

個々人の情報伝達行動を考慮した 避難タイミング決定動学モデル

古田 昌弥¹・井料 隆雅²・原 祐輔³・桑原 雅夫⁴

¹学生会員 神戸大学大学院工学研究科市民工学専攻 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1)
E-mail:154t138t@kobe-u.ac.jp

²正会員 神戸大学大学院工学研究科市民工学専攻 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1)
E-mail:iryoy@kobe-u.ac.jp

³正会員 東北大学大学院情報科学研究科 (〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-06)
E-mail:hara@plan.civil.tohoku.ac.jp

⁴正会員 東北大学大学院情報科学研究科 (〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-06)
E-mail:kuwahara@plan.civil.tohoku.ac.jp

避難タイミングは逃げ遅れや避難による渋滞発生を左右する最も重要な要素である。避難タイミングの決定要因として、住民間のコミュニケーションによる情報伝達が重要であることは、複数の災害調査研究で指摘されている。避難行動のモデル化を行う際には、個々の置かれている状況を非集計的に表すことが重要である。一方で、モデルの解析を行うには集計的な表現であることが望ましい。本研究では、住民間の情報伝達を非集計モデルで構築し、そのモデルに **Population Game** の方法論を応用して住民全体の避難行動の動学を集計的に記述するモデルを導出した。提案モデルが非集計的な避難行動を適切に反映できているかを数値的に検証した結果、住民同士の社会ネットワークが完全ネットワークである場合、提案モデルは非集計的な避難行動をよく反映していることがわかった。

Key Words : *evacuation dynamics, population game, social network*

1. はじめに

災害時において人々の避難行動が常に適切に行われているとは限らない。避難タイミングの遅れによる逃げ遅れは災害時における人的被害の主要因であり、過去にも数多くの災害事例で確認されている。また、避難タイミングは避難における交通需要の時間的分布に大きく影響し、結果として避難時の混雑現象に大きなインパクトを与える。そのため、早期の避難を実現するためには避難タイミングが重要となる。

災害時の避難行動については過去の調査・研究が多くの知見を提供している。これらの知見を整理することにより、住民の避難に影響を及ぼす要因を抽出することができる。

梅本¹⁾は1999年の茨城県東海村におけるJCO臨界事故の調査分析を行い、避難要請などの認知手段として「私的ルート、行政ルート、マスコミの順」で住民の避難を促したと指摘した。片田²⁾らは2000年の東海豪雨災害の調査分析を行い、避難勧告や災害情報の取得が住民の避難行動に大きな影響を与えると指摘した。東北地方

太平洋沖地震を教訓とした地震・津波対策に関する専門調査委員会³⁾は、近年の津波避難時の行動・意識に関する調査分析をまとめた。その結果より、「被災経験」は必ずしも避難行動を促進するわけではなく、被災経験の内容によって、避難行動の促進、抑制のどちらにも作用しうることがわかった。田崎⁴⁾らは1986年の伊豆大島における三原山噴火の調査分析を行った結果より、「消防団の人から避難するように指示されたから」「家族や近所の人からすすめられたから」などといった公的・私的パーソナルな影響が避難を促進させた主要因であったと指摘した。また、噴火や地震、それに伴う振動や共鳴が激しかったことによる不安感も避難を促進させた要因と指摘した。以上の過去の災害事例の調査・研究を整理すると、避難タイミングを決定する要因となるものは、避難勧告などの災害情報、災害情報の伝達時間・方法、住民間のコミュニケーション、災害の種類、被災経験、地域・個人特性などが挙げられる。特に、住民間のコミュニケーションの重要性を示す知見は、災害の種類に関わらず多く報告されている。

住民間のコミュニケーションに着目した避難行動に関

する研究の中には、シミュレーション手法の開発を目的とした研究や人間の避難行動をモデル化することを目的とした研究がある。前者の例として、藤岡⁵⁾らは、津波発生時に津波避難エージェントと津波誘導エージェントを用いて、エージェント間の情報交換を表現したマルチエージェントシミュレーションを行った。後者の例として、山田・織田澤⁶⁾は、同質な2主体の住民の災害避難に関する意思決定の相互依存的な関係を不完備情報の動学ゲームとして非集計的に記述したものがある。また、井料⁷⁾らは、「周囲の人とのコミュニケーション」と「災害の体感」に着目し、SIRモデルを応用した集計的な避難行動の動学モデルを作成している。

上述のとおり、既存研究では、避難行動を非集計的にモデル化する方法と集計的にモデル化する方法の双方が提案されているが、これらにはそれぞれ長所と短所がある。非集計的なモデルでは、1人1人の情報伝達行動を明確に記述しているので、個々の行動に起き得る変化（たとえば避難情報の伝達手段やリスクコミュニケーションの改善など）を直接モデルに反映させることができる。集団の動学をいきなり書き下す集計的なモデルでは、個々の住民の行動の変化をモデルにそのまま反映させることはできない。一方、非集計的なモデルでは、住民全体の避難行動のダイナミクス（たとえば、ある時刻までに何人が避難したか）の特性を解析することが難しくなる。集計的なモデルは、一般には、政策的に興味のある集計量の時間進展に関する方程式で記述されるので、そのダイナミクスを解析することは比較的容易である。

