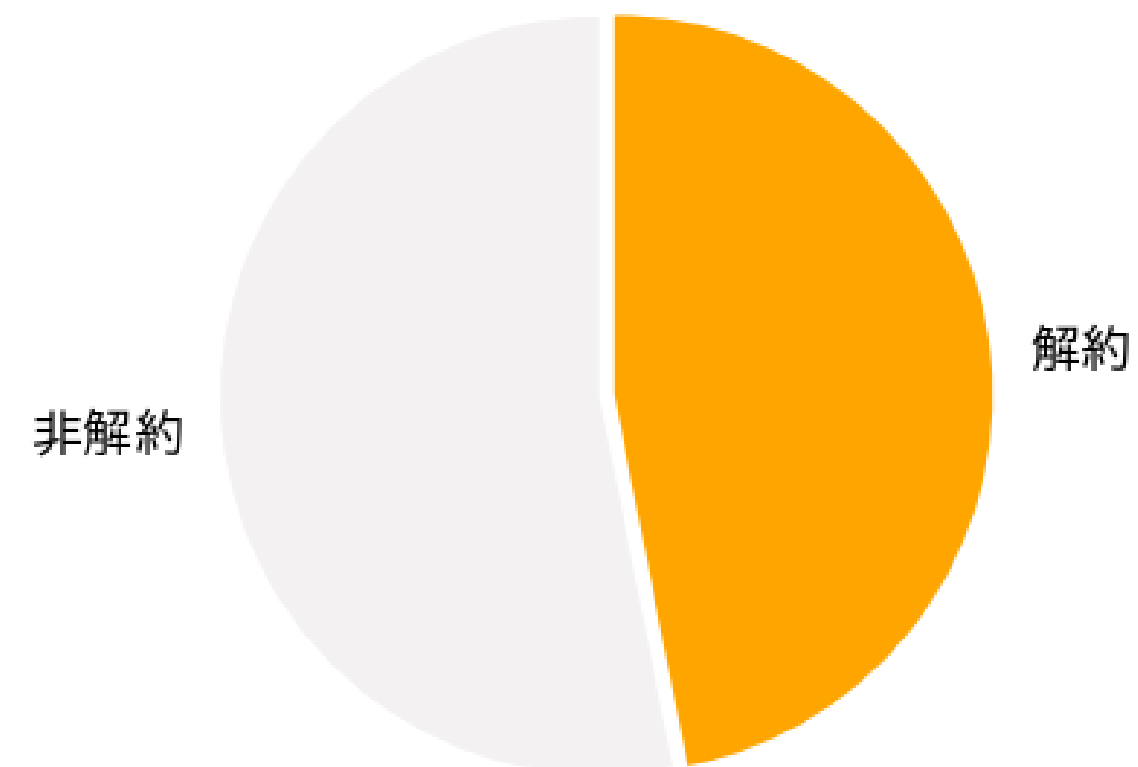
## ・モデルでの分析結果をもとに、契約期間についてさらに詳しく分析

- ・契約期間が9ヶ月までの人は解約率がわずかに**約30%**であるのに対し、10ヶ月以降の人は**約50%**となっている。
- ・このことから、契約9ヶ月目から契約10ヶ月目が**契約を見直すタイミング**であると考えられ、ここに有効な施策を打つことで一定の解約者を引き止めることができると考えられる。
- ・このような流れでより多くのデータを長期間分析し続けることによって解約率削減の有効な施策を実行できる。

