

ネットワーク上で動く現実に接地した エージェントシミュレーターの構想

Designing a Network Agent Simulator that is Grounded to Actual Data

鳥山 正博¹

Masahiro Toriyama¹

¹立命館大学大学院 経営管理研究科

¹Ritsumeikan University Business School

Abstract: The most important issues of digital marketing are forecast of the spread/decay of the platform/network, competition among platforms, measures to expand networks, and measures to propagate within a network. If we could fully utilize the existing logs to simulate the reality, it would be a great leap. However such tools do not exist. Here, I would like to propose a agent based (quasi) universal network simulator that grounds with reality with the use of machine learning.

1. はじめに

1.1 背景

amazon や Google や facebook のこれまでの成長速度は従来の産業社会の企業の成長から見ると驚くべき速さであり、これまでの一般的な経営理論ではあまり勃興や戦略について説明力は無く、マーケティングリサーチツールでも本質に迫ることは困難である。近年の ALI-PAY と We-chat Pay の中国における普及の速度も驚くほどである。Uber や Airbnb の普及のスピードも驚く速さである。これらの現象はネットワーク上のダイナミックなプロセスの産物である。インスタグラムの勃興、ゲームの興亡、eSports の勃興も、また一時は上手くいっていたネットワークサービス急速な衰退(例 mixi)も全てネットワーク上のダイナミックなプロセスゆえである。

1.2 問題意識

現代の戦略的な問題はネットワーク上のインタラクションの僅かな違いで急速に普及してプラットフォーム化したり、急に失速してしまったりすることである。施策は極めてミクロ的な手段(反応を早くする、「いいね！」ボタンを作る、個々のユーザーにどう見えるかのアルゴリズムを改善する等)であり、非常に多くのバリエーションがある。

ネットワーク上の拡散過程でノンリニアな振る舞いを示すため、また、構成員がヘテロジナスであるため、どのミクロ的な施策がどのようなマクロ的な

効果を及ぼすかは決して自明ではない。また、これまでのエージェントシミュレーションやシステムダイナミクス等のシミュレーション技法では現実との接地が難しく、これほどあらゆるログが取れる時代なのに予測をすることが困難である。

1.3 ビジネス上の重要な問い合わせ

現在、一番(とりわけデジタルマーケティングを行う)ビジネス上で重要な問い合わせは、

「そのプラットフォーム(あるいはネットワーク)は今後どれくらいのスピードで拡大するのか、衰退するのか」

「どんな手を打てば、より拡大できるか、どんな手を打てば衰退せずに済むか」

「どんな手を打てば、より活性化させることができるか」

「どのノードに働きかけばより効果的に全体に伝播させができるのか」

と言った問い合わせである。

2. 構想するモデル

2.1 本研究が目指すもの

その解としてエージェントベースの(ほぼ)万能ネットワークシミュレーター+ディープラーニングによる現実との接地を提案したい。

これが完成すると、そのままネットワーク上の人々の行動が変わらなければ今後そのネットワーク

の規模・性質がどのようなものになってゆくか、ミクロのルールや行動原理がどう変わることを仮定するとネットワークの規模・性質はどう変わるかが明らかになる。

また、特定のプラットフォームサービス事業者の立場に立てば、ミクロの施策を適切に行うことでもマクロ的にはプラットフォーム競争で勝つための作戦を考えるシミュレーションツールとなる。

2.2 ネットワークの成長についての原理

ネットワークの成長プロセスに限定して言えば、起こることは、繋がってない人がつながる、繋がっている人が切れる、繋がっている中で何かが誰かに伝達される、その活動レベルが上がる、下がるなどで網羅することができるので、比較的シンプルである。

支払う一般ユーザーと支払いを受ける加盟店があるような2サイドプラットフォームの場合も、カードを持つ、カードを扱うレベルとそれをどれくらい使う、使わぬいかのレベルであるので比較的シンプルである。

