

# エージェント・モデル・シミュレーションを用いた 顧客の解約行動予測

Customer cancellation of a contract prediction using agent model simulation

林 眞司<sup>\*1</sup>  
Shinji Hayashi

金盛 克俊<sup>\*2</sup>  
Kanamori Katsutoshi

大和田 勇人<sup>\*2</sup>  
Ohwada Hayato

<sup>\*1</sup> 東京理科大学大学院理工学研究科  
Graduate School of Science and Technology Tokyo University of Science

<sup>\*2</sup> 東京理科大学理工学部  
Faculty of Science and Technology Tokyo University of Science

Understanding the tendency of customers that perform cancellation of products, Companies is a challenge for transferring management strategy from customer acquisition to customer retention. The result by the machine learning method that the customer cancellation of a contract varies to predict it is reported, and these prediction methods are effective for estrangement predictive analysis. However, the result of the machine learning is not necessarily applied by decision about the customer cancellation of a contract, and the result of the machine learning only leads the decision making that does not know the ideal time when you should carry out a strategy. It is thought that dynamic simulation based on the social structure is necessary on a customer maintenance process that an experiment to aim at the improvement of the prediction precision by putting an agent base model together as well as machine learning is performed and performs effective decision making.

## 1 はじめに

製品の解約を行う顧客の傾向を理解することは、企業が顧客取得から保持へ経営戦略を移すための課題である。現在まで顧客解約予測を行うために様々な機械学習方法での成果が報告されており、これらは離反予測分析に有効である。しかし、機械学習の結果は、顧客解約に関する決定で必ず適用されるわけではなく、戦略を実行する理想的な時期がわからない意思決定を導くだけである[1]。予測技術を改善するために顧客を保持するプロセス・顧客の行動のプロセスの構造を探る・理解することが必要である。

ランドラ[2]では機械学習だけでなくエージェント・ベース・モデルを組み合わせることで予測精度の向上を目指す実験が行われており、有効な意思決定を行うには、顧客保持プロセスの内に社会構造にもとづく動的なシミュレーションが必要であると考えられる。

## 2 本研究の目的

本研究では、顧客解約予測を分析するために、顧客の解約行動をモデル化し、動的構造のシミュレーションを行い、その結果から、シミュレーションベースで

顧客の解約行動を予測する手法を提案する。

## 3 本研究の対象とする問題

本研究で顧客の解約行動を分析する対象は自動延長サービスとし PC ソフトウェアを販売している会社が自動更新確認メールを各顧客に送信する際の顧客の行動が分析対象となる。

自動延長サービスは利用製品の利用期間が切れる直前に自動的に更新手続きを行い、更新料金を顧客から回収するサービスである。更新手続きは 1 年ごとに行われ、顧客はいつでも解約することができる。また製品の有効期限が切れる数日前から、上位製品の紹介メール、更新お知らせメールや期限切れ通知等のメールを送信され、更新お知らせ時に解約数が増えるなどのことがわかっている。

## 4 提案手法

顧客の解約行動をモデル化しシミュレーションを行う。シミュレーションでは将来顧客がどのような行動をとるか予測が必要となる。

### 4.1 エージェント・モデル・シミュレーション

エージェント・ベース・モデルを作成し、顧客の解約行動のシミュレーションを行う。各顧客 Agent は  $g = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$  とし、顧客がとる行動 ActionSet は  $A = \{\text{Cancellation}, \text{Renew}\}$  で表し、各顧客の状態 StateSet を  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$  で表す。またある経過

連絡先: 林眞司, 東京理科大学, 〒278-8510 千葉県野田市山崎 2641 東京理科大学 大学院理工学研究科 経営工学専攻, 7414620@ed.tus.ac.jp

日数でのある状態を  $s_i = (t_{pc}, t_{ar}, pri, t_{mail})$  とし,  $t_{pc}$  はある経過日数での PC 故障率,  $t_{ar}$  をある経過日数でのメール受信による解約率,  $pri$  を購入製品の価格によって変化する解約確率,  $t_{mail}$  をメール受信有無による解約率とする. 上記の解約確率をふまえ, PC 故障率を  $troubleRate$ , メールでの解約率を  $mailRate$ , 価格帯での解約率を  $priceRate$ , メール受信に有無による解約率を  $mailstatusRate$  とし, ある経過日数での解約確率  $P$  を

$$P(s) = troubleRate(t_{pc}) + mailRate(t_{ar}) + priceRate(pri) + mailstatusRate(t_{mail}) \quad (1)$$

と定義する. 各エージェントがとる ActionSet により StateSet が変更されるようモデルを構成し, 各エージェントそれぞれの現在の状態により実行される行動が変更されることとする. またシミュレーションは 1 日毎に行われる.

#### 4.1.1 PC の故障確率

今回分析の対象はセキュリティソフトのシステムであり, ほかのセキュリティソフトに乗り換える可能性が高いのは PC の買い替えのタイミングだと考えられる. また PC の故障確率は PC を利用している期間が長くなるほど高くなると考え, PC の使用期間に応じた故障確率をハザード関数で求める. ハザード関数は以下の式で表される.

$$F(t) = 1 - \exp(-(\lambda t)^p) \quad (2)$$

図 1 ではハザード関数を用いた PC の故障率を示す.

