

# 実被害情報を活用した水道管被害箇所オンライン再推定

## Online Updating Prediction of Damaged Parts via Utilizing on-the spot Reports

齋竹良介 荒井幸代  
Ryosuke Saitake Sachiyo Arai

千葉大学大学院工学研究科  
Graduate School of Engineering, Chiba University

When an earthquake occurs, water pipes are damaged. Prediction of water pipe damages is important, because it is difficult to find water pipe damages visually. In this study, we propose an online prediction of damaged parts on the water pipes with the updating information after the earthquake. Specifically, we applied the network density of the pipes to combine the additional information with the current prediction to make a renewal prediction based on the support vector machine. We show the effectiveness of our proposed method where each prediction is improved incrementally.

### 1. はじめに

地震によるライフラインの被害は迅速な復旧が求められる。迅速な復旧は、被害箇所を正確に推定することが要請される。本研究では水道管の被害推定を対象とする。既存の被害推定法は、各メッシュごとに、その被害の深刻さがスカラー値で与えられるため、現場での理解が容易であることから広く用いられている。しかし、近年のライフラインネットワークの複雑化から、メッシュ単位でのスカラー値による推定の限界とともに、被害発生時の情報を活用する必要性が指摘されている。

そこで本研究では、推定精度を上げることを目的として、二つの利用可能な要素を導入した推定法を提案する。一つは、メッシュ単位での被害の有無ではなく水道管の接続関係を考慮すること、もう一つは、災害後、時々刻々と明らかになる情報を用いることである。提案法の特徴はスカラー値で被害度を与えるのではなく、被害の有無がパターンとして分類されること、および、推定を更新する度に確実に推定精度が向上する点である。パターン認識には代表的統計的学習法であるサポートベクターマシン（以下 SVM）を用い、再推定においてはネットワークからコミュニティを抽出する方法を応用し、水道管ネットワークの接続関係を考慮する。提案法の有用性は東日本大震災時の仙台市といわき市のデータを用いた計算機実験によって示している。

以下、2章では問題設定を説明し、3章で SVM を用いた水道管被害推定を提案する。4章では提案法で用いるコミュニティ抽出を説明し、5章でコミュニティ抽出を用いた再推定を提案する。6章で実験結果を示し、7章で結論と今後の予定を述べる。

### 2. 問題設定

#### 2.1 対象データ

東北地方太平洋沖地震での仙台市といわき市の GIS データを用いる。図 1 は仙台市の GIS データの例であり、水色の線が水道管を表している。

データは水道管路、被害位置、各種属性から成り、250m メッシュで区切られている。本研究はメッシュ内に被害箇所が一つ

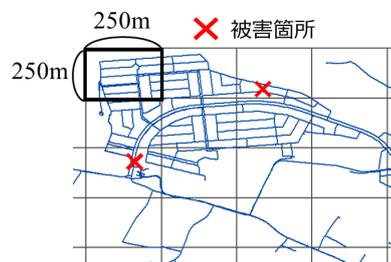


図 1: 仙台市における GIS データ

表 1: GIS データにおける水道管被害有無の内訳

	被害有	被害無	合計
仙台	307	4670	4977
いわき	313	4051	4364
合計	620	8721	9341

以上ある場合を被害有、それ以外を被害無とし、メッシュに対する被害の有無を推定する。両市の GIS データにおける水道管被害有無の内訳を表 1 に示す。表 1 より、被害有件数に対して被害無件数が多いことが分かる。また、本論文において地震発生後、時々刻々と明らかになる情報を「実被害情報」と呼び、メッシュに対する被害の有無に関する情報とする。

#### 2.2 関連研究

既存の水道管被害予測 [水道技術研 13] で用いられる被害率  $R_m(v)$ [件/km] の推定式を式 (1) に示す。

$$R_m(v) = C_p \cdot C_d \cdot C_g \cdot R(v) \quad (1)$$

ここで、 $C_p$  は管種・継手補正係数、 $C_d$  は口径補正係数、 $C_g$  は微地形補正係数、 $v$ [cm/s] は地震動の地表面最大速度  $15 \leq v \leq 120$  である。 $R(v)$ [件/km] は、標準被害率と呼ばれ、式 (2) で表される。

$$R(v) = 9.92 \times 10^{-3} \times (v - 15)^{1.14} \quad (2)$$

連絡先: 齋竹良介, 千葉大学大学院工学研究科, 千葉市稲毛区弥生町 1-33, saitake0116@gmail.com

表 2: 水道管の属性と属性値

属性	属性値
管種	10 種類
口径	25 種類
地形	24 種類
地震最大速度	16 - 89[cm/s] を 1[cm/s] ごとに離散化した 74 種類
被害	被害有/無の 2 種類