非集計的なモデルと集計的なモデルの双方の長所を取り入れるには、非集計的なモデルを構築し、それにある種の極限（一般には、プレイヤーの数が十分大きい場合、とする）を適用し、それから数学的に集計的なモデルを導出する方法が有用である。このような方法は、進化ゲーム理論において、Population Gameという名前でも知られるものに近い⁸⁾。Population Gameでは、個々のプレイヤーが選択する戦略を個々のプレイヤーごとに個別に記述する（＝非集計的な記述）のではなく、各戦略がある時点で何人のプレイヤーに選ばれているか、その人数を記述する（＝集計的な記述）。プレイヤーの人数が十分多ければ、この人数は連続値で書いてもよい。このことはゲームの動学を時間の常微分方程式で記述することを助ける。

本研究では、個々人の住民間のコミュニケーションによる情報伝達を記述する非集計モデルを構築し、そのモデルに、Population Game⁸⁾を参考にした手順を適用して集計的に避難行動のダイナミクスを記述するモデルを導出する。非集計モデルは、山田・織田澤⁶⁾のモデルでも用いられているベイズ学習を用いて構築し、それを常微分方程式で表される集計モデルに数学的に変換する。この変換の際にポイントとなるのは、住民間の情報伝達が

どのような経路を介して行われるかである。すべての住民が互いに直接情報を交換する手段を持っていると定式化することが一番簡単であるが、実際には、この情報伝達は多分に住民間の人間関係に依存する。この人間関係を社会ネットワークとして記述し、集計モデル導出の際にこの構造を近似するための方法を提案する。非集計モデルと集計モデルの双方を数値的に比較し、提案モデルがどの程度非集計的な避難行動を反映できているかを検証する。

2. 個人の避難行動モデル

(1) 既存研究

山田・織田澤⁶⁾で用いられた、ベイズ学習を用いた避難行動モデルを概観する。このモデルでは、1期の初期時点に住民は自治体からの情報と独自に認知したリスク情報を基にして災害生起に関する主観確率をベイズ学習で更新し、更新された災害生起に関する主観確率を用いて1期において「避難するか」か「様子を見るか」の選択を行うとしている。このモデルでは、自治体からの災害情報として災害生起の確率 μ が公表される。また、住民が独自に認知したリスク情報 $S = S_0 + \varepsilon$ は $N(S_0, \sigma^2)$ の正規分布に従う。ベイズ学習は

$$\mu_{i1} = \frac{P(S_i | \theta = 1) \mu}{P(S_i | \theta = 1) \mu + P(S_i | \theta = 0) (1 - \mu)} \quad (1)$$

となる。ここで、 μ_{i1} は住民 i の1期における災害生起に関する主観確率、 S_i は住民 i が独自に認知したリスク情報、 θ は災害の生起である。

(2) 個人の避難行動モデルの提案

提案する個人の避難行動モデルの概要を示す。今、災害リスクに直面している地域の住民を考え、これを単に住民と呼ぶこととする。将来のある時点において住民の現在いる地域が取りうる状態として、安全状態 ($\theta=1$) または危険状態 ($\theta=0$) の2つを考える。安全状態とは、住民が許容できないリスクがない状態のことであり、危険状態とは、住民が許容できないリスクがある状態である。住民は現時点で自らがいる地域の状態が将来においてどちらの状態にあるかを直接観察することはできない。観察の代わりに、自身が避難するか否かの行動を決定するために、個々の住民が将来の状態に対して自分自身の予測を個々に立てるとする。個々の住民が、地域の将来の状態が危険であると考えられる程度を主観確率で記述するとし、その値を $\mu(i, t)$ で示す。ここで i は個々の住民を特定するラベル（整数）、 t は時刻（タイムステップ：整数）である。例えば、 $\mu(i, t) = 0.6$ は、時刻 t において住民

i が地域の将来の状態が確率 0.6 で危険状態であると考えていることを示す。初期時点、すなわち $t=0$ において、すべての住民は $\mu(i, 0)$ としてなんらかの初期値（初期主観確率）を持つ。住民は外生的にかつランダムに与えられる時刻において、他の住民から情報をもらい、その情報を用いてベイズ学習で主観確率を更新する。住民が他の住民からもらう情報には、

- ・ 住民に危険を意識させる情報（危険情報） D
 - ・ 住民に安全を意識させる情報（安全情報） \bar{D}
- の2つがあるとする。住民は、
- ・ 地域の将来の状態の「正解」が安全状態であるときに、他の住民から D および \bar{D} を受け取る確率。
($P(D|\theta=0)$, および, $P(\bar{D}|\theta=0)=1-P(D|\theta=0)$)
 - ・ 地域の将来の状態の「正解」が危険状態であるときに、他の住民から D および \bar{D} を受け取る確率。
($P(D|\theta=1)$, および, $P(\bar{D}|\theta=1)=1-P(D|\theta=1)$)