契約期間10ヶ月未満



契約期間10ヶ月以上



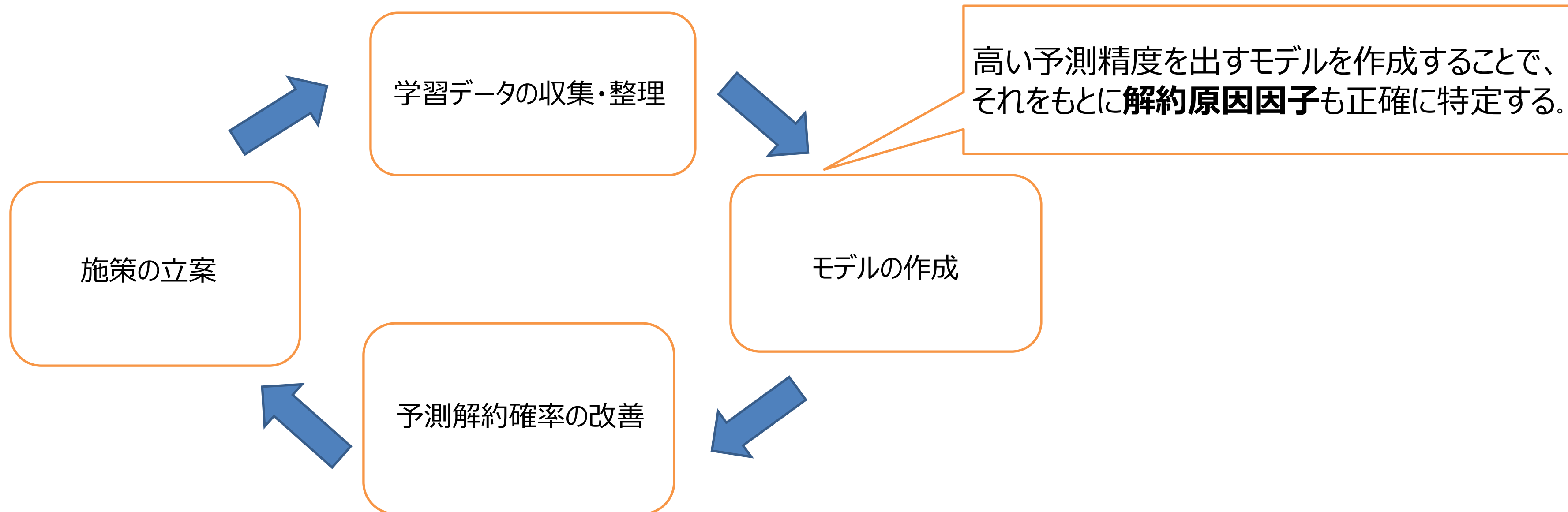
# •Contents

---

- 1.アメリカ通信業界の現状と御社データから読み解く課題と解決策
- 2.課題解決のための機械学習モデルについて
- 3.AIモデルを用いた事業のご提案

# ・事業案: 解約確率の予測・分析による解約率削減施策の立案・実行

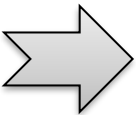
- ・各顧客ごとの予測解約確率やその分布などを基に解約率削減の施策の立案や支援を繰り返し長期にわたって実行し、**解約率削減**を目指す。
- ・学習データの追加収集と利用により精度や**ROI**の向上、維持を目指した定期的なモデルの更新を行う。
- ・予測解約率をもとに分析を進め効果的な施策を実行した結果、仮に1%解約率を削減した場合**約28,707ドル<sup>1</sup>**の損失削減が可能。



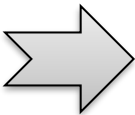
# ・解約率削減施策立案までの具体的な運用ステップ



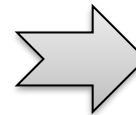
データの収集  
-データの収集・整形・加工-



モデルの作成  
-Xgboost、Lightgbmによるモデル-



予測解約確率を改善  
-モデルの再構築-



解約率削減施策の立案・実行  
-顧客へのアプローチ-

- ・該当データを収集し分析に親しいフォーマットへとデータを整形、加工する。

- ・より多くのデータを集め、精度を向上するため、他部署にわたってまたがって管理されていたデータの統合を検討しその方法について決定する。

- ・今後継続的にデータ分析を行うための具体的なデータ管理の方法を議論し決定していく。

- ・様々な観点から精度向上に寄与すると考えられる特徴量を抽出、あるいは作成する。

- ・提供データを基に解約の有無を予測する機械学習モデルを作成。

- ・解約の有無の判断指標には解約確率を使用する。

- ・Xgboost、Lightgbmを使用して予測した上で、それぞれの予測した解約確率を平均する。

- ・予測した解約確率の値の上下に基づきモデル作成に妥当な変数を取捨選択する。

- ・予測精度の上下に寄与した変数を把握した上で減らしたものに関してはその変数の必要性を検討する。

- ・既存データとその予測精度の関連性からデータの追加についてその必要性を検討をする。

- ・モデルのパラメーターを調整し、予測精度の向上を目指す。

- ・予測解約確率の減少に寄与する変数を基に、顧客を解約から引き止める具体的な施策を考える。

- ・予測解約確率ごとに一定の閾値を定めて顧客をカテゴリー化する。

- ・具体的な閾値をもとに定めた顧客層に対してどの層に注力するのか、あるいはそれぞれに施策を打つのか具体的なターゲットを定める。

- ・立案した施策を各Q、半期、今期などの単位で実行時期を定めた上で効果を検証する。

- ・検証した効果を基に追加の施策の有無について検討する。

- ・幅広く、かつ多くのデータ提供していただくと、高い質で施策の立案・実行サイクルを回せる。

## 例:年齢層・所得層にフォーカスした施策提案

### 1. データ分析をもとに年齢・所得の観点から解約層を発見

- ・ 分析の結果、特定の年齢層や所得層が解約確率が高いとわかった場合それらのカテゴリーに解約引き止めの施策を打ち出す。

### 2. 具体的な施策の立案

- ・ 一定の層に対してより幅広い料金体系を新たに作る、あるいは永続的・時限的な割引措置をとるなど。

### 3. 効果の検証・施策の実行有無の決定

- ・ 決済資料、御社他事業の売上情報をもとにそれらの割引措置にかけられる予算を算出し立案された施策が**十分なROIを達成するか**を吟味した上で最終的な提案内容を決定する。

# ・解約確率の信憑性とお見積りについて

## 解約確率の信憑性

- ・現在作成したモデルでの全体の予測精度は**約62%**<sup>1</sup>
- ・長期的に契約を結んでいただき、その他の顧客の詳細なデータ提供をしていただければ、さらなる予測精度の改善は十分可能。
- ・予測解約確率が80%以上である顧客の解約予測精度は**約95%**

## お見積り

- ・1Qごとのコンサルティング契約で **3,000ドル**。
- ・半期でご契約いただければ、より正確な分析と施策の提案ができ、解約率の1%以上の削減がかなり見込めるため、ROIが**239%**<sup>3</sup>となる。
- ・長期的な契約を締結していただければ、予測精度の向上が見込まれさらにROIも上昇する可能性。

1. モデルの予測精度の指標としてAUCを利用している。予測精度の算出にあたっては、Xgboost、Lightgbmそれぞれで交差検証をStratifiedKFoldによって5分割で行い、それぞれのモデルで分割回ごとのAUCの平均を算出したあとその2つの指標の平均を採用している。

2. AIモデルは保守費用として月1,000ドル、計3,000ドルかかる。

3. ROIは1Qのコンサルティング契約と1QのAI導入費用としてかかる12,000ドルをコスト、仮に1%解約率が減った場合の削減損失額28,707ドルを利益として計算している。