

ロコミ伝搬に着目したモビリティ・マネジメントに関する研究 ～CNN モデルを用いたロコミ伝搬シミュレーションについて～

From a view of ward-of-mouth propagation for Mobility Management
～ A study of using CNN model for simulation of ward-of-mouth propagation ～

苫小牧工業高等専門学校 専攻科 ○学生員 和田 脩平 (Shuhei Wada)
苫小牧工業高等専門学校 環境都市工学科 正員 下村 光弘 (Mituhito Shitamura)
苫小牧工業高等専門学校 情報工学科 非会員 原田 恵雨 (Keiu Harada)

1. はじめに

現在, 苫小牧市が抱える都市課題の一つとしては, 路線バスの利用者減少が挙げられる. 路線バスの利用者がさらに減少すれば, 路線バスの衰退につながり, 交通弱者の移動が困難になるため重要な課題の一つである. 路線バスの利用者減少を受けて市はモビリティ・マネジメント(MM)を検討している¹⁾. MM を行うことで過度に自動車に頼る状態から公共交通や徒歩などを含めた多様な交通手段を適度に利用する状態へと少しずつ変わっていくことが期待される. MM の効果的活用に対する課題解決については MM で用いる資料の分かりやすさ, 実施後の評価, 各事例研究など今まで様々なアプローチがあった.

その中でも, 近年の研究より MM はロコミを引き起こすという特徴があり, そのロコミと意識変容には大きな関わりがあるということが分かっている. MM によってバス利用促進を目指すためには様々な課題について検討する必要があるが, 近年得られた特徴であるこのロコミを有効的に利用できれば, より多くの人に MM の施策を周知することができるとも考えられる. そのため本研究ではロコミを効果的に広げていく方法を検討することを目的とする.

2. MM に関する事例・既往研究

ここでは MM の事例, 研究の中でもロコミの発生やその効果が得られているものについて示す.

藤井・谷口らは²⁾ 帯広市のコミュニティバスを対象として MM を行った. その方法は, アンケート式のコミュニケーションであるワンショット TFP と月刊ニューズレターの配布である. その結果から, 定量的な検証により, コミュニティバスの利用頻度がおおよそ 2 倍に増加し MM が公共交通利用促進に対して有効であることを明らかにした. また, 因果構造分析によりバス利用はロコミによって広がり, ワンショット TFP やニューズレターはそのロコミ連鎖を促進させる効果があることも明らかにした.

山澤らは³⁾ 見附市を対象にワンショット TFP を行いその結果からアンケートの各項目に関して因果構造モデルを構築した. 山澤らのアンケートの特徴として, ロコミの有無の項目を有していることが挙げられる. モデル分析から山澤らの研究でもロコミの連鎖は確認でき, コミュニティバスを利用した人や他者へ頻繁にロコミを行う

人は今後の利用意思が高い傾向にあることも明らかになった.

とやまレールライフプロジェクトの例では⁴⁾, ラジオでかしこいクルマの使い方について放送した. また, パンフレットと時刻表を配布し, その上で, もっと電車やバスを使うためにはどうしたらよいかについて自由記入させるアンケートを行った. その結果が表 2.1 である. この事例はロコミの効果が人の交通選択行動に大きく関わることが示されている.

表 2.1 事例における MM と公共交通利用・ロコミの関係

接触項目	アンケート	ラジオ	両方に接触
公共交通で外出	1.5倍	1.5倍	1.73倍
ロコミする割合	20%がロコミ	30%がロコミ	

(アンケート: 約 50%の回答, ラジオ: 7 万人聴取)

3. 研究手法

(1) アプローチ

・シミュレーション

ロコミを効果的に広げるという観点から考察しようとした場合, まずロコミの伝搬の特徴や振る舞いを調べる必要がある. しかし, ロコミの伝搬を調べようとした場合にも様々な課題が存在する. 主に,

- ・社会的実験でロコミ伝搬を観測する方法はコスト面, プライバシーの面から行うことができない.
- ・微分方程式のモデル化も個人個人の相互作用が複雑に入り組んでいるので現実的でない.

という点である.

