

## 劣通信環境における情報収集とその構造推定への応用

巳波 弘佳<sup>†a)</sup> 藤原 明広<sup>†b)</sup> 下斗米貴之<sup>†\*c)</sup>

Information Gathering in DTN (Delay- and Disruption- Tolerant Network)  
and Its Application for Estimating Map

Hiroyoshi MIWA<sup>†a)</sup>, Akihiro FUJIHARA<sup>†b)</sup>, and Takayuki SHIMOTOMAI<sup>†\*c)</sup>

あらまし 通信インフラが大規模な損傷を受けるような災害時において、安否情報の共有や建物内部・道路の被災情報の共有を行うための現実的な情報流通手段が必要である。本論文では、まず、特に通信が困難で劣悪な通信環境を前提とせざるを得ない建物内において有効な通信方式である蓄積搬送型通信の効率性について述べる。更に、複数の救援者が協力して探知した情報を、蓄積搬送型通信に基づく通信方式によって効率的に共有し、収集された情報を統合して建物内の構造を推定する方法の提案とその適用可能性を示す。

キーワード 劣通信環境, DTN (Delay- and Disruption-Tolerant Network), 情報収集, 構造推定

### 1. ま え が き

ユビキタス社会を実現する研究の進展に伴い、広帯域・低遅延の通信ネットワークの構築が困難若しくは不可能であり、通信の遅延 (Delay) や切断 (Disruption) が頻繁に発生するような劣通信環境において、一定の性能を確保できる情報通信技術の必要性が高まっている。劣通信環境とは、例えば、通信インフラが大規模な損傷を受けるような災害地域、気象観測・地震観測・農作物生育状況調査・動植物生態系調査・水質調査など、通信インフラが存在しない場所における大量のセンサを用いた自然環境情報の収集、また宇宙空間における惑星間通信などが代表的なものである。災害時における現実的な情報流通手段の確立は、国際的にも災害対策の観点からも重要な検討項目である [1]。精度の高い自然環境情報収集については、気象・地震・災害などの予測や生産性向上などへの多大な効果が期待されている。また、NASA の惑星間通信ネットワークプロジェクトにおける深宇宙空間の探査が進行している。我が国でも、2006 年度から情報通信研究

機構 (NICT) において、山間部など広域過疎地域におけるユビキタス通信環境実現を目指した技術開発プロジェクトが実施された [2]。劣通信環境における情報通信技術は、DTN (Delay- and Disruption-Tolerant Networking) と呼ばれ、近年、精力的に研究開発が進められている [3], [4]。これまで、移動体で構成されるアドホックネットワーク、センサとセンシングしたデータを集積するシンクで構成されるワイヤレスセンサネットワークなどの研究も進んでいるが、DTN 技術は、これらの技術と関連して、想定されているより劣悪な通信環境においても、対象に応じて許容可能な性能を確保することを目指す基盤技術である。

本論文では、特に通信インフラが大規模な損傷を受けるような災害時における、建物内部の被災情報の収集・共有のための情報流通技術、及びそれに基づく被災状況推定を行うための技術を扱う。災害時における建物内部においては、通常の通信が不可能であり、本質的に通信が困難で劣悪な通信環境を前提とせざるを得ない。しかし、建物内に残された人々の救援活動を行うためには、救援者や救助ロボットが探査した情報を効率良く収集しかつ共有しなければならない。更に、建物内部の被災情報、特に通過可能な経路マップ (構造) を得ることは、救助活動の遂行のために必要であるが、実際にはこれは容易ではない。それは、建物内部では GPS などを用いることができないため移動経

<sup>†</sup> 関西学院大学理工学部, 三田市

Kwansei Gakuin University, Sanda-shi, 669-1337 Japan

\* 現在, 玉川大学脳科学研究所

a) E-mail: miwa@kwansei.ac.jp

b) E-mail: afujihara@kwansei.ac.jp

c) E-mail: shimotomai@lab.tamagawa.ac.jp

路を正確に取得できないからである。レーザ計測機器などを用いて高精度な位置推定を行うことも可能ではあるが、災害時の救援活動においては、まだロボットに完全に任せることができず人間が行うことが多いため、高度な機器を安定した状態で使用することは現実的ではない。そのため、地磁気センサや加速度センサなどの簡易なセンサのみを用いて、ノイズや誤差が含まれた位置情報の系列しか得られないことを前提にせざるを得ない。そのような情報を統合して構造を推定することは自明ではない。以上から、災害時の建物内部の被災情報の収集・共有及び被災状況推定を行うためには、少なくともこのような劣通信環境において有効に働く DTN 技術と、ノイズが含まれたノード移動情報から構造を推定する技術が必要不可欠である。

本論文では、まず、災害時の建物内部における DTN 技術として蓄積搬送型通信に基づくものを検討し、その適用可能性について調べる。蓄積搬送型通信とは、長距離の通信が困難であって至近距離のノード間でのみ通信が行われる状況において、移動ノードが相互に近づいたときに蓄積した情報を交換・共有することを繰り返すことによって情報を伝搬するという通信方式である。例えば、本論文で扱っているような通信インフラが大規模な損傷を受けるような災害時、被災建物内では電波の到達距離が短く無線 LAN 環境も利用できないため、複数の救援者や救助ロボットが探知した情報の共有・収集には Zigbee や Bluetooth などの至近距離通信を用いる蓄積搬送型通信によらざるを得ない。更に、救援のためのロボットや人間の数は限られているため、それらの間でアドホックネットワーク通信を用いるとしても常に連結性を保つことはできず、必然的に蓄積搬送型通信を用いることになる。ほかに、海洋探査において、水中では電波の到達距離は短いため音波を用いた通信などが検討されているが、それでもなおセンサや探査艇の移動範囲の大きさに比べて通信距離が短い。したがって、多数のノード間では蓄積搬送型通信を用いることになると考えられる。蓄積搬送型通信による情報共有の効率性については、これまで筆者らによって調べられてきた [5]~[7]。そこでの結果は、一般的な  $d$  次元空間において、ノード数が少ない場合は情報収集の効率はあまり良くないが、十分多ければ効率はかなり改善することを示唆している。建物内部の構造（通行可能通路）を対象とする場合、一般的にグラフ構造、特に部分格子グラフと仮定することが妥当と考えられるが、まだほとんど調べら

