

< 修 士 論 文 >

顧客属性と行動に基づく  
デジタル通帳利用の分析と  
マーケティング戦略の策定

滋賀大学大学院  
データサイエンス研究科  
データサイエンス専攻

修了年度:2023年度

学籍番号:6022103

氏 名:上野 義博

指導教員:田中 琢真

提出年月日:2024年1月11日

# 目次

1. 背景
2. 使用データ
3. 現状分析
4. 手法
5. 結果
6. モデルの結果から考えられるマーケティング戦略
7. 議論
8. 謝辞
9. 参考文献

# 1. 背景

インターネットとスマートフォンの普及は、社会とビジネスを劇的に変化させた。これらのテクノロジーは、世界中の人々が情報を取得し、共有し、コミュニケーションを取る方法を根底から変えている。かつては、情報の伝達やビジネスの運営が紙ベースの文書や対面でのやり取りに大きく依存していた。しかし、今日では、デジタルテクノロジーの急速な発展により、情報は瞬時に世界中で共有され、ビジネスプロセスはより効率的かつ迅速になった。

このデジタル化の波によって、製造業からサービス業まで、あらゆる業界で DX (デジタルトランスフォーメーション) が求められている。企業は、市場の動向をリアルタイムで把握し、消費者の行動や好みをデータ分析を通じて深く理解することが可能になった。これにより、新しい製品やサービスを開発し、市場に迅速に投入し、顧客体験をデジタル化することで、消費者との接点をよりパーソナライズし、強化することができる。

しかし、このデジタル化の波は、企業に与える課題も大きい。特に、既存のビジネスモデルや運営方法から変化できない企業は、デジタル化の波に取り残されるリスクが高い。市場や顧客のニーズは絶えず変化しており、これに対応するためには、企業は柔軟かつ迅速に自らを変革し、DX を推進する必要がある。これには、ビジネスプロセスのデジタル化、データ主導の意思決定、顧客とのデジタルコミュニケーションの強化など、幅広い取り組みが含まれている[1]。このような背景の中で、DX は今日のビジネスにとって、最も重要な課題の一つであり、特に迅速な変化とイノベーションが求められる分野では、その重要性はより一層高まっている。

金融業界も DX の影響を大きく受ける業界の一つであり、本論文では金融業界における DX を検討する。特に地方銀行における DX を対象とする。

銀行業界における競争環境は DX 以外の面でも近年大きく変化している。特に地方銀行は、メガバンクやネット銀行の台頭により、新たな挑戦に直面している。メガバンクはその規模とリソースを活用して広範囲なサービスを提供し、ネット銀行はデジタル技術を駆使した革新的なサービスで市場に新たな風を吹き込んでいる。従って、地方銀行の提供する従来型の金融サービスでは、顧客離れが進む可能性があり、メガバンクやネット銀行に負けないように利便性を上げていく必要がある。

そうした状況下で、地方銀行は、従来担ってきた役割から変化していかなければ、淘汰される可能性があり、地域に根づいた金融機関として、来店以外の接点を持つことが非常に重要になる。スマートフォンの普及により、スマートフォン上で決済を行うキャッシュレス決済が急速に普及しており、現金を必要としない生活に変化しつつある。現金通貨の利用頻度が下がれば、支店の 1 機能であるキャッシュポイントとしての役割は軽くなる[2]。それにより、支店における顧客との接点も減少することとなる。来店以外の接点を活用し、新たな顧客体験を提供することによって、競争上の優位性を確立することができる。

その鍵になるのが、オンラインバンキングやスマートフォンのアプリケーションといったオンライン上での接点である。オンラインバンキングは主に PC 上で確立されたサービスであり、各種銀行取引等、多くのサービスを提供しているが、スマートフォンのアプリケーションはその利便性とアクセシビリティにより、より重要性が増している。現在は、多くの銀行がスマートフォンアプリを提供しており、家計簿アプリとの連携等、便利な機能を備えている。こういったアプリケーションを活用することによって、顧客接点を持てる可能性がある。

また DX の成果指標として、日常的な顧客との接点(顧客接点)の確保とそこでの顧客体験(UX)の向上が挙げられることが多い[3]。顧客接点の確保と UX の向上の両方が実現できるのもまた、スマートフォンアプリの特徴である。スマートフォンアプリは、いつでもどこでも顧客とのコミュニケーションを可能にし、サービスの利便性を大幅に高める。さらに、アプリのカスタマイズ性やインタラクティブな機能により、個々の顧客に合わせた体験を提供することができる。これにより、顧客の満足度を高め、長期的な顧客関係の構築に寄与することが期待される。

地方銀行におけるスマートフォンでのアプリケーションの取り組みの一例として、滋賀銀行のデジタル通帳アプリがある。デジタル通帳とは、銀行取引履歴や口座残高を確認できるアプリである。

以下で見るとおり、滋賀銀行のデジタル通帳の利用者は増加している。しかし、その増加要因はわかっていない。どのような属性を持つ顧客がデジタル通帳を利用しているかも把握できていない。そのため、現在のマーケティング施策では、ターゲティングができておらず、利用者増加のために実施されたプロモーション施策も、キャッシュバック施策のみであり、その効果も測定できていない。銀行は顧客の取引情報を大量に保有しており、取引情報を分析することによって顧客属性を明らかにできるはずである。この取引情報を分析することにより、デジタル通帳利用者の属性を明らかにしたい。スマートフォンアプリの活用は、地方銀行における課題の解決策となり得るため、利用者が増加している現状を分析し、これを突破口に顧客との接点を増加させるためのマーケティング施策を策定したい。

本研究は、研究対象を滋賀県在住の 20 代に限定する。その理由は以下の 4 点である。20 代は、今後のライフイベントで銀行の長期的な顧客になってくれる可能性が高い。また、日常的にスマートフォンを活用しており、デジタル通帳アプリを利用してくれる可能性が高い。その一方で、デジタルへの親和性も高く、ネット専業銀行に奪われる可能性も非常に高い。加えて、金融行動の中心となるメイン口座が決まっていない顧客も多く、メイン口座化してもらうことによって、銀行とのさらなる金融取引を期待できる。

滋賀銀行は、地域密着型の金融機関であり、全 133 カ店中、106 店を滋賀県内に置いている[4]。そのため、分析においては、滋賀県内の顧客データを対象とする。これにより、地域特有の金融行動を把握でき、より精密な戦略を立てることができる。またその結果により、地域密着型のアプローチが可能であり、顧客サービスの質を高める重要な示唆を得ることができる可能性がある。以上より、本研究では、滋賀県在住の 20 代を分析の対象とする。

デジタル通帳をより早く利用し始めてもらうことによって、早期に顧客接点を確保できる。そのため、本研究では滋賀県の 20 代顧客が口座開設してからデジタル通帳を使い始めるまでの時間に注目する。共変量ごとにどのように生存関数が異なるのか、カプラン・マイヤー (Kaplan-Meier) 推定を用いて分析する。ワイブル加速故障時間 (WeibullAFT) モデルを用いて、デジタル通帳を使い始めるまでの時間に、どのような共変量が影響を及ぼすのかを分析し、分析結果からデジタル通帳に関するマーケティング戦略を策定する。

## 2. 使用データ

本研究では、滋賀銀行が保有するデータを使用する。使用するデータは、協定に基づき滋賀大学に提供されたデータであり、個人を特定できないように匿名化されている。また銀行のデータには法人・個人両方のデータが含まれるが、本研究では個人を対象としているため、法人のデータは扱わない。個人のデータから、「顧客情報データ」「取引履歴データ」「デジタル通帳データ」の3種類のデータを用いた。

「顧客情報データ」には、顧客 ID や性別、年齢、粗視化された住所などの基本的なデモグラフィック情報に加えて、口座開設時の年齢や口座を開設した月といった、銀行口座関連の情報も含まれる。「取引履歴データ」には、顧客の銀行における金融取引に関する詳細な記録が含まれる。この中から、入出金の回数やコンビニエンスストア ATM での入出金回数、滋賀銀行 ATM での入出金回数、給与額、クレジットカードの引落とし額、デビットカードの利用額、振替の回数を抽出し分析に用いた。「デジタル通帳データ」には、顧客ごとのデジタル通帳の利用開始年月日が記録されている。複数の利用開始年月日が記録されている場合には、最初の利用開始日をデジタル通帳利用開始日として扱っている。

上記のデータで、1つの個人について、複数の口座がある場合は、顧客 ID に基づいて合算し、顧客1人ごとにまとめる。顧客の ID が欠損であった場合、そのデータは使用しない。それ以外の列で欠損があった場合、利用がなかったものと見做し、欠損値を0で補完した。

### 3. 現状分析

#### 3.1 デジタル通帳の利用人数の推移

デジタル通帳の利用者数は図 3-1(a)、図 3-1(b)のように推移している。

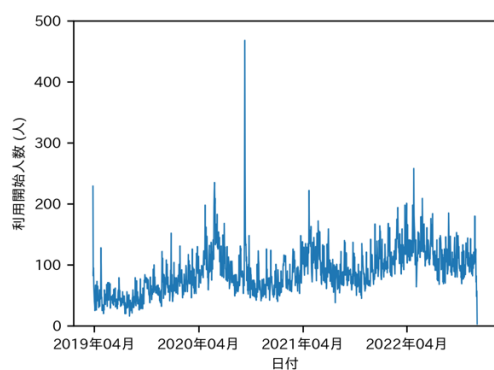


図 3-1(a)

日ごとのデジタル通帳利用開始人数(人)

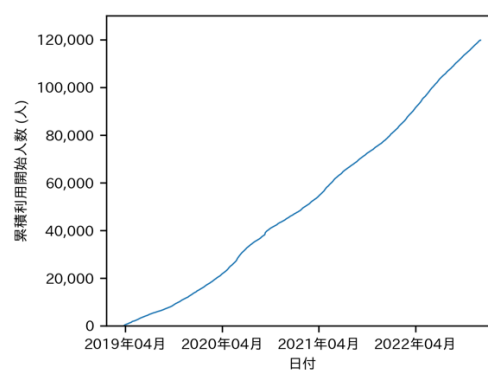


図 3-1(b)