そこで, その課題のアプローチとして, ロコミ伝搬の様子を表現するためにマルチエージェントシミュレーションを用いる. マルチエージェントシミュレーションはエージェントを系の構成要素とし, エージェント間の相互作用を記述することで系全体の振る舞いをシミュレーションによって解析しようとする試みである. さらにその振る舞いを視覚的に表現することも可能である. 本研究が求めるロコミ伝搬の様子は時間発達し, かつ, 複数のエージェントの相互作用を表現するモデリングが必要になる. 本研究では, それらに適したシミュレーションを行うことのできる NetLogo を用いてロコミの伝搬を表現する.

・観察視点

一般に「良く」伝搬するという表現は広い意味を持つ。したがって、シミュレーションをする前に良く伝搬するということを定義する必要がある。本研究では、施策を広げていくことが重要であると考え、伝搬量が一番多い伝搬をよく伝搬したと定義する。そのためにはネットワーク内で誰が重要であるかシミュレーションを行うこととした。

(2)シミュレーションモデル

口コミ伝搬を表現する方法は SIR モデルを拡張して用いる。SIR モデルとは感染症の流行過程を記述するモデルであり Kermack-McKendrick によって導きだされた⁵⁾。各ノードは S,I,R いずれかの状態を持つ。口コミでは、S を口コミに触れていない状態、I を発信する状態、R を情報発信をやめる状態で SIR モデルを拡張させる。情報の拡散は伝染病の拡散と類似している点が多くみられることから、SIR モデルを拡張した口コミの研究がある。本研究では、NetLogo 内のモデルライブラリーにある Uri Wilensky の SIR モデル⁶⁾を拡張して使用する。今後の発展と研究初期段階のため、拡張として、単純な伝搬方式をとった。

本研究で用いるネットワークについては、CNN モデルを採用した。CNN モデルとは、2003 年に Vazquez,A によって導き出されたモデルである⁷⁾。CNN モデルは現実社会のネットワーク特性である、スケールフリー性、スモールワールド性、クラスター性を持つモデルである。また、このモデルの特徴は潜在リンクを持つことである。各繰り返しステップのなかでそれは確率 μ で顕在リンクになり、現実のネットワーク特性を得ながら成長するネットワークである。CNN モデルを用いることで現実社会に近いネットワーク構造でシミュレーションすることができる。本研究では、CNN モデルを NetLogo でプログラミングによって作成した。その簡単なフローを図 3.1 に示す。またその成長過程のネットワーク図を図 3.2 に示す。

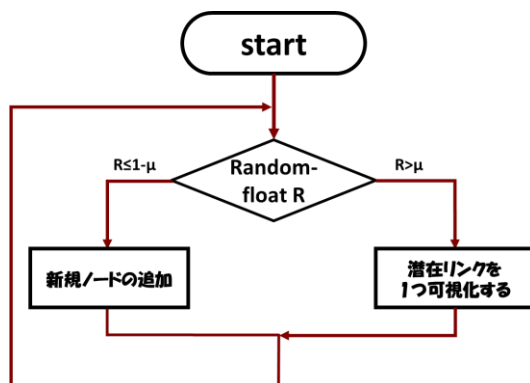


図 3.1 CNN モデルのフロー概要

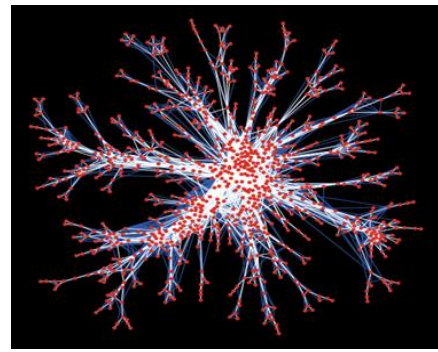


図 3.2 成長過程の CNN モデル

・ネットワーク特性について

上記で挙げたネットワーク特性について述べる。

スケールフリー性：自分とのつながりの数を次数という。現実の知り合いネットワークでは、次数が極端に多い人は少数で、次数が少ない人が多数である。それらの次数がべき乗に分布する。その様な特性はスケールフリー性を持つと呼ぶ。一般に、次数が大きい人をハブという。