れておらず効率性は不明であった。したがって、グラフ上の蓄積搬送型通信の効率性について、その特性を明らかにすることによって、適用可能性やその限界を明確にする必要がある。

次に、ノイズが含まれたノード移動情報から構造情報を推定する技術として、本論文では確率的推定法を検討し、その適用可能性を調べる。推定法としては、ロボット制御の分野において Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) が知られている [8]。これは、単数または複数のロボットが建物内の探索を行いつつ、同時に自己位置や詳細な構造の推定を行うことを目的としている。一般的にはソナーセンサやレーザ計測装置など高精度な情報が収集できることを前提としており、比較的小さな誤差の蓄積によるひずみの拡大を抑制して精度の高い詳細な建物内構造を把握することに焦点が置かれている。しかし、探索するノードがロボットではなく人間である場合、そのまま適用することは前述のように困難である。また、被災建物における救助計画を策定するためには、リアルタイムでの自己位置推定よりもむしろ複数の探索者が収集した情報を統合して構造全体を推定することが重要と思われる。この場合、SLAM とは別に、収集された情報から事後に構造を推定する方法が必要となる。そこで本論文では、複数のノードが蓄積搬送型通信を行う際のノード間通信を利用することにより、妥当な構造を確率的に推定する方法を提案し、その適用可能性を調べる。

本論文の構成は以下のとおりである。まず、2. において、蓄積搬送型通信による情報共有過程について述べ、更にグラフ上の情報共有過程に関する理論的な結果について述べる。次に、3. において、蓄積搬送型通信を利用した構造推定について述べる。最後に 4. において、本論文全体のまとめを行う。

## 2. 蓄積搬送型通信による情報共有過程

本章では、まず蓄積搬送型通信による移動センサ間情報共有を扱う数理モデルとして一般の  $d$  次元格子空間内における情報共有過程に関する結果を紹介し、更にグラフ上の情報共有過程に関する結果を述べる。

### 2.1 $d$ 次元格子空間における情報共有過程

$d$  次元格子空間 ( $d$  次元完全格子グラフ) に  $N$  個のセンサが配置されている状況を考える。ただし、すべてのセンサは、初期状態として、互いに相異なる場所にあるものとする。また、各センサはそれぞれ固有の

情報  $\{I_i\}$  ( $1 \leq i \leq N$ ) をもっているとする．各センサは不規則な動きとしてランダムウォークを行い、時刻ステップごとに、近接格子点への移動を繰り返していく．近距離無線通信の効果として、同じ格子点上に来て出合ったセンサ同士は互いのもつ情報をすべて共有して蓄積するものとする．例えば、情報  $\{I_1, I_2\}$  をもったセンサと  $\{I_2, I_3\}$  をもったセンサが出合った際、情報共有を行うことで両者は次には情報  $\{I_1, I_2, I_3\}$  を保持するようになる．また、3 体以上のセンサが出合った場合も、それらの情報集合の和集合を保持するようにする．簡単のため一般性を失うことなく、本モデルにおいては情報は  $N$  種類あり、その数は常に一定とする．

情報共有過程の性能評価尺度として、次の二つの情報収集時間を考える：(1) 少なくとも一つのセンサがすべての情報を収集するまでにかかる時間  $T_1$ ，(2) すべてのセンサがすべての情報を収集するまでにかかる時間  $T_2$ ．

定義から、 $(0 <) T_1 \leq T_2$  である．センサはランダムウォークを行うため、情報収集時間は確率変数として与えられる．そこで、 $T_1, T_2$  の (補累積) 分布関数を次のように定義する．

$$F_1(t) = P(T_1 > t), \quad F_2(t) = P(T_2 > t). \quad (1)$$

これらの分布関数の特性を調べることで、情報共有過程の性能を解析することができる．

## 2.2 情報収集時間分布

格子空間が非有界な場合、 $d = 1, 2$  の分布関数の漸近形は一般的にべき分布的になる [5]．

$$F_1(t; N) \sim t^{-s_1(N)}, \quad F_2(t; N) \sim t^{-s_2(N)}. \quad (2)$$

ただし、 $s_1(N), s_2(N)$  はべき指数である．なお、これらは、移動センサの初期配置に依存しない．実際、センサの初期配置として、一様にランダム配置した場合や、等間隔に並べた場合について調べた結果、漸近的な分布形状には影響がないことが確認できている．

$d = 1$  では、 $s_1(2) = s_2(2) = 1/2$ ， $s_1(3) = 3/4$ ， $1/2 < s_2(3) \simeq 0.65 < 3/4$  となることが理論的に証明できる．また  $d = 1, 2$  においては、 $s_1(N), s_2(N)$  の両方ともセンサ数  $N$  とともに緩やかに増加する．特に  $d = 1$  においては、 $N$  の対数に比例することも分かっている．一方、 $d = 3$  においてはランダムウォークの非再帰性から、センサ同士が無限時間かけても出合えない確率が正であることにより、蓄積搬送通信に

