

「カスタマイズされたコミュニティ」による コミュニティ通貨の滞留問題の改善 —ニューラルネットワークによる満足度予測に基づく

新良治 真円*・西部 忠†‡

目 次

1. はじめに
2. 本研究の手順について
 - 2.1 「カスタマイズされたコミュニティ」の概念
 - 2.2 シミュレーションの仮定
 - 2.3 シミュレーションにおけるカスタマイズされたコミュニティの形成
 - 2.4 ランダムネットワークシミュレーション
 - 2.5 シャノンエントロピー (SEn)
 - 2.6 シミュレーションの結果
3. 「カスタマイズされたコミュニティ」を構築する方法
 - 3.1 取引のデータ
 - 3.2 解析手順
 - 3.2.1 回帰分析
 - 3.2.2 ニューラルネットワーク
 - 3.2.3 NNモデルのテーマ
 - 3.2.4 NNモデルを構築する段階
 - 3.3 データ調査結果
 - 3.3.1 データ探索
 - 3.3.2 データの可視化
 - 3.3.3 学習データの用意
 - 3.3.4 NNモデルの生成
 - 3.3.5 検証データの用意
 - 3.3.6 検証結果の確認
 - 3.3.7 モデル再構築 (再生成)
4. 考察
5. 終わりに

1. はじめに

「コミュニティ通貨 (Community Currency、以下CCと略称)」とは、市町村、商店街のような地理的範囲を伴うローカル・コミュニティ内でのみ流通する通貨のことである。「地域通貨」とほぼ同義だが、オンライン上のSNSやスマホアプリ等で興味・関心を共有する参加者が集うバーチャル・コミュニティ (関心コミュニティ (Community of Interest)) 内で流通するデジタル・コミュニティ通貨が近年増えてきたため、「地域通貨」よりも広い意味を持つ「コミュニティ通貨」という語を採用する。

CCの目的には、①社会文化的目的と②経済的目的の二つがある。CCは、その域外流出の抑制と域内循環の賦活によって、①社会文化的目的として、参加者相互の交流、つながりを強化し、相互扶助を促進する (地域コミュニティ活性化)、②経済的目的として、資源、エネルギー、サービスの地産地消性 (自給率) を高めることで、地域経済を外的ショック (特に金融的な) から守り、レジリエンスと自律分散性の

* 株式会社ジィ・シィ企画事業戦略企画室研究員、一般社団法人専修大学デジタル・コミュニティ通貨コンソーシアムラボラトリー研究員

† 専修大学経済学部教授、一般社団法人専修大学デジタル・コミュニティ通貨コンソーシアムラボラトリー研究員

‡ 両著者が共同第一著者。

高い循環型経済を築く（地域経済の活性化）という、二つの目的を同時達成するための新たな通貨制度であり、それを実現しようとする社会運動である。このように、CCは法定通貨にない社会文化的目的と、法定通貨と異なる経済的目的を追求しているため、経済媒体に特化する「通貨」を超え、社会文化と経済を媒介する「統合型コミュニケーションメディア」になりつつあると考えられる（西部 [2013, 2021]）。

CCにおける「地域コミュニティ活性化」と「地域経済活性化」という二つの目的のうち、どちらの割合がより大きくなるかは、それが流通するコミュニティの社会文化的・経済的な特性により決まる。当該コミュニティが近隣地域やSNSのように社会文化面が強ければ前者の目的が大きくなり、金融機関・商工団体や商店街のように経済的側面が強ければ後者の目的が大きくなる。二つの目的の割合は各コミュニティの個性に依存するとはいえ、両目的が融合する点にCCに固有な特徴がある。

CCの受領や流通は、既存の法・慣習制度を前提とし、コミュニティ・参加者の様々な活動に対する利己性・利他性、公・共・私をめぐる報酬観や貨幣意識から強い影響を受ける。このため、CCの管理運営や調査研究にあたって考慮すべき対象は、参加主体、運営主体、流通圏、兌換性に関する制度設計ルールだけではない。このような「外なる制度」が、参加主体の価値意識や報酬観といった「内なる制度」と両輪になることで初めてCCは存立可能になる。運営者はそうした「内なる制度」に意図的に働きかけることで（ナッジ）、その内生的な自己変容を促している。それにより、CCの流通や普及を向上させることができる。運営者・研究者がこのようなコミュニティの自己変革を実践する社会実験手法の一つに「コミュニティ・ドック」がある（西部 [2018], 栗田 [2020]）。

日本では20世紀末から10年ほど、各種CCがかなり広範に実践されたものの、いくつかの問題や欠点によりブームが急速に去った。管理コスト（労力・資金）がかさみ、政府の補助金なしでは存続できないという運営上の問題も大きかったが、より根本的な欠陥は、地域通貨がうまく循環しないという滞留問題にあった。

例えば、加藤敏春がCCの一つとして提案した「エコマネー」（加藤 [1998, 2001]）は、市民のボランティア活動や相互扶助、社会福祉サービスを活性化するために各地の自治体で導入された。エコマネーは商店街での買い物のような商業的取引で利用不可という運営ルールを採用したため、高齢者向けの除雪や買い物代行等のボランティア活動に従事した参加者（特に若い世代）の手元にエコマネーが貯まって「エコマネー長者」と揶揄される等、通貨がスムーズに流通しないという状況が深刻化した。

西部はこの滞留問題を解決するため、「ダブル・トライアングル・システム（Double Triangle System、以下DTSと略称）」という通貨循環スキームを提案した（西部 [2004]）。エコマネーは、ボランティアや相互扶助のような「非商業的取引」を、企業・店舗における販売・購買という「商業的取引（市場取引）」から切り離し、前者だけでCCを流通させようとした。その理由は二つ考えられる。第一に、前者のような非市場取引の「非営利性」「無償性」「利他性」を後者のような市場取引における「営利性」「有償性」「利己性」から明確に分離し、純粋な形で保存し可視化しようとしたからである。第二に、商業取引に利用可能な通貨発行は国家の通貨大権への侵害になると捉えて、それを制度的に回避しようとしたからであろう。ところが無償ボランティアや相互扶助のような非商業的取引は質的に十分でなく、CCが一部の参加者に偏ってしまって持続可能な循環が形成さ

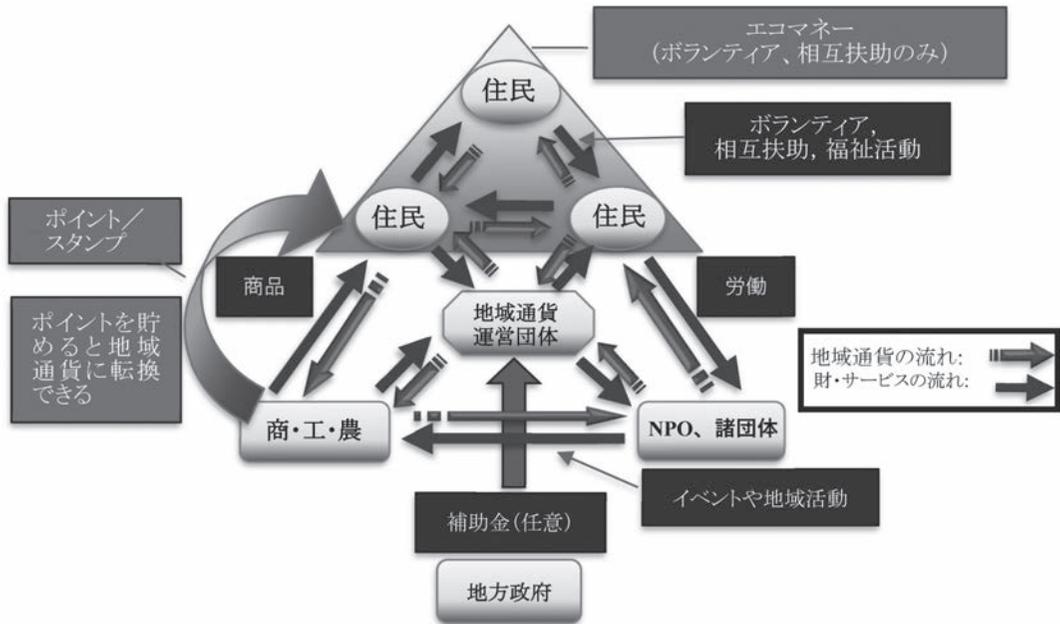


図1：ダブル・トライアングル・システム (DTS)

(出所) 吉地・西部 [2006]

れず、滞留問題を引き起こすこととなった。

DTSは、図1のように、CCを非商業取引だけでなく商業的取引にも使用できるようにすることによって、商業的取引が両者を橋渡すことで、CCの滞留を防ぎ、参加者間の円滑な通貨循環を形成するようデザインされた。そうすることで、CCを受け取ってくれる地元商店等での買い物を促すことにつながり、社会文化的目的と、地域経済の自立化や活性化という経済的目的の両立が可能になる。吉地・西部は、DTSのCC循環スキームとしての有効性を見るために、北海道苫前町と同商工会が実施した地域通貨流通実験でDTSの通貨循環スキームを理論的・実証的に検証した (Kichiji, Nishibe [2011, 2008]、西部 [2018] 第3章)。苫前町地域通貨は、換金可能な地域商品券を複数の参加者・店舗間で転々流通 (複数回流通) 可能にすることで、地域「通貨」となるようデザインされた。このような制度設計上の特性により、そ

の取引が少数店舗に集中する傾向が強いことが通貨流通ネットワーク分析から見出された。しかし、不況の最中、CCの流通速度 (一次実験 5.1回/年、二次実験 3.5回/年) が法定通貨の流通速度 ($GDP / (M2 + CD)$) で1回/年未満) の3~5倍を示し、CCが地域経済活性化という目的を部分的にせよ達成しうることが示された。CCが社会の持続可能性を促進するとする報告は数多くある。例えば、Arnaud, Marekは、CCの規模が小さいため、その経済効果は制限されていると論じている (Arnaud, Marek) 経済効果を十分に発揮しうるほど大規模なCCの実験は世界でもまだ行われていない。

世界で最も数が多い口座型CCとして有名な Local Exchange Trading System (以下 LETS と略称) は、カナダ・バンクーバー島コモックスバレーでマイケル・リントン (Michael Linton) によって1983年に創始された。LETS口座では、残高がマイナスになっても、商品 (財とサービ

スを含む)を購入することができる。

通常の現金や預金通貨のような「信用貨幣 (credit money)」は債権者と債務者との一対一の信用関係(債権・債務関係)を表すIOU (I Owe You)であるのに対して、LETSは参加者とその集合であるコミュニティとの貸し借りを表すIOC (I Owe Community)であり、コミュニティ・参加者間の信頼が重要な役割を果たす「信頼貨幣 (trust money)」である(西部 [2021])。信頼が十分でないと、一部の参加者がマイナスを残したまま退出するといった「モラルハザード」が発生する可能性が高くなる(Kichiji, Nishibe [2011])。

ここ数年、スマホアプリによる各種CCプラットフォームが開発された。前払式支払手段をデジタル化した高山市さるぼほコインや木更津市アクアコイン等のデジタル地域通貨が有名だが、商品券と同じく商店等で換金される部分が圧倒的であり、通貨循環はあまり実現していない。法定通貨に換金できないLETS型IOCデジタル通貨の方がより円滑な通貨流通を実現可

能である。そのためのデジタル・プラットフォームとして利用可能なのがC.C.Walletである(Maeda, Alaraj, Nishibe [2019])。

C.C.Walletは、「一般社団法人持続可能社会のためのコミュニティ通貨研究コンソーシアム」(3C3S: <https://www.3c3s.org/project>)が会員向けに提供するプラットフォームであり、地域・組織のニーズと特性に応じてリアル/バーチャルなコミュニティ上でLETSの設計と管理運営を可能にし、すでにいくつかの地域・組織で採用されている。例えば、進化経済学会は2021年3月に、学会員の相互交流や相互扶助(ジャーナル査読・編集、各種委員会活動等)を促進する目的で学会内通貨JAFEEを創設、そのプラットフォームとしてC.C.Walletの採用を決定した。