と定義される条件付確率をそれぞれ知っているとする。これらの確率はモデルのパラメータをなすものであり、必要に応じて調整しながら決定すべきものであるが、今回は仮に表-1 の値を用いることとした。

主観確率を更新するベイズの式は、

$$\mu(i, t+1) = \frac{P(D|\theta=1)\mu(i, t)}{P(D|\theta=1)\mu(i, t) + P(D|\theta=0)(1-\mu(i, t))} \quad (2)$$

$$\mu(i, t+1) = \frac{P(\bar{D}|\theta=1)\mu(i, t)}{P(\bar{D}|\theta=1)\mu(i, t) + P(\bar{D}|\theta=0)(1-\mu(i, t))} \quad (3)$$

となる。時刻 t において住民 i が他の住民から危険情報 D を得たときは、式(2)を用いて主観確率を更新し、他の住民から危険情報以外の情報 \bar{D} を得た時は、式(3)を用いて主観確率を更新する。

住民間での情報伝達のメカニズムを定式化する。ある住民 i は、個別の住民に対して独立に与えられる外生的なタイミング（時刻）に他の住民 j から情報を受け取る。受け取る情報は D または \bar{D} であるが、いずれを受け取るかについては、住民 j の主観確率 $\mu(j, t)$ により決まるとする。このとき、どのような情報がどう渡されるかについては以下の2通りの考え方がある。

1. 確率 $\mu(j, t)$ で D が、確率 $1-\mu(j, t)$ で \bar{D} が渡される。
 2. 確率 $\mu(j, t)$ で D が渡され、確率 $1-\mu(j, t)$ で何も渡されない。
1. の考え方は、住民間では危険情報と安全情報が等しくやり取りされ、結果として、安全情報が危険情報に対

して卓越する可能性があることを考慮している。2. の考え方は、危険情報のみやり取りされ、安全情報は全くやり取りされない（すなわち、安全であると考えてる時には、それを積極的に伝えることはしない）としている。今回はこれらのいずれが現実により近いかについては特に判断せず、後者の考え方を採用することとした。なお、後者の考え方では、各住民の主観確率は単調に増加するので、集計モデルの数学的解析は簡便になる。

以上で提案した個人の避難行動モデルを、時刻 $t=0$ から順次計算することにより、すべての住民の主観確率の時間的な変動を記述することが可能になる。その過程を以下に示す。

- (1) 各住民の初期主観確率 $\mu(i, 0)$ を設定する。
- (2) 時刻 t において情報を受け取る住民 i をランダムに決める。
- (3) 住民 i に情報を与える別の住民 j を決める。
- (4) 住民 j は、自身が持っている主観確率 $\mu(j, t)$ の確率で、住民 i に情報 D を与える。これにより、住民 i は式(2)により主観確率を $\mu(i, t+1)$ に更新する
- (5) t を $t+1$ に更新して(2)に戻る。

この過程は確率過程であるため、実際には、モンテカルロシミュレーションによる数値計算を行うことになる。

3 集団の避難行動モデル

第2章で提案した非集計的な個人の避難行動モデルを、住民全体の避難行動を対象とした集計モデルへ変換する。集計モデルは最終的には連続的な時刻を変数とする常微分方程式によって示される。変換の方法は Hofbauer and Sandholm のもの⁸⁾を用いる。特に、離散量（人数や時刻）で示された差分方程式を、連続量で示した常微分方程式に変換する方法について参考にしていく。

非集計モデルを集計モデルにするには、まずは、各住民が持つ状態量（ここでは主観確率 $\mu(i, t)$ ）がどのような値をとるかを調べ、それによって各住民をどのように分類すればよいかを考えなくてはならない。今、住民たちの持つ主観確率の初期値は等しいとし、それを μ_1 で示そう。住民たちは危険情報 D のみを受け取るか、あるいは何も受け取らない（＝主観確率を更新しない）としている。よって、住民が持ちうる主観確率の値は、 μ_1 か、あるいは、それに式(2)を1回ないし複数回適用することにより得られる値のいずれかである。このことは、式(2)を k 回適用したときの主観確率を μ_k とすれば、住民が持ちうる主観確率の値は、 $\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots$ のように、飛び飛びの値のいずれかの値になることを示す。また、これらの値は k が大きければ大きいほど大きくなること、 k が十分大きければ μ_k は 1 に収束することは、 $P(D|\theta=1)$

表-1 地域の将来の状態における情報の分布

地域の状態 θ	D	\bar{D}
危険=1	0.9	0.1
安全=0	0.4	0.6

が 0.5 より大きければ式(2)より明らかである。このことを考えれば、 k についてあまり大きい値を考えることなく、一定以上の k については μ_k の値は等しいと考えても差し支えないことを示唆する。以下では、考える k の上限を n とし、 n 回を越えてから危険情報 D を受け取っても主観確率は更新されないとする。また、住民の持つ主観確率の状態を表す集合を $p = \{1, \dots, n\}$ とする。