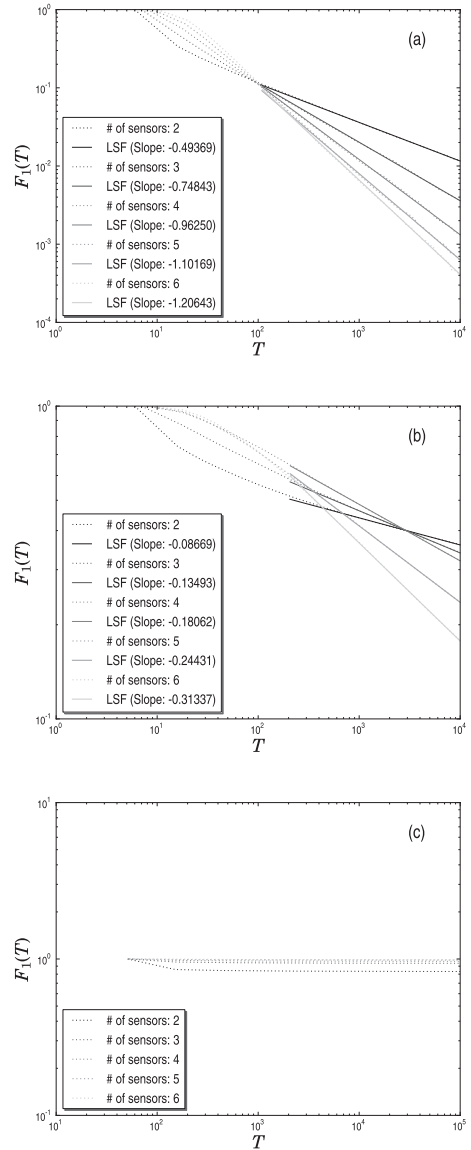


図 1 空間が非有界の場合における分布関数の漸近挙動．  
(a)  $d = 1$ , (b)  $d = 2$ , (c)  $d = 3$

Fig.1 Distribution functions in case of unbounded region. (a)  $d = 1$ , (b)  $d = 2$ , (c)  $d = 3$ .

よる情報共有が本質的に不可能である．図 1 に典型的な分布関数を示す．各センサ数において、シミュレーションによる補累積分布とその最小二乗近似 (LSF) を挙げている．

情報収集時間に関する分布がべき分布であることから、非有界な空間の場合、情報共有に必要な時間が大きくなる可能性は無視し得ない．しかし、次元や二

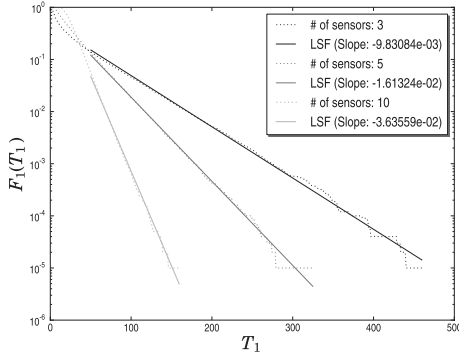


図 2 空間が有界の場合の分布関数の漸近挙動

Fig. 2 Distribution functions in case of bounded region.

次元の空間においては、センサ数が十分多くなるにつれてべき指数が大きくなるため、情報収集の平均時間は有限で抑えられ、更にそれは短くなる。したがって、センサ数によらず情報収集時間が発散する可能性がある三次元空間に比べて効率は良い。水中や陸上などの自然環境情報収集などの目的のために大量の移動可能センサを散布するようなアプリケーションにおいては、散布領域の大きさに比べて通信半径が比較的大きいことが多いが、その場合、二次元空間における情報収集とみなすことができるため、蓄積搬送型通信の利用は有効であるといえる。

一方、格子空間が有界の場合、分布関数は漸近的に指数関数に従う [6]。ここでは簡単のために、サイズ  $L \times L$  の正方格子 (完全格子グラフ) とする。

$$F_i(t; d, N, L) \equiv P(T_i > t), \quad \sim \exp(-t/\tau_i(d, N, L)), \quad (3)$$

( $i = 1, 2$ )。ここで、 $d, N, L$  によって定まる定数  $\tau_i(d, N, L)$  を、情報収集時間の緩和時間という。図 2 に典型的な分布関数を示す。この緩和時間は格子空間の境界が周期境界条件のとき、空間サイズ  $L$  とセンサ数  $N$  に依存して次のように決まる。

$$\tau_i(1, N, L) \simeq 10^{\beta_i(1)} N^{-\alpha_i(1)} L^2, \quad (4)$$

$$\tau_i(2, N, L) \simeq 10^{\beta_i(2)} N^{-\alpha_i(2)} L^2 \log L, \quad (5)$$

$$\tau_i(3, N, L) \simeq 10^{\beta_i(3)} N^{-\alpha_i(3)} L^3, \quad (6)$$

( $i = 1, 2$ )。ただし、 $\alpha, \beta$  は数値計算により、表 1 の値をとることが分かっている。

境界が反射境界条件の場合でも、 $\alpha, \beta$  の値が若干大きくなること以外は、式 (4) ~ (6) の関係性が同様に成

表 1 空間次元  $d = 1, 2, 3$  におけるパラメータ  $\alpha_1(d)$ ,  $\alpha_2(d)$  と  $\beta_1(d)$ ,  $\beta_2(d)$  の値

Table 1  $\alpha_1(d)$ ,  $\alpha_2(d)$ ,  $\beta_1(d)$ , and  $\beta_2(d)$  for  $d = 1, 2, 3$ .