C.C.Walletは、図2に示すとおり、主要な機能として(1)QRコードを使用した送信機能、(2)メッセージング機能、(3)履歴機能を備えている。(a)に、C.C.Walletのメイン画面が示されている。ここでは、地域、商店街、会社や



図2：C.C.Walletプラットフォームの画面のスクリーンショット(左から(a),(b),(c),(d))
(出所) Maeda, S., Alaraj, M. and Nishibe, M. [2019]

組織等が、独自の通貨の設定、発行および運用を行える。また、(b)の画面で、通貨額(ポイント数)、取引相手の宛先に送るメッセージがテキストボックスに入力できる。(c)の画面では、C.C.Walletに登録されたスキルや活動を、(d)の画面では、送信に使用するQRコードを閲覧できる。C.C.Walletは、AppStoreかGoogle's Playからダウンロードして利用できる。

過去2年間、株式会社ジイ・シー企画はC.C.Walletを活用して所属する従業員からなるコミュニティを設定し、オンライン上に社内モールを作って、従業員間で商品(財とサービスを含む)の売買取引を行い、どのような結果が得られるかを調査するための実証実験を行ってきた。本研究は、その実験の調査データを分析検証しようとするものである。以前の研究では、「カスタマイズされたコミュニティ(customized community)」という概念を導入することによって地域通貨の流通を加速し、その循環を円滑化しうることを、ランダムネットワーク・シミュレーションを実行することによって示した(Alaraj, Nishibe [2019, 2020])。

本研究は、先述のC.C.Walletを利用した企業内の従業員間取引に関する実証研究の実データを利用して、「カスタマイズされたコミュニティ」のための計算的分析枠組(Computational Framework)を構築しようとした。

これは、コミュニティ・参加者の要望と提供された商品との間のギャップを埋めるために、ソフトウェアによって実行される一連のステップである。これにより「カスタマイズされたコミュニティ」が構築される。

本研究の最終的な目的は、計算的な分析枠組を導入することで、コミュニティ参加者間におけるCCの流通を増大させて滞留問題を軽減し、CCを長期的に持続可能な取り組みにすることである。

その目的のために、まず、シミュレーションに「カスタマイズされたコミュニティ」概念を導入し、その効果を表現する。次に、C.C.Walletを使って行われた実際の取引データを分析した後、ニューラルネットワーク(Neural Network、以下NNと略称)を使用してコミュニティ内の参加者の満足度を測定することにより「カスタマイズされたコミュニティ」を構築しようと試みる。初めに、「カスタマイズされたコミュニティ」の概念を明確にしたい。

2. 本研究の手順について

取引数が大きくなれば経済主体間の結びつきが大きくなり、通貨流通ネットワークの活性化の度合いは増す。少数の高額取引だけでは通貨流通ネットワークは広がらない。取引数を増やすためには、要望(需要)される商品と提供(供給)される商品をできるだけ一致させる必要がある。顧客の多くの要望が満たされるほど、CC市場(CCが流通する市場)はより適切な方向へ調整されると考えられる。

例えば、特定のコミュニティの参加者ほとんどが独身者で、子育て世帯が少なければ、子供関連のアイテムはたとえ提供されても関心が持たれず、売れない可能性が高い。

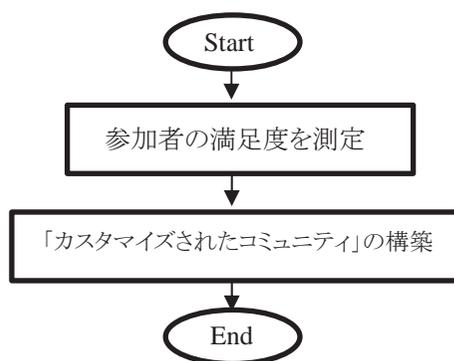


図3：提案されたフレームワーク

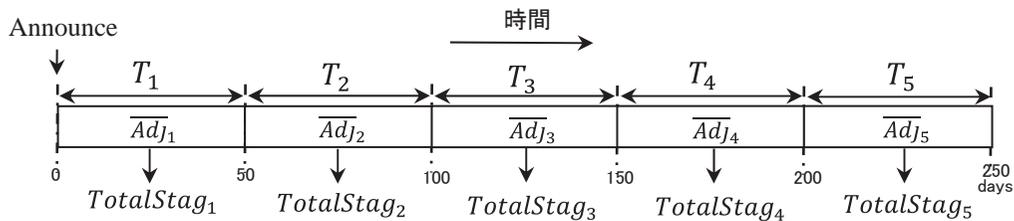


図4：CCシミュレーションの期間の概略図

このような需要と供給のミスマッチからCCの滞留問題は生じる。この場合、そのような滞留問題を回避する方法があれば、参加者の要望をより多く満たすより適切なCC市場を作成することができる。

参加者の要望に合わせてコミュニティを自在にカスタマイズすることがそのような方法になる。

「カスタマイズされたコミュニティ」とは、参加者の各種商品（財とサービスを含む）に対する好み（嗜好）の「共通性」に基づく「関心コミュニティ（COI）」の一種である。各商品に対する参加者の満足度を推定することによって好み（嗜好）を識別できれば、カスタマイズされたコミュニティの構築が可能となる。

本研究の議論を理解しやすくするため、まず「カスタマイズされたコミュニティ」の概念を説明し、次に、カスタマイズされたコミュニティを構築する方法を議論する。だが、こうした分析枠組を構築する手順は、(図3)に示すようになるため、いま述べた説明順序とは逆になることに注意が必要である。

2.1 「カスタマイズされたコミュニティ」の概念

CCを利用することによって地域社会のようなコミュニティにおける参加者間の協力関係を強化するためには、参加者同士の交流や相互扶助のような「非商業的取引」を行なった後に、「商業的取引」を増やす方が望ましい。DTSが

示唆するのは、コミュニティの参加者が何らかの非商業的取引を行なった結果として獲得したCCを商業的取引に利用し、それによって「商業的取引」が増加すれば、CCが参加者の手元に滞留せず、市場に「吸収」されるプロセスが加速されるということである。

ここで、そうしたCCを受け取る商店や企業もCCが次の商店や企業にも受け取ってもらえると予想するならば、自らが行っている事業がたとえ非営利目的ではないとしても、CCを受け取るための十分な条件が存在することになる。

こうした事態の結果として、「非商業的取引」の実行を通じて新規に創造（銀行による「信用創造」ではなく、コミュニティによる「信頼創造」というべきだが）されたCCが元々の「非商業的取引」の何倍もの「商業取引」を生み出すという需要の波及効果（乗数効果）を伴って広がっていく可能性が生じる。これとは逆に、まず「商業的取引」のみを増やそうとする場合、法定通貨を目的とする営利活動が際立つ結果、通常の市場取引との区別が困難になり、その結果、参加者間の信頼に基づく協力関係は形成されないか、失われる恐れが強い。さらに、いま述べた需要の波及効果（乗数効果）も生じない。

したがって、参加者の非商業的取引と商業的取引の双方における要望（需要）をできるだけ満たすようにCC市場を再構成し、通貨滞留の問題を回避することによって、需要の波及効果により「非商業的取引」だけでなく「商業取

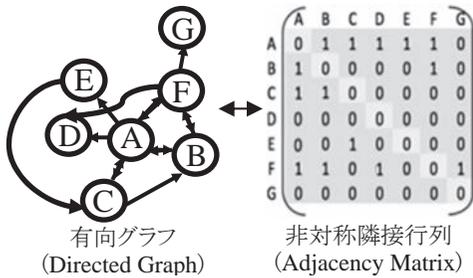


図5：非対称隣接行列計算の例
(行が買手、列が売手)

引」を一層増大することができる。

一定種類の商品の取引に頻繁に参加している参加者を特定するためには、ある程度の時間が必要である。そのため、通常は取引前にカスタマイズされたコミュニティを作成することはできない。しかし、法定通貨（例えば、円）でCC（前払式支払手段である地域商品券等の複数回流通を目指すものを含む）を購入するとき、例えば1万円で1万2000ポイントのCCが購入できるという場合のように、一定のプレミアム（例では割増率20%）を与えることによって、カスタマイズされたコミュニティに近いものを予め形成することは可能である。ここでは、特定地域内で買い物を行う予定がある（CC市場全体に興味がある）という「共通性」に基づいた「関心コミュニティ」がカスタマイズされていると見ることができるからである。このような「プレミアム」はコミュニティ内の参加者だけでなく、コミュニティ外の非参加者に対しても、コミュニティへの参加を促す強いインセンティブになる。

コミュニティ内の参加者の結びつきをいっそう強め、CCの流通を加速するためには、コミュニティに参加できる人をさらに「選別」するための特定のパラメータとルールを設定する必要がある。例えば、ベビー用品を頻繁に取引している参加者を選別できれば、「子育て」と

いう「共通性」でカスタマイズされたコミュニティを形成することができる。そこには、赤ん坊を育てる父親・母親だけでなく、孫や従兄弟に関心を持つ祖父母や親類等の血縁者も含まれるであろう。

このようなパラメータやルールは、コミュニティの取引に頻繁に参加した参加者の履歴情報により決定できる。参加者の履歴情報の取得は、カスタマイズされたコミュニティの構築にとって不可欠である。この点で懸念されるのはプライバシー問題である。コミュニティに関するプライバシーポリシーを設定し、参加者から利用規約に関する事前の同意に設定することで、このような問題に対処できるであろう。

「カスタマイズされたコミュニティ」の効果を考察するため、100人からなるランダムネットワークモデルを作成し、コンピュータシミュレーションを実行して、(図4)に示すように、50日間ごとに「非対称隣接行列」を計算した。「カスタマイズされたコミュニティ」は、全参加者の取引参加率のエントロピーマップを計算することにより見出される。それに必要なデータは、コミュニティの参加者の取引履歴を一定期間追跡することから得られる。

非対称隣接行列の行に表示される参加者が買手（需要者）、列に表示される参加者が売手（提供者）である（CCは買手から売手に流通し、有向グラフの矢印はその方向を表す）(図5)。ここで、売手は何らかの商品（財・サービス）を販売のために提供している（いずれかの列が正の要素を持つ）。この行列が「非対称」であるのは、ある参加者Xが買手、別の参加者Yが売手であるからといって、必ずしもその逆に、ある参加者Xが売手、別の参加者Yが買手であるとは限らないからである。例えば、図5は、Aが買手、Bが売手である（A行B列の要素が1）とともに、Aが売手、Bが買手である（B

行A列の要素が1) 場合だけでなく、Aが買手、Eが売手である(A行E列の要素が1)が、Aが売手、Eが買手ではない(E行A列の要素が0) 場合も表示している。後者の場合、EはAの商品を欲しいので購入するけれども、AはEの商品を欲しくないで購入しない。このように、隣接行列は、各参加者が他のどの参加者が提供する商品をCCで購入したいかを表示している。つまり、この行列により、各参加者が他の参加者のどのアイテムをほしいか、購入したいかという「好み(嗜好)」が与件として与えられていると言える。

したがって、後で見るエントロピーマップは、お互いが売手であると同時に、買手でもあるという意味で好みの「共通性」に基づきカスタマイズされたコミュニティを構築するためのプロトタイプである。それは、その後の取引が他よりも頻繁に実行されうるような場所(ネットワーク)としてカスタマイズされたコミュニティを構成するために使用される。本研究で使用した開発環境は、表1のとおりである。

| アプリ名 | バージョン |
|-----------------|--------|
| Jupyter Notepad | 6.0.3 |
| Python | 2.7.17 |
| Anaconda | 4.5.4 |
| Gephi | 0.9.2 |