スモールワールド性：世界中の社会ネットワークは一見、膨大に見えても、実は少数の人を経由するだけでネットワークの端の人までたどり着けるという特性。世間は狭いという言葉である It's a small world !に由来する。平均最短パス長を計算することでそのネットワークのスモールワールド性の程度を知ることができる。平均最短パス長がノード数に対して対数的に緩やかに増加するとき、スモールワールド性を満たす。

クラスター性：身の回りの知人関係を見るとお互いが知り合いである三角形の形をした関係が多く存在する。その様な特性をクラスター性と呼ぶ。現実世界のネットワークでは三角形の形が多く存在する。クラスター性はネットワークの凝集性を表現している。その指標がクラスタリング係数である。

(3)実験準備

・CNN モデルに関して

CNN モデルを用いて伝搬実験を行う際に CNN モデルのパラメーター設定を行い、シミュレーションに適したネットワークを作成する必要がある。その CNN モデルのパラメーター μ の設定は、Johan Ugander ら⁸⁾の社会ネットワークを調査した結果を参考にした。具体的には Johan Ugander らは FaceBook の膨大な量のネットワークについて、そのクラスター性、スモールワールド性、スケールフリー性などについて調査した。結果からほぼ 9 割のノードが次数 500 未満であることが分かった。次数分布とクラスタリング係数の分布から、友人ネットワーク全体のクラスタリング係数が大体 0.3~0.4 の値にあるとも分かる。その結果を参考として本研究では 1 万回 CNN モデルを作成し、クラスタリング係数が 0.3~0.4 に収まるようにパラメーター設定を行い $\mu=0.61$ とした(図 3.3)。その時のノード数は 1000 とした。クラスタリング係数の算出式も式 3-1、式 3-2 に示す。

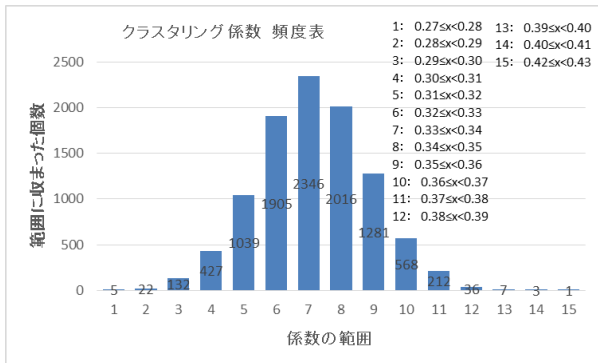


図 3.3 クラスタリング係数の分布

$$C_i = \frac{viを含む三角形の数}{ki(ki-1)/2} \quad \text{式3-1}$$

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} C_i \quad \text{式3-2}$$

ki : vi の次数
 N : ノードの総数
 C_i : vi のクラスタリング係数
 C : ネットワークのクラスタリング係数

本研究では, CNN ネットワーク 3 つに対してシミュレーションを行いその結果をまとめる. その 3 つのネットワークのクラスタリング係数, 平均最短パス長は表 3.1 に示す.

表 3.1 用いたネットワークのデータ

	CNN1	CNN2	CNN3
クラスタリング係数	0.363	0.351	0.322
平均最短パス長	5.806	5.943	5.827

・ SIR モデルの各状態に関して

本研究では Uri Wilensky の SIR モデルを改良した. 各ステップで S, I, R の各状態は, 状態遷移する. 各状態についてそれぞれ示す.

S (情報受信者): 自分とリンクしている I の情報に触れると 30%の確率で I になる. 情報に触れて, I にならない場合 R となる.

I (情報発信者): 自分とリンクされている R 以外のノードに対して 30%の確率で情報を発信できる. また各ステップ 30%の確率で R になる. スタート時, 21 個のノードが I となる.

R (情報非発信者): 情報を受け取った人を意味している. また, 他の人に情報を与えない人を意味する. 一度 R になったノードは他のノードには状態遷移しない.