デジタル通帳累計利用開始人数(人)

デジタル通帳は、2019年3月28日にサービスを提供開始した[5]。図 3-1(a)より、毎年4月から6月にかけて、デジタル通帳を使い始める人が多く、図 3-1(b)より、利用者は、サービス提供開始から、右肩上がりに順調に増加している。

### 3.2. 利用者の属性

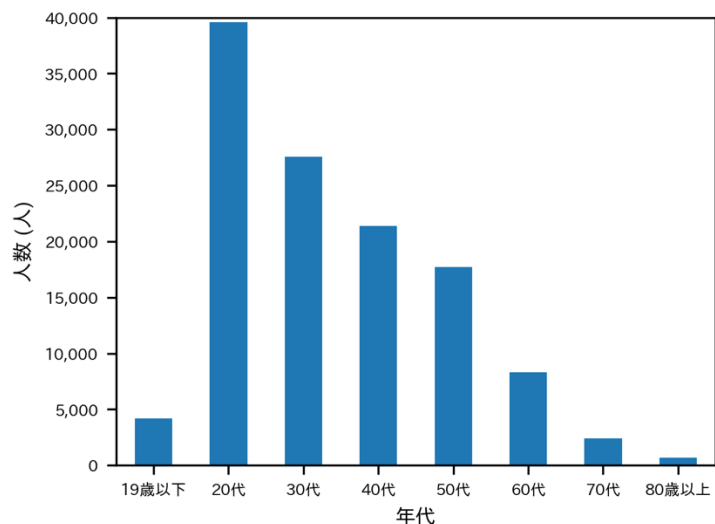


図 3-2 デジタル通帳利用者の年代分布

デジタル通帳の利用者は、20代に多く、年代が上がるにつれて、減少する。最も利用者が多い20代に注目し、本研究の対象である、滋賀県在住20代の年齢分布(図3-3)と滋賀県20代が口座を開設した年齢の分布(図3-4)を可視化した。

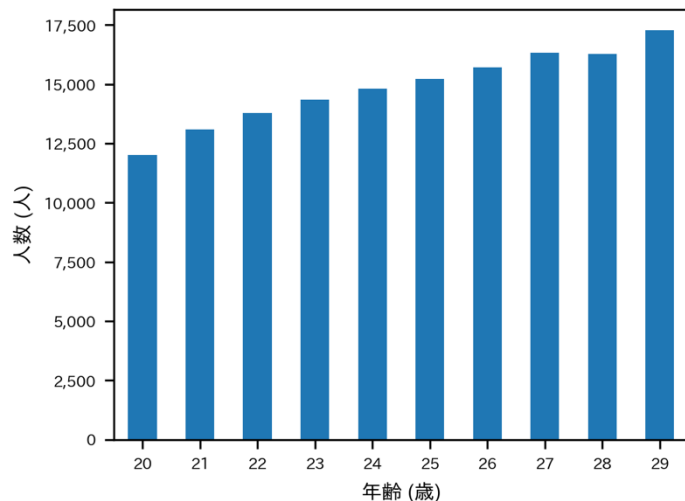


図 3-3 デジタル通帳利用者の滋賀県20代年齢分布

図3-3の滋賀県20代の年齢分布を見ると、年齢が上がるにつれて人数が多くなっており、20代でも各年齢における利用者が年々増加していることがわかる。



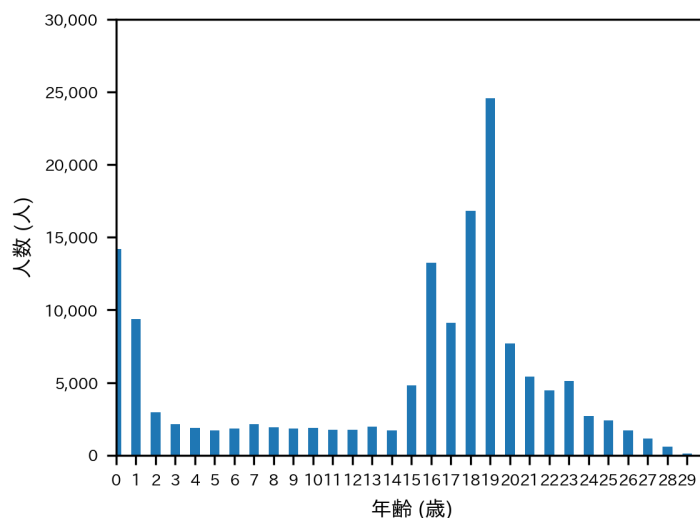


図 3-4 デジタル通帳利用者の滋賀県 20 代口座開設時年齢の分布

図 3-4 からわかるとおり、19 歳での口座開設が最も多く、18 歳・0 歳・16 歳時の口座開設も多い。18 歳 19 歳では、高校卒業後の大学進学や就職、16 歳では、中学卒業後の高校進学が考えられる。口座開設時年齢の分布から、節目となるようなライフイベントに合わせて口座開設をしていることが想像できる。

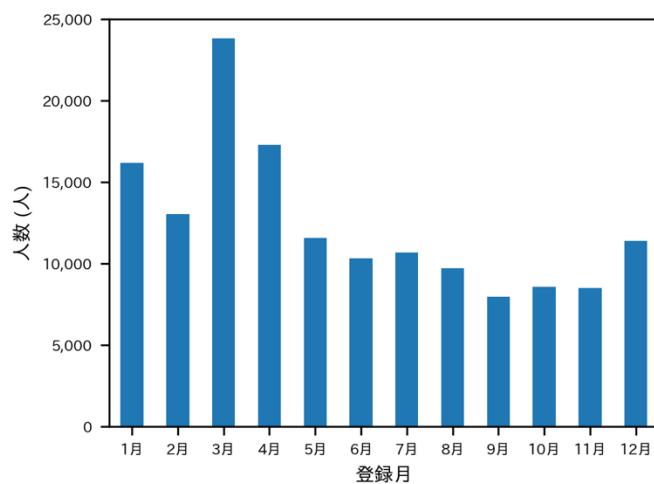


図 3-5 デジタル通帳利用者の滋賀県 20 代口座開設月分布

滋賀県の 20 代が口座を開設した月の分布では、3 月が最も多くなっており、次いで 4 月の口座開設が多くなっている(図 3-5)。年度の変わり目で口座を開設している人が多くおり、口座開設時年齢の分布と同様にライフイベントに合わせて口座開設をしていることが想像できる。

### 3.3. デジタル通帳と給与振込の分割表

表 3-1: 滋賀県 20 代・デジタル通帳と給与振込

		給与振込		
		有	無	計
デジタル通帳	有	15.1%	11.8%	26.8%
	無	23.7%	49.4%	73.2%
計		38.8%	61.2%	100.0%

滋賀県 20 代で、デジタル通帳の利用有無と給与振込の有無で分割表を作成した。

表 3-1 から、給与振込を無と比較すると有の方が、デジタル通帳を利用している割合が高い。またデジタル通帳が無の人と有の人と比較すると、デジタル通帳が有の人の方が、給与振込をしている割合が高い。

これはデジタル通帳の普及と銀行と顧客の接点増加に対して、重要な知見である可能性がある。なぜなら、給与振込の設定は、顧客が口座をメイン口座として利用する動機となるからである。給与振込の設定があることによって、定期的に入金が行われるため、口座を定期的にご利用すると考えられる。特にアルバイトではない正規雇用の場合、この給与振込口座が金融活動の中心となる可能性が非常に高い。

正規雇用だと考えられる顧客がどの程度の割合でデジタル通帳を利用しているのかを調べるため、給与額でアルバイトと正規雇用を分け、それぞれのデジタル通帳の利用有無を調べる。

表 3-2: 滋賀県 20 代・デジタル通帳と給与振込金額

		デジタル通帳		
		有	無	計
10 万円以上		26.3%	43.3%	69.6%
10 万円未満		12.5%	17.9%	30.4%
計		38.8%	61.2%	100.0%

アルバイトと正規雇用の給与を給与額で区別するために、月の給与額の分布を調べた。給与額の分布は二峰性で、10 万円が谷になっていた。アルバイトによる収入は、月平均 10 万円未満であると考え、給与額が 10 万円以上のグループと 10 万円未満のグループに分け、それぞれのデジタル通帳の利用有無について、集計を行った。

表 3-2 から、給与振込については、10 万円以上の方が約 7 割と多くなっている。その中で、正規雇用だと考えられる 10 万円以上の給与振込がありながら、デジタル通帳を利用していない人が、全体の 43.3%いることがわかる。この顧客層は、給与振込を行っており、メイン口座として利用してくれる可能性が高く、デジタル通帳への潜在的な顧客だと考えられる。

## 4. 手法

### 4.1. 生存時間解析の概要

生存時間解析は、特定のイベントまでの時間を統計的に分析する手法である。イベントが起こるかどうかではなく、イベントが起こるまでの時間を対象として、分析を行う。通常の統計分析の場合、すべての観察対象から完全な情報を得られていると仮定する。それに対して、生存時間解析では、「打ち切り」を考慮することによって、異なるアプローチを採用する。「打ち切り」の取り扱い、は、生存時間解析の特徴であり、これにより観察不能となったケースや観察期間の終了など、不完全な状況を統計的に扱うことが可能となる。

### 4.2. 先行研究(データへの適用例)

マーケティング領域で生存時間解析を適用している先行研究を紹介する。

[6]では、美容院の顧客の来店行動について、Cox 比例ハザードモデルを用いて、来店確率を予測している。ヘアカットやヘアカラー、パーマメントウェーブのサービスを受ける顧客の行動を分析し、個人の属性や選好に基づいて来店意欲をモデル化している。このアプローチにより、来店確率を予測することによって、美容院におけるマーケティング戦略、特にダイレクトメールの送付タイミングの最適化に貢献している。