標準被害率は、標準的な管路が一般的な条件で埋設されている場合の被害率を表す。この手法は、標準的な管路の被害率である標準被害率に各種補正係数をかけて、その「管種・継手」「口径」「地形」の条件を満たした管路の被害率 [件/km] を算出する。

式 (1) は新潟県中越地震、能登半島地震、新潟県中越沖地震および東北地方太平洋沖地震の水道管被害のデータに基づいている。補正係数はクロス集計と、回帰分析を用いて決定し、標準被害率は式 (3) に示すモデルを用いて重回帰分析によって算出されている。

$$R(v) = c \cdot (v - A)^b \quad (3)$$

ここで、 $c, b$  はフィッティングのための変数である。また、 $A$  は被害が発生し始める地震動の地表面最大速度を示す。

この手法は、地震直後の水道管復旧を目的とした推定というよりも、水道管設置時の地震対策を目的としているため、実被害情報を導入して推定値を更新する枠組みになっていない。

そこで、本研究は、推定精度の向上のために二つの提案を行う。一つは SVM の水道管被害箇所推定への適用である。もう一つは水道管路をネットワークとみなし、実被害情報が得られたノードを中心としたコミュニティ抽出を行う被害再推定の提案である。

### 3. SVM を用いた水道管被害推定

水道管の属性を決定し、SVM を水道管被害推定に適用する。また、本研究で用いるデータは不均衡データであるため、その対処法についても説明する。なお、以後はこの推定手法を、地震発生前の推定という意味で、事前推定と呼ぶ。

#### 3.1 水道管の属性

事前推定で用いる水道管の属性を表 2 に示す。

データが管ごとに決められている「管種」「口径」は、メッシュ単位で扱えるようにするために、メッシュ内で管の延長が最も長い管種を「管種」とし、メッシュ内における口径の平均を「口径」とした。ここで、本研究では「管種」を用いているのに対して、既存手法では「管種・継手」を用いている。「管種」は単にダクタイル鋳鉄管やポリ塩化ビニル管といった水道管の種類であるのに対して、「管種・継手」は管種だけではなく継手も考慮したデータとなっており、より詳細なデータである。

つまり、提案手法は「管種・口径」ではなく「管種」を用いていることから、既存手法より粗い情報で推定を行う。

#### 3.2 不均衡データの扱い

水道管の被害データは正例負例に偏りのある不均衡データである。不均衡データをそのまま分類器にかけると割合の小さいほうのラベルが無視される結果となるため、本研究はランダ

ムアンダーサンプリングを用いて負例のサンプル数を減らし、正例と負例のサンプル数を調整する。

以上のデータを SVM の入力とし、メッシュに対して被害の有無を出力する。

## 4. 任意ノードのコミュニティ抽出

5 章の提案法で用いるコミュニティ抽出法について説明する。提案法ではコミュニティ濃度に基づいて任意ノードからコミュニティを抽出する CDB 法 [高橋 09] を用いる。この手法は他のコミュニティ抽出法と比べ、任意ノードを中心としたコミュニティを抽出できるという利点がある。

### 4.1 コミュニティの定式化

[高橋 09] はコミュニティを「部分グラフ内の連結の度合いが部分グラフとその外部との連結の度合いよりも密である部分グラフ」と捉え、以下のように定式化する。

ネットワーク  $G = (V, E)$  におけるノード集合  $V$  の部分集合  $V_s \subseteq V$  を考える。ノード集合  $V$  の部分集合  $V_s$  によって構成される部分グラフ  $G_s = (V_s, E_s)$  が、以下の 2 つの条件を満たすとき  $G_s$  をコミュニティと呼ぶ

条件 1. 部分グラフ  $G_s$  は連結である。

条件 2.  $k_{G_s} > k'_{G_s}$

$k_{G_s}$ : 部分グラフ  $G_s$  内のノードの平均次数  
(コミュニティ内リンク密度)

$k'_{G_s}$ : グラフ  $G' = (V_s, E \setminus E_s)$  におけるノード  $v_s \in V_s$  の平均次数 (コミュニティの境界リンク密度)