例えば、Facebookなら3層構造で考えればよい

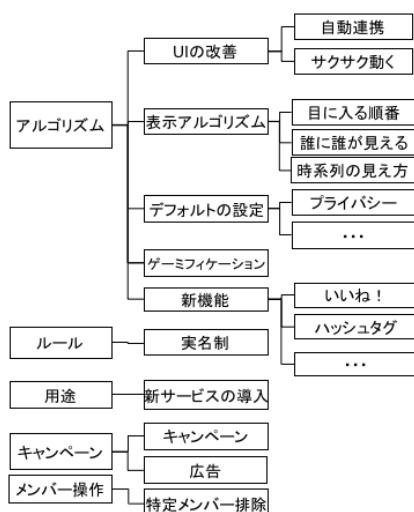
1) Facebookのアカウントを持つ（・去る）
会員化レイヤーでは、「友達」として定常的な関係を持つ（・切れる）

2) 関係構築レイヤー

発信したり、いいね！をつけたり、コメントをつけたり、閲覧したりする活動レイヤー；ある層での成否を決めるのは一つ下の層における状態であり施策である。（場合によっては2つ下の層も）普遍的なモデルとしては複数レイヤーが扱える必要がある。

2.3 施策の次元

図1. 施策の手段の階層構造

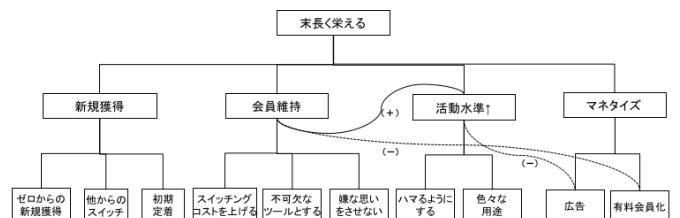


施策の手段を図1で例示したが、実際の施策は非常に多様であるため網羅的とは言い難い。大きくはアルゴリズム、ルール、用途、キャンペーン等に分類できるが、施策の手段は極めて多岐にわたる。

2.4 比較的シンプルな目的

それに対して目的はシンプルであり普遍性が高い。新規獲得、会員維持、活動水準の向上、マネタイズの4つである。

図2. 目的の分類



2.5 施策と目的の対応

数多くのミクロの施策が上記の普遍的な4目的にどのように対応させることができるかが戦略を描く際には重要である。多くのプラットフォームあるいはネット上のコミュニティでは目的に当たる部分はパフォーマンスを数値的に把握することが可能である。これはすなわち実務的にはKPIとしてこれららの数値を実現すべき目的変数として用い、対応する施策の試行錯誤と最適化を行うような運用を行えば良い。その4目的に関わる変数の水準が生み出すダイナミックなプロセスの構造解明こそがシミュレーションの役割である。

2.6 ABS モデルの基本構造

下のレイヤーが上のレイヤーに影響を及ぼす等のシミュレーションを行いたいため、複数層を扱うことができる事が好ましい。例えば、会員化レイヤー、関係構築レイヤー、活動レイヤーの3層である。

1) 会員化レイヤー

他のサービスとの相対的な魅力度

すでに会員が持っている関係

スイッチングコスト

キャンペーン

2) 関係構築レイヤー

ノードの属性、すでにあるリンクと、過去の活動から次のリンクをどこに張るか

3) 活動レイヤー

張られたリンク上でどのようなやりとりがなさるか
どのように情報が伝播するか

2.7 パラメタ設定

現実と接地することを目指したい。例えばリンクを張る原理に関するパラメタはログから機械学習で抽出する¹。言ってみれば、バラバシの優先的選択を現実に即したような原理として抽出したい。ABSで乱数を振らねばならないところは現実の分布に即して乱数を振る。理想的には個人のログから個人のパラメタを抽出し、その個人がどれくらい離れている人の影響を受けた行動をするかというようなモデルを目指したい。