	$d = 1$	$d = 2$	$d = 3$
$\alpha_1(d)$	0.50908	1.25774	1.22105
$\alpha_2(d)$	0.50425	1.15762	1.12479
$\beta_1(d)$	-0.22360	0.20228	0.47379
$\beta_2(d)$	-0.16874	0.22597	0.48616

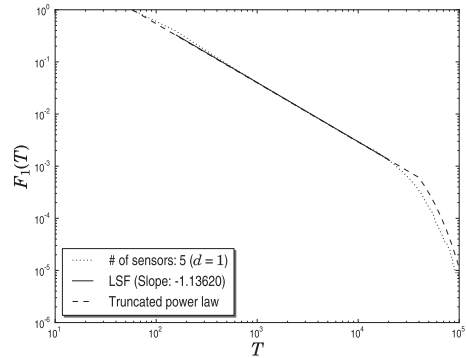


図 3 空間が有界の場合のべき分布と指数分布の共存

Fig. 3 Truncated power-law distribution function in case of bounded region.

立する。

以上から、空間が有界・非有界にかかわらず、センサ数  $N$  の増加に従って情報収集時間は短くなる傾向にあり、空間の有界性が情報収集時間分布の指数減衰に関係する。

なお、空間サイズ  $L$  が十分大きく、境界に達せずに情報収集が達成される時間領域では、空間が非有界の場合と同様にべき分布的に振る舞うため、一般にはべき分布と指数分布の共存が起こる。典型的な例を図 3 に示す。この分布関数全体の形は次式でよく近似できる。

$$F_i(t) = \begin{cases} (t_0/t)^{\alpha_i} & (t_0 \leq) t \leq t_c \\ (t_0/t_c)^{\alpha_i} \exp\left(-\frac{t-t_c}{\tau_i}\right) & t > t_c \end{cases} \quad (7)$$

ただし、 $\alpha_i$  は非有界空間におけるべき指数であり、 $\tau_i$  は有界空間における緩和時間となる。また、べき分布から指数分布に変化する臨界点は  $t_c = \alpha_i \tau_i$  となる。 $t_0$  はある下限値である。

### 2.3 グラフ構造上の情報収集時間分布

建物内や街中など、通行可能な通路が制限されたり障害物がある空間での情報収集を対象とする場合、2.2

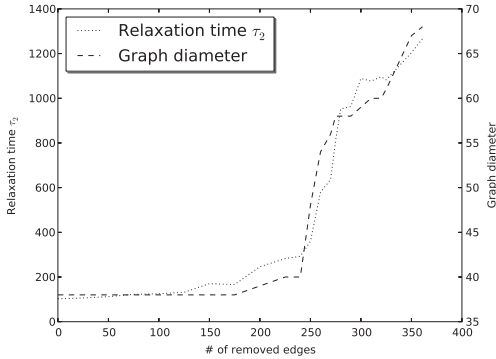


図 4 部分格子グラフにおける除去辺数と緩和時間及び直径の関係

Fig. 4 Relation between the number of removed edges, relaxation time, and diameter in case of partial lattice.

とは異なり、このような空間構造をグラフとして扱う必要がある。本論文では、災害時における建物内部の被災情報の収集・共有を対象としているため、特に部分格子グラフ（完全格子グラフから辺を取り除いて得られるグラフ）をベースとしたグラフ上の情報収集時間の分布関数について考察する。

部分格子グラフの有界性より、分布関数は漸近的に指数分布に従う。そこで、ここでは除去辺数と指数分布の緩和時間の変化を調べる。これは、完全格子グラフからランダムに辺を除去することにより、被災によって通路が通行不可能になることを反映している。

典型的な結果を図 4 に示す。図 4 から、グラフからある辺数以上の辺を取り除くと緩和時間は急激に増加することが分かる。これは、グラフから辺を取り除くことで閉路が減少し木構造に近くなっていくため、直径が増加して移動センサ同士が出会うまでの時間が延びることに加え、連結度が下がって点独立・辺独立な経路数が減少し、移動センサ同士が出会う可能性も減少することが要因と考えられる。図 4 は、特に直径と緩和時間間に強い相関があることを示している。

次に、完全格子グラフにおいて、ランダムに辺を選んで削除し同時にランダムに選んだ点対に辺を付加するという辺の張替 (rewiring) を導入したワッツ-ストロガッツ型グラフを考える。災害時においては、もともとの通路かそうでないかわからず、緊急の通路を作ることがある。ワッツ-ストロガッツ型グラフは、そのような状況を反映しているとみなすことができる。このグラフにおける、辺張替確率と緩和時間及び直径の関係を図 5 に示す。辺張替確率を上げると、離れた

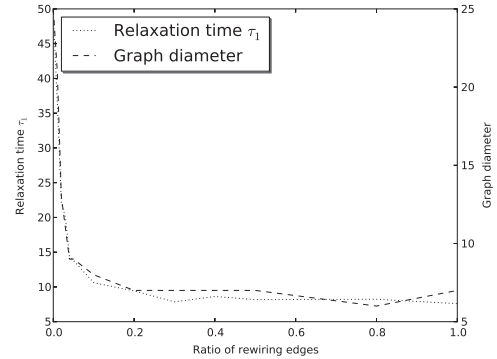


図 5 ワッツ-ストロガッツ型グラフにおける辺張替確率と緩和時間及び直径の関係

Fig. 5 Relation between rewiring probability, relaxation time, and diameter in case of Watts-Strogatz graph.