表1: 開発環境

次にCCの滞留率を低下させるという目的により「カスタマイズされたコミュニティ」概念を構築することの効果を検討する。

2.2 シミュレーションの仮定

本シミュレーションの実行は、以下の9個の仮定に基づいている。スタート時に、仮想コミュニティの参加者が100人いて、「CC初期量」として1人あたり10000 CCが与えられると仮定する。マネーストックの合計は100万CCで

あり、図4に示すように、シミュレーションの5期間($T_n, n=1, \dots, 5$)にわたり、この値を維持している。

- ① 商品初期価格($PCom$)は $50 < PCom \leq 10000$ の範囲内でランダムに生成されると仮定する。これは、商品が高額なものから低額なものまでであるという多様性を表す。各参加者が提供する財・サービスは物々交換されることはなく、常にCCと交換されるべき「商品」である。図4が示すように、50日間($T_n = 50, \forall n = 1, \dots, 5$)に取引で使用されなかったCCの量を、本シミュレーションの滞留額と定義する。
- ② 提供された商品は何らかのカテゴリーに分類され、会員間でCCによる相対取引、すなわち売買が行われると仮定する。取引が実行可能であるためには、参加者は購入したい商品の価格より多くのCCを持っている必要がある。取引後は手持ちのCCから商品価格分を差し引く。
- ③ 取引はランダムに実行されると仮定する。すなわち、生成した非対称隣接行列からランダムに買手と売手の一対を選択して、両者間での売買が実行される。一定期間(50日)が経過した時点でシャノンエントロピー(SEn)を計算する。
- ④ 購入者は初期時点で付与されたCCを使って取引を実行する。しかし、市場でCCを使用せずに一部または全部を保持している参加者が何人かいるであろう。期末時点で使われず残ったCCのストックを「滞留(stagnation)」と考える。その時、取引を行う参加率(PR)が低下することでCCの滞留が増え、それによりコミュニティの参加者間のCCのフロー(流れ)が低下する。これがCCが

| グループのインデックス (m) | 滞留グループ | | | | | 非滞留グループ |
|---------------------|--------|-----|-----|-----|-----|---------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| グループ名 | A | B | C | D | E | NS |
| 参加率 (PR) | 90% | 80% | 70% | 60% | 50% | 100% |
| グループの人数 (Nr) | 10 | 10 | 10 | 10 | 10 | 50 |

表2：シミュレーションに参加したグループ

滞留する原因である。本研究では、「参加率」は隣接行列の行に表示される買手が列に表示される売手の商品を欲しいと思う「購入意志」（ネットワークにおける買手から売手への矢印で表される）と、買手が持っているCC残高が商品価格を超えているという「購買力」によって決まる。

- ⑤ 図4のように、CC市場は250日間開いていると仮定する。各グループのCC滞留量と全グループのCC滞留合計量は50日 (T_n) ごとに計算する。したがって、50日 ($T_n = 50, \forall n = 1, \dots, 5$) ごとの滞留量を ($Stag_m, \forall m = 1, \dots, 6$) で定義され、上記の各グループの滞留合計量は図4に示すように、($TotalStag_n, \forall n = 1, \dots, 5$) により定義する。
- ⑥ 表2に示すように、各グループの滞留合計量は、($TotalStag_n, \forall n = 1, \dots, 5$) により定義する。
- ⑦ 簡単化のため、上記の表2に示すように、各グループの人数とグループ全体の参加率は、シミュレーション全体を通して一定と仮定する。
- ⑧ 本シミュレーションでは、取引は、図5に示すように、非対称隣接行列 (Adjacency Matrix、以下 Adj と略称) を生成することによって、以下の処理を行った。a) 隣接行列を設定。b) 商品価格は $PCom$ 、 $50 < PCom \leq Ini$ の範囲でラ

ンダムに生成されると仮定する。c) 売手と買手になる一対の参加者をランダムに選択し、一方が買手、他方が売手とランダムに決める。例えば、AとBを選び、「Aが売手、Bが買手」をランダムに決める。d) 取引は、商品価格 ($PCom$) がCC残高 (Ini) を下回ったときに実現される。買手がCC (Ini) の初期金額の大部分を使い果たした場合、商品価格がCCの残高より高いと取引が行えないので、CCの残高は滞留とみなされる。

- ⑨ Adj は、50日間、1日2回計算されると仮定したので、これら2回の平均が計算される。

2.3 シミュレーションにおけるカスタマイズされたコミュニティの形成

「カスタマイズされたコミュニティ」の概念は、50日間で生じた滞留額を取引に頻繁に従事する参加者に均等に再分配することによってコミュニティ市場を作成するという形式でシミュレーションに実装されている。付与されるプレミアム額は全期間 (T) の滞留額をその期間に頻繁に参加した参加者総数で割った金額であり、それを各期間の初期金額 (Ini_k) に加えて次期の初期金額 (Ini_{k+1}) が決定される。

$$Ini_{k+1} = \frac{TotalStag_k}{Nr.of\ members\ in\ NS_k} + Ini_k \quad (1)$$

where $Ini_1 = 10000, \forall k = 1, \dots, 4$

| グループ名 | グループのインデックス (m) | 初期金額 (Ini) | 参加率 (PR) | 滞留額 ($Stag_m$) |
|---------------------------------------|------------------------|-------------------|-----------------|---------------------|
| グループ A | 1 | 10000 | 90% | 10000 |
| グループ B | 2 | 10000 | 80% | 20000 |
| グループ C | 3 | 10000 | 70% | 30000 |
| グループ D | 4 | 10000 | 60% | 40000 |
| グループ E | 5 | 10000 | 50% | 50000 |
| グループ NS ※ | 6 | 10000 | 100% | 50 |
| Total of Stagnation ($TotalStag_1$) | | | | 150050 |

表3： T_1 期における各グループの滞留量 (CC)

結果として生じた滞留通貨は、50日間に頻繁に利用した人々に対して再分配され、次の50日間のプレミアムとして使用される。これらのプレミアムはCCが購入されたときに使用される。式1では、非滞留グループ (NSグループ) に属する参加者数として50を使用した。これらの参加者は、コミュニティ内での取引への参加率が最も高いためである。

2.4 ランダムネットワーク・シミュレーション

シミュレーションはPythonを使用して実行された。ランダムネットワーク・シミュレーションでCC滞留率の低下という目的によって「カスタマイズされたコミュニティ」を構築した。前節で述べたように、最初の50日間で提出した商品 (財とサービスを含む) の価格 ($PCom$) は $50 < PCom \leq 10000$ の範囲でランダムに生成されると仮定する。

本シミュレーションは、コミュニティのサイズが100の参加者 (ノード) で構成され、買手ノードと買手ノードをランダムに選択することにより、それらの間で取引が実行されると想定した。CCのフローを分析するために、 Adj が作成された。図5に示すように、 Adj の各値は、コミュニティ内の各買手と各売手の間の取引量を表している。

$$Adj = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{ij} \end{bmatrix}, i = 1, \dots, 100$$

$$\text{and } j = 1, \dots, 100 \quad a_{ij} = 0 \text{ when } i = j$$

前節で述べたように、 Adj は1日に2回計算されたため、式2に示すように、2回の平均 (\overline{Adj}) が計算された。

$$\overline{Adj}_n = 0.5 * (Adj_1 + Adj_2), \forall n = 1, \dots, 5 \quad (2)$$

各グループの滞留量 ($Stag_m$) は、式3を用いて算出した。

$$Stag_m = Nr_m \times (1 - PR_m) \times Ini_n \quad (3)$$

$$\forall m = 1, \dots, 5 \text{ and } \forall n = 1, \dots, 5$$

※ 表3に示すように、 $m=6$ のNSグループでは滞留額が50とプラスになる。これは、 $Pcom > 50$ のため、CC残高が50以下になると、取引が実現できなくなり、その分が滞留するからである。

各グループの滞留量の合計である総滞留量は、式4を使用して計算され、その後、式5に示すように、総滞留量のマネーストックに対する滞留率を計算する。

$$TotalStag_n = \sum_{m=1}^6 Stag_m \quad (4)$$

$$\forall m = 1, \dots, 5 \quad \forall n = 1, \dots, 5$$

$$StagRatio_n = \frac{TotalStag_n}{Aggregation\ Money\ Stock} \cdot \quad (5)$$

$\forall n = 1, \dots, 5$

$$H(X) = H(P_1, \dots, P_r) = -\sum_{i=1}^r P_i \log_2 P_i \quad (6)$$

$$P_i = Pr(X = x_i) \quad (7)$$

2.5 シヤノンエントロピー (SEn)

シャノンエントロピー (SEn) は予測可能性の尺度であり、確率変数の確率と密接に関連している。それは、参加率が高いほどエントロピーが低くなり、参加率が低いほどエントロピーが高くなる。特定の変数の確率が小さいと予測可能性は小さくなり、エントロピー値が高くなり、逆に、特定の変数の確率が大きいと予測可能性は大きくなり、エントロピー値が低くなるからである。コミュニティの全参加者間で行われる取引に関する参加率のネットワークマップを計算すると、買手と売手の取引がどの程度頻繁に行われているかを知ることができる。滞留問題はコミュニティ内での取引への参加率の低下と考えられるので、図6のように、滞留箇所を視覚化できるからである。

確率変数XのSEnは、式6のように定義できる。

ここで、 P_i は式7で定義され、 x_i はr個の記号のうちxのi番目の可能な値を示し、 P_i は $X=x_i$ の可能性を示す。

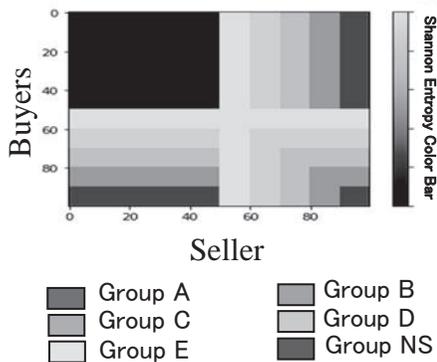


図6：シミュレーション中の全ての取引のシャノンエントロピーのカラーマップ

(出所) Alaraj, M. and Nishibe, M. [2019, 2020]

シミュレーションにおける「カスタマイズされたコミュニティ」形成の概略図が図7と図8である。

2.6 シミュレーションの結果

T_1 期における6グループの滞留量 ($Stag_m$, $m=1, \dots, 6$) は式3で決定される (表2)。次に、式4を使用して総滞留量を計算し、その後、式5を使用して滞留率を計算した結果、 T_1 期における滞留率は $\frac{150050}{1000000} = 15\%$ だった。

その結果に基づき Ini を増やした後、その後の各期間 (すなわち、 T_2, T_3, T_4, T_5) について滞留率を再計算すると、前述のプレミアム額の再分配を行うことで、滞留率が減少した。

以下の表4に示すように、カスタマイズされたコミュニティの概念を実装すると、250日経過後、滞留率は15%から3%へと低下した。

| n | 時間の経過 (T_n) (日数) | 初期金額 (Ini) | 滞留率 (%) ($StagRatio_n$) |
|-----|----------------------|----------------|---------------------------|
| 1 | 50 | 10000 | 15 |
| 2 | 100 | 13000 | 9.5 |
| 3 | 150 | 14900 | 6.2 |
| 4 | 200 | 16150 | 4.2 |
| 5 | 250 | 17004 | 3 |