[7]では、生存時間解析を用いて、オンライン・コミュニティの顧客間インタラクション機能が、Web サイトの顧客ロイヤルティ向上において有効な手段であることを明らかにしている。オンライン・コミュニティにおける顧客間インタラクションの機能が Web サイトのロイヤルティに与える影響に焦点を当てている。そこからインターネット上の顧客間の相互作用が Web サイトの利用者維持にどのように貢献するかについて、インターネット視聴率データを用いた実証分析を行っている。分析の結果、顧客間のインタラクション機能が Web サイトからの離脱リスクを低減させ、顧客の生存時間を延ばすことを明らかにしている。

### 4.3. カプラン・マイヤー (Kaplan-Meier) 推定について

カプラン・マイヤー推定では、ノンパラメトリックな手法で、特定のイベントまでの生存時間の分布を推定する。各時点での生存確率を推定し、イベント発生の確率が時間によって、どのように変化するかを示す生存曲線を描く。

#### 4.4. ワイブル(Weibull)分布モデルについて

パラメトリック手法では、特定の確率分布を前提としており、この仮定が正しい場合には高い精度で表現できる。ワイブル分布は2個のパラメータを持つため、生存時間を柔軟にモデリングすることができる[8]。

#### 4.5. ワイブル加速故障時間(WeibullAFT)モデルについて

ワイブル加速故障時間(WeibullAFT)モデルは、「イベントが発生するまでの時間(生存時間)」をモデル化する。そのため WeibullAFT モデルにおける、共変量に対する係数は、負である時、生存時間を短くする方向に作用し、正である時、生存時間を長くする方向に作用する。WeibullAFT モデルは、生存時間に対する共変量の影響を加法的にモデル化する。これにより、時間と共に変化するハザード関数を柔軟にモデル化することができ、共変量がイベント発生までの時間にどのように影響するかを直接的に解釈することができる。WeibullAFT モデルの利点は、時間依存的なリスクの変化を明示的にモデル化できる点にある。

WeibullAFT モデルを適用した研究として、[9]が挙げられる。[9]では、ブラジルの電力配電システムの信頼性を解析するために、WeibullAFT モデルを使用している。気候データと配電システムの故障情報を使用し、気候イベントが重要インフラの運用にどのように影響するかを検証している。Weibull 分布モデルを適用し、雷・風速・降雨量といった気候の影響を評価している。

#### 4.6. 構築したモデルについて

本研究では、イベントは「デジタル通帳利用開始」であり、生存時間は「口座開設」から「デジタル通帳開始」もしくは観察終了までの期間である。「全期間モデル」と「90日以後モデル」を構築した。「全期間モデル」では、観察期間を口座開設から365日とした。「90日以後モデル」では、観察期間を「口座開設から90日目」から「口座開設から365日目」までとした。

口座開設からすぐにデジタル通帳を利用する顧客に対しては、プロモーションの必要性は小さい。口座開設から90日を経過しても、デジタル通帳を利用し始めない顧客に対しては、プロモーションが重要であり、90日以降のデジタル通帳の利用開始を分析する、「90日以後モデル」を構築した。

## 5. 結果

### 5.1. データの概要

デジタル通帳のサービス提供開始(2019年3月28日)より後の、2019年4月～2022年3月に口座を開設した滋賀県在住の20代に限定した。合計で25,631人が口座を開設しており、デジタル通帳を利用開始した人数は5,896人であった。

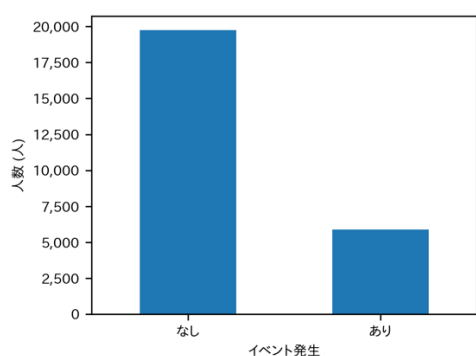


図 5-1(a) デジタル通帳の有無

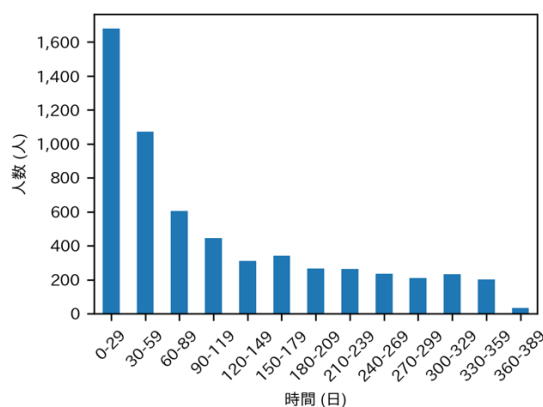


図 5-1(b) デジタル通帳利用までの期間(日数)

### 5.2. カプラン・マイヤー(Kaplan-Meier)推定

カプラン・マイヤー推定により、全期間モデル・90日以後モデルの生存関数を推定した。Pythonのライブラリである、lifelines [10]に含まれる、KaplanMeierFitterを用いて生存関数の推定を行った。

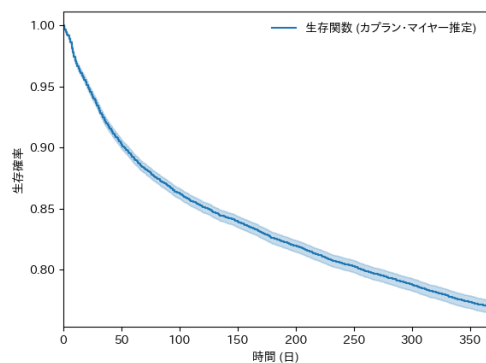


図 5-2(a) 生存関数(全期間モデル)

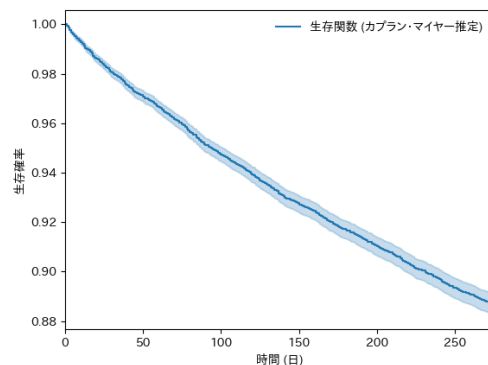


図 5-2(b) 生存関数(90日以後モデル)

全期間モデルの生存関数から、90日頃までは、急激に減少し、90日以後はゆるやかに減少していくことがわかる。90日以後モデルでは、全期間に渡って、同じペースで減少していくことがわかる。この生存関数から、ハザードが一定ではないと考えられる。

### 5.3. 共変量のサブグループごとの生存関数の比較(カプラン・マイヤー推定)

Pythonのライブラリであるlifelinesに含まれるKaplanMeierFitterを用いて、それぞれの共変量の値によって、どの程度生存関数に差が生まれるのかを可視化した。デジタル通帳を使い始める時間が、各共変量の値によって、どのような差が生まれるかがわかる。カプラン・マイヤープロットより、各共変量で、生存関数に以下のような違いが見られた。

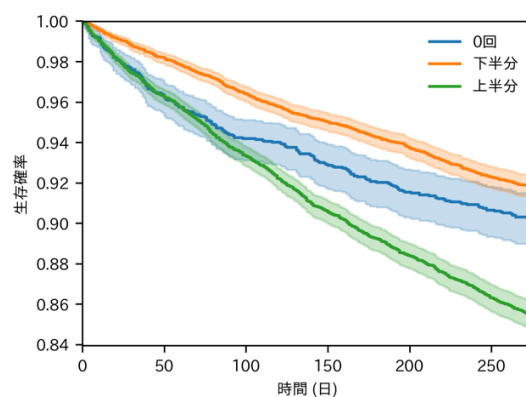
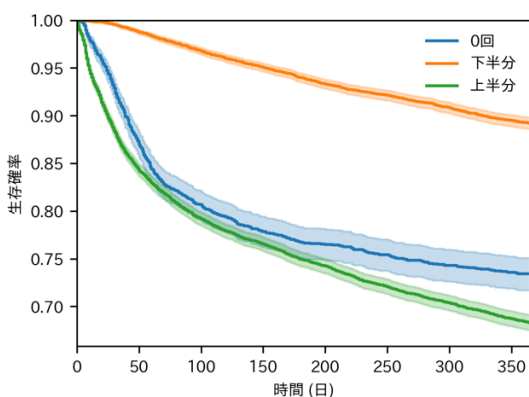


図 5-3(a) 月平均入金回数のグループごとの生存関数(全期間モデル)

図 5-3(b) 月平均入金回数のグループごとの生存関数(90日以後モデル)

図 5-3(a)、図 5-3(b)では、月平均入金回数を 0 回・下半分(0 より大きく中央値未満)・上半分(中央値以上)の 3 グループに分け、それぞれの生存関数を描いている。図 5-3(a)の全期間モデルの生存関数では、上半分と 0 回のグループが、同じ傾向で生存確率が減少していくが、上半分のグループの方が減少が早い。下半分のグループは、生存確率の減少幅が緩やかであり、デジタル通帳の利用開始がより遅い傾向にある。図 5-3(b)の 90 日以後モデルの生存関数では、上半分の人々が、デジタル通帳の利用開始が最も早い傾向にあり、0 回と比較した時に、下半分のグループが、デジタル通帳の利用開始がより遅い傾向にある。

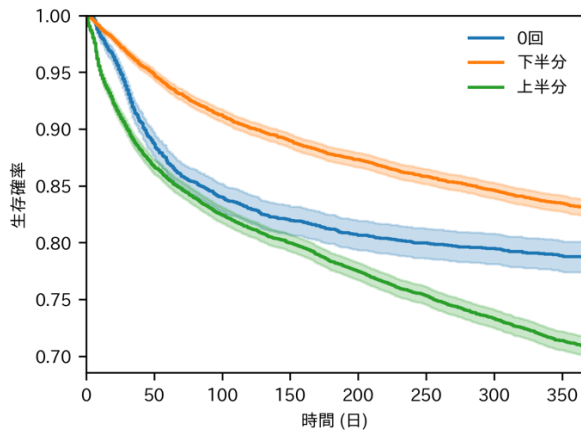


図 5-4(a) 月平均出金回数のグループごとの生存関数(全期間モデル)