点同士がつながることでグラフの直径が小さくなり、緩和時間もかなり急激に小さくなる。

図 4、図 5 に共通する性質として、グラフの直径と情報収集時間の緩和時間の間に、グラフの直径が大きくなるほど緩和時間が大きくなるという正の相関がある。

以上の結果から、建物内部における情報収集に蓄積搬送型通信を用いることは、その時間分布が指数的事であることより、効率性の観点から見ても可能であると考えられる。また、建物内部の崩壊の程度が大きく通路の寸断がある程度以上激しくなると、蓄積搬送型通信による情報収集・共有性能が急激に劣化することが分かる。しかし、最遠点間が近くなるような通行可能通路の確保が、性能を大幅に改善させることが期待できる。

### 3. 蓄積搬送型通信を利用した構造推定

この章では、蓄積搬送型通信によって収集されるセンサ情報系列に基づいて被災建物内の通行可能通路構造のトポロジーを推定する方法を提案し、その性能を評価する。

#### 3.1 構造推定法

提案構造推定法は、観測情報としてノード間の通信可否の情報と、方位（地磁気）センサ及び加速度センサの情報を用い、各ノードの各時刻における位置情報についての分布と経路情報を構成することによって、構造を推定するものである。

ここでは、全ノードが経路を移動して得た情報すべてを用いて計算するという状況を前提とした。各ノード

ドが移動中に随時計算することも可能ではあるが、構造全体を推定するためには、複数の探索者が収集した情報を統合して推定の方がよからである。災害現場において、探索者が最終的に被災建物の外の1箇所に集まって情報をノートPCなどに転送し、その上で構造推定を行うことを想定している。

### 3.1.1 確率モデル

本論文における提案構造推定法では、対象とする環境に関して以下の仮定を置く。

- 各ノードは複数のセンサを保有
- センサの観測データを記憶領域に保存
- ノード間はデータ通信が可能であり、各時刻における通信の可否に関する情報を記録
- 各ノードが移動中の位置と進行方向に関する情報は観測不可、ただし初期位置のみ観測可能

これらの仮定のもとで、センサや通信の観測データと、位置と進行方向の非観測状態における値を確率変数としてモデル化する。観測センサとして、各ノードに方位センサと加速度センサを想定し、各時刻における状態に関する情報を得るものとする。得られる情報としては、方位センサの値  $\theta$ 、また加速度センサの値から算出された歩行距離  $w$  とする。なお、加速度センサの観測データから歩行距離を推定する方法については様々なものが提案されており、例えば、加速度の時系列データのスペクトル強度と歩幅との相関を利用して歩行距離を推定するものがある [9]。本研究では、適当な推定方法を用いることで歩行距離  $w$  が得られていることを前提とする。更に、蓄積搬送型通信におけるノード間通信により、各時刻におけるノード間の通信の可否を記録するものとする。これは、ノード間が近づいたときのみ通信が行われることを表している。以上の情報、すなわち、時刻  $t$  におけるノード  $n$  の方位センサの示す角度  $\theta_{tn}$ 、時刻  $t$  から  $t+1$  までのノード  $n$  の歩行距離  $w_{tn}$ 、ノード  $n$  とノード  $m$  間の通信状態  $z_{tmn} \in \{0, 1\}$  を観測可能な確率変数とする。また観測されない内部状態として、時刻  $t$  におけるノード  $n$  の位置を  $x_{tn} = (x_{tn1}, x_{tn2})$ 、進行方向の角度を  $\phi_{tn}$  とする。

位置と進行方向を観測不可能な非観測状態として、以下のようにモデル化を行う。

[非観測状態の遷移モデル]

$$f(\phi_{tm}) = A_\phi \cos^2 2\phi_{tm} \quad (8)$$

$$g(x_{tm}|x_{t-1,m}, \phi_{t-1,m}) = A_x \exp \left[ -\frac{\|x_{tm} - X_{tm}\|^2}{2\sigma_x^2} \right] \quad (9)$$

$$X_{tm} = x_{t-1,m} + w_{t-1,m} \begin{pmatrix} \cos \phi_{t-1,m} \\ \sin \phi_{t-1,m} \end{pmatrix}$$

ここで、 $\sigma_x$  は位置に関する揺らぎであり、 $A_\phi$ 、 $A_x$  は正規化のための係数である。式 (8) は、通路が直交していることを反映して、 $\phi$  が  $\pi/2$  の倍数の周辺の値であることを表し、式 (9) は、位置  $x_{t-1,m}$  から角度  $\phi_{tn}$  方向に  $w_{t-1,m}$  進んだ位置である  $X_{tm}$  の周囲に位置  $x_{tm}$  があることを表している。

式 (8)、(9) を用いて非観測状態  $S$  の遷移確率モデルを

$$P(S_t|S_{t-1}) = \prod_m f(\phi_{tm})g(x_{tm}|x_{t-1,m}, \phi_{t-1,m}) \quad (10)$$

とする。

[観測モデル]

$$h(\theta_{tm}|\phi_{tm}) = A_\theta \exp \left[ -\frac{(\theta_{tm} - \phi_{tm})^2}{2\sigma_\theta^2} \right] \quad (11)$$

$$k(z_{tmn}|x_{tm}, x_{tn}) = \frac{\exp[\frac{1}{\tau}z_{tmn}(d_{tmn} - b)]}{1 + \exp[\frac{1}{\tau}(d_{tmn} - b)]} \quad (12)$$

$$d_{tmn} = |x_{tm} - x_{tn}|$$

ここで、 $\sigma_\theta$  は方位センサの観測揺らぎ、 $\tau$  は通信の可否に関する揺らぎ、 $b$  は通信可能範囲を示している。 $A_\theta$  は正規化係数である。