表4：カスタマイズされたコミュニティ概念導入後の滞留率

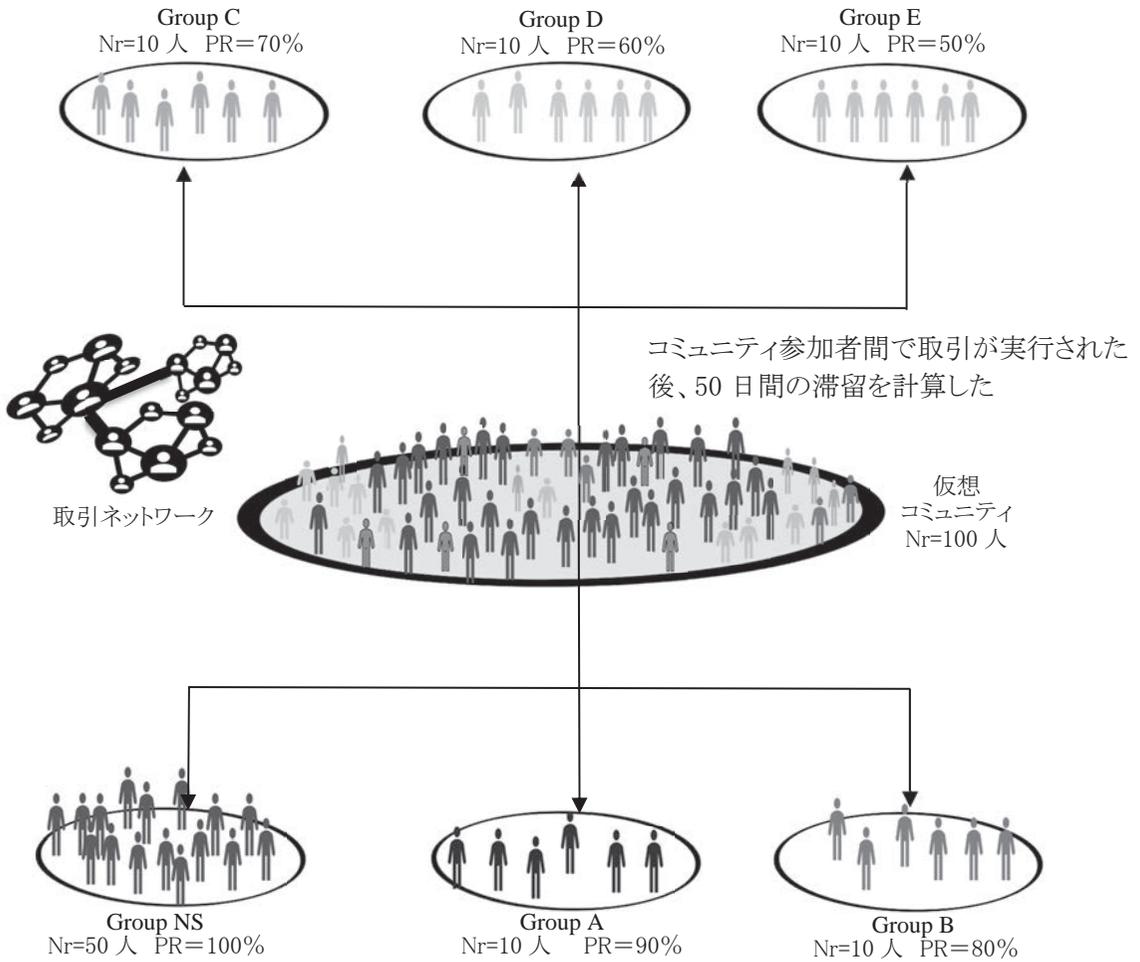


図7：シミュレーションによるカスタマイズされたコミュニティの形成の概略図

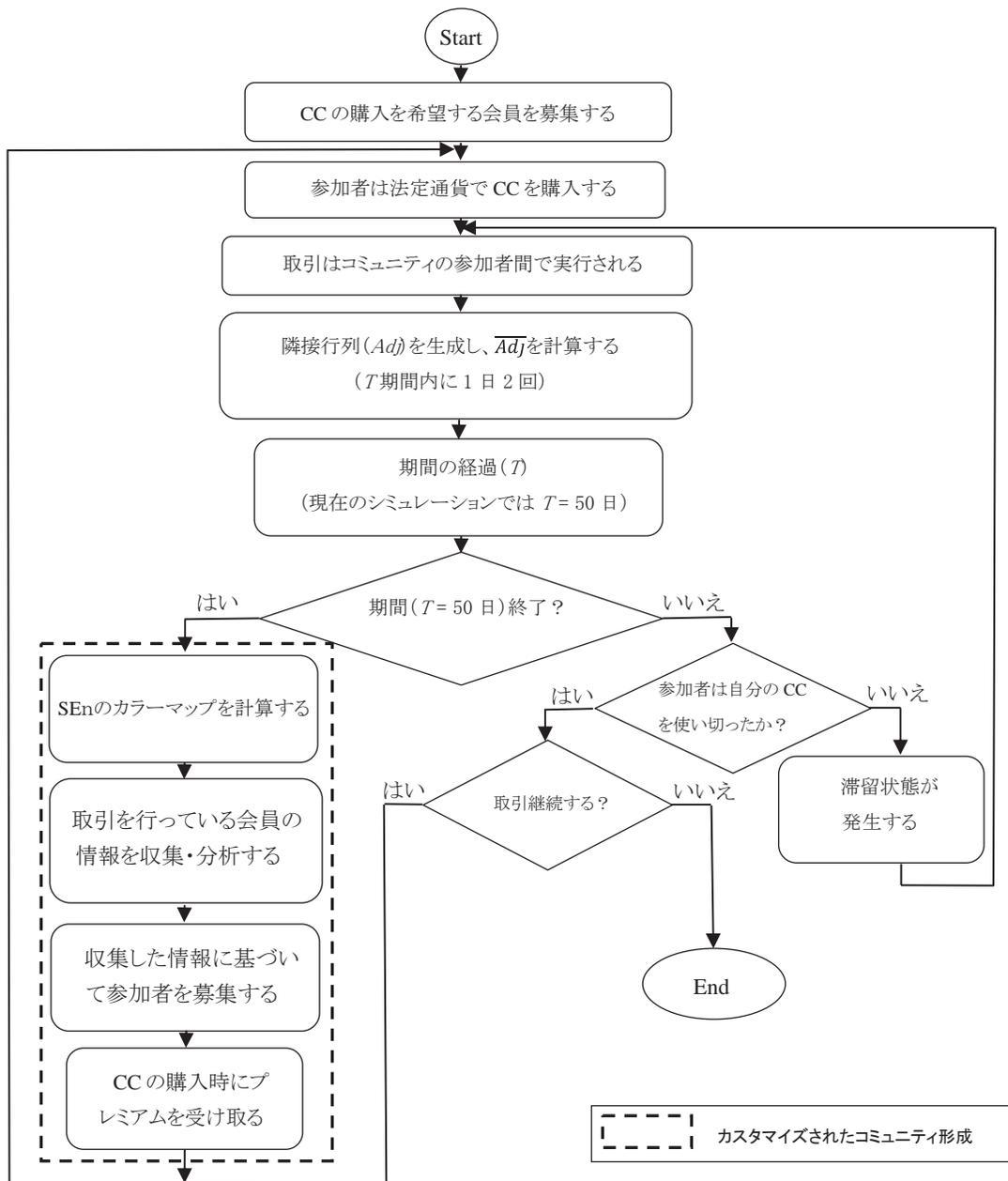


図8：シミュレーションを使用してカスタマイズされたコミュニティを形成するフローチャート

3. 「カスタマイズされたコミュニティ」を構築する方法

前節では、単純なモデルのシミュレーションを用いて、「カスタマイズされたコミュニティ」概念の適用効率を示すツールとして滞留率を利用した。また、カスタマイズされたコミュニティの構築は参加者の商品（財とサービスを含む）に対する好みに基づくので、一定期間は実行されなかった（図4を参照）。そこで、C.C.Wallet プラットフォームを活用して、参加者の満足度を予測することによってカスタマイズされたコミュニティを構築しようと試みた。

予測される満足度は、二つの要因から算出できる。一つは、取引終了後に参加者が商品に対する自分の感想を記入したコメントに直接表れる「取引上の直接的信頼（Direct Transaction Trust: *DTrust*）」であり、もう一つは参加者がある商品を購入し消費した結果、それを気に入って購入を繰り返すことに間接的に表れる「取引上の間接的信頼（Indirect Transaction Trust: *InDTrust*）」である。後者の要因は、一度に多くの商品が提供されるCC用モール（CCが利用できる販売所）で参加者が同一の商品を購入する回数として示される。これら二つの要因から参加者の満足度を適切に計算するためには、次節で示すような種々の手順の実行結果を利用する必要がある。

3.1 取引のデータ

使用データの情報は表5のとおりである。全てのCC取引のデータは、株式会社ジイ・シー企画（以下GCと略称）のC.C.Walletプラットフォームから出力された。データは、参加者相互の取引だけでなく、CC用モールとの取引を含み、「非商業的取引」と「商業的取引」から構成されている。赤の矢印は「商品の購買」に

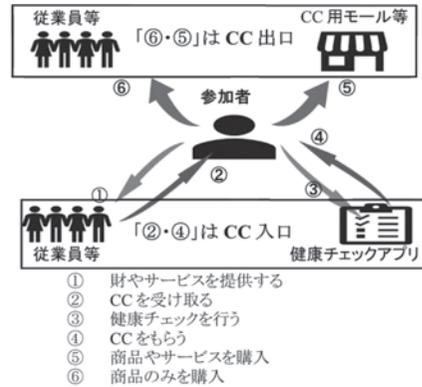


図9：CCの「入口・出口」先の図

よるCCの流れとその出口を示し、青の矢印は「商品の販売」によるCCの流れとその入口を示している（図9）。

出口は、「CC用モールと従業員等の参加者」であるが、入口は、「健康チェックアプリと従業員等の参加者」である。緑の矢印は、参加者が提供（販売）する商品の流れを指す。例えば、図10に示すように、参加者は、検温等の健康チェックに協力すれば、毎日CCポイントを獲得できる。上記に述べたように、CCによりCC用モールで商品を購入できるし、参加者相互で財やサービスを取引できる。

| 取引総数 | 参加者（ノード）数 | 取引期間 |
|-------|-----------|------------------------------|
| 27968 | 738 | 2019年5月9日 ～ 2021年3月16日 |

表5：データの情報



図10：健康チェックアプリの画面の図

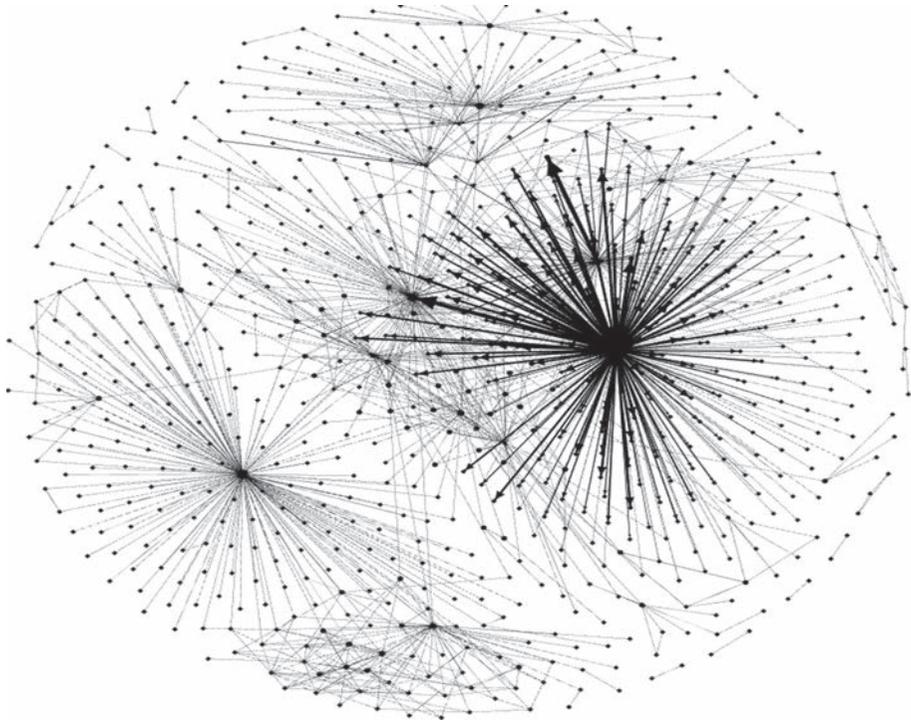


図 11 : C.C.Wallet データによる取引・ネットワーク

C.C.Walletには、商品に関する五段階評価のような、参加者の満足度を直接示す数値データが存在しないので、最も人気が高い商品を決断するためには、参加者の満足度を予測する必要がある。