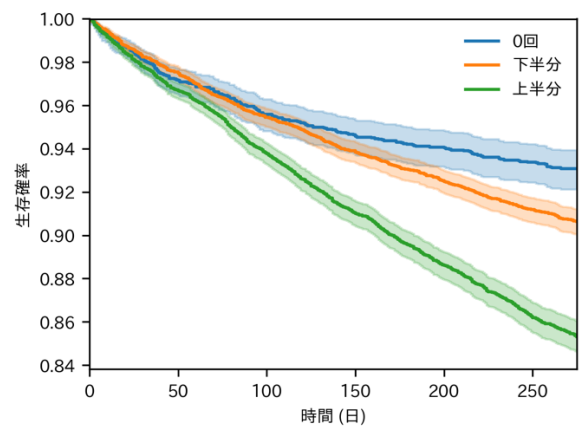


図 5-4(b) 月平均出金回数のグループごとの生存関数(90 日以後モデル)

図 5-4(a)、図 5-4(b)では、月平均出金回数を 0 回・下半分(0 より大きく中央値未満)・上半分(中央値以上)の 3 グループに分け、それぞれの生存関数を描いている。図 5-4(a)の全期間モデルの生存関数では、上半分のグループが最も早く利用開始する傾向があり、0 回よりも、下半分のグループが利用開始が遅い傾向がある。図 5-4(b)の 90 日以後モデルの生存関数では、生存確率の減少が早い方から、上半分・下半分・0 回の順に生存関数が位置しており、出金回数が多い人がより早くデジタル通帳を利用開始する傾向があることがわかる。

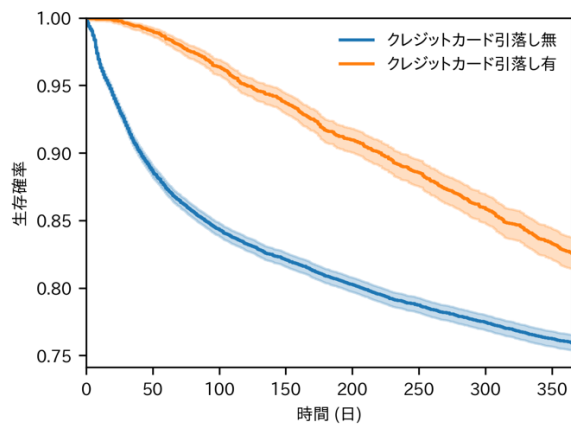


図 5-5(a) クレジットカード引落し有無それぞれの生存関数(全期間モデル)

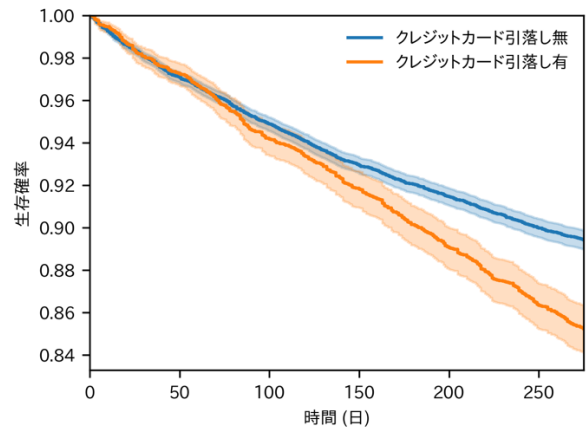


図 5-5(b) クレジットカード引落し有無それぞれの生存関数(90 日以後モデル)

図 5-5(a)、図 5-5(b)では、クレジットカードの引落しの有無によって、それぞれの生存関数を描いている。図 5-5(a)のクレジットカード引落し有無(全期間モデル)の生存関数では、引落し有のグループよりも、引落し無のグループの方が、早く利用開始する傾向にある。図 5-5(b)のクレジットカ



ード引落し有無(90日以後モデル)の生存関数では、100日頃まではほとんど同じ生存関数を描いている。そこから、クレジットカードの引落し無グループは、生存確率の減少が緩やかになるが、クレジットカードの引落し有グループは傾向が変わらない。

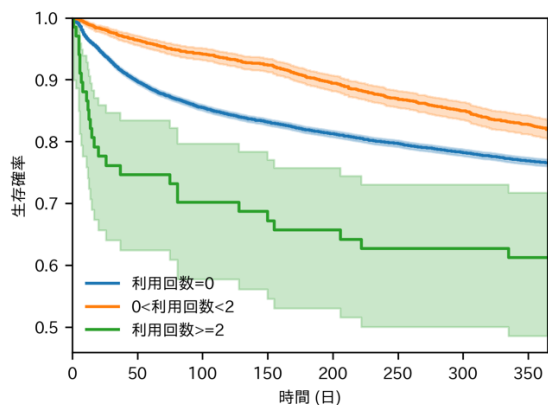


図 5-6(a) コンビニエンスストア ATM での月平均入金回数のグループごとの生存関数(全期間モデル)

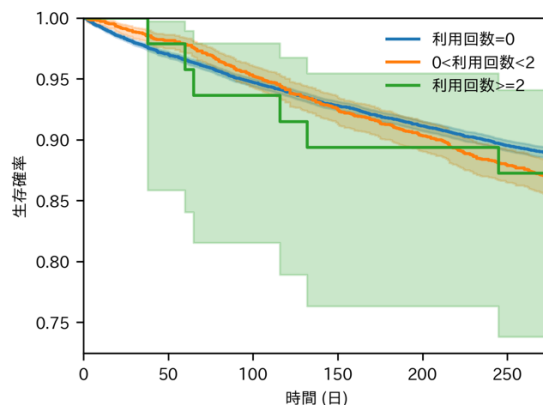


図 5-6(b) コンビニエンスストア ATM での月平均入金回数のグループごとの生存関数(90日以後モデル)

図 5-6(a)、図 5-6(b)では、コンビニエンスストア ATM での月平均入金回数の月平均が 0 回・0 回より多く 2 回未満・2 回以上の 3 つのグループに分け、それぞれの生存関数を描いている。図 5-6(a)の全期間モデルの生存関数では、2 回以上のグループが最も早く、次に 0 回のグループ、0 ~ 2 回のグループが一番遅い傾向にある。図 5-6(b)の 90 日以後モデルの生存関数では、2 回以上のグループの生存関数の信頼区間が大きいですが、3 グループともに同じ傾向の生存曲線を描いている。

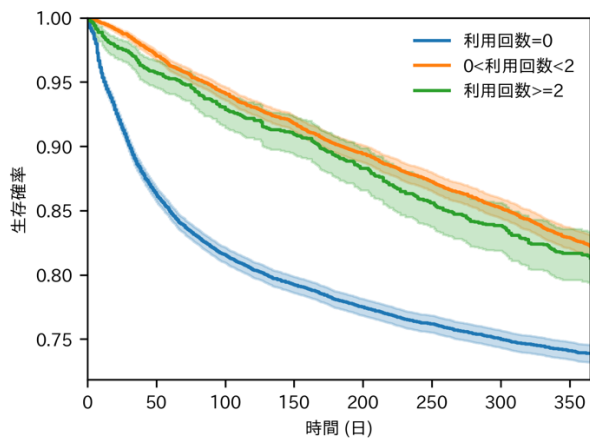


図 5-7(a) コンビニエンスストア ATM での月平均出金回数のグループごとの生存関数(全期間モデル)

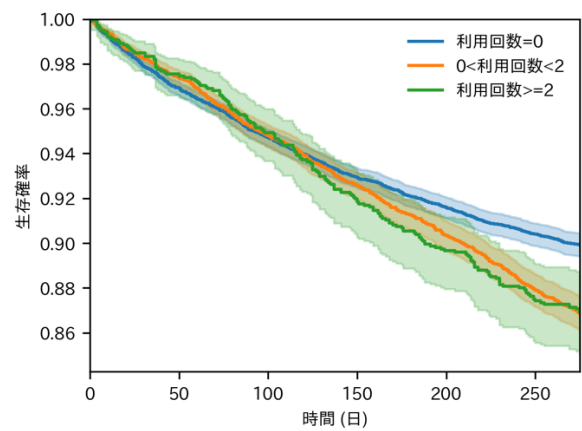


図 5-7(b) コンビニエンスストア ATM での月平均出金回数のグループごとの生存関数(90 日以後モデル)

図 5-7(a)、図 5-7(b)では、コンビニエンスストアの ATM での月平均出金回数の月平均が 0 回・0 回より多く 2 回未満・2 回以上の 3 つのグループに分け、それぞれの生存関数を描いている。図 5-7(a)の全期間モデルでは、出金回数が 0 回のグループが最も早く、それ以外のグループがほとんど同じ傾向で生存確率が減少する。図 5-7(b)の 90 日以後モデルでは、150 日目以降、月平均出金回数が 0 回のグループ以外の 2 グループの方が利用開始が早い傾向にある。

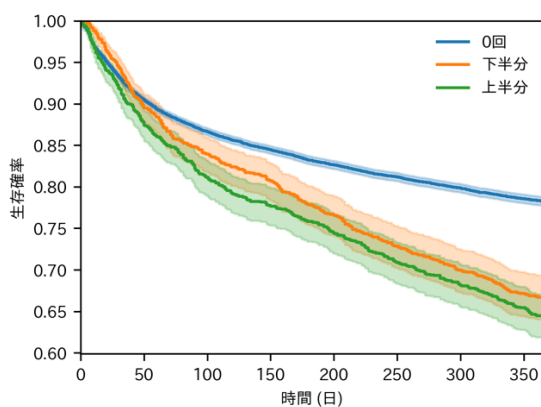


図 5-8(a) デビットカード月平均利用回数のグループごとの生存関数(全期間モデル)