式 (12) は、ある一定の距離  $b$  以内では 1 に近づき、 $b$  を超えると 0 に近づくような関数である。時刻  $t$  においてノード  $n$  とノード  $m$  が距離  $b$  以内に近づき、通信できた場合は  $z_{tmn} = 1$ 、できなかった場合は  $z_{tmn} = 0$  となる。通信が可能であった場合は互いにある一定の距離以内にいたことを示しているため、通信の可否についての情報を組み込むことによってノード間の距離にかかわる情報を得ることができる。加速度データや方位データのみに基づいたノードの移動経路情報だけでは誤差が蓄積するが、ノード間距離情報を用いることによって誤差の相補的な補正が可能となり、推定の精度が向上することが期待できる。

観測  $D_t$  の確率モデルは式 (11)、(12) を用いて

$$P(D_t|S_t) = \prod_m h(\theta_{tm}|\phi_{tm}) \prod_{n \neq m} k(z_{tmn}|x_{tm}, x_{tn}) \quad (13)$$

```

 $S \leftarrow S^{initial}$ 
for  $step = 0$  to  $Limit$  do
   $index \leftarrow rand$  (random integer value)
   $\delta \leftarrow$  normal distribution ( $\mu = 0, \sigma = 1$ )
   $S'[index] \leftarrow S[index] + \delta$ 
   $r \leftarrow \frac{P(S'|D)}{P(S|D)}$ 
   $R \leftarrow (0, 1)$  (uniform random value)
  if  $r > R$  then
     $S \leftarrow S'$ 
  end if
end for

```

図 6 構造推定のための MCMC アルゴリズム  
Fig. 6 MCMC algorithm for estimating map.

とする。

### 3.1.2 事後確率計算

事後確率は、式 (10), (13) を使って、

$$P(S|D) = \frac{\prod_t P(D_t|S_t)P(S_t|S_{t-1})}{\sum_S \prod_t P(D_t|S_t)P(S_t|S_{t-1})} \quad (14)$$

と書ける。

ここでの事後確率分布は、得られたデータの条件のもとでの位置と進行方向の確率分布である。

一般的に事後確率の計算の際の周辺ゆう度化の計算量は膨大となるため、計算が難しい場合が多い。本論文における確率モデルでも、周辺ゆう度化において、位置の確率変数  $x_{tn}$ 、角度の確率変数  $\phi_{tn}$  が連続量であるため、事後確率の計算を陽に行うことは難しい。これを回避するため、本論文では事後確率の計算のためにマルコフ連鎖モンテカルロ法 (Markov Chain Monte Carlo, MCMC) を用いる。MCMC 法は確率分布関数から逐次的に標本を得るための手法で、ベイジアン統計モデルに関連した分野で事後確率を計算する際によく用いられる。

ここでは MCMC 法の中の一手法であるメトロポリス法を用いる。メトロポリス法は、標本から新たな標本を生成し、それらの間の確率分布関数値の比によって新たな標本を採択するか否か決定することを繰り返す、確率分布を近似的に得るものである。

図 6 に、構造推定のための MCMC アルゴリズムを挙げる。

事後確率分布は、MCMC アルゴリズムを実行した際の標本の集合として近似的に得られる。なお、標本の 1 点は、経路系列情報の

$$S = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1M} \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2M} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{T1} & y_{T2} & \dots & y_{TM} \end{bmatrix}$$

である。ただし、 $y_{tm} = [x_{tm}, \phi_{tm}]$  であり、 $M$  はノード数、 $T$  は観測ステップ数である。

我々の提案推定法は、方位センサの示す角度・歩行距離・ノード間通信の有無について得られたデータを入力とし、その条件のもとで、位置と進行方向の事後確率分布を MCMC アルゴリズムによって推定し、その結果を出力するものである。この結果を描画することによって推定された構造の図が得られる。例えば、提案推定法によって事後確率分布の標本集合が得られるため、領域をセルに分割して各セルに含まれる点  $x_{tm}$  の数をすべての標本にわたってカウントし、その度数の大きさを濃淡で表すことによって構造を描画することができる。

### 3.2 性能評価

構造推定法の性能を評価するために数値実験を行う。そのために、与えられた構造上をノードが移動する擬似データを生成し、それを入力として構造推定を行う。なお、設定した各ノードの経路情報を非観測状態として、観測モデルに従って擬似データを生成した。推定ではこの逆推定を行うことになる。

ここでは、アルゴリズムにおける反復を  $10^6$  回行い、 $10^3$  回ごとに抽出し標本として使用した。なお、このための計算時間は、Intel Core2 Quad 2.83 GHz CPU, 2 GByte Memory の環境のもとでたかだか 5 分程度であった。

推定構造の描画としては、領域をセルに分割して各セルに含まれる点の数をカウントし、その度数の大きさを濃淡で表すものを用いた。

本論文で想定する環境では位置情報は直接は測定されないため、位置情報は方位や移動距離に関するセンサ情報から推定を行っている。そのため、測定誤差の蓄積が起こり、ノードや場所によって確信度が異なるが、推定結果として現れる度数分布においては推定された経路の広がりとして反映される。すなわち、ノード間の情報による確信度が高い位置では揺らぎの幅は狭まり、確信度が低い位置では揺らぎ幅は広くあいまい性は高くなる。

図 8 に、長さ 60 m の直線状の構造において二つのノードが両端から反対方向に移動したとき (図 7) の

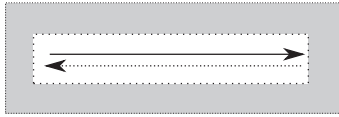


図 7 直線状構造とノード移動経路  
Fig. 7 Line and paths of two nodes.