・ ネットワーク内の重要人物について

誰が重要かをネットワーク内から考えるためには, 複雑ネットワーク理論でネットワーク中心性といった考え方がある. その中でも本研究では, 次数中心性, 近接中心性, 媒介中心性に着目する. 目的としては情報を効果的に広げるということで, 今回のシミュレーションでは, どの中心性が情報を広げる事に有効かを検討した. その方法としては, ネットワークのノードの中心性を計算して, 上位 21 個のノードを I とした. したがって中心性のシミュ

レーションでは初期の I はそれぞれの中心性が高い順の 21 個である.

媒介中心性(betweenness-centrality): 媒介中心性が高いとは, そのノードが様々なノードの最短経路上に存在することを意味する. つまり全最短経路中そのノードを通る割合が大きいノードを意味する. 式 3-3 で算出される.

$$C_B(n_i) = \sum_{j=0}^{N-2} \sum_{k=j+1}^{N-1} \frac{g_{jk}(n_i)}{g_{jk}} \quad \text{式3-3}$$

$C_B(n_i)$: ノード i の媒介中心性
 g_{jk} : ノード j からノード k の最短経路の数
 $g_{jk}(n_i)$: そのうち経路上にノード i を含むものの数 ($i \neq j, k$)

媒介中心性が高い人は, 可能性として, 現実社会では, 様々なコミュニティに属するような人などが挙げられる.

近接中心性(closeness-centrality): 近接中心性が高いとは, あるノードが他のすべてのノードに対してネットワーク的距離が近いことを意味している. 式 3-4 で算出される.

$$C_c(n_i) = \frac{1}{\sum_{j=0}^{N-1} d(n_i, n_j)} \quad \text{式3-4}$$

$C_c(n_i)$: ノード i の近接中心性
 N : ノードの総数
 $d(n_i, n_j)$: ノード i からノード j のネットワーク距離 ($j \neq i$)

近接中心性が低いノードに比べ, 少ないホップ数でネットワークの端のノードと繋がることできる. つまり顔が広いような人を示す. 可能性として, 現実社会では町内会長のような人が挙げられる.

次数中心性(degree-centrality): 次数中心性が高いとは, そのノードが他のノードと多く繋がっているような状況である. ハブのような存在である. 現実では, 知り合いの数が多様な人のことを示す. 中心性の定義としては, その次数の数で表される.

(4) 実験手順

シミュレーションの手順, データ取得, 整理などの手順を示す. シミュレーションは, ランダムにピックアップしたノード 21 個 (1 回目ピックアップしたノードは同じ番号を繰り返し使う), 媒介中心性順 21 個, 近接中心性順 21 個, 次数中心性順 21 個の 4 タイプのシミュレーションをそれぞれ 100 回行う.

Step1 セットアップ: ノード 21 個に対して情報を与える. 1000 個のノード中 21 個のノードが I となりシミュレーションがスタートする.

Step2 シミュレーション: シミュレーションは決定した伝搬方式で行われる. シミュレーション終了までに情報を伝搬させようとしたノード (I の状態のノード) の番号を伝搬過程として記録した. また, ステップごとの S, I, R の量の推移も記録した. (本稿では, 伝搬量ということで R の量に着目している)

Step3 サイクル: 1 回のシミュレーションはネットワーク内から I の状態のノードが消えた場合に終了する. S, I, R の推移, 伝搬過程を取得し, セットアップに戻り, 同様に 100 回繰り返す.

4. シミュレーション結果

本研究ではモデル上で、伝搬シミュレーションを行った。伝搬量の平均値の結果を表 4.1 に示す(総数が 1000 個のノードなので 240 だと 240 個のノードに対して情報が渡ったという意味である)。3 つのネットワークすべてにおいて媒介中心性の高いノードを選ぶと情報の伝搬量が平均的に大きいことが表 4.1 からわかる。日常生活では、知り合いの数が多いと伝搬量も最も大きいという感覚がある。しかし、知り合いが多いからといってその人たちが口コミを行っても伝搬量も最も大きくなるとは限らないことがわかる。

それぞれ、100 回のシミュレーションの中で最も大きい伝搬量を調べたものが表 4.2 である。この結果からも、最も大きい伝搬量を記録したのは、媒介中心性のシミュレーションであった。その他に至ってはネットワークごとに異なった結果を示している。表 4.3 では同様に最小値を示している。中心性の大きなノードはランダムに情報を与えるよりも最小値は大きくなることがわかる。また、この結果を見ても媒介中心性の最小値は 4 つのシミュレーションの中では最大である。