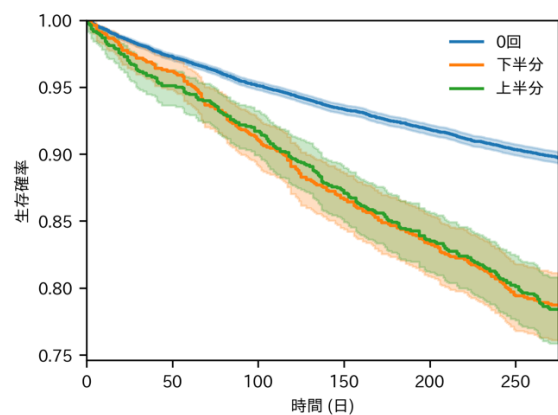


図 5-8(b) デビットカード月平均利用回数のグループごとの生存関数(90 日以後モデル)

図 5-8(a)、図 5-8(b)では、デビットカードの月平均利用回数が 0 回・下半分(0 回より多く中央値未満)・上半分(中央値以上)の 3 つのグループに分け、それぞれの生存曲線を描いている。図 5-8(a)の全期間モデルでは、デビットカードの月平均利用回数の上下は大きくは関係しないが、0 回よりも早く利用開始する傾向にある。図 5-8(b)の 90 日以後モデルでは、全期間モデルと同様に、デビットカードの月平均利用回数の上下はあまり関係ないが、0 回よりも早く利用開始する傾向が見える。

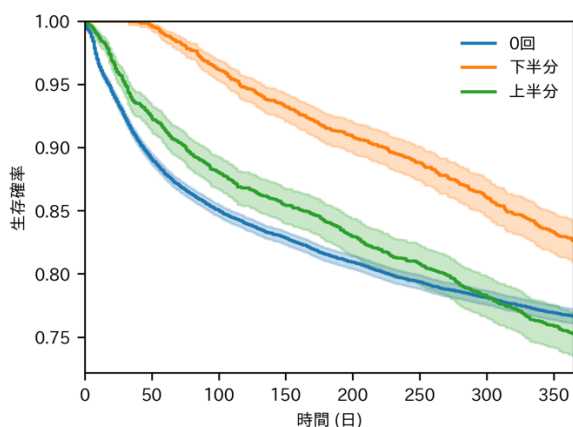


図 5-9(a) 月平均振替回数のグループごとの生存関数(全期間モデル)

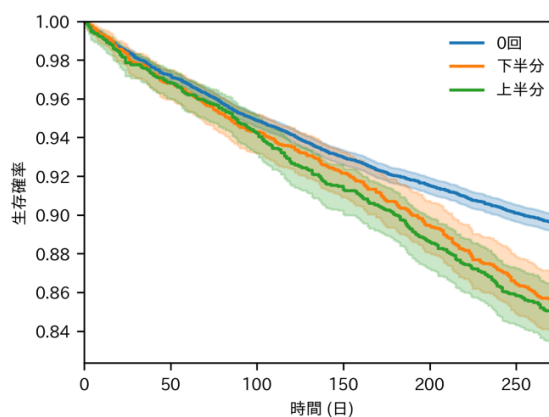


図 5-9(b) 月平均振替回数のグループごとの生存関数(90 日以後モデル)

図 5-9(a)、図 5-9(b)では、月平均振替回数が 0 回・下半分(0 回より多く中央値未満)・上半分(中央値以上)の 3 つのグループに分け、それぞれの生存曲線を描いている。図 5-9(a)の全期間モデルでは、上半分と下半分のグループを比較すると、振替回数が多いほど、より早く利用開始する傾向にあるが、0 回のグループが最も早い。図 5-9(b)の 90 日以後モデルでは、日が経つにつれて、0 回のグループは生存確率の減少は緩やかになるが、上半分と下半分のグループは傾向が変わらない。

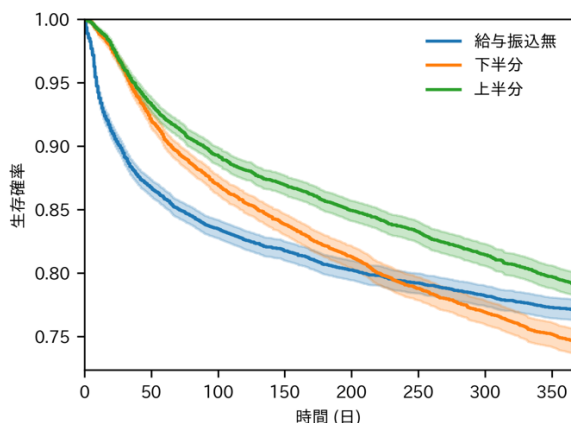


図 5-10(a) 月平均給与額(万円)のグループごと生存関数(全期間モデル)

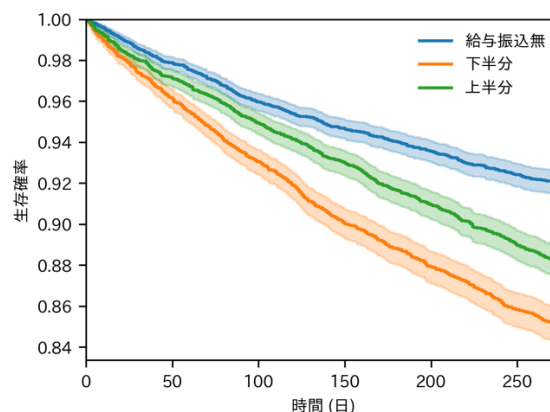


図 5-10(b) 月平均給与額(万円)のグループごと生存関数(90日以後モデル)

図 5-10(a)、図 5-10(b)では、月平均給与額が 0 回・下半分(0 円より多く中央値未満)・上半分(中央値以上)の 3 つのグループに分け、それぞれの生存曲線を描いている。図 5-10(a)の全期間モデルでは、200 日目頃までは、給与振込無が一番早く利用開始し、下半分・上半分のグループの順番で利用開始が遅くなる傾向にある。250 日目頃に下半分のグループが給与振込無のグループの生存確率を下回る。図 5-10(b)の 90 日以後モデルでは、給与振込無が一番遅く、上半分より、下半分のグループの方がより早く始める傾向にある。

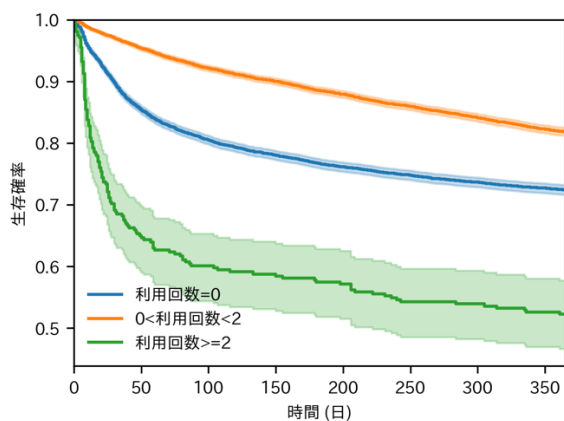


図 5-11(a) 滋賀銀行 ATM での月平均入金回数のグループごとの生存関数(全期間モデル)

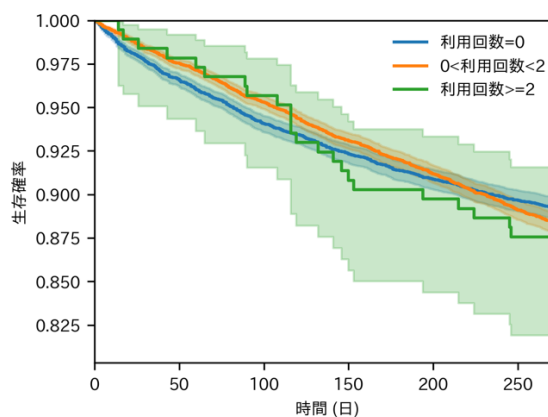


図 5-11(b) 滋賀銀行 ATM での月平均入金回数のグループごとの生存関数(90日以後モデル)

図 5-11(a)、図 5-11(b)では、滋賀銀行 ATM での月平均入金回数が 0 回・0 回より多く 2 回未満・2 回以上の 3 つのグループに分け、それぞれの生存関数を描いている。図 5-11(a)の全期間モデルでは、滋賀銀行 ATM を 2 回以上利用する人が早く利用開始し、0~2 回の人より、0 回の

人の方が早く利用開始する傾向にある。図 5-11(b)の 90 日以後モデルでは、2 回以上の信頼区間が大きいのが、グループ間の差はほとんど無いように見える。

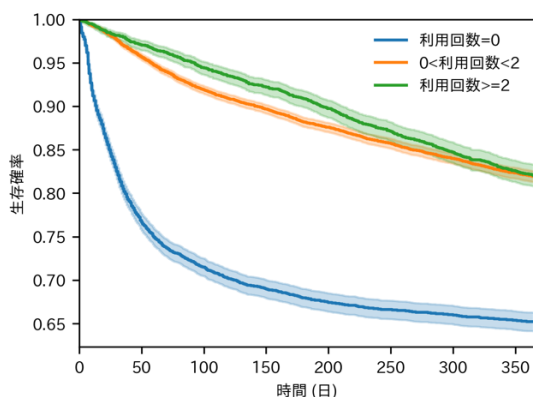


図 5-12(a) 滋賀銀行 ATM での月平均出金回数のグループごとの生存関数(全期間モデル)

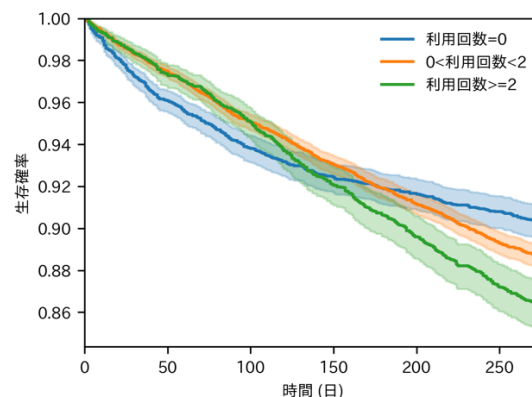


図 5-12(b) 滋賀銀行 ATM での月平均出金回数のグループごとの生存関数(90 日以後モデル)