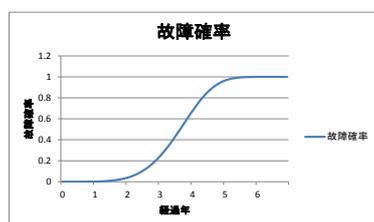


図 1 : PC 故障確率

#### 4.1.2 メール受信後の解約確率

メール受信後の解約率の変化は, 特定の日数でメールを受信してから契約期間が終わる間に顧客が解約する傾向があると仮定する. 自動更新お知らせメール・製品アップグレードメール・更新成功失敗メー

ル・期限切れメールそれぞれのメールを受け取ったタイミングで顧客が解約する傾向があるとする. メールを受け取った日の解約確率が最大になり, 契約終了日に近づくにつれて徐々に解約確率が低下する.

#### 4.1.3 価格帯による解約確率

購入された製品価格も解約に影響があると仮定する. 購入された製品の平均価格を基準に平均以下であれば, 乗り換えなどの行動をとる可能性があると考え契約期間の前半に解約確率が増え, 平均以上であれば継続期間は長くなり契約期間の後半に解約確率が増えると考え.

#### 4.1.4 メール受信有無による解約確率

メール受信について, 顧客がメールを受け取っているか否かが解約に影響があると考え. メールを受信有無は  $mailStatus$  から判断する. メールを受信している顧客は製品継続時の解約率が低く, 受信していない顧客は, 製品継続時に解約率が高くなる.

## 5 評価実験

### 5.1 本研究で用いるデータ

本研究では顧客情報と WEB アクセス履歴データを用いて分析を行う. WEB アクセス履歴データは 2013 年 4 月からデータの取得を開始したため, 顧客情報・WEB アクセス履歴データともに 2013 年 4 月~2013 年 10 月までの半年間のデータを用いて分析を行う.

### 5.2 実験結果

メールの受信有無が解約行動を予測するのに有効か検証するため  $mailstatusRate$  を用いる実験と用いない実験を行い比較する.  $mailRate$ ,  $troubleRate$  と  $priceRate$  での実験結果は図 2, 表 1 に示す. 図 2 より, メール受信日の解約率の合計が利用者の 1% になると仮定して実験を行ったが, 契約期限切れ前後で実際の解約者数とシミュレーション結果に大きく差があり, 解約傾向を表すことができていない. 相関係数も低い値となっている. そこで利用者全体の 5% が解約すると仮定し, 再度実験を行うと契約期限切れ前後の予測が改善され, 相関係数が 0.73 と上昇した.

次に価格による解約率をふまえて実験を行った. 図 3, 表 1 が実験結果となる.

図 2 と比較すると製品の利用を継続した場合の初期解約, 契約期間終了間際の解約行動を捉えること

ができ,0.79 と高い相関が得られた.

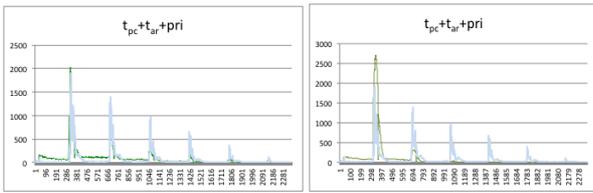


図 2:シミュレーション結果と解約者の推移

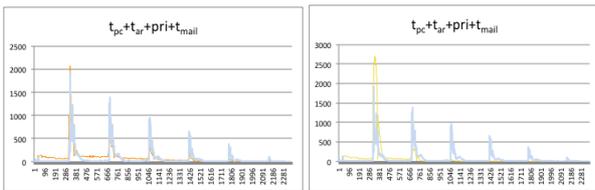


図 3:シミュレーション結果(mailstatusRate)

表 1:相関係数と平均二乗誤差

	解約者推移との 相関係数	平均二乗誤差
$t_{pc}+t_{ar}+pri$	0.611507159	70062.71089
$t_{pc}+t_{ar}+pri$	0.725038122	10651.2704
$t_{pc}+t_{ar}+pri+t_{mail}$	0.611720664	69901.09419
$t_{pc}+t_{ar}+pri+t_{mail}$	0.790897902	10327.3981

また表 1 より,それぞれの実験の平均二乗誤差を比較しても, mailstatusRate を用いた実験が低い値を示しており,解約予測にメールの受信有無による解約確率を考慮することで,より実際の解約者推移に近づいていることがわかる.

## 6 結論

本研究では顧客解約行動を理解するためにエージェント・ベース・モデルを用いた解約行動のモデル化しシミュレーションを行った.シミュレーション結果は高い精度を得ることができ,さらにメール受信有無が解約行動を予測するのに有効であることが示された.

## 参考文献

- [1] Prasasti, N .Analysis Applicability of machine-learning techniques in predicting customer defection, IEEE, 157 – 162,2014.
- [2] Rand,W.Machine Learning Meets Agent based Modeling:When Not to Go to A Bar. Agent 2006, Chicago,