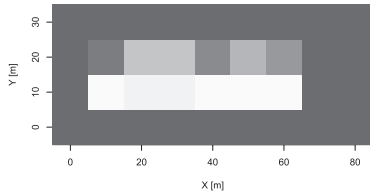


図 8 推定された直線状構造  
Fig. 8 Estimated line structure.

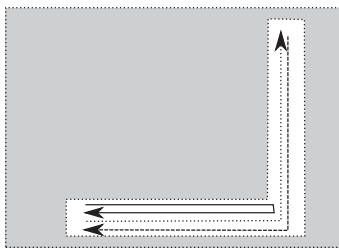


図 9 L字型構造とノード移動経路  
Fig. 9 L-shape and paths of three nodes.

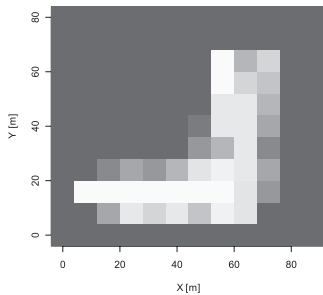


図 10 推定された L 字型構造  
Fig. 10 Estimated L-shape structure.

本推定法による推定構造を挙げる．図 8 から，経路に相当する箇所が直線状になっており，構造が推定できていることが分かる．

次に，60 m の直線上通路二つが直角に連結している，曲がり角のある構造を推定する．三つのノードのうち，二つのノードが両端点を端から端まで反対方向に移動し，残りのノードが端点から曲がり角の位置まで移動する（図 9）．図 10 から，この構造も L 字型として推定できていることが分かる．

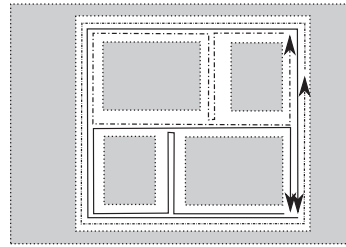


図 11 格子状構造とノード移動経路  
Fig. 11 Lattice and paths of four nodes.

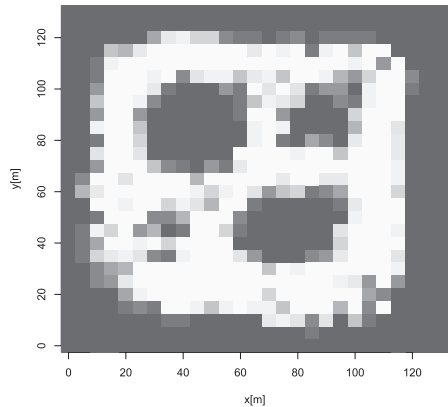


図 12 推定された格子状構造  
Fig. 12 Estimated lattice structure.

建物内に近い構造として，図 11 のように 100m × 100 m の正方領域において，四角の構造で四つの曲がり角があり，内部に通路のある構造を想定した場合の推定結果を示す．図 12 から，この構造についても，通過可能通路の接続構造がもとの構造である図 11 とトポロジー的に同じであり，構造が推定できていることが分かる．

次に，ノード同士が近接したときに行う通信の効果の影響を調べる．加速度データや方位データのみに基づいたノードの移動経路情報だけでは誤差が蓄積するため，推定精度を向上させることは困難である．しかし本論文では，加速度データ・方位データに加え，蓄積搬送型通信の際のノード間通信によるノード同士の通信状態の情報から協動的に経路構造の推定を行うため，誤差の相補的な補正が可能である．この効果を見るために，通信の有無による構造推定性能の違いを調べた．

図 13 では，観測データである方位データに擬似的に振幅  $\sigma = 0, 1.0, 2.0, 3.0$  のガウス雑音を加えて事後確率分布の推定を行い，8 ノードの場合のもとの構造



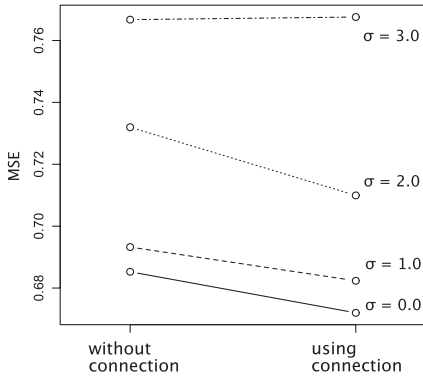


図 13 ノード間通信の効果  
Fig. 13 Effect of communication.

との二乗誤差 (MSE) の平均値をプロットした。なお、位置のずれと拡大縮小を  $\pm 10\%$  考慮してもとの構造との比較を行い、その最小 MSE を推定構造として採用した。図 13 から、 $\sigma = 3$  の場合を除き、通信接続情報のなし (without connection) の場合に比べて、通信接続情報あり (using connection) の推定精度が有意に改善していることが見て取れる。すなわち、複数のノードの協調による情報共有の影響によって誤差が減少し、推定性能が向上している。 $\sigma = 3$  の場合、ここでは 1 ステップの歩行距離 10 m に対して左右それぞれ 3 m 程度の揺らぎであることを意味しているが、今回用いた図 11 のスケールでは、異なる通路の区別が困難になるほどの大きなノイズである。これは、通路構造の解像度を超えるような大きなノイズの場合は、通信接続情報を用いても補正することができないことを示している。