図 5-12(a)、図 5-12(b)では、滋賀銀行 ATM での月平均出金回数が 0 回・0 回より多く 2 回未満・2 回以上の 3 つのグループに分け、それぞれの生存関数を描いている。図 5-12(a)の全期間モデルでは、0 回のグループがより早くデジタル通帳利用開始する。他 2 グループは、同じ傾向で生存確率が減少していく。図 5-12(b)の 90 日以後モデルでは、150 日(240 日)目までは、差がなく、そこから観察終了に向けて、より多く使っているグループの方が、生存確率の減少が早い。

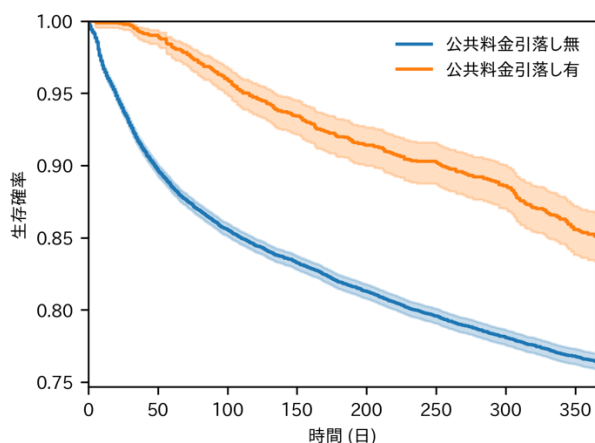


図 5-13(a) 公共料金の引落し有無それぞれの生存関数(全期間モデル)

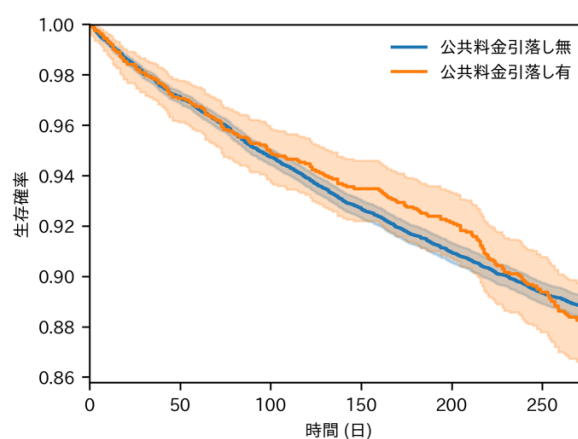


図 5-13(b) 公共料金の引落し有無それぞれの生存関数(90 日以後モデル)

図 5-13(a)、図 5-13(b)では、公共料金の引落しの有無、それぞれの生存関数を描いている。図 5-13(a)の全期間モデルでは、引落し無のグループの方が、生存確率の減少が早く、引落し有のグ

グループよりも早く、デジタル通帳を利用し始める傾向にある。図 5-13(b)の 90 日以後モデルでは、グループ間に大きな違いはなく、公共料金の引落し有グループも引落し無グループも、生存確率は同様の推移をしている。

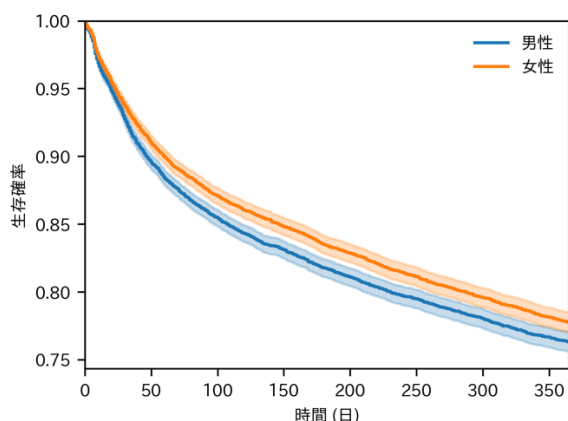


図 5-14(a) 性別ごとの生存関数(全期間モデル)

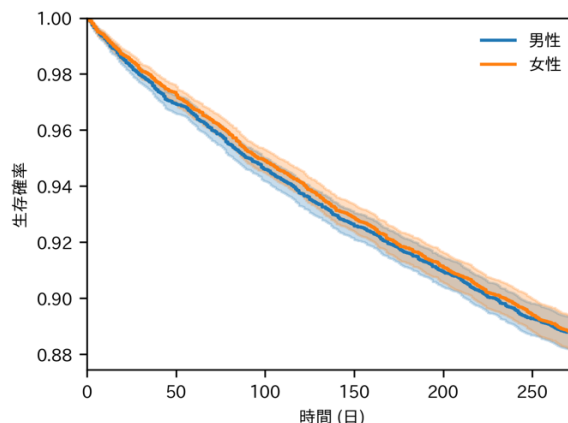


図 5-14(b) 性別ごとの生存関数(90 日以後モデル)

図 5-14(a)、図 5-14(b)では、性別(男性・女性)、それぞれの生存関数を描いている。全期間モデル、90 日以後モデルともに性別間に大きな差は見られなかった。

#### Kaplan-Meier推定の結果の解釈(まとめ)

全期間モデルにおいて、「月平均入金回数」「月平均出金回数」「デビットカードの月平均利用回数」「月平均振替回数」「給与振込の有無」といった金融取引の頻度や特定のサービスの利用有無が、デジタル通帳の利用開始に影響している。特に、入金や出金の回数が多い上半分(中央値以上)のグループや、特定のサービスを利用していないグループがデジタル通帳の利用を早期に開始する傾向が見られる。金融活動が活発なユーザーがデジタル通帳を積極的に利用し始めることを示唆している。しかし、下半分(0 回より大きく中央値未満)のグループが最も遅くデジタル通帳を利用開始する傾向は、新技術の採用に対して、慎重であるか、既存の金融サービスに満足している可能性を示していると考えられる。

90 日以後モデルにおいては、時間の経過とともに全期間モデルで見られた初期の傾向が変化している。このモデルでは、金融取引の活動度が低いグループや特定のサービスを利用していないグループも、時間が経過するにつれてデジタル通帳を利用し始める傾向が強まっている。このことは、デジタル通帳の利用が広範な顧客層に受け入れられ、普及していく過程を示している可能性がある。

以上の結果から、時間の経過とともに、異なる金融行動パターンを持つユーザー層へのアプローチも重要となる。特に、中間層のユーザーの慎重さや既存の金融サービスに対する満足度を考慮してカスタマイズされたマーケティング戦略が効果的であると考えられる。全体として、異なる顧客層の特性を理解し、それに応じた戦略を展開することが、サービスの持続的な成長と普及に不可欠であると考えられる。

#### 5.4. ワイブル(Weibull)分布モデル

Python のライブラリである lifelines に含まれる、WeibullFitter を用いて、ワイブル分布の当てはめを行った[10]. パラメータの推定結果は、表 5-1、表 5-2 の通りである.

表 5-1: ワイブル分布の推定パラメータ(全期間モデル)

	Coef.	Lower 95%	Upper 95%	p-value
$\hat{\lambda}$	3,604.63	3,338.32	3,870.94	<0.005
$\hat{\rho}$	0.58	0.57	0.60	<0.005

表 5-2: ワイブル分布の推定パラメータ(90 日以後モデル)

	Coef.	Lower 95%	Upper 95%	p-value
$\hat{\lambda}$	3,437.38	3,062.82	3,811.94	<0.005
$\hat{\rho}$	0.84	0.81	0.87	<0.005

$\hat{\rho} > 1$ の時、イベントの発生リスクは時間が経つにつれて増加する.  $\hat{\rho} = 1$ の時、イベントの発生リスクは時間とともに一定となる.  $\hat{\rho} < 1$ の時、イベントの発生リスクは時間が経つにつれて減少する.

全期間モデル・90 日以後モデルともに、 $\hat{\rho}$ は統計的に有意であり、 $\hat{\rho} < 1$ である. そのためデジタル通帳の利用開始は、口座開設から時間が経つにつれて、減少していくと言える. デジタル通帳は、口座開設から比較的早期に利用を開始する傾向があることを示している.

この結果より、ハザードは一定ではないため、ワイブル加速故障時間(WeibullAFT)モデルの適用が妥当であると考えられる. WeibullAFT モデルでは、時間の経過に伴うリスクの減少をモデル化することができる. そのため、他の要因がデジタル通帳の利用開始タイミングにどのような時間的な影響を与えるのかを WeibullAFT モデルを適用し、分析する.



## 5.5 ワイブル加速故障時間 (WeibullAFT) モデル

Python のライブラリである lifelines に含まれる、WeibullAFTFitter を用いて、ワイブル加速故障時間 (WeibullAFT) モデルを適用した[10]. 分析に用いた共変量は以下の表 5-3 の通りである.