このような状況下で実施した今回の実験プロジェクトで満足度を分析するためには、入手したデータから購買された商品の種類や数量を把握しなければならない。

そのために、CC用モールで参加者が購入した商品の種類・数量 (*InDTrust*) 等を抽出しただけでなく、取引終了後に参加者が感想や意見を書き込んだコメント (*DTrust*) から商品の種類・数量を抽出した。

満足度を正確に予測するためには、CC用モールで購入された商品の種類・数量 (*InDTrust*) と、取引の終了後に参加者がコメントに記載した商品の種類・数量 (*DTrust*) を

適切に結合する必要がある。データから抽出した取引ネットワークを図11に示す。

図11で、各ノード(点)は参加者、各エッジ(線)は取引を表す。矢印のソース(元)は「買手」、矢印のターゲット(先)は「売手」を表す。つまり、矢印は買手から売手へとCCが流通する方向を表す。

グラフ理論では、頂点の外に向けられたエッジの数は「出次数」と呼ばれる。それで、より多くの「出次数」を持っている参加者は、他の参加者から購買する財やサービス数が大きい。例えば、GCは最大の出次数を持っており、図11の右側に大きなクラスターを形成していることがわかる。これは、図9の④に記したように、GCが毎日、新型コロナ対策として従業員による健康チェックの協力に対してポイントを与えているからである。なお、本研究では、プライバシー保護のため、参加者が個人の場合、

個人名（実名）の代わりに動物名を使用した。

商品は通常の相対取引（売手と買手の一対一の取引）とCC用モール（多数の商品を販売する店）を通じて購入され、サービスは、いま見たGCによる健康チェックを除けば、相対取引のみで提供された。

AI技術（ディープラーニング等）の結果に関する精度はデータ量に依存する。このため、入手データから参加者の参加率、商品の種類・数量等の各種パラメータについて詳しく知る必要がある。また、C.C.Walletのデータはテキスト形式であるため、取引ネットワークをよりよく理解するためデータを視覚化することも必要である。

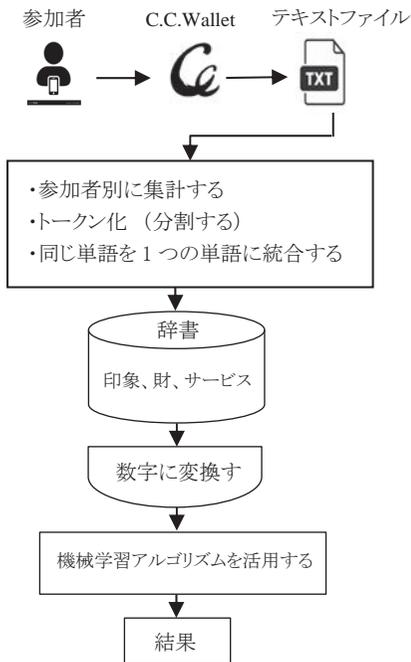


図 12：分析プロセスの概略図

3.2 解析手順

C.C.Walletで入力されたコメント文を分析するには、自然言語処理（NLP, Natural Language Processing）の技術を利用する必要がある。

自然言語処理とは、人間の言語（自然言語）を機械で量的に処理することであり、具体的には、通常の言葉や文で使う「話し言葉」から、報告書や論文で使う「書き言葉」までの自然言語を対象として、それらの言葉が持つ意味を解析する処理技術を指す。自然言語処理では、最終目標である「意味の理解」を完成させるために、図12に示すように、C.C.Walletで入力された文をまずトークン化（分割）しなければならない。そのため、Python言語の「nagisa」モジュールを活用して、C.C.Walletで入力された日本語単語コメント文を分析する。これによって、図13に示すように、提供（販売）商品（財・サービス）に関する星「5」から星「1」までの5段階評価による満足度を導出することができる。

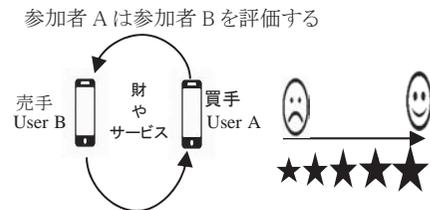


図 13：C.C.Wallet で評価システム

しかし、C.C.Walletの参加者が購入した商品进行评估しなかった場合もあるため、満足度ではなく「評価なし」を表す指標として「0」を使用した。図14に示すように、C.C.Walletから生成されたファイルのテンプレートにより、財とサービスと印象単語を表7、表8、表9に示す。テンプレートは11のフィールドで構成されており、本分析では、取引の終了後に「買手」が「売手」に関して入力したコメント【第11フィールド】に焦点を当てた。本分析では、取引内容である商品を財とサービスに分け、満足関連語（DTrust）をデータから抽出し単語によって満足度を星「5」から星「1」までの5

| | | | | | | | | | | |
|-------|---------|-----|------|--------|-----------|-----------|-----------------|----------|----------|-------------|
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 |
| A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K |
| 通貨コード | タイムスタンプ | C2C | GPS用 | 取引ポイント | Sellerの名前 | Sellerの残高 | Sellerのメッセージ ※2 | Buyerの名前 | Buyerの残高 | Buyerのメッセージ |

※1例：00112→千葉通貨

※2ほとんどNull

図 14: C.C.Wallet から生成されたファイルのテンプレート

段階評価で評価する。

一方、「CC用モール」は、C.C.Walletから生成されたファイルで参加者として登録されているため、それらの参加者に関するフィールドである【第11フィールド】を抽出する。それらのフィールドの内容は「参加者△△が財○○をモールで購入した。」という固定形式をとる。

図14に示すように、この【第11フィールド】から「買手」の名前と財の種類を抽出した。参加者がモールで何らかの商品を購入したからといって、その商品に必ずしも満足するわけではない。そのため、参加者が購入した財に関する満足度を予測するため、参加者が同じ商品を何回繰り返し購入したかを星「5」から星「1」までの5段階で評価する (*IndTrust*)。

例えば、同じ商品を1回購入すると、満足度を「1」と設定し、2回購入すると、満足度を「2」と設定する。5回以上購入した場合、満足度を「5」と設定する。

| 名称 | 詳細 | データ型 | 変数仮説 |
|--------------|--------|------|------|
| Satisfaction | 満足度 ※ | 数値 | 目的変数 |
| Repetition | 財の購入回数 | 数値 | 説明変数 |

※ 財は通常の相対取引で購入した場合、以下の(表7)に基づいて満足度を計算したが、C.C.Wallet用モールで購入した場合、以下の(式8)に基づいて満足度を計算した。

表 6：学習データ

3.2.1 回帰分析

「回帰 (Regression)」とは統計学において連続値を予測する際に使われる手法であり、機械学習の分野でも利用される。また、「回帰分析 (Regression Analysis)」は「ある変数 x の増加が別の変数 y にどのような影響を与えるか」を測定する。2つの変数 x と y が与えられた時、 x と y の変数を入れ替えても相関係数は変わらない。しかし、回帰分析では、説明する変数 x と説明される変数 y を明確に区別する必要がある。この時、説明する変数 x を「説明変数 (独立変数)」、説明される変数 y を「目的変数 (または被説明変数、従属変数)」という。ディープラーニングでAIは説明変数に関するモデルを学習した上で、目的変数をどのように生成できるかを学習する必要がある。まず、初めのステップとして、説明変数と目的変数を決定する。「何を予測したいか」から目的変数を決め、「何を使って予測するか」から説明変数を決める。目的変数は、その名の通り、回帰分析の目的、もしくは操作上のニーズから決めることがほとんどである。決定するのが難しいのは説明変数である。どんな変数を使えば目的変数を説明することができるかに関する様々な仮説を検討した上で、説明変数を決める必要がある。本研究では、参加者ごとに財の購入回数とサービスの購入回数を2つの説明変数として設定した。目的変数を設定するために、購入した財の数量またはサービスの数量が計算される。

学習データは上記の表6にまとめた。そこで、

財とサービスの数量を計算するために、以下の表7と表8に示すように、二つのCSVファイルを生成した。本研究では、下記の表9に見られるように、満足度を5つのレベル（「5」：非常に高い、「4」：高い、「3」：中程度、「2」：低い、「1」：非常に低い、「0」：満足関連語なし）に分けた。その際、C.C.Walletで入力されたコメント（*DTrust*）から説明変数と目的変数を表現するために、表9に列挙した「満足関連語」（満足度を表す言葉）を説明変数として抽出した上で、それを満足関連語に対応する満足度レベルの数字である目的変数に変換する必要がある。一方、上記のように、CC用モールから購入される商品と買手名を把握するため、「参加者△△が財○○をネットで購入した」という固定形式を抽出して、参加者が同じ商品を購入した回数（*InDTrust*）に応じて、参加者満足度を星「5」から星「1」までの5段階で評価すると、参加者満足度は以下の数式として表せる。

$$\begin{aligned} \text{参加者満足度} &= \text{商品回数} \\ \forall InDTrust \quad (1 \leq InDTrust \leq 5) \quad (8) \end{aligned}$$

3.2.2 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク（NN）には様々なタイプがあるが、一番シンプルなものとは図15のような3階層のフィードフォワード型ニューラルネットワークである。

入力層、中間層（隠れ層）、出力層の3層からなり、出力層には分類したいクラスの数だけノード（図のマル）を用意する。

3.2.3 NNモデルのテーマ

本研究では、購入された財の数量か提供されたサービスの数量（回数）（*InDTrust*）を利用して満足度を予測するために、「満足度（Satisfaction）」を「購入回数（Repetition）」に

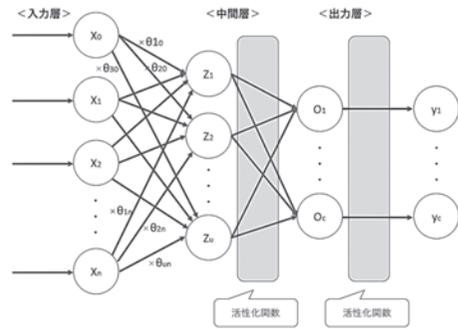


図 15: ニューラルネットワーク

結びつけた。購入された商品（財やサービス）の数量に応じて、参加者の適正な満足度を予測するという仮説とした学習を行う。そのため、学習ではそのような予測を行えるモデルを導き出すことが目標となる。