### 4.2 コミュニティ濃度

2・1 で示したコミュニティの条件に基づいた評価尺度を示す。この評価尺度はつながりの強弱を示すことから、以下ではコミュニティ濃度  $Cd$  と呼び、式 (4) で表す。

$$\begin{aligned} Cd &= \frac{k_{G_s}}{k'_{G_s}} \\ &= \frac{|E_s| \times 2}{|V_s|} \bigg/ \frac{(\text{境界リンク数})}{|V_s|} \\ &= \frac{|E_s| \times 2}{(\text{境界リンク数})} \end{aligned} \quad (4)$$

$Cd \geq 1$  を満たす部分グラフ  $G_s$  は周囲より密であることを示し、このときその部分グラフ  $G_s$  をコミュニティとみなす。

また、 $Cd$  の値が大きいことは、部分グラフ内の連結の度合いが部分グラフとその外部との連結の度合いよりも密であること、つまりコミュニティ内外の相対的な密度差が大きく、かつコミュニティ内部の密度が外部の密度よりも大きいことを意味する。

### 4.3 コミュニティ濃度に基づくコミュニティ抽出法

コミュニティ濃度  $Cd$  に基づいた探索型コミュニティ抽出法 (Cd-based-Method: 以下 CDB 法) を図 3 に示す。まず、コミュニティの探索の始点となるシードノードを選択し、これをコミュニティ内の初期ノードとする。次にコミュニティ内のノードと接続している各ノードをコミュニティに加えた場合のコミュニティ濃度  $Cd$  値が大きいノードをコミュニティ内に加える。終了条件を満たすまで探索を続ける。

CDB 法はコミュニティ内のノードの加えられた順番とそのときのコミュニティ濃度  $Cd$  が算出される。図 2(a) に横軸をコミュニティ内のノード数、縦軸をコミュニティ濃度  $Cd$  としたグラフを示す。コミュニティ濃度  $Cd$  の推移を計測し、図 2(a)

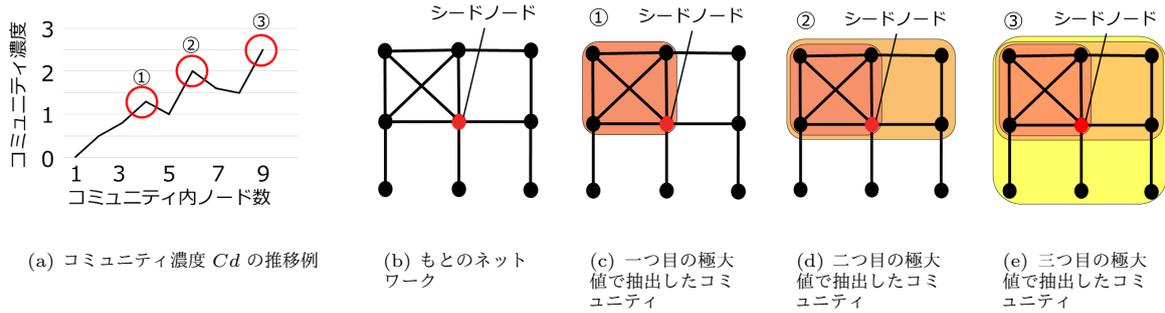


図 2: CDB 法を用いたコミュニティ抽出例

Cd-based-Method( $V, E, N$ )

- 1: シードノードの選択
- 2:  $Com[1] \leftarrow$  シードノード
- 3:  $Cd[1] \leftarrow 0$
- 4: **for**  $i = 2$  to  $N$  **do**
- 5:  $Com[i] \leftarrow$  コミュニティ内のノードと隣接しており、コミュニティに含まれたときコミュニティ濃度の値が最も大きくなるノード
- 6:  $Cd[i] \leftarrow$  コミュニティ濃度の最大値
- 7: **end for**

図 3: コミュニティ濃度に基づいた抽出手法のアルゴリズム [高橋 09]

中の丸印に囲まれた箇所のようにコミュニティ濃度が極大値を示したときに、等高線を引きシードノード中心のコミュニティ図を作成することができる。そのコミュニティは図 2(b) から (e) のようになる。