3. モデル設計の課題

3.1 パラメタ設定の課題と解決案

本来であれば、現実の個人のログでその個人についてのパラメタを抽出すべきであるが、一人のログでは一人の行動原理が学ぶほどのサンプルが取れないことが予想される。その場合は行動からクラスターを作り同一クラスターに属する人は同じ行動原理になるようにそのクラスターに属する人全員についてのネットワーク行動のデータを学習させる、といった工夫を行う。

3.2 パラメタ抽出における深層学習と精度向上

ここでは関係構築レイヤーを例に記してみる。
被説明変数：次に張るリンク（友達）

説明変数：

- ・ノードの属性（大学、年齢、エリア）
- ・属しているグループ
- ・全てのすでに持っているリンク
- ・近過去のリンク行動（どれくらい離れた人にいつ張ったか）
- ・近過去のいいね！行動（どれくらい離れた人にいつ張ったか）
- ・近過去のチェックイン

しかし、ネットワーク予測問題は、実際には当り難いとされているため、予測精度向上のための工夫が必要となることが予想される。例えば、被説明変数を過去一定期間内に、共通の友人が n 人の人に、新規にリンクを張った数等とし、説明変数をその一定期間の前の行動と属性とする、といった工夫である。この方法をあみ出すためにもネットワーク形成において何が不変の性質であるかの分析が欠かせない。

い。

3.3 バリデーション

これも関係構築レイヤーを例にとり考えてみたい。関係性を単純化していること、パラメタ推定のための様々な工夫を行なっていることから、本当のところどの程度現実の性質を抽出しているかを確認するためには、計算値の分布と実績値を比較し、妥当性と信頼性を確認する必要がある。ABSなので 1000 回等の計算のちのネットワークに関する主要指標（平均パス長等、クラスタ係数、モジュラリティ等、べき係数次数分布、媒介中心性分布等）の分布が求まるため、その分布と現実に起こったことを比較することは可能である。

例えば 2016 年までのデータで 2017 年をシミュレートして、2017 年のアクチュアルとの比較をするなどである。

この再現性に関する偏りと分散とそれを生み出す原因の追究は一つのテーマとなるだろう。上記のクラスターの大きさをどれくらいにするのが最も精度が高くなるかもテーマとなる筈である。

3.4 試行とスケーラビリティ

まずは閉じた小さな空間（社内 SNS 等）で実データで試行するが、最終的には fb など現実と同サイズのモデルまで拡張することを提案したい。計算能力やコストの問題は当然あるが、理屈上は可能のはずである。現実のデータが取れているので、それを用いてその先を見通すことは理には適っている。

現実より小さなスケール回すモデルとするならば、その結論を現実にどう対応させるかは課題である。

4. 発展形の構想と利用イメージ

4.1 「疲労」「飽き」の取り込み

一人の人が一定のネットワーク上の行動を常に使う前提から、フェーズに従ってのめり込んだり疲れたり飽きたりするモデルに拡張するのが次の課題である。そのためには、まずはネットワーク張り行動の時系列変化を観察する必要がある。

次に内生化し、アクティビティレベルが下がると疲れて inactive になり、休眠するようなモデルにする等拡張が考えられる。

¹ その具体的な方法に関しては課題である。ウェブマイニングの一分野に違いないが、そういう目的的研究を見つけられなかった。

4.2 2サイドへ対応

需要側と供給側の2サイドを持つプラットフォームも扱えるようになる。需要サイドのネットワークが拡がると供給サイドにも魅力が増し供給サイドのネットワークが拡がると需要サイドにも魅力が増すというダイナミズムを取り込めば、マッチングプラットフォーム等も扱えるようになる。

4.3 競争要因の包含

複数のプラットフォームを扱えるように拡張することが次のテーマになり得る。例えば、メッセンジャーでもラインでも同じように連絡が取れるので、取り合いを内生化することで、プラットフォーム間の奪い合いを考えるための道具とすることが可能である。