3.2.4 NNモデルを構築する段階

NNモデルを構築する際、一連の処理が実行される（図16）。次節で示すように種々の処理を行い、処理を説明することが必要である。

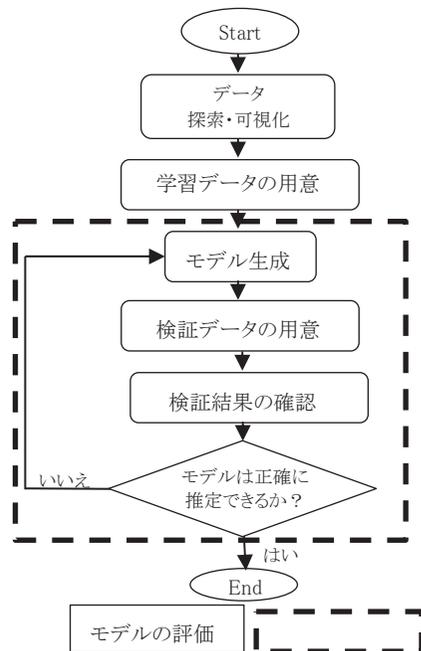


図 16: モデルを構築する処理

| 財名 | 参加者名 1 | 参加者名 2 | ・・・ | 参加者名 n |
|-------------|---|---|-------------|---|
| 財 1 | 参加者名 1 に対して 「財 1 の回数」と 「満足関連語」を抽出した | 参加者名 2 に対して 「財 1 の回数」と 「満足関連語」を抽出した | ・ ・ ・ | 参加者名 n に対して 「財 1 の回数」と 「満足関連語」を抽出した |
| 財 2 | 参加者名 1 に対して 「財 2 の回数」と 「満足関連語」を抽出した | 参加者名 2 に対して 「財 2 の回数」と 「満足関連語」を抽出した | ・ ・ ・ | 参加者名 n に対して 「財 2 の回数」と 「満足関連語」を抽出した |
| 財 3 | | | | |
| ・ ・ ・ | ・ ・ ・ | ・ ・ ・ | ・ ・ ・ | ・ ・ ・ |
| 財 m | 参加者名 1 に対して 「財 m の回数」と 「満足関連語」を抽出した | 参加者名 1 に対して 「財 m の回数」と 「満足関連語」を抽出した | ・・・ | 参加者名 n に対して 「財 m の回数」と 「満足関連語」を抽出した |

表 7：「1 番目」の説明変数（財回数）（ $InDTrust$ ）

本表で、「 m 」は財の総数、「 n 」は財を購入した参加者の総数を表す。

| サービス名 | 参加者名 1 | 参加者名 2 | ・・・ | 参加者名 q |
|-------------|--|--|-------------|--|
| サービス 1 | 参加者名 1 に対して 「サービス 1 の回数」と 「満足関連語」を抽出した | 参加者名 2 に対して 「サービス 1 の回数」と 「満足関連語」を抽出した | ・ ・ ・ | 参加者名 q に対して 「サービス 1 の回数」と 「満足関連語」を抽出した |
| サービス 2 | 参加者名 1 に対して 「サービス 2 の回数」と 「満足関連語」を抽出した | 参加者名 2 に対して 「サービス 2 の回数」と 「満足関連語」を抽出した | ・ ・ ・ | 参加者名 q に対して 「サービス 2 の回数」と 「満足関連語」を抽出した |
| サービス 3 | | | | |
| ・ ・ ・ | ・ ・ ・ | ・ ・ ・ | ・ ・ ・ | ・ ・ ・ |
| サービス p | 参加者名 1 に対して 「サービス p の回数」と 「満足関連語」を抽出した | 参加者名 2 に対して 「サービス p の回数」と 「満足関連語」を抽出した | ・・・ | 参加者名 q に対して 「サービス p の回数」と 「満足関連語」を抽出した |

表 8：「2 番目」の説明変数（サービス回数）（ $InDTrust$ ）

本表で、「 p 」はサービスの総数、「 q 」はサービスを購入した参加者の総数を表す。

| 非常に高い | 高い | 中程度 | 低い | 非常に低い | 満足関連語なし |
|----------|-------------------------|-------|------|-------|---------|
| 5 | 4 | 3 | 2 | 1 | 0 |
| 広め | ありがとう | ごめん | 恐喝 | くそ | |
| わざわざご足労 | よろしく | すみません | できない | やだ | |
| わざわざ | 宜しく | すいません | 何となく | | |
| 本当にありがとう | 有難う | あげる | | | |
| 礼 | サンキュ | | | | |
| 世話 | 楽しん | | | | |
| 嬉しい | 楽しみ | | | | |
| 甘く | 美味しい | | | | |
| さすが | 美味し | | | | |
| 心遣い | 美味しかっ | | | | |
| 大好き | 美味しく | | | | |
| ちそう | めでとう | | | | |
| 馳走 | 疲れ | | | | |
| Go | 久し | | | | |
| 貴重な経験 | 頑張っ | | | | |
| 親切 | お試しに協力してくれてありがとう | | | | |
| 良い | 確認が取れました。ご協力ありがとうございます！ | | | | |
| 面白い | おいしかっ | | | | |
| 感謝 | 立派 | | | | |
| もう一つ | | | | | |
| ウイナー | | | | | |
| 最高 | | | | | |
| やりたいなあ | | | | | |
| 早速 | | | | | |

表9：C.C.Walletのデータにある満足関連語の総数

3.3 データ調査結果

3.3.1 データ探索

入手したデータ情報には請求関連の情報等も含まれているが、そのようなデータは参加者満足度に関連がないため分析から削除した。

各参加者（ノード）は「売手」ないし「買手」として取引を行うが、販売と購買の取引数は必ずしも一致しない。また、多種類で大量の財やサービスを購入・販売する参加者もいれば、

少種類で少量の財やサービスしか購入・販売しない参加者もあり、各参加者が行う取引数は等しくない。アイテムごとに財の名称の記載が少しずつ異なるため、ほぼ同じ内容や意味を持つ財を同一のカテゴリ（category）に分類しようと試みた。例えば、財の名称として「ぱーん」、「パン代」、「パソヘルプ」等様々な表現で書かれているアイテムは全て「パン」のカテゴリに入れた。

| # | 財項目 | カテゴリー |
|----|--------|-------|
| 1. | あすばら | アスパラ |
| | Aspara | |
| | アスパラガス | |
| 2. | パン代 | パン |
| | ぱーん | |
| | フラパン | |
| | プラパン | |
| | Bread | |
| | パソヘルプ | |
| . | . | . |
| . | . | . |
| . | . | . |

表 10：財の一覧の例

| # | サービス項目 | カテゴリー |
|----|--------|-------|
| 1. | 運転手 | 運転 |
| | 運転 | |
| | 運転資金 | |
| 2. | 飲み会 | 懇親会 |
| | 食事会 | |
| | 夜会 | |
| | 晩御飯 | |
| | 二次会 | |
| . | . | . |
| . | . | . |
| . | . | . |

表 11：サービスの一覧の例

財と同じようにサービスでも、「懇親会」が「飲み会」、「食事会」、「宴会」、「夜会」、「晩御飯」、「二次会」等、各種の名前で書かれているため、全部「懇親会」のカテゴリーに入れた。データの中には、ひらがなの代わりに漢字かカタカナが書かれているものもあったので、どれかに一つに統一した。例えば、「アスパラガス」は「アスパラ」、「あすばら」、「アスパラガス」等と様々に記載されているので、統一して「アスパラ」のカテゴリーに入れた。

コンピュータによる計算時間を短縮するには、同じ意味の異なる語彙や単語を1つのカテゴ

リーへまとめることが重要である。

データにある財の一覧は非常に長いので、例として表10と表11に示す。カテゴリーがない場合、アイテム名が商品名として分析に利用された。

3.3.2 データの可視化

調査結果をよりよく理解するために、Python言語を使用して財とサービスに関連する統計的なグラフを生成した。表10と表11で示したように、データでは107種類の財（モールで提供される財を含む）と68種類のサービスが確認された。図17と図18は、各財・サービスの取引が全取引に占める相対頻度である。つまり、全参加者（匿名化のため個人名を動物名に転換している）における財・サービスの人気度を示している。また、各参加者（動物名として表される）が提供する財・サービスの種類・数量や、その参加者にとって最も人気の高い財・サービス（購買数量が最多の財・サービス）を表示する機能を開発した。さらに、数量が最多の財・サービス（購買数量が最多の財・サービス）を表示する機能を開発した。

C.C.Walletによる取引全体について、選択した財やサービスの販売数量をグラフに表示する機能や、参加者（動物名）がモールで購入した財を表示する機能も開発した。

また、例として、図19は、特定の参加者（「ナガスクジラ」）がモールで購入した財の数量を示すグラフである。最も高い棒グラフがその参加者にとって最も人気が高い財を示している。