上述の考えを利用すれば、住民がどのような主観確率を持つかの状態を集計的に表現するには、ある時刻において μ_1 から μ_n のそれぞれ的主観確率を取る人数を記述すればよいことになる。この場合、状態は、集合

$$X = \left\{ \mathbf{x} \in R_+^n : \sum_{k \in p} x_k = |N| \right\} \quad (4)$$

の中の点として特定できることになる。ここで、 N は住民の集合であり、 x_k は μ_k を主観確率として持つ住民の人数である。 \mathbf{x} は x_k を成分とするベクトルである。

第 2 章で提案した情報の伝達モデルを集計的に記述することを試みる。提案した非集計モデルのステップ(2)から(4)では、各時刻 t において全住民からランダムに住民 i を 1 人選び、その住民が誰かから情報を受けている。この「誰か」を記述するために、住民 i が情報を受けることが出来る住民の集合（隣人集合）を M_i と定義し、 M_i の中からランダムに（等確率に）1 人だけ住民が選ばれ、その住民が住民 i に情報を与えたとする。このとき、住民 i が危険情報 D をもらう確率は、

$$q(i, t) = \frac{1}{|M_i|} \sum_{m \in M_i} \mu(m, t) \quad (5)$$

となる。これを用いれば、住民 i の主観確率が $\mu(i, t) = \mu_k$ である場合に、時刻 $t+1$ での住民 i の主観確率は、

$$\mu(i, t+1) = \begin{cases} \mu_{k+1} & (\text{with probability } q(i, t)) \\ \mu_k & (\text{with probability } 1 - q(i, t)) \end{cases} \quad (6)$$

と計算できる。ランダムに選んできた住民 i の主観確率が $\mu(i, t) = \mu_k$ である確率は $x_k / |N|$ であるため、ある住民 1 人が時刻 t から $t+1$ の間に μ_k から μ_{k+1} に主観確率を変更する確率は、

$$P(\mathbf{X}^{t+1} = \mathbf{x} + (\mathbf{e}_{k+1} - \mathbf{e}_k) | \mathbf{X}^t = \mathbf{x}) = \frac{x_k}{|N|} \sum_{i \in N_k(t)} q(i, t) \quad (7)$$

となる。ここで、 \mathbf{X}^t は時刻 t における状態を示す確率変数、 \mathbf{e}_k は k 番目の要素のみ 1 の単位ベクトル、 $N_k(t)$ は時刻 t において $\mu(i, t) = \mu_k$ である住民の集合である。式(7)より、時刻 t から $t+1$ にかけての \mathbf{X}^t の変化量の期待値は、

$$E(\mathbf{X}_{t+1} - \mathbf{X}_t | \mathbf{X}_t = \mathbf{x}) = \sum_{k \in p - \{n\}} (\mathbf{e}_{k+1} - \mathbf{e}_k) \frac{x_k}{|N|} \sum_{i \in N_k(t)} q(i, t) \quad (8)$$

と計算できる。ただし、状態 n に属する住民はそれ以上状態を変更しない（ずっと状態 n にとどまる）としてい

るという仮定をここでは適用していることに注意したい。

式(8)はその右辺に個々の住民を特定する変数 i を引き続き含んでいるため、このままでは集計表現として完成してはいない。右辺の変数 i を消すには、 $q(i, t)$ を変数 i に依存しないように書かなくてはならない。式(5)を見れば、 $q(i, t)$ は住民 i の隣人集合に依存していることがわかる。この依存関係を消去する最も簡単なアプローチは、「どの住民の間でも情報が伝達される可能性がある」状況を、住民の数が十分多い時に考えることである。このときは M_i を N で近似でき、式(5)の $q(i, t)$ を

$$q(i, t) = \frac{1}{|N|} \sum_{i \in N} \mu(i, t) = Q(t) \quad (9)$$

と書き直せる。ここで $Q(t)$ は時刻 t における全住民の主観確率の平均値を意味する。これは、

$$\begin{aligned} Q(t) &= \frac{1}{|N|} \sum_{i \in N} \mu(i, t) \\ &= \frac{1}{|N|} (\mu_1 x_1 + \dots + \mu_n x_n) \\ &= \frac{1}{|N|} \sum_{k \in p} \mu_k x_k \end{aligned} \quad (10)$$

と計算できる。これにより、式(8)は

$$E(\mathbf{X}_{t+1} - \mathbf{X}_t | \mathbf{X}_t = \mathbf{x}) = \frac{Q(t)}{|N|} \sum_{k \in p - \{n\}} (\mathbf{e}_{k+1} - \mathbf{e}_k) x_k \quad (11)$$

と書き直せる。式(11)の右辺には個々の住民を特定する変数 i が含まれていない。これによって、隣接する時刻間の状態の差の期待値が集計量のみの式で記述できたことになる。