表 5-3: WeibullAFT モデルに用いた共変量

共変量	説明
口座開設月フラグ	口座開設時期が春季(3~5月)
入金回数フラグ 1	入金回数が 0 より大きく中央値未満
入金回数フラグ 2	入金回数が中央値以上
出金回数フラグ 1	出金回数が 0 より大きく中央値未満
出金回数フラグ 2	出金回数が中央値以上
クレジットカードフラグ	クレジットカードの引落し有
コンビニエンスストア ATM 入金回数フラグ 1	コンビニエンスストアでの入金回数が 0 より大きく中央値未満
コンビニエンスストア ATM 入金回数フラグ 2	コンビニエンスストアでの入金回数が中央値以上
コンビニエンスストア ATM 出金回数フラグ 1	コンビニエンスストアでの出金回数が 0 より大きく中央値未満
コンビニエンスストア ATM 出金回数フラグ 2	コンビニエンスストアでの出金回数が中央値以上
デビットカード利用回数フラグ 1	デビットカードの利用回数が 0 より大きく中央値未満
デビットカード利用回数フラグ 2	デビットカードの利用回数が中央値以上
振替回数フラグ 1	振替回数が 0 より大きく中央値未満
振替回数フラグ 2	振替回数が中央値以上
給与振込フラグ 1	給与振込額が 0 より大きく中央値未満
給与振込フラグ 2	給与振込額が中央値以上
滋賀銀行 ATM 入金回数フラグ 1	滋賀銀行 ATM での入金回数が 0 より大きく中央値未満
滋賀銀行 ATM 入金回数フラグ 2	滋賀銀行 ATM での入金回数が中央値以上
滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 1	滋賀銀行 ATM での出金回数が 0 より大きく中央値未満
滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 2	滋賀銀行 ATM での出金回数が中央値以上
公共料金引落しフラグ	公共料金の引落し有

表 5-4: WeibullAFT モデルの係数の推定値、95%信頼区間の下限・上限、p 値(全期間モデル)

		Coef.	Lower 95%	Upper 95%	p-value
$\hat{\lambda}$	口座開設月フラグ	-0.08	-0.16	0.00	0.06
	入金回数フラグ 1	0.99	0.83	1.14	<0.005
	入金回数フラグ 2	-1.02	-1.18	-0.85	<0.005
	出金回数フラグ 1	-0.85	-1.01	-0.69	<0.005
	出金回数フラグ 2	-2.09	-2.27	-1.91	<0.005
	クレジットカードフラグ	0.33	0.20	0.46	<0.005
	コンビニエンスストア ATM 入金回数フラグ 1	0.28	0.11	0.44	<0.005
	コンビニエンスストア ATM 入金回数フラグ 2	-1.42	-2.09	-0.76	<0.005
	コンビニエンスストア ATM 出金回数フラグ 1	0.82	0.72	0.92	<0.005
	コンビニエンスストア ATM 出金回数フラグ 2	1.35	1.14	1.56	<0.005
	デビットカード利用回数フラグ 1	-0.28	-0.44	-0.12	<0.005
	デビットカード利用回数フラグ 2	0.17	0.01	0.33	0.04
	振替回数フラグ 1	0.73	0.56	0.89	<0.005
	振替回数フラグ 2	0.38	0.24	0.52	<0.005
	給与振込フラグ 1	-0.67	-0.77	-0.56	<0.005
	給与振込フラグ 2	-0.23	-0.35	-0.11	<0.005
	滋賀銀行 ATM 入金回数フラグ 1	0.88	0.79	0.98	<0.005
	滋賀銀行 ATM 入金回数フラグ 2	-0.39	-0.67	-0.12	<0.005
	滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 1	1.93	1.82	2.04	<0.005
	滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 2	2.75	2.59	2.91	<0.005
公共料金引落としフラグ	0.54	0.34	0.74	<0.005	
切片	7.56	7.42	7.71	<0.005	
$\hat{\rho}$	切片	-0.42	-0.45	-0.40	<0.005

## WeibullAFT モデル(全期間モデル)の結果の解釈

全期間モデルにおける共変量の係数の推定値は、表 5-4 の通りであり、「口座開設月フラグ」と「デビットカード利用回数フラグ 2」以外の共変量の係数は統計的に有意となった。

「入金回数フラグ 2」、「出金回数フラグ 1」、「出金回数フラグ 2」、「コンビニエンスストア ATM 入金回数フラグ 2」、「デビットカード利用回数フラグ 1」、「給与振込フラグ 1」、「給与振込フラグ 2」、「滋賀銀行 ATM 入金回数フラグ 2」の係数が負であり、統計的にも有意であった。

「出金回数フラグ 1」「出金回数フラグ 2」より、「出金回数が多い人は、デジタル通帳をより早く利用開始する傾向がある」と考えられる。また「給与振込フラグ 1」「給与振込フラグ 2」より、「給与振込がある人は、デジタル通帳をより早く利用開始する傾向がある」と考えられる。以上より、出金回数が多い顧客や給与振込を行っている顧客は、デジタル通帳を早期に利用開始する傾向にある。

「入金回数フラグ 1」、「クレジットカードフラグ」、「コンビニエンスストア ATM 入金回数フラグ 1」、「コンビニエンスストア ATM 出金回数フラグ 1」、「コンビニエンスストア ATM 出金回数フラグ 2」、「振替回数フラグ 1」、「振替回数フラグ 2」、「滋賀銀行 ATM 入金回数フラグ 1」、「滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 1」、「滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 2」、「公共料金引落としフラグ」の係数が正であり、統計的にも有意であった。

「コンビニエンスストア ATM 出金回数フラグ 1」「コンビニエンスストア ATM 出金回数フラグ 2」「滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 1」「滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 2」より、コンビニ ATM や滋賀銀行 ATM を出金で利用する人は、デジタル通帳を利用するまでの期間が長くなる。また「振替回数フラグ 1」「振替回数フラグ 2」より、振替回数が多いと、デジタル通帳利用開始までの時間が長くなる。以上より、コンビニエンスストアや滋賀銀行の ATM で出金を行う顧客や、振替回数が多い顧客は、デジタル通帳の利用開始までの時間が長くなる傾向にあることがわかった。

表 5-5: WeibullAFT モデルの係数の推定値、95%信頼区間の下限・上限、p 値  
(90 日以後モデル)

	Coef.	Lower 95%	Upper 95%	p-value
$\hat{\lambda}$ 口座開設月フラグ	0.09	-0.01	0.18	0.07
入金回数フラグ 1	0.16	-0.03	0.35	0.11
入金回数フラグ 2	-0.39	-0.60	-0.18	<0.005
出金回数フラグ 1	-0.35	-0.57	-0.13	<0.005
出金回数フラグ 2	-0.61	-0.87	-0.35	<0.005
クレジットカードフラグ	-0.34	-0.46	-0.21	<0.005
コンビニエンスストア ATM 入金回数フラグ 1	0.08	-0.08	0.24	0.32
コンビニエンスストア ATM 入金回数フラグ 2	0.25	-0.83	1.33	0.65
コンビニエンスストア ATM 出金回数フラグ 1	-0.07	-0.18	0.05	0.25
コンビニエンスストア ATM 出金回数フラグ 2	0.04	-0.17	0.26	0.70
デビットカード利用回数フラグ 1	-0.72	-0.89	-0.55	<0.005
デビットカード利用回数フラグ 2	-0.52	-0.70	-0.34	<0.005
振替回数フラグ 1	-0.16	-0.31	-0.01	0.03
振替回数フラグ 2	-9.16	-0.31	-0.91	0.03
給与振込フラグ 1	-0.74	-0.87	-0.61	<0.005
給与振込フラグ 2	-0.23	-0.37	-0.08	<0.005
滋賀銀行 ATM 入金回数フラグ 1	0.18	0.08	0.29	<0.005
滋賀銀行 ATM 入金回数フラグ 2	0.27	-0.27	0.81	0.32
滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 1	0.45	0.30	0.60	<0.005
滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 2	0.54	0.35	0.74	<0.005
公共料金引落としフラグ	0.14	-0.04	0.33	0.12
切片	8.72	8.48	8.96	<0.005
$\hat{\rho}$ 切片	-0.17	-0.21	-0.13	<0.005

## WeibullAFT モデル(90 日以後モデル)の結果の解釈

90 日以後モデルにおける共変量の係数の推定値は、表 5-5 の通りであり、「入金回数フラグ 2」、「出金回数フラグ 1」、「出金回数フラグ 2」、「クレジットカードフラグ」、「デビットカード利用回数フラグ 1」、「デビットカード利用回数フラグ 2」、「給与振込フラグ 1」、「給与振込フラグ 2」の係数が負であり、統計的にも有意であった。

出金回数が多い人や、デビットカードの利用・給与振込がある人は、デジタル通帳を利用し始めるまでの時間が短くなる。

また表 5-5 より、「滋賀銀行 ATM 入金回数フラグ 1」、「滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 1」、「滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 2」の係数が正であり、統計的にも有意であった。

「滋賀銀行 ATM 入金回数フラグ 1」「滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 1」「滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 2」より、滋賀銀行 ATM に関連する係数が統計的にも有意であり、正となっているため、滋賀銀行の ATM で入金・出金を行う人は、デジタル通帳を利用し始めるまでの時間が長くなる傾向にある。

全期間モデルでは係数が正であった、「振替回数フラグ 1」「振替回数フラグ 2」の係数が負となっている(統計的には有意ではない)。

## WeibullAFT モデル(全期間モデル・90 日以後モデル)の結果の解釈

全期間モデル・90 日以後モデルの両モデルで、「出金回数フラグ 1」、「出金回数フラグ 2」、「給与振込フラグ 1」、「給与振込フラグ 2」、「デビットカード利用回数フラグ 1」の係数が負かつ統計的にも有意であった。また「滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 1」「滋賀銀行 ATM 出金回数フラグ 2」の係数が正かつ統計的にも有意であった。

どちらのモデルについても、出金や給与振込がある顧客は、デジタル通帳の利用開始が早くなる傾向にあり、滋賀銀行 ATM での出金がある顧客は、デジタル通帳を利用開始するまでの時間が長くなる傾向にあることがわかった。

表 5-6: 全期間モデル・90 日以後モデルの  
Concordance, AIC, log-likelihood ratio test

	全期間モデル	90 日以後モデル
Concordance	0.74	0.64
AIC	88,946.99	43,372.79
log-likelihood ratio test	5,443.01 on 21 df	595.71 on 21 df

全期間モデル・90 日以後モデルの Concordance・AIC・log-likelihood ratio test は表 5-6 の通りである。Concordance は全期間モデルでは 0.74、90 日以後モデルでは 0.64 であった。Concordance で比較すると、90 日以後モデルよりも全期間モデルの方が当てはまりが良いことがわかる。