## 5. コミュニティ抽出による被害箇所の再推定

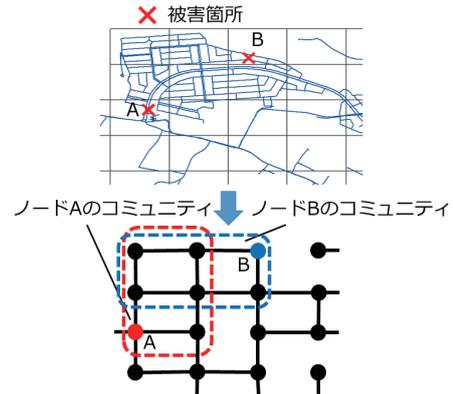
実被害情報を用いた水道管被害再推定法を提案する。まず水道管路をネットワーク化し、接続関係を表す。そして 4 章で示したコミュニティ抽出法によって被害ノードを中心としたコミュニティ濃度を算出し、その値に基づいて被害が周囲へ与える影響を表す属性  $dens$  を定義する。実被害情報を得たときに  $dens$  を更新して推定を行う。

### 5.1 水道管路のネットワーク化

水道管路の連続性を考慮するために管路をネットワーク化する。ネットワークはノードとリンクの集合で構成され、様々なものの関連性を表すことができる。水道管をネットワーク化の際は、GIS データのメッシュをノードとし、メッシュと隣接するメッシュの間に管が通っている場合をリンク有りとする。これにより、最大次数 4 の平面グラフが構築される。

### 5.2 属性 $dens$ の定義

水道管の属性に、被害が周囲へ与える影響を表す指標  $dens$  を追加する。実被害情報を得たとき、その実被害ノードをシードノードとし、水道管ネットワークからコミュニティを抽出する。コミュニティは等高線のように層で抽出されるため、どの層まで抽出するか別途決める必要がある。図 4 に、水道管路



をネットワーク化し、層 1 でコミュニティ抽出したイメージを示す。図 4 は 16 個のメッシュをノードとして水道管路をネットワーク化しており、A と B の 2 箇所の被害それぞれを中心としたコミュニティを抽出している。

そして、コミュニティ抽出と同時に算出されるコミュニティ濃度に基づいて  $dens$  を決定する。 $dens$  を式 (5) に定義する。

$$dens = \frac{1}{Cd \text{ の極大値}} \quad (5)$$

$dens$  の初期値は 0 とする。ここで、コミュニティ濃度  $Cd$  の極大値とは図 2(a) の丸印で囲まれているコミュニティを決定する値であり、シードノードに近いコミュニティであるほど小さな値を取る。 $dens$  はコミュニティ濃度  $Cd$  の逆数であるため、シードノードから影響を強く受けているほど値は大きくなる。つまり、 $dens$  の値が大きいサンプルは被害有であることが望ましい。あるコミュニティが他のコミュニティと重なり合う場合、重なるコミュニティの  $dens$  を足し合わせた値をそのノードの  $dens$  とする。

この  $dens$  を表 2 の属性に加えて、「管種」「口径」「地形」「最大地震速度」「 $dens$ 」「被害」を SVM の入力とする。実被害情報が得られるたびに  $dens$  を更新し、SVM で被害推定を行う。実被害情報を用いた再推定の手順を示す。

1. 水道管路をネットワーク化する
2. 水道管の属性に  $dens$  を追加し、初期値を 0 とする
3. 実被害情報を得たとき、その被害箇所をシードノードとしてコミュニティ抽出を行い、コミュニティ濃度  $Cd$  を

表 3: 既存手法と提案法 (事前) の推定性能の比較 (カッコ内は標準偏差)

	再現率 [%]	適合率 [%]	F 値 [%]
既存手法	28.1 (9.90)	13.7 (3.48)	18.4 (5.63)
提案法 (事前)	28.3 (0.42)	18.3 (0.17)	22.1 (-)

求める

4. コミュニティ濃度に基づいて *dens* を更新する
  5. SVM で被害を推定する
- 3 から 5 を実被害情報を得るたびに繰り返し行う。

## 6. 計算機実験

以下の 2 つの実験を行い、提案手法の有効性を示す。

1. 3 章に示した SVM を用いた事前推定と既存手法の比較
2. 5 章に示したコミュニティ抽出を用いた再推定と事前推定の比較

本実験では提案法のうち、SVM を用いた事前推定を提案法 (事前)、コミュニティ抽出を用いた再推定を提案法 (再推定) と呼ぶ。評価は F 値を用い、実験では表 2 に示した属性値を平均 0、分散 1 となるように標準化する。また、2 つの提案手法は共にアンダーサンプリングを用いているため、通常の交差検証を行うと、負例を減らすほどよい評価値となる。そこで、本実験では交差検証において、学習データはアンダーサンプリングしたデータを用い、テストデータはアンダーサンプリングをしていないデータを用いる。