式(11)から状態変化のダイナミクスを導出するには、まずは、住民の数が十分大きい極限をとり、確率変数 \mathbf{X}^t の期待値周辺の誤差は期待値に比べて十分無視できる状況を考えなくてはならない。そのような状況であれば、 \mathbf{X}^t の期待値を $\mathbf{x}(t)$ とすることにより、式(11)を

$$\mathbf{x}(t+1) - \mathbf{x}(t) = \frac{Q(t)}{|N|} \sum_{k \in p - \{n\}} (\mathbf{e}_{k+1} - \mathbf{e}_k) x_k(t) \quad (12)$$

と差分方程式に書き直すことができる。これを時刻 1 から順次解けば $\mathbf{x}(t)$ の時間進展を計算できる。

時刻 t の刻みを 1 から $1/|N|$ に変更することにより、式(12)を常微分方程式に変形する。これは、式(12)を

$$\mathbf{x}(t+1/|N|) - \mathbf{x}(t) = \frac{Q(t)}{|N|} \sum_{k \in p - \{n\}} (\mathbf{e}_{k+1} - \mathbf{e}_k) x_k(t) \quad (13)$$

に置き換え、 $N \rightarrow \infty$ の極限を取ることにより行う。これによって、

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= \lim_{|N| \rightarrow \infty} \frac{\mathbf{x}(t+1/|N|) - \mathbf{x}(t)}{1/|N|} = Q(t) \begin{pmatrix} -x_1(t) \\ x_2(t) - x_1(t) \\ \vdots \\ x_{n-2}(t) - x_{n-1}(t) \\ x_{n-1}(t) \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{|N|} \sum_{k \in p} \mu_k x_k(t) \begin{pmatrix} -x_1(t) \\ x_2(t) - x_1(t) \\ \vdots \\ x_{n-2}(t) - x_{n-1}(t) \\ x_{n-1}(t) \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (14)$$

という常微分方程式を得る。式(14)の常微分方程式が本研究で提案する避難行動モデルの集計的な表記である。

4 避難行動モデルの評価

第2章で提案した非集計モデルの数値シミュレーション結果と第3章で作成した集計モデルの数値計算結果の比較を行う。非集計モデルの数値シミュレーションにおいては、第3章で仮定した「どの住民の間でも情報が伝達される可能性がある」状況以外に、隣人集合 M_i が住民ごとに異なる場合も含めて計算し、この仮定が結果にどのように影響するかを評価することも行う。

(1) 数値シミュレーション・数値計算の設定

非集計モデルの数値シミュレーションおよび集計モデルの数値計算の双方で用いた設定を説明する。住民の全人口を $|N| = 1000$ 人とする。ベイズ更新の際のパラメータには表1の値をそのまま用いる。もっとも低い主観確率である μ_1 には 0.001 を設定し、 $r=22$ とした。このとき $\mu_{21}=0.99991$ である。最大値である μ_{22} は 1 に近似した。この近似は非集計モデルの計算のときも適用している。図-1 に k と μ_k の関係を図示する。時刻 0 においては、999 人の主観確率を 0.001 とし、1 人の主観確率を 1 とした。この 1 人が、住民に危険情報を始めてもたらず人に対応する。この危険情報がどのように住民間に伝播するかを以下では見る。

(2) 非集計モデルの数値シミュレーションの設定

非集計モデルで数値シミュレーションを行う際には、住民間の隣人集合を明示的に定義しなくてはならない。これは社会ネットワークの構造として表現される。社会ネットワークのノードが住民、リンクがつながり（情報が伝達されるパス）である。1本のリンクで直結されている住民同士が互いの隣人集合に含まれるとする。

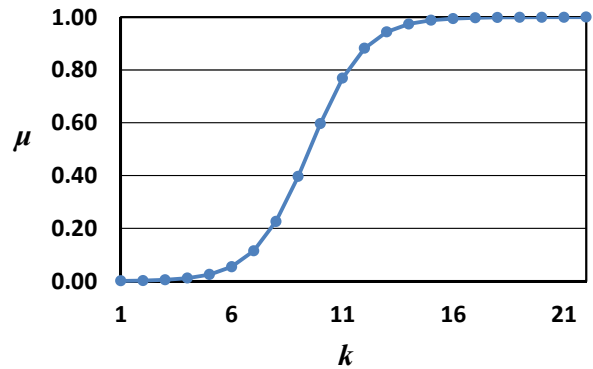


図-1 k と μ_k の関係図

社会ネットワークとしては「完全ネットワーク」「格子ネットワーク」「Small-World Network」の3種類を考える。完全ネットワークは、自分以外の全ての住民が隣人集合に含まれるとするものである（図-2）。これは第3章で仮定した「どの住民の間でも情報が伝達される可能性がある」という仮定と同一である。社会ネットワークの距離をリンクの本数で定義すれば、住民同士の平均距離 L は、当然、1 と計算される。