#### ワイブル加速故障時間 (WeibullAFT) モデルと Kaplan-Meier (Kaplan-Meier) 推定の生存関数の比較

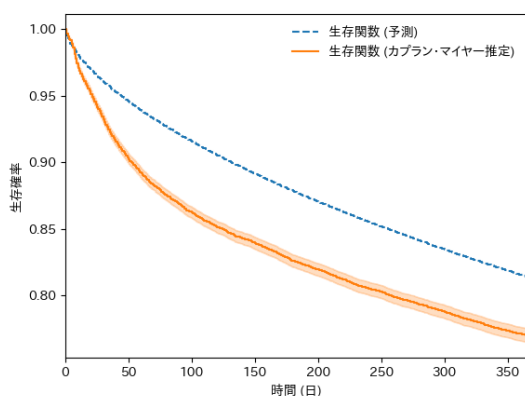


図 5-15(a) 全期間モデルの予測生存関数と Kaplan-Meier 推定生存関数

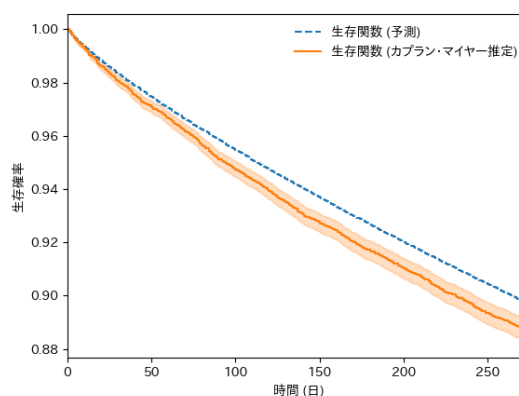


図 5-15(b) 90 日以後モデルの予測生存関数と Kaplan-Meier 推定生存関数

WeibullAFT モデルを適用した予測生存関数と、Kaplan-Meier 推定の生存関数を可視化し、比較した。Kaplan-Meier 推定の生存関数と比較すると、90 日以後モデルの方が当てはまりが良くなっている。全期間モデルでは、5%ほどの乖離がある。観察期間の多くの期間で、WeibullAFT モデルが Kaplan-Meier 推定の生存関数を上回っており、デジタル通帳利用開始を過小に予測していることがわかる。

## 6. モデルの結果から考えられるマーケティング戦略

WeibullAFT モデルの結果(表 5-4、表 5-5)より、滋賀銀行の ATM 利用があるグループの方が、デジタル通帳の利用開始までの時間が長くなる傾向にあることがわかった。滋賀銀行の ATM を利用し、入出金を行なっているにもかかわらず、デジタル通帳を利用するまでの時間が長くなっているのは注目すべき結果である。

このことから、滋賀銀行の ATM 利用者に対するデジタル通帳のプロモーションが必要であると考えられる。滋賀銀行 ATM を利用し、既に滋賀銀行とのタッチポイントがあるため、この層に焦点を当てたマーケティングは、デジタル通帳の利用者を増加させるために効果的であると考えられる。

滋賀銀行の ATM を定期的に利用し、デジタル通帳を利用していない顧客に対してのプロモーションとして、1. ATM 周辺でのポスター掲載、2. ATM 利用後の利用票(レシート)への印字、3. 入出金後の ATM のディスプレイでの表示といった手法が考えられる。どのプロモーション手法についても、キャッシュバック施策と比較すると低コストで実現可能である。

## 7. 議論 (Discussion)

### 7.1. 研究のまとめ

本研究では、滋賀銀行のデジタル通帳の利用人数の増加について、分析した。まず現状分析により、20代の利用者の属性や給与振込とデジタル通帳の利用の関係を明らかにした。次に、口座を開設してから、デジタル通帳を利用開始するまでの時間を対象とし、生存時間解析を適用した。

グループごとのカプラン・マイヤー推定の生存関数により、共変量ごとに、生存関数に違いがあるのかを調べた。全期間モデルにおいて、入出金の回数が多いグループや、特定のサービスを利用していないグループがデジタル通帳の利用を早期に利用し始めることがわかった。90日以後モデルでは、時間の経過とともに全期間モデルで見られた初期の傾向が変化しており、金融取引の活動度が低いグループも、時間が経過するにつれてデジタル通帳を利用し始める傾向が強まっている。グループごとのカプラン・マイヤー推定の生存関数により、時間の経過とともに、異なる金融行動パターンを持つユーザー層へのアプローチも重要となることが示されている。

WeibullAFTモデルにより、口座開設からデジタル通帳の利用開始までの時間をモデル化した。全期間モデル・90日以後モデルの両モデルで、出金や給与振込がある顧客は、デジタル通帳の利用開始が早くなる傾向にあり、滋賀銀行ATMでの出金がある顧客は、デジタル通帳を利用開始するまでの時間が長くなる傾向にあることがわかった。ATM利用者は出金を行う際に残高を把握することができるため、デジタル通帳は利用せず、キャッシュレス決済を使っているとATMを使わず、デジタル通帳で残高を確認していると考えられる。

最後に、WeibullAFTモデルの結果より、滋賀銀行ATMの利用に着目し、ATM周辺でのプロモーションを行う施策を提案した。

### 7.2. 残された課題

#### 7.2.1. モデルの精度について

Concordanceは全期間モデルで0.74、90日以後モデルでは0.64と、そこまで高くない。このConcordanceから、モデルが生存時間をある程度の精度で予測していることを示しているが、全期間モデル・90日以後モデルの両方で、改善の余地が大きい。WeibullAFTモデル以外のモデルを採用することによって、改善できる可能性がある。さらに、本研究で用いた共変量以外に説明性の高い共変量が存在する可能性がある。様々な統計モデルを比較検討し、データの特性に応じた共変量を選択することによって、より高い精度の予測を行える可能性がある。銀行データにおける顧客の行動パターンや時系列データ、デジタル通帳の利用開始要因をより深く分析する必要がある。



かもしれない。追加共変量の候補として、「振替先・振込先等、より詳細な送金パターン」、「オンラインバンキングのアクセス履歴」、「滋賀銀行 Web サイトへの来訪履歴」、「オンラインショッピングの取引履歴(クレジットカードや引落し)」、「他金融サービスの利用状況」が挙げられる。

### 7.2.2. 用いたデータについて

本研究では、滋賀県内の顧客を対象としているが、さらに細かい市町村等の地域性による差の分析はしていない。地域により、支店や ATM へのアクセス性に大きく差がある。アクセス性により、デジタル通帳や銀行取引に差が生まれる可能性がある。そのため地域差を考慮することによってより良いモデルを構築できる可能性がある。

### 7.2.3. 提案したマーケティング戦略について

本研究の分析は、マーケティング戦略とターゲティングのための分析であり、実際に施策を実行した時の効果については、不明な点が多い。滋賀銀行 ATM の利用者に向けて、施策を実行した際に、どの程度利用者の増加が見込めるかは不明であり、注意が必要である。またデジタル通帳未利用者が、どういった ATM(支店内 ATM や ATM コーナー等)を利用するのかを分析することによって、より効果的にプロモーションを行える可能性がある。

またデジタル通帳を利用していることによって、メイン口座化してくれるかも検討する必要がある。メイン口座であるかどうかは、「資産運用商品の購入」、「住宅ローンをはじめとする各種ローンの契約」、「銀行に対する金融相談」といった金融行動で捉えることができる。このような金融行動を行うかどうかを分析することによって、デジタル通帳利用者のメイン口座化について分析できる。デジタル通帳は、2019 年 3 月から提供開始されたものであり、メイン口座であるかどうかの金融行動を捉えるためには、より長期でデータを取得し、メイン口座化について分析を行う必要がある。

## 謝辞

本論文の執筆にあたり、主指導教員である田中琢真先生には、研究テーマの選定から論文作成の最終段階に至るまで、絶え間ないご指導と深い洞察を賜りました。深甚なる感謝と敬意を表します。副指導教員をお引き受けいただいた笛田薫先生、生存時間解析の分野における知見を惜しみなく共有して下さった佐藤健一先生、毎週のゼミでの的確なアドバイスをくださった山口崇幸先生に、厚く御礼申し上げます。また、本研究に不可欠なデータをご提供いただいた滋賀銀行様に、心より御礼申し上げます。貴行のご協力がなければ、この研究は成り立ちませんでした。さらに、研究活動を支え、充実した環境を提供して下さった、竹村学長をはじめとする滋賀大学の教職員の皆様に、深い感謝を申し上げます。これまでの生活を支えてくれた両親に、この場をお借りして深い敬意と感謝を表します。

最後に、私の学生生活を支えてくれた全ての方々に、心からの感謝を表し、謝辞といたします。

## 参考文献

- [1] 独立行政法人情報処理推進機構. 国内産業におけるDXの取り組み状況の俯瞰. DX 白書 2023, 2-26, 2023.
- [2] 杉山敏啓. 金融DXの伸展と金融機関リアル店舗の役割. 個人金融 = Quarterly of personal finance, 17(2):25-35, 2022.
- [3] 日本銀行金融機構局. "わが国の銀行におけるデジタル・トランスフォーメーション(DX)". 日本銀行, [https://www.boj.or.jp/research/wps\\_rev/rev\\_2021/rev21j02.htm](https://www.boj.or.jp/research/wps_rev/rev_2021/rev21j02.htm). アクセス 2024年1月2日.
- [4] 滋賀銀行. 「会社概要」. SHIGA BANK RECRUIT, <https://www.shigagin.com/recruit/recruit/company.html>. 2024年1月8日アクセス.
- [5] 株式会社マネーフォワード. "滋賀銀行のお客さま向けに、通帳アプリ『滋賀銀行 デジタル通帳』を提供開始". PR TIMES, <https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000314.000008962.html>. アクセス 2024年1月2日.
- [6] 小西葉子. 存続時間分析による美容院顧客の来店確率予測. 統計数理 = Proceedings of the Institute of Statistical Mathematics, 54(2):445-459, 2006.
- [7] 山本晶. 顧客間インタラクションがサイト・ロイヤルティに与える影響. 消費者行動研究, 12(1-2):23-36, 2006.
- [8] 武富奈菜美, 山本和嬉. 生存時間解析・信頼性解析のための統計モデル. 日本統計学会誌, 52(2):69-112, 2023.
- [9] Matheus de Souza Sant'Anna Fogliatto, Michel Bessani, Talysson Manoel de Oliveira Santos, Carlos Dias Maciel. Survival analysis of Electrical Power Distribution systems using Weibull Regression. 14<sup>o</sup> Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2019年10月.
- [10] CamDavidsonPilon. 「lifelines」. GitHub, <https://github.com/CamDavidsonPilon/lifelines>. アクセス 2024年1月3日.