### 6.1 SVM を用いた事前推定法

■実験設定 提案法 (事前) の学習データは仙台市といわき市を用い、13-交差検証を 100 回行った平均を結果とする。既存手法はメッシュごとの被害件数が 1 件以上の場合を被害有りとし、仙台市といわき市に適用した平均を結果とする。

SVM のカーネルはガウシアンカーネルを用いる。アンダーサンプリングによって負例の数を 1800 件に調整する。また、ガウシアンカーネルのパラメータ  $\sigma = 10$ 、SVM のコスト  $C = 2$  とする。パラメータは、負例の数、 $\sigma$  および  $C$  の 3 つのパラメータを変化させて交差検証を行い評価値が最も高かった組み合わせを採用した。

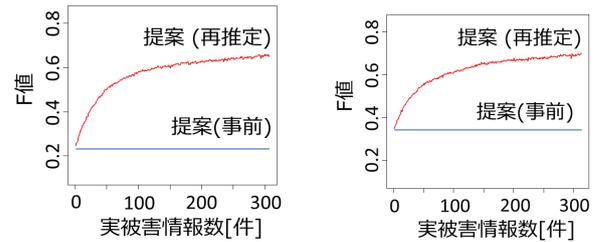
■実験結果 既存手法と提案法 (事前) の F 値における予測誤差の比較結果を表 3 に示す。

表 3 に示されている既存手法と提案法 (事前) の F 値に対して有意水準 1% で平均値の差の検定を行った結果、有意差を確認した。よって提案法 (事前) は既存手法より推定性能が高いといえる。

提案法 (事前) は管種の情報が既存手法より粗いデータを用いるが、既存手法より高い F 値を示し、分散も小さいことから、提案法 (事前) は頑健であると言える。この頑健性は SVM のマージン最大化が効いているためであると考えられる。

### 6.2 コミュニティ抽出を用いた再推定法

■実験設定 負例の数、カーネルの種類、 $\sigma$  および  $C$  は 6.1 と同じ設定とする。抽出するコミュニティの層は 1 から 10 まで変化させ、最も評価値の高かった 3 層までとした。



(a) 仙台市における比較

(b) いわき市における比較

図 5: 提案法 (再推定) と提案法 (事前) の推定性能の比較

提案法 (再推定) はネットワークの構造に依存しているため、学習データとテストデータは同一である必要があり、評価は仙台市といわき市それぞれで行う。

実被害情報は全被害がランダムに逐次得られるとする。再推定は 10 試行の平均を、事前推定は 100 試行の平均を結果とする。

■実験結果 仙台市といわき市における提案法 (再推定) と提案法 (事前) の実験結果を図 5 に示す。図 5 の縦軸は F 値を、横軸は実被害情報数を示している。

図 5 を見ると、仙台市、いわき市ともに提案法 (再推定) は提案法 (事前) の性能を上回り、実被害情報数が増えるたびに F 値が上昇していることがわかる。

## 7. 結論および今後の予定

本研究では、地震直後の水道管の被害箇所推定法を提案した。従来の推定法が、地震後に明らかになった被害箇所情報を利用しないこと、また、メッシュ単位で被害の度合いをスカラー値で算出することに着目した。前者に対しては水道管の接続関係に着目し、コミュニティ抽出の考え方を導入して、時々刻々と得られる被害箇所の情報に基づいて推定を更新することを可能にした。後者に対しては、スカラー値を用いた故障の判断はしきい値に依存することから、SVM による、被害の有無を識別する方法によって、既存手法より推定性能が高く頑健な推定を可能にした。また、コミュニティ抽出を用いて実被害情報を活用するオンライン再推定は、情報が集まるほど性能を向上させ、SVM を用いた被害推定より高い性能を示すことも計算機実験によって確かめている。

今後は、ユークリッド距離を用いて被害から周囲への影響を定義した場合と、コミュニティ抽出を用いた場合を比較する予定である。

## 参考文献

- [水道技術研 13] 水道技術研究センター：地震による管路被害予測の確立に向けた研究報告書【概要版】(2013)
- [高橋 09] 高橋篤，荒井幸代：任意ノードの視点からのコミュニティ抽出，第 23 回人工知能学会全国大会，1H4-2 (2009.6)