格子ネットワークは、住民 i は両隣の住民からしか情報を受け取ることにはできないとするものである（図-2）。この社会ネットワーク内の住民同士の平均距離 L は、

$$L = \frac{|N|^2}{4(|N|-1)} \quad (15)$$

となり、住民の人口 $|N|$ の大きさにおおよそ比例する。 $|N|=1000$ の場合であれば $L=250.25$ である。

Small-World Network としては、Watts and Strogatz が提案したアルゴリズム⁹⁾により生成される社会ネットワークを用いる（図-3）。このアルゴリズムは、完全に規則的と完全にランダムな中間のネットワークを簡単な操作で生成できる。アルゴリズムは、 $|N|$ 個の頂点にそれぞれ l 本の枝がある規則的な格子グラフを作成し、その枝をすべて確率 p でランダムにつなぎかえる操作からなる。このアルゴリズムでは、 $p=0$ で格子ネットワーク、 $p=1$ で完全にランダムなグラフを生成する。 p の値を 0 から 1 の間で調節することにより、格子ネットワークで見られる高いクラスター性と、ランダムネットワークで見られるような短い平均距離という2つの特徴を併せ持つネットワークを生成できる。今回は、 $l=4$ とし、 $p=0.01, 0.05, 0.1$ の3種類の設定を用いた。それぞれの設定においてネットワークを4個生成し（すなわち、3種類×4個=12個の社会ネットワークを生成）、それら为数値シミュレーションで用いた。それぞれの p の値で生成した社会ネットワークの平均距離の平均値は、 $p=0.01$ で $L=32.85$ 、 $p=0.05$ で $L=11.42$ 、 $p=0.1$ で $L=8.80$ であった。

(3) 集計モデルの数値計算の設定

式(14)で記述される集計モデルの常微分方程式の数値解を求める。常微分方程式の計算はEuler法で行った。

(4) 数値シミュレーション・数値計算の結果

全住民の主観確率の平均値の時間変化を非集計モデルの数値シミュレーションと集計モデルの数値計算でそれぞれ求めてグラフに描き比較する。非集計モデルの数値シミュレーションについては、各ネットワークの種類において、異なるネットワーク 4 個ごとに 100 回の試行を行って得られた結果を、まとめて 1 枚のグラフに黒い線で重ねて描いている。集計モデルの数値計算の結果は赤線で示した。集計モデルは完全ネットワークを前提としたものしか導出していないので、いずれのグラフにおいても、完全ネットワークを前提としたものを描いている。

完全ネットワークでの結果を図-4 に示す。これを見ると、非集計モデルのシミュレーション結果と集計モデルの計算結果がほぼ一致していることがわかる。本研究で解析的に提案した非集計モデルから集計モデルを導出する計算法が正しく働いていることがわかる。

格子ネットワークでの結果を図-5 に示す。非集計モデルのシミュレーション結果を見ると、集計モデルのものに比べて主観確率の平均値がなだらかに上がっているのがわかる。格子ネットワークでは住民間の平均距離が長く、情報の伝達が一斉にではなく徐々に行われていることが原因と推察できる。

Small-World Network の結果を、つなぎかえの確率 $p = 0.01, 0.05, 0.1$ それぞれについて、図-6 から図-8 に示す。この結果を見ると以下の特徴があることがわかる：

1. 集計モデルの数値計算に比べて、非集計モデルの数値シミュレーションでは、主観確率の平均値が急速に大きくなる時刻がかなり早い。
2. つなぎかえ確率 p の値が大きいほど、主観確率の平均値が急速に大きくなる時刻が早くなり、なおかつ大きくなる速度が速くなる（＝グラフの傾きが急になる）。一方で、 $p = 0.01$ の結果は格子ネットワークのそれに近い。

