

# 大規模災害環境における閉塞予測を利用した経路検索の検討

米田慎吾<sup>†</sup>, 梶川嘉延<sup>†, ††</sup>, 野村康雄<sup>†</sup>

関西大学工学部電子工学科<sup>†</sup>, 関西大学学術フロンティアセンター<sup>††</sup>

## 1. はじめに

大規模災害において人命救助活動に関わる経路検索は、基本的で且つ、重要なことである。しかし、従来の経路検索手法は、環境が既知であることを前提としており、大規模災害のように一部の経路が閉塞し、そのことが未知である環境での使用は困難であった。そこで、本研究では、ベイズの定理から、様々な災害環境での経路の閉塞幅を用いて統計的に閉塞しにくい経路を見つけ、それを優先的に選択することにより図1のように閉塞を観測することなく迂回を行うアルゴリズムを提案する。そして、その有効性を RoboCup-Rescue Simulation(以降 RCRS とする)を用いて検討する。

## 2. RCRS

後に述べる提案手法の有効性の確認に、大規模災害における人命救助活動を取り扱っている RCRS を使用する[1]。RCRS は、統計的、学術的観点から災害での被害を再現するシミュレーションシステムである。このシミュレーションシステムを用いることで本手法の災害環境に対する有効性を示す。

## 3. ベイズ学習

まず、ベイズ学習についての説明を行う。未知の値を仮に確率変数とみなして、未知の値の確信度を、確率密度分布を用いて表現する。そして、データ  $X$  を観測する前に未知の値が取るであろう値の確率  $p(\theta)$  を事前確率として表現し、データが観測された後に未知の値が取るであろう値の確率密度分布(事後確率密度分布)  $p(\theta | X)$  を推定する。一般にデータが観測される前には未知の値がどのような値を取るかに関する情報が得られないので、未知の値のとり得るであろう値の確率密度分布は広がった分布となる。データが観測されると事後確率密度分布  $p(\theta | X)$  は、データと整合性の良い未知の値ほど大きな値を持つ

<sup>†</sup>「A Study on a Route Search Technique Using Block Prediction in Disaster Environment」

<sup>†</sup>「Shingo YONEDA, Yoshinobu KAJIKAWA, Yasuo NOMURA · Department of Electronics, Faculty of Engineering, Kansai University」

<sup>††</sup>「Yoshinobu KAJIKAWA, Frontier Science Center, Kansai University」

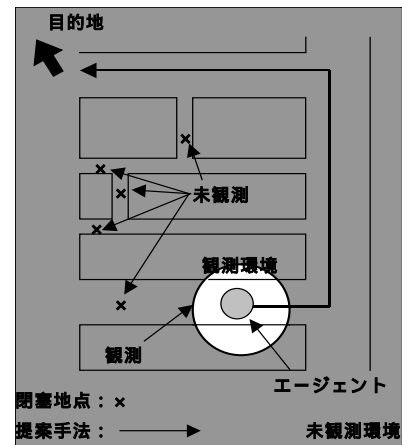


図1 エージェントの選ぶ経路

ような分布になる。このような確率分布が先鋭化される現象をベイズ学習という[2]-[3]。式(1)にこの学習の基礎となるベイズの定理を示す。

$$p(\theta | X) = \frac{p(X | \theta) \times p(\theta)}{p(X)} \dots (1)$$

$p(X | \theta)$ : 尤度       $p(X)$ : データを観測する確率

## 4. 提案手法

### 4.1 内部モデルの作成

本手法で利用する内部モデルとはベイズ学習によって得られるデータを基にする統計的データである。なお、ベイズ学習においては、震度をマップ全体で一様とし、エージェントの初期配置を8種類用意し、全ての震度で学習を行った。

本手法では、まず、式(1)において震度  $X$  を観測することにより閉塞幅  $\theta$  を推定する事後確率密度分布  $p(\theta | X)$  を作成する。さらに、事後確率密度分布  $p(\theta | X)$  で得られた予測閉塞幅と環境中の各道路から、式(2)を満たす最大震度(以降耐震度数とする)を計算する。

$$\frac{W(Road)}{L(Road)} > W(Road) - B(Road, Shindo) \dots (2)$$

なお、式(2)の  $W(Road)$  は道路  $Road$  の道幅、 $L(Road)$  は道路  $Road$  の全車線数、 $B(Road, Shindo)$  は道路  $Road$  が震度  $Shindo$  の時に予測される閉塞幅を表す。