以上の結果から、ノイズが大きすぎない場合は、単一ノードでの計測誤差の蓄積は、複数ノードによるノード間通信によって互いに補正できる効果が認められる。

#### 4. む す び

本論文では、特に、通信インフラが大規模な損傷を受けるような災害時における、建物内部の被災情報の収集・共有のための蓄積搬送型通信の適用可能性について調べ、更にそれに基づいて、被災状況推定に用いることができる構造推定法を提案した。

被災建物内部における蓄積搬送型通信について、本論文ではグラフ上の多ノードランダムウォークによる情報共有過程によってモデル化し、その性能を評価し

た。その結果、情報収集時間の確率分布は指数的であるため効率性の観点から有効であると考えられる。更に、部分格子グラフにおいて辺が欠損する確率の増加とともにその緩和時間は増加すること、ワッツ-ストロガッツ型グラフにおいて辺の張替確率の増加とともに急激に緩和時間が減少することも分かった。この結果は、建物内部の崩壊の程度が大きく通路の寸断がある程度以上激しくなると、蓄積搬送型通信による情報収集・共有性能が急激に劣化するが、最遠点間が近くなるような通行可能通路を確保することにより、性能を大幅に改善させられるということを示唆している。

更に、建物内部の被災状況把握などのための構造推定法を提案した、これは、救援者が簡易なセンサを携帯し、蓄積搬送型通信におけるノード間通信によって救援者が相互に協調することにより、ノイズが含まれたセンサ情報からトポロジー構造を推定するものである。簡易な構造に対して推定性能を評価し、トポロジー構造が正しく推定できることを示した。また、提案構造推定法に導入したノード間通信による協調効果により、ノイズが大きすぎない場合は、トポロジー構造の推定性能を向上できることを示した。

以上の結果は、被災の程度が激しくない場合には提案構造推定法が有効であり、さもなければ近道となり得る通行可能通路の確保を行ってから提案方法によって推定することが有効であると示唆している。

ノイズのある情報から構造推定を行うことは容易ではなく、近年注目を集めている重要な研究対象である。蓄積搬送型通信の高度化とともに、これ以外の手段も適切に取り入れることによって、現実的な規模のものに適用可能な、より精度の高い構造推定法を確立することが今後の課題である。

謝辞 本研究における一部の数値実験において、関西学院大学の藤井崇英氏と古江和宏氏に御協力頂いたことに感謝を表す。本研究の一部は、日本学術振興会における科学研究費補助金基盤 (C) (課題番号 20500080) の支援を受けている。ここに記して謝意を表す。

#### 文 献

- [1] International Strategy for Disaster Reduction, <http://www.unisdr.org/>
- [2] NICT, ユニバーサルアクセスのための仮想アクセス環境技術の研究概要, [http://kyushu.nict.go.jp/2\\_gaiyo2.html](http://kyushu.nict.go.jp/2_gaiyo2.html)
- [3] F. Warthman and Associates, Delay-Tolerant Networks (DTNs): A Tutorial, [http://www.ipnsig.org/reports/DTN\\_Tutorial11.pdf](http://www.ipnsig.org/reports/DTN_Tutorial11.pdf)
- [4] S. Farrell and V. Cahill, Delay- and Disruption-

Tolerant Networking, Artech House, 2006.

- [5] A. Fujihara and H. Miwa, "Efficiency Analysis on an Information-sharing process with randomly-moving mobile sensors," Proc. SAINT 2008 WS HEUNET 2008, pp.241-244, Turku, Finland, July 2008.
- [6] A. Fujihara and H. Miwa, "Relaxation times of information collections in an epidemically information-sharing process with randomly moving sensors on bounded space," Proc. International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems (INCoS2009), Second International Workshop on Information Network Design (WIND'09), Barcelona, Spain, Nov. 2009.
- [7] 藤原明広, 巴波弘佳, "ランダムウォークの数理に学ぶ: DTN (Delay-and Disruption-Tolerant Network) における移動体無線通信と情報収集時間分布," 信学誌, vol.91, no.10, pp.881-885, Oct. 2008.
- [8] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, Probabilistic robotics, MIT Press, 2006.
- [9] 鶴沼宗利, 倉田謙一郎, 外山敦也, 堀江 武, "人の歩行動作認識技術を応用した自律的位置検出手法," 信学論 (A), vol.J87-A, no.1, pp.78-86, Jan. 2004.

(平成 22 年 3 月 2 日受付, 5 月 22 日再受付)



下斗米貴之 (正員)

平 15 北海道大学大学院工学研究科博士課程了。博士(工学)。同年北海道大工学研究科産官学連携研究員。平 16 国立身体障害者リハビリテーションセンター研究所流動研究員。平 19 関西学院大学理工学部情報科学科契約助手。平 22 玉川大学脳科学研究所研究員。現在, 同大学で統計分析, ロボットの研究に従事。



巴波 弘佳 (正員)

平 4 東大・理・数学卒。同年 NTT 入社。以来, 通信ネットワーク設計・制御・性能評価, 及びグラフ理論・最適化理論とその応用に関する研究開発に従事。平 14 関西学院大学理工学部情報科学科専任講師, 現在同大学准教授。平 12 京都大博士(情報学)。平 9 回路とシステム軽井沢ワークショップ奨励賞受賞。



藤原 明広 (正員)

平 18 横浜市立大学大学院総合理学研究科博士課程了。博士(理学)。平 18 横浜市立大学国際総合科学科共同研究員。平 19 関西学院大学大学院理工学研究科博士研究員。現在, 同大学で複雑ネットワーク, DTN の研究に従事。