更に複数目的で複数のプラットフォームが競争することを扱えるようにすればなおリアルなプラットフォーム間の競争戦略を考えるためのツールとなり得ると思われる。

4.4 施策の取り込み

施策が狙い通りのネットワーク行動上の効果を上げた度合いは常時施策を行い常時検証する。実験により特定施策がKPIたる変数に与える影響を定量化できたならば、そこまで含めた、ABSらしい施策変数も多いモデルに発展させる拡張も考えられる。ただしこれは、初めから作り込むことは出来ず、また、新しい施策を常に取り込んで行かねばならないため常時進化させねばならず、運用は難しい。

4.5 利用イメージ

ダイナミックな現象を扱うことが出来、現実に接地出来ることのメリットは現実のプラットフォーム（あるいはネットワークオーナー）の戦略に役立つことである。まずは主なシミュレーションのパラメタに当たる目的レベルの変数で動くモデルを用いて、一方で長期的に好ましいパラメタの水準をシミュレーションにより設定し、もう一方で狙い通りの効果を上げるために様々な施策を繰り出し常時検証してPDCAを回す。この2つが出来たプラットフォームは明らかに戦略立案において優位に立つはずである。

5. まとめ

現在、デジタルマーケティングを行うビジネス上での重要な課題は、プラットフォーム（より一般的にはネットワーク）の拡大・衰退の予測、プラットフォーム

の競争、ネットワーク自体の拡大の施策、ネットワーク内を伝播させるための施策等である。現実には膨大なログは取れるようになったのでそれを用いてこれらのシミュレーションが出来ることが望ましいが、未だそのためのツールが存在しない。ここではエージェントベースの万能ネットワークシミュレーター+ディープラーニングによる現実との接地を構想した。これが完成すると、人々のネットワーク張り行動・ネットワーク上の振る舞いが変わらなければ今後そのネットワークがどのように成長しその規模・性質がどのようなものになってゆくか、ミクロのルールや行動原理の変化がネットワークの規模・性質をどう変えるか、を現実のログに基づくパラメタを用いてシミュレーション出来るようになる。

参考文献

- [1] 根来 龍之「プラットフォームの教科書：超速成長ネットワーク効果の基本と応用：新しい基本戦略」日経BP社, 2017.
- [2] Akira Namatame and Shu-Heng Chen, "Agent-based Modeling and Network Dynamics", Oxford University Press, 2016.
- [3] H. Sato, K. Ide, and A. Namatame, "Agent-based infectious diffusion simulation using Japanese domestic human mobility data as metapopulation network," in 2016 2nd Asian Conference on Defence Technology, AC DT 2016, 2016, pp. 93–97.
- [4] S. Goyal *et al.*, "Networks in agent-based social simulation," *Trans. Japanese Soc. Artif. Intell.*, vol. 22, no. 3, pp. 199–216, 2012.
- [5] T. W. Valente, "Social Networks and Health," *Jama*, vol. 307, no. 11, p. 1203, 2010.
- [6] F. Toriumi, K. Ishida, and K. Ishii, "SNSにおけるネットワーク成長のモデル化," 23rd Conf. Japanese Soc. Artif. Intell., pp. 1–4, 2009.
- [7] 松山科子 and 寺野隆雄, "エージェントシミュレーションによる個人間の情報ネットワークの分析モデル Model for Analyzing Human Communication Network Based on Agent-Based Simulation," 人工知能学会, vol. 22, no. 6, pp. 612–620, 2007.
- [8] 松尾豊 and 山川宏, "ネットワーク-予測性-属性生成," 人工知能学会全国大会論文集, vol. JSAI06, p. 275, 2006.
- [9] 佐藤嘉倫・平松闇 編著, 「ネットワーク・ダイナミクス-社会ネットワークと合理的選択-」, (勁草書房) 2005.