本手法は、この統計的データを内部モデルとして利用して経路検索を行う。

#### 4.2 内部モデルを用いた経路検索手法

本手法は，エージェントにあらかじめ学習した内部データを持たせ，内部データによる耐震度数から探索した経路を評価し，コストを変更する手法である．本手法の詳しい説明を以下で行う．

今，経路検索手法によって検索されたスタートからゴールまで辿り着く経路が  $N$  個存在したとする．その  $N$  個の経路候補の中の  $n$  番目の経路を  $\overline{Route}_n$  とする．さらに，その経路のコストを  $C_n$  とし，その経路が  $J$  個の要素(道路)を持つとき，その経路の始点から  $j$  番目の要素を  $\overline{Route}_n(j)$  とする．本手法は， $N$  個の経路候補全てのコストで式(3)を計算し，コストの変更を行うものである．

$$C_n' = C_n \times \left(1 - \frac{I_n}{\max I}\right) \dots (3)$$

$C_n$  :  $n$  番目の経路のコスト  
 $\max I$  : 耐震度数の最大値

なお，式(3)中の  $I_n$  とは，式(4)で表される  $n$  番目の経路を構成する全ての要素の耐震度数の平均値である．

$$I_n = \sum_{j=0}^J \frac{I(\overline{Route}_n(j))}{J} \dots (4)$$

$I(\text{element})$  : 要素  $\text{element}$  の耐震度数

本手法は，この更新された  $C_n'$  が最小の経路を最適経路として選択する手法である．

#### 5. シミュレーション

本手法の有効性を検討するため，RCRS のシミュレーションシステムを用いる．エージェント 1 体と目的地をランダムに配置し，その目的地の到着時刻を評価値とする．検証した状況を以下に上げ，その結果を表 1 に示す．

- (A) ランダムに初期位置と目的地を設定
- (B) (A)の初期配置で災害状況を変更
- (C) (A)の災害状況で初期配置を変更
- (D) (A)とはまったくことなった状況

検証する状況をこの 4 種類にした理由は，この経路検索手法がエージェントの初期配置に依存しないこと，さらに，災害の状況に依存しないことを示すためである．

結果は，シミュレーションのランダム性を除去するため，3 回シミュレーションを行った評価値の平均値である．選択した災害状況は，全ての経路の 5~7 割程度閉塞する状況を用いた．さ

表 1 シミュレーション結果

| 状況<br>パターン | 提案手法<br>到着時刻<br>(分/ターン) | 従来手法<br>到着時刻<br>(分/ターン) |
|------------|-------------------------|-------------------------|
| A          | 10                      | 13                      |
| B          | 10                      | 14                      |
| C          | 7                       | 15                      |
| D          | 7                       | 15                      |

らに，提案手法と従来手法は，同じ経路検索アルゴリズム A\*法を用いた．

#### 6. 結果と考察

表 1 から提案手法によって，全ての状況において改善がなされた．状況 A と B からこの経路検索器は，最も閉塞しにくい道路で経路を作成するため，災害が起こることによって生じる影響が少ないことがわかる．さらに，状況 A と C から，この経路検索器は初期位置を変更しても有効であることがわかる．また状況 C, D のように飛躍的に改善した理由としては，この状況が初期位置から目的地までの有効な経路が少ない状況であったためと考えられる．このような状況の場合，この経路検索手法は，図 1 のような行動を選択するため飛躍的な改善が得られた．

#### 7. まとめ

本研究では，ベイズ学習で得られたデータを基に耐震度数を計算し，それを経路の信頼度として経路検索を行う手法を提案した．シミュレーション結果から，本研究の有効性と地震状況，初期位置に対するロバスト性が確認できた．本手法は，内部モデルのデータを変更することによって経路に含まれる様々な要素を回避することができる手法である．そのため，今後の課題としては，様々な環境に本手法を適用させ，更なる有効性の検証が挙げられる．

#### 参考文献

- [1] RoboCup Rescue Official Web page,  
[URL:http://www.r.cs.kobe-u.ac.jp/robocup-rescue/index.html](http://www.r.cs.kobe-u.ac.jp/robocup-rescue/index.html)
- [2] 繁榊算雄，ベイズ統計学入門，東京大学出版，東京，1985．
- [3] 未松伸朗，林朗，李仕剛，“部分観測環境での強化学習へのモデルベースアプローチ:可変長記憶モデルのベイズ学習”，人工知能学会誌，Vol. 13, No. 3, pp. 404-413, May 1998.