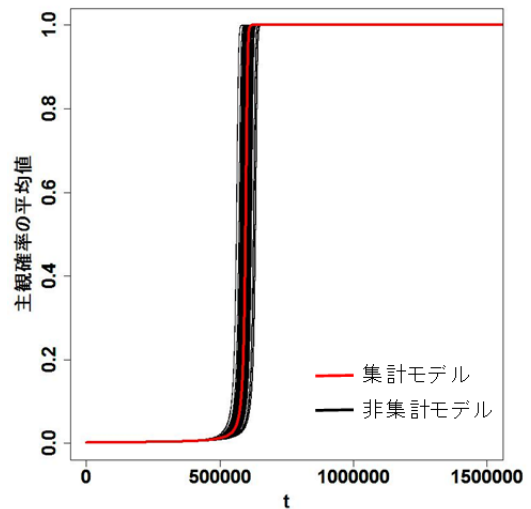


図-4 完全ネットワークのシミュレーション結果と集計モデルの数値計算結果の比較

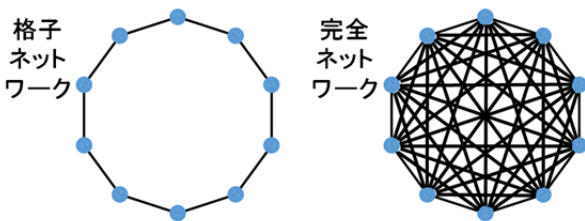


図-2 完全・格子ネットワークの例

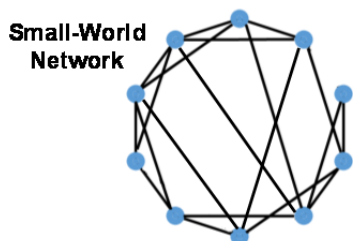


図-3 Small-World Network の例

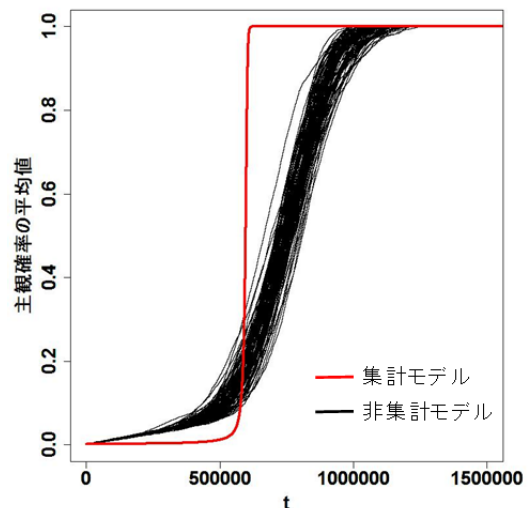


図-5 格子ネットワークのシミュレーション結果と集計モデルの数値計算結果の比較

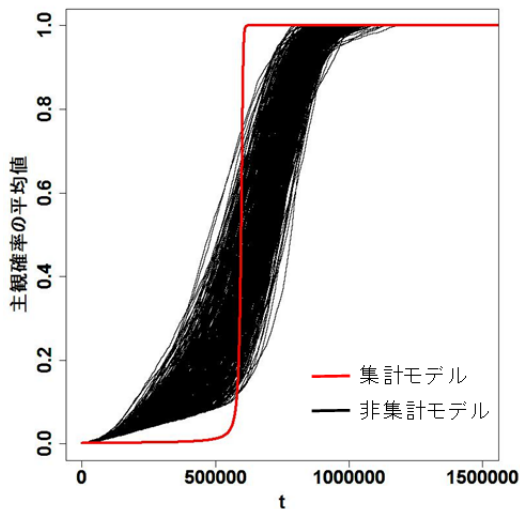


図-6 Small-World Network ($p=0.01$)のシミュレーション結果と集計モデルの数値計算結果の比較

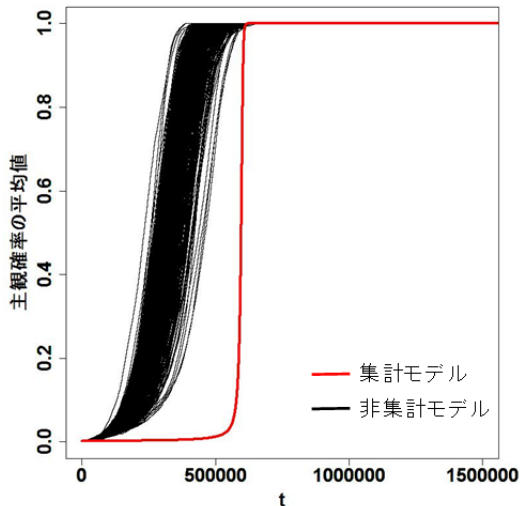


図-7 Small-World Network ($p=0.05$)のシミュレーション結果と集計モデルの数値計算結果の比較

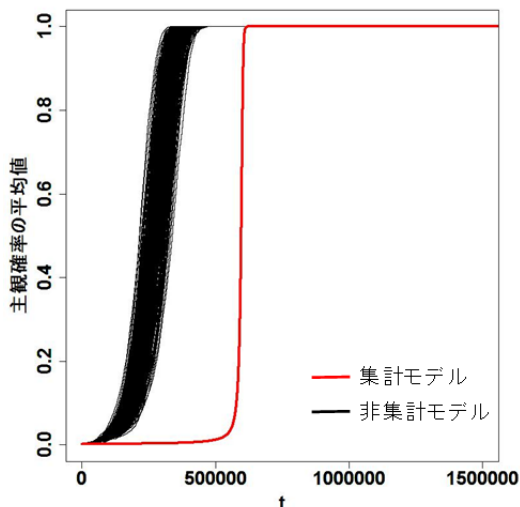


図-8 Small-World Network ($p=0.1$)のシミュレーション結果と集計モデルの数値計算結果の比較

(4) 数値シミュレーション・数値計算の結果の考察

(3)節の結果は以下の2点を示唆する。

1. 完全ネットワークでは集計モデルは非集計モデルの動学的な特徴をよく捉えている。
2. 完全でないネットワーク、すなわち、隣人集合のサイズが小さい（ここでは2ないし4人前後）場合には、非集計モデルにおける主観確率の増加は、集計モデルに比べて、ネットワークの平均距離が短ければ早くなる傾向がある。