図20は、特定の参加者（「ナガスクジラ」）が通常の相対取引とモールの両方で購入した各財の数量を表示する。

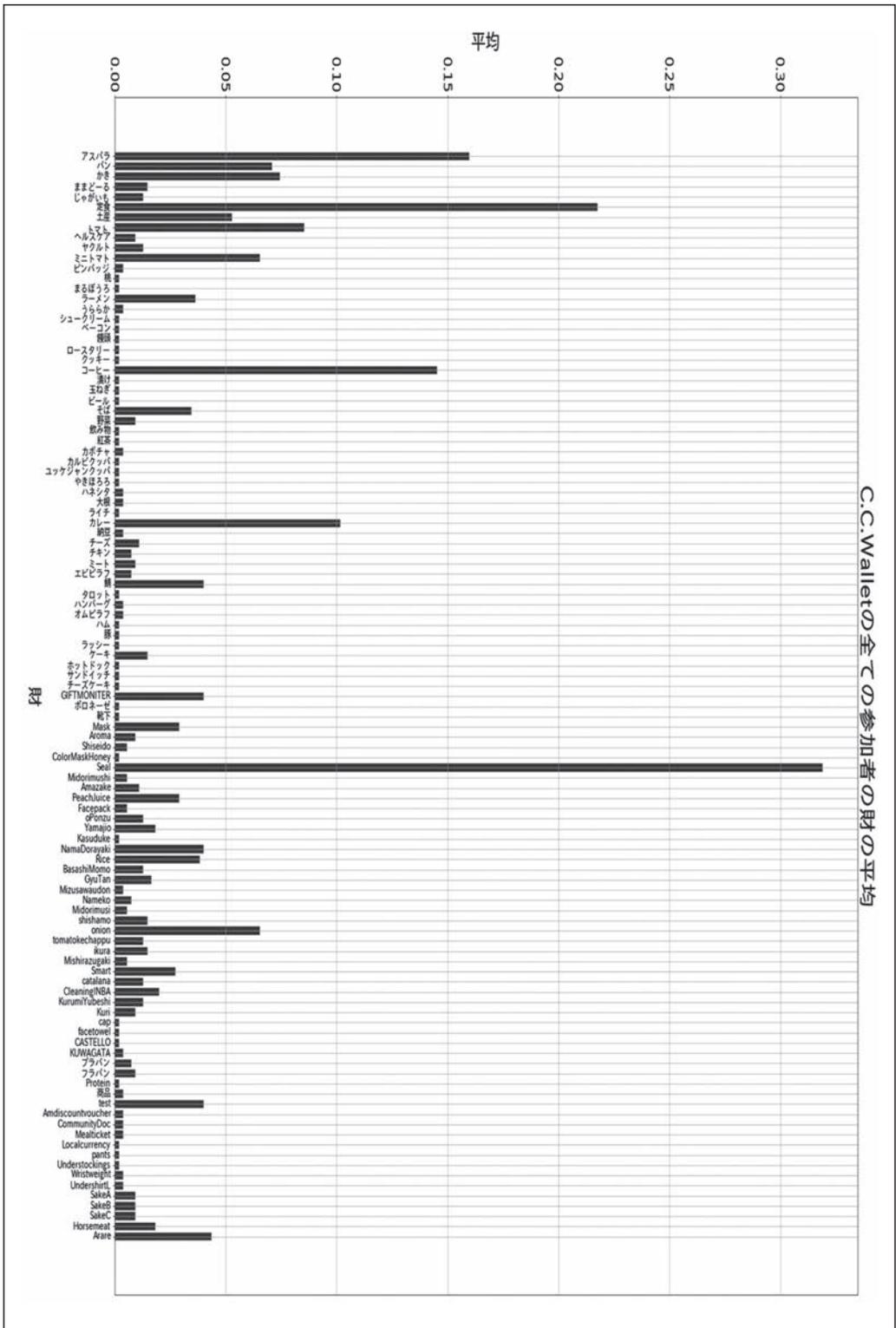


図 17：全参加者における財の人気度（相対頻度）

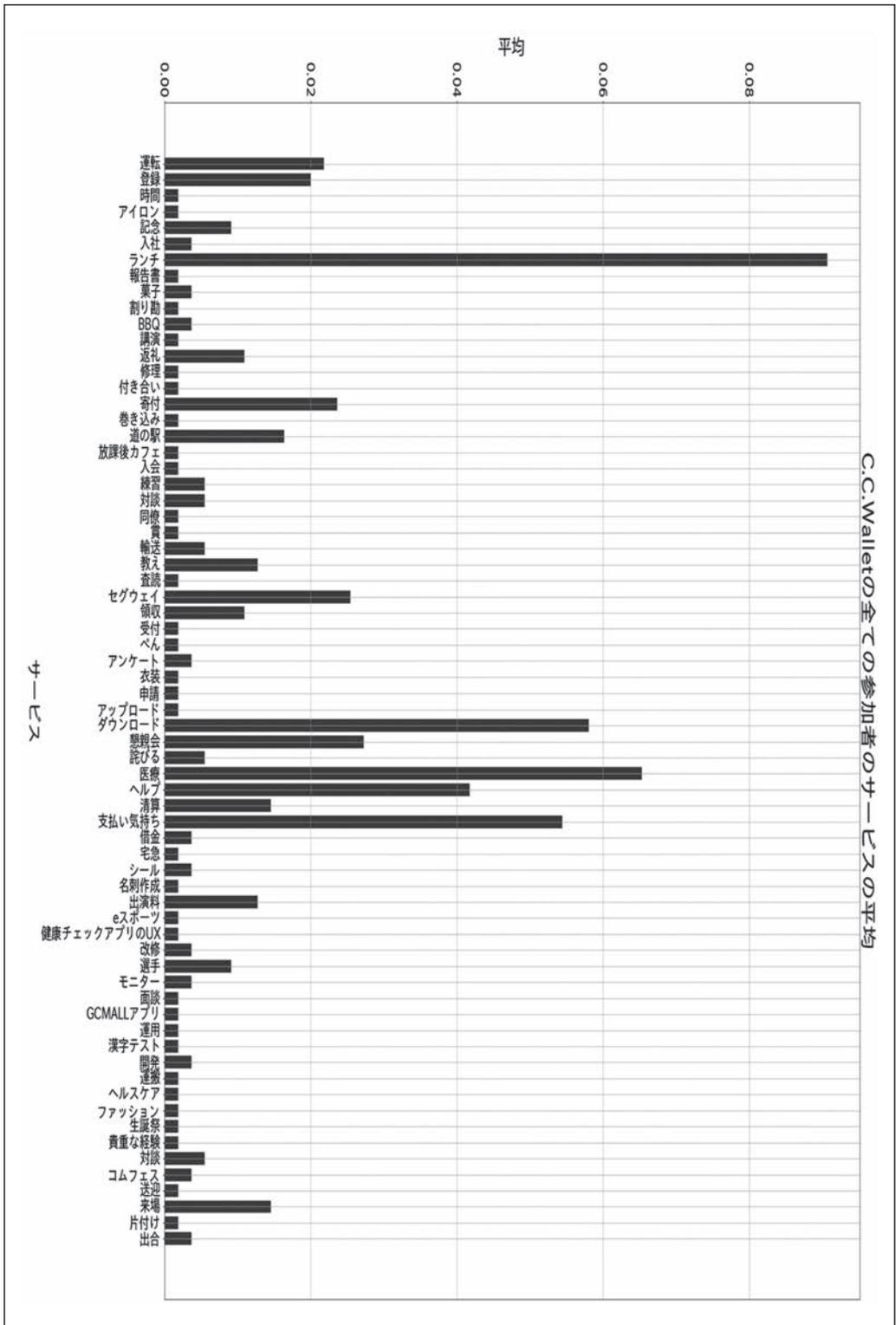


図 18：全参加者におけるサービスの人気度（相対頻度）

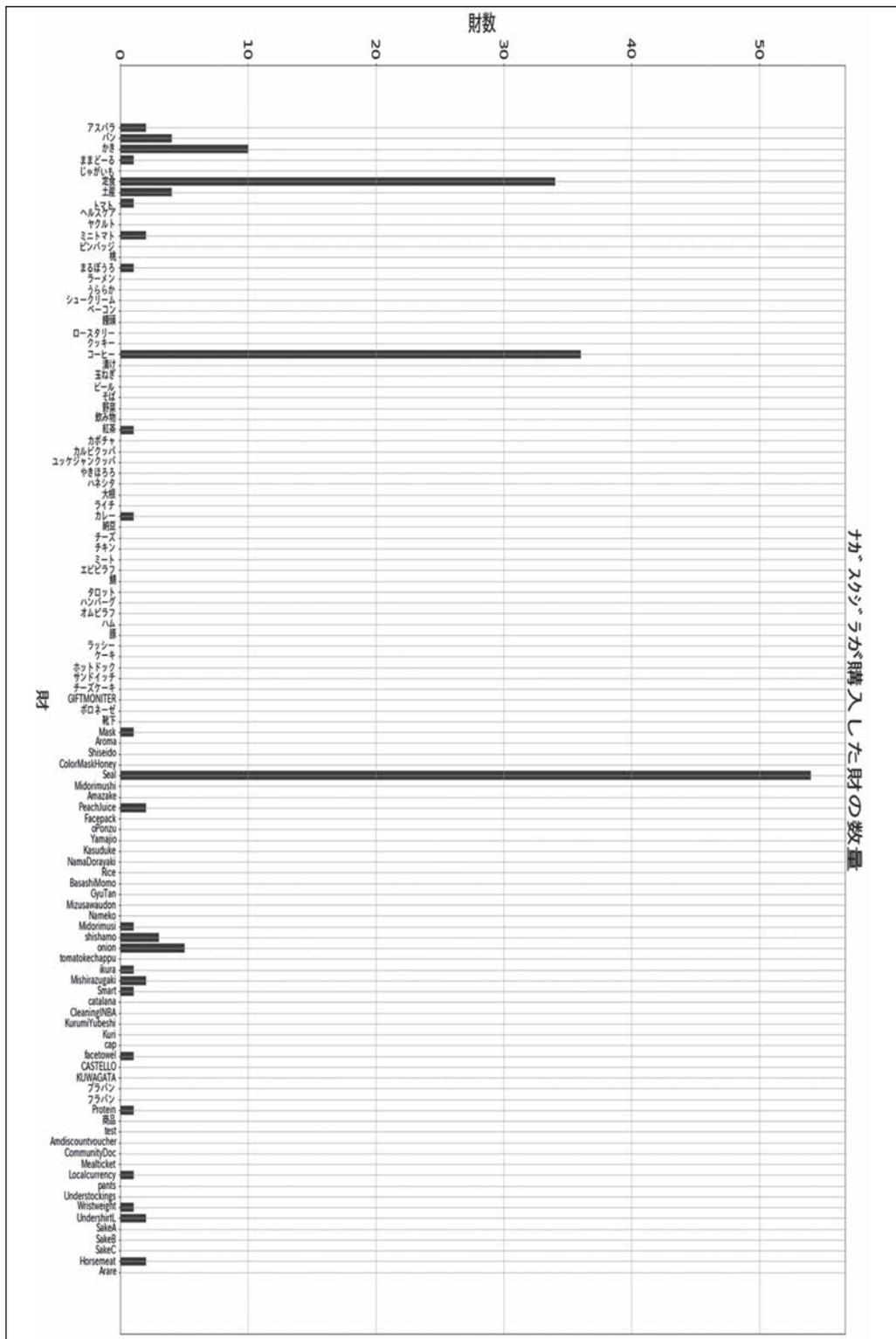


図 20：参加者「ナガスグジラ」が通常の相対取引と MALL の両方で購入した財の数量

3.3.4 NNモデルの生成

Python 言語でのニューラルネットワークによる学習のための設定は、以下の二つのNNのパタンを利用した。

- ① 「第①パタン」：パラメータ値は以下の通り。
 - ② 「第②パタン」：パラメータ値は以下の通り
- NNのパラメータは、表13で説明される。

```
nn = (hidden_layer_sizes=(2),
      activation='relu',
      max_iter = 10000,
      verbose=True,
      learning_rate='constant')
```

```
nn = (hidden_layer_sizes= [(2), (3), (4), (5)],
      'activation': ['relu', 'logistic'],
      max_iter = 10000,
      verbose=False,
```

3.3.5 検証データの用意

上記の「第①パタン」の予測成績を評価してから「第②パタン」の予測成績を評価した。評価するために、検証データを用意することが必要である。基本的には、ニューラルネットワークはトレーニングデータ（学習データ）を使用してトレーニングされ、テストデータを使用して評価するという順序の処理を行う。したがって、入手したデータを学習データとテストデータに分割することが重要である。C.C.Walletの参加者の参加率（参加者によるメッセージや商品取引データが入力される取引数）は参加者ごとに異なるため、10以上の取引実績を持つ参加者の履歴データを学習データとして使用した。だが、テストデータが少ないので、テストデータを合成する必要がある。すなわち、参加率の低い参加者の場合、学習データを使用してトレーニングし、合成データを使用して評価しなければならなかった。

3.3.6 検証結果の確認

現段階では、取引回数を利用してNNモデルを学習し、そうして得られたNNモデルで生成された満足度（予測値）を対応する参加者の実際の満足度（正解値）と比較して予測するという方法をとっている。すなわち、これらの予測値が正解値と近似しているかを確認した。

基本的には、一部のデータを除いて正解値と予測値が近いことがわかる。次に、正解値と予測値の差分を求めてみた。差分は「偏差平方和」として求める（正解値と予測値の差を二乗した値）。この差分の値が大きければ、それだけ正解値と予測値が乖離しており、不正解であることがわかる。上記の差分を使用して、データ全体の平均的な差分の大きさ（正解値との乖離性）を求めた。今回はRMSE（平均平方二乗誤差）を指標として計算する（偏差平方和の平均値の平方根）。

RMSEの値が小さいほど、予測値と正解値の乖離性が少なく、対象のモデルがより正解に予測を行えると考えられる。RMSEは、観測値を $x_i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 、モデルから計算した計算値（予測値）を \hat{x}_i とすると、次の式によって定義される。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2}{N}} \quad (9)$$

| 取引種類 | RMSE |
|------|-------|
| 財 | 1.173 |
| サービス | 1.380 |

表 12：「ナガスクジラ」の満足度を予測するために利用した「第①パタン」のNNのRMSE値

観測値と計算値（予測値）が近いほど、RMSEは小さくなる。逆に、観測値と計算値（予測値）が遠くなると、RMSEが著しく上昇する。そのため、外れ値が含まれると、観測値と計算値（予測値）の差が大きく乖離するため、

| パラメータ | 説明 | 値の意味 |
|--------------------|--|---|
| hidden_layer_sizes | 要素の個数：中間層の計算回数 各要素の値：各中間層のニューロンの数 | ・1層目で2つ ・1層目で2つ, 2層目で3つ, 3層目で4つ, 5層目で4つ。 中間層の計算回数が2回以上あるため, この学習は【 <u>ディープラーニング</u> 】となる。 |
| activation | 活性化関数の指定 | ・relu: ReLu 関数 (入力値が0以下のとき0になり, 0より大きいとき入力をそのまま出力) ・logistic: ロジスティック関数 (確率値を計算し, 閾値以上であるかで分類) |
| max_iter | 最適解探索の際の最大探索回数 整数を指定 -1を指定した場合, 収束するまで繰り返す | 10000回まで, 最適なモデル探索処理を繰り返す。 |
| verbose | モデル生成の過程のメッセージを出力するかどうかの指定 | ・「True」メッセージを出力する。 ・「False」メッセージを出力しない。 |
| learning_rate | 重みの学習率の更新方法 | ・「constant」で指定した学習率を固定で使用し, デフォルトはこちらになっている。 |