以上の結果から、媒介中心性に注目し口コミを効果的に伝搬させる方法を考察する。媒介中心性の高い人は、現実社会で様々なコミュニティに属する人などが挙げられる。したがって、町内会館で発生する様々なコミュニティに共通する人や、市で開催する催し物にいつもいる人などといった人に対してワークショップなどで情報を与え、協力を要請するなどが方法として挙げられる。

5. おわりに

本研究では、MM の施策を多くの人に周知させるため、情報伝搬に着目した。情報を効果的に広げるという課題に対して現実のネットワーク特性を持つモデルでシミュレーションを行った。その中でも誰が情報を広げるために重要かといった部分をシミュレーションで検討した。

その結果として媒介中心性が大きいノードに情報を与えることで伝搬量が平均的に最も大きくなった。最小値を見ても、ランダムやその他の中心性と比較して大きい値が得られている。媒介中心性は現実では、様々なコミュニティに属するような人を示す。したがって、町内会館などで発生する様々なコミュニティに共通する人などは、情報を広げる可能性がある。そういった人に協力を要請することはネットワーク上有効である可能性がある。また、中心性が高いとネットワーク内で情報を効率よく伝搬する可能性が高くなるので、「広げる」場合はそういった人に協力してもらうことは一つの方法として考えられる。ここまでの実験で、本研究では、伝搬量について着目すると、媒介中心性が重要である可能性があることが分かった。

しかしながら、本研究では、そのノードが良い伝搬をとった情報伝搬メカニズム、伝搬過程などといった細部の検討事項には触れられていない。それらを踏まえ今後は、さらに詳細なネットワークの検討を行い、再度考察を行うことが課題となる。そのメカニズムなどの課題を解決しまとめることで、苫小牧市の地域ネットワーク特性を

表 4.1 伝搬量 (100 回の平均値)

(Average)	CNN1	CNN2	CNN3
random	134.4	176.3	154.3
betweenness	227.4	223.7	230.3
closeness	187.1	186.3	177.9
degree	204.3	180.5	188.3

表 4.2 伝搬量 (100 回の内最大値)

(Max)	CNN1	CNN2	CNN3
random	240	241	220
betweenness	275	274	277
closeness	252	241	229
degree	260	232	235

表 4.3 伝搬量 (100 回の内最小値)

(Min)	CNN1	CNN2	CNN3
random	50	105	83
betweenness	183	187	181
closeness	145	145	153
degree	162	136	148

考慮した場合に発生する問題に対して応用することができる。それらの結果から、現実の MM に適した方法を検討することが今後の課題としてある。

参考文献

- 1) 苫小牧市：第二次苫小牧市地域交通総合連携計画, 2014.
- 2) 谷口綾子, 藤井聡：公共交通利用促進のためのモビリティ・マネジメントの効果分析, 土木学会論文集, pp.89-95, 2006.
- 3) 山澤辰彦, 佐野可寸志, 川端光昭, 土屋哲, 松本晶二：地方中小都市の高齢化を対象としたモビリティ・マネジメントのあり方, 第 28 回土木学会新潟会研究調査発表論文集, pp.284-287, 2010.
- 4) 藤井聡：「モビリティ・マネジメント」(MM)について, <http://www.city.yokohama.lg.jp/toshi/toshiko/mm/pdf-files/20110922shiryo2.pdf> (2015 年現在)。
- 5) W.O.Kermack and A.G.McKendrick: A Contribution to the Mathematical Theory of Epidemics, Proc.Roy.Soc.of London.Series A Vol.115, No.772, Aug.1, 1927.
- 6) Stonedahl.F and Wilensky.U: NetLogo Virus on Network model, 2008.
- 7) Alexei.Vazques: Growing networks with local rules: preferential attachment, clustering hierarchy and degree correlations, Physics Review E 67, 2003.
- 8) Johan Ugander, Brian Karrer, Lars Backstrom, Cameron Marlow : The Anatomy of the Facebook Social Graph, arXiv:1111.4503v1 [cs.SI], 18 Nov 2011.