このうち後者については、そもそも、集計モデルは完全ネットワークにおける非集計モデルから導出されているので、結果が一致しないこと自体は当然といえば当然であることには注意したい。

一方で、ネットワークの結合が強く、平均距離が1である完全ネットワークに比べて、隣人集合のサイズが小さく、平均距離が1より大きいネットワークの方が、危険情報の伝播が非常に早いという結果は、直感的にいえばやや奇異にも見える。この現象に対して理論的にクリアな説明を与えることは现阶段ではできていないが、その原因の対するいくつかの推測を立てることは可能であろう。たとえば、「隣人集合が小さいということは、常に同じ隣人とコミュニケーションすることになり、その結果、いったん危険情報が入れば隣人同士で一気にそれを増幅しだす」という理由が考えられよう。本研究で仮定したモデルは、2人が危険情報を互いにキャッチボールのように投げあってそれを自発的に増幅するような現象が起こる。この現象が、隣人集合が小さいときに、完全ネットワークに比べて強く見られたということも考えられよう。

4 まとめと今後の課題

本研究では、個々人の住民間のコミュニケーションによる情報伝達を記述する非集計モデルを構築し、そのモデルから集計的に避難行動のダイナミクスを記述するモデルを、住民同士の繋がりを示す社会ネットワークが完全ネットワークである場合について数学的に導出した。提案したモデルが非集計的な避難行動を適切に反映できているかを数値的に検証した。集計モデルを導出した際的前提どおり、もし、社会ネットワークが完全ネットワークであれば、集計モデルの数値計算結果とシミュレーション結果がほぼ一致することが確認できた。このことは、本研究で目指した「集計的なモデルを非集計的なモデルから数学的操作によって導出する」ことが成功したことを意味する。一方、社会ネットワークが完全ネットワークでない場合については、導出した集計モデルでは正しく記述できないことがわかった。これは、社会ネッ

トワークの構造を明示的に考慮した集計化が必要なことと同時に、社会ネットワークの構造がマクロ的な結果に影響しうることを示唆している。

社会ネットワークの構造を明示的に考慮するということは、住民の社会ネットワーク上での異質性を考慮しなくてはならないことを意味する。このことは、本研究で用いた簡単な集計化の手法が適用できないことを意味する。集計化の実現のためには、ネットワーク上での異質性を集計的にあつかう方法論を考える必要がある。

今後の課題を述べる。上述の集計化に関する課題のほかに、情報の伝播モデルそのものを再考する必要性もある。特に、今回は安全を示唆する情報の伝播を完全に無視しているが、これはあまり現実的ではない。危険情報を2人がやりとりするだけで危険であることの主観確率がどんどん上昇するという現象もあまり現実的ではない。現実には、情報にはさまざまな種類があり、それらが重畳することにより将来の災害の危険性についてより正確な予測を試みると考えるべきであろう。本研究では避難行動に伴う情報伝播のメカニズムの変動（たとえば、被災地から避難した人は、避難する前の人とコミュニケーションしづらくなるのが普通である）を考慮していない。また、情報伝播の動学が避難に伴う混雑現象にどう影響するか、という視点の分析も重要であろう。

謝辞：本研究は科学研究費補助金（基盤S：課題番号26220906）の支援によりなされた。

参考文献

- 1) 梅本通考：災害初期の事前避難における住民の意思決定メカニズムに関する研究，筑波大学大学院博士前期課程システム情報工学研究科博士論文，pp.87-104，2006.
- 2) 片田敏孝，児玉真，浅田純作：東海豪雨災害における住民の情報取得と避難行動に関する研究，河川技術論文集，Vol.7，pp.155-160，2001.
- 3) 内閣中央防災会議：東北地方太平洋沖地震を教訓とした地震・津波対策に関する専門調査会（第4回），<www.bousai.go.jp/kaigirep/chousakai/tohokukyokun/4/index.html>，（閲覧日：2015.3.10）
- 4) 田崎篤朗：自然災害の行動科学，福村出版株式会社，pp.76-79，1988.
- 5) 藤岡正樹，石橋健一，梶秀樹，塚越功：マルチエージェント型避難モデルの特性評価，地域安全学会論文集，No.4，pp.57-63，2002.
- 6) 山田昌和，織田澤利守：災害避難時における群集行動形成メカニズムのモデル化とその構成分析，土木計画学研究・講演集，Vol.34，No.77，2006.
- 7) 井料隆雅，辻本晋吾，天野和信：避難タイミング決定行動の数理モデルとその検証，土木学会重点課題シンポジウム，pp.17-20，2013.
- 8) Hofbauer, J. and Sandholm, W.H.: Evolution in games with randomly disturbed payoffs, *Journal of Economic Theory*, Vol. 132, No.1, pp. 47-

69, 2007.

- 9) Watts, D. J., and Strogatz, S. H.: Collective dynamics of 'small-world' networks, *Nature*, Vol. 393, No.6684, pp. 440-442, 1998.