表 13: NN のパラメータの説明

RMSEが著しく大きくなる。このことから、RMSEは外れ値の影響を受けやすいといわれている。

3.3.7 モデル再構築（再生成）

次いで、より正解に近い予測と分類ができるよう、同様の学習データを使用して、モデルを再構築すべく2番目のNNパターンを利用した。

ただし、モデル生成の際に何らかの値を設定して、モデルの精度を調整することを「チューニング」と言う。

今回は代表的チューニング手法である「グリッドサーチ (Grid Search)」を活用してチューニングを行った。グリッドサーチとは、モデル生成に使用する α (アルファ) と呼ばれるパラメータに対して、扱える値の範囲 (例: 0, 1, 2, 3など) を設定して、最も精度の高いモデルを求める手法である。具体的には、特定の範

囲の数値を逐次 α に代入してモデルを生成するという処理を複数回実行し、それらのモデル中で最も精度が高いものを最終的なモデルとするという方法である。Python言語でグリッドサーチを行う際には、GridSearchCVというモジュールを使用した。以下の処理では、最適なモデルを生成するためのパラメータ (モデル生成に使用する設定値) を求めた。例えば、「ナガスクジラ」の場合、最適モデルを生成するために必要なパラメータが得られたが、下記のデータが参加者ごとに異なった。

例えば、「ナガスクジラ」の場合、最適モデルを生成するために必要なパラメータが得られたが、下記のデータが参加者ごとに異なった。

そこで、得られたパラメータを使ってモデルを生成し直してみた。改めて生成したモデルを使用して、検証データによる検証も行った。最後に、チューニング前と同様に、RMSEを求め

```
# モジュールの読み込み
from sklearn.model_selection import
GridSearchCV
# NNによる学習のためのパラメータ
parameters={
    'activation': ['relu', 'logistic'],
    'max_iter': [10000],
    'verbose': [False],
    'random_state': [4],
    'hidden_layer_sizes': [(2), (3), (4), (5)]
}
# 学習を行うためのデータ生成
cv = GridSearchCV(estimator=MLPRegressor
(), param_grid=parameters)
```

```
'activation': 'logistic',
'hidden_layer_sizes': 2,
'max_iter': 10000,
'random_state': 4,
'verbose': False
```

てみた。

一般的にRMSEは、グリッドサーチのアルゴリズムを使用すると減少するため、望ましい(表14)。RMSEは学習アルゴリズムに基づいているため、その結果はアプリケーションの実行ごとに異なる。

| 取引種類 | RMSE |
|------|-------|
| 財 | 0.722 |
| サービス | 1.380 |

表 14 : 「ナガスクジラ」の満足度を予測するために利用した「第②パタン」のNNのRMSE値

4. 考察

これまでコミュニティの参加者間で非商業的・商業的取引を繰り返すことにより、参加者間の協力を強化するための通貨システムが提案されてきたが、参加者は要望する商品を見つけれないことがあった。そうすると、前述したとおり、非営利活動の対価として取得したCC

は参加者の手元にとどまり、システム内を循環しなくなる。このような状況が頻発する場合、CCがより円滑かつ迅速に流通し、多くの参加者の間を循環するための仕組みが必要となる。

したがって、カスタマイズされたコミュニティの概念を導入し、商業取引と非商業取引を統合することにより、通貨システムの実行可能性と持続可能性を高めることができると考えられる。

本研究では、カスタマイズされたコミュニティを構築するためのツールとして、CCプラットフォーム(C.C.Wallet)を使用した参加者のコメントから満足度を推定するための計算枠組みを開発した。

C.C.Walletの参加者のメッセージ(評価コメント)に見られる財やサービスに関する満足関連語を集計するために、手動で辞書を作成した。以前に存在しない新データにぶつかると辞書の再構成ないし辞書への追記が必要であった。しかも、C.C.Walletの参加者が使う語句に誤字脱字等がある場合、それらの単語を手動で修正してから辞書で使用する必要がある(例:財名「ピンバッチ」誤→「ピンバッジ」正)。

このように、辞書の手動作成は時間がかかるが、プライバシー保護の観点から、クラウドベースのサービスは使用しなかった。

NNモデルを参加者の満足度を予測するツールとして使用するには、トレーニングデータ(学習データ)とは異なる検証データを使用して、ディープラーニングによって得られた結果を検証する必要がある。このように、入手データは、トレーニングセットと検証セットの2つに分ける必要がある。入手データを参照して、取引数に応じて参加者をグループA、グループB、グループCの3つに分けた。

グループAの参加者は、十分な取引数を持っているので、データをトレーニングセットと検

証セットに分割して購入行動のNNモデルを構築することができた。グループBの参加者は、グループAにいる参加者ほど多くの取引を行っていないため、検証データのみを合成した。検証データは実際のデータではなく、NNモデルからグループBの参加者の購入行動の傾向を表す指標として得られ、カスタマイズされたコミュニティを構成するために使用された。

一方、グループCは、トレーニングセットと検証セットに分けるには取引数が足りない参加者グループであり（取引数がごく少ない参加者については図11参考）、購入行動のNNモデルを構築できなかった。したがって、カスタマイズされたコミュニティを構成できるようにするには、CCの参加者数を拡大し、取引頻度を高める必要がある。これは、将来の研究課題であるとともに、CCの実践的課題でもある。

NNモデルには、ディープラーニングに必要な中間層（隠れ層）の数やパラメータに関して一般的な形式や値は存在しない。同じ商品を繰り返し購入する回数等に見られる購入行動は参加者ごとに異なるため、各参加者に適切なNNのパラメータを特定化する必要がある。

参加者の満足度は、提供される商品に対して参加者がどの程度満足しているかを表す評価メッセージ（言語表現）によって示される。また、参加者が商品を購入して消費した時、事前の期待値を越えれば満足し、繰り返し購入するので、同じ商品を購入した回数も参加者の満足度を表すもう一つの指標である。他方、価格は、参加者の満足度に結びつかない（商品が安ければ満足するわけではない）ため、本研究では満足度の説明変数として商品価格を使用しなかった。

今回の調査に使用したデータでは商品名と参加者のメッセージ（コメント）が記録された取引数があまり多くなかったため、テストデータ

は主に合成された。将来的にデータがより大きくなれば、学習データとテストデータも実際の取引データを利用できるだろう。なお、参加者数が比較的多いため、できるだけ中間層の数を少なくすることで計算時間を短縮するようにした。

同じ商品の購入数やコメントに基づいて参加者の満足度を予測するツールとしてNNを適用したが、これは取引参加者にとっては一種のフィルタリングツールであり、取引に活用することもできるであろう。

5. 終わりに

本研究は、参加者のコメントや購入行動に基づいて参加者の満足度を推定し、そうした満足度に基づくカスタマイズされたコミュニティを形成することによってコミュニティ参加者間におけるCCの循環を促進するという、新たな実践手法とそのための分析フレームワークを提示した。まず、C.C.Walletに参加者が入力したコメント文により満足度を予測した。具体的には、参加者が取引を終了した後に入力したコメント文から単語辞書を作成し、それによって、意味ベースのテキストを各単語の意味に対応する数値に変換することによって実行した。満足度に関連する単語を抽出し、その単語に5段階の数値（星5から星1までの星の数）を与えて評価し、そこから満足度を導出した。目的変数（被説明変数）は「何を予測したいか」という目的により決まるので、満足度を目的変数として設定した。

しかし、説明変数の決定はやや複雑である。どんな説明変数を使えば目的変数をうまく説明することができるかに関して様々な仮説を検討した上で、説明変数を決める必要がある。したがって、各参加者について、財の購入回数と

サービスの購入回数を2つの説明変数として設定した。このため、購入した財の数量とサービスの数量が別々に計算された。商品価格の高低は必ずしも参加者の満足度を反映しているわけではないので、本研究では商品価格は説明変数として利用しなかった。

次に、カスタマイズされたコミュニティを構築するため、特定の商品（財・サービス）に対する各参加者の満足度を予測する必要がある。NNモデルで、各参加者の購入行動を学習することで各参加者の満足度を予測することができた。そのために、NNモデルのパラメータを自動的にチューニングするために「グリッドサーチ」を活用してチューニングを行った。ただし、一部の参加者は他の参加者ほど取引が多くないため、NNモデルを構築できなかった。また、トレーニングセットと検証セットに分割するのに十分な大きさではない一部の参加者は、それらの参加者のみの検証データを合成した。

そこで、CC用モール等で商品を購入するためにCCを取得できる他の各種アプリを利用することでCCの利用を拡大できれば、実データを利用できようになるため、より適切な結果が得られるはずである。

例えば、健康管理を実施している参加者向けにGCアバターを利用した新しいヘルスケアアプリ（NUCADOCO）が近くリリースされる予定である（図21）。

NUCADOCOを利用すればCCを獲得でき、CC用モールで商品を購入できるので、このようなアプリがより普及すれば、今後より多くの参加者がCCを使用するようになるのではない

か。また、モール内でより多様な商品を提供することにより、参加者あたりの取引数を増やすことができる。これは、CCを普及させるための実践的課題でもある。

本研究では、CC滞留問題を改善するために「カスタマイズされたコミュニティ」という概念を導入し、そのCC流通効率性を調査した。だが、入手したデータ量が十分ではなかったため、シミュレーション実験を活用することになった。今後の課題は、実証実験から得られる実データにより測定した参加者満足度を用いて検出した「カスタマイズされたコミュニティ」を研究することである。



図 21: NUCADOCO のアプリ

参考文献

加藤敏春 [2001] 『エコマネーの世界が始まる』
講談社。

加藤敏春 [1998] 『エコマネー』 日本経済評論社。

栗田健一 [2020] 『コミュニティ経済と地域通貨』
専修大学出版局

西部忠 [2021] 『脱国家通貨の時代』 秀和システム

西部忠 [2018] 『地域通貨によるコミュニティ・
ドック』 専修大学出版局

西部忠編著 [2013] 『地域通貨』 ミネルヴァ書房

吉地望・西部忠 [2006] 「地域通貨流通ネット
ワーク分析」(第10回進化経済学会年報、企
画セッション「地域通貨の実証分析と政策展
望」)

[http://cc.fm.senshu-u.ac.jp/system/files/evoeco
2006_1.pdf](http://cc.fm.senshu-u.ac.jp/system/files/evoeco2006_1.pdf)

Kichiji, N. and Nishibe, M. [2011] “*The Comparison
in Transaction Efficiency between Dispersive and
Concentrated Money Creation*”, Discussion Paper,
Series A, Graduate School of Economics &
Business Administration, Hokkaido University,
No237, p1-12.

Kichiji, N. and Nishibe, M. [2008] “*Network analysis
of the circulation flow of community currency*” in
Evolutionary and Institutional Economics Review,
No. 4, p:267-300.

Arnaud, M. and Marek H. [2015] “*Community
currencies and sustainable development*” in A
systematic review, Ecological Economics, No 116:
p160-171.

Maeda, S., Alaraj, M. and Nishibe, M. [2019] “*A
New Currency as a Service Platform to Issue and
Manage Various Community Currencies*”, 5th
Beinnial RAMICS 2019, Hida Takayama, Japan.

Alaraj, M. and Nishibe, M. [2019] “*Stimulate
Currency Circulation in the Currency Community
by Creating a Customized Community*”, 5th Beinnial
RAMICS 2019, Hida Takayama, Japan.

Alaraj, M., Nishibe, M. [2020] “*Stimulate currency
circulation in the currency community by creating a
customized community*”. in *Evolut Inst Econ Rev*,
No 17, p 399–412. [https://doi.org/10.1007/s40844-
020-00181-2](https://doi.org/10.1007/s40844-020-00181-2)

謝辞

本研究は、2020年度に西部忠が受託した専修
大学研究助成金（研究課題「貨幣イノベーション
とデジタル-コミュニティ通貨の可能性に関
する研究」）の研究成果の一部である。ここに
記して謝意を表したい。