

# 水難事故多発地域の特徴分析のための可視化システム

相澤 百香<sup>1</sup> 伊藤 正彦<sup>1,a)</sup>

**概要：**毎年、海だけではなく、河川における水難事故も多く起きている。しかしながら、水難事故の原因は複数の要因からなることも多く、大量のデータから水難事故多発地域を自動で抽出して他のデータと組み合わせて分析するようなシステムの開発が必要となる。そこで、本研究では DBSCAN により河川における水難事故多発地域の抽出を行い、それらを人口や橋の有無などの他のデータと組み合わせて可視化および分析をする水難事故多発地点の特徴分析システムを構築し、分析を行った。分析の結果から、事故多発地域周辺に橋やキャンプ場がある場合、橋からの飛び込み遊びやキャンプ中の飲酒などが多くみられた。

## 1. はじめに

令和 5 年の警察庁の水難事故統計では、河川における水難事故の割合は、水難事故全体で 568 人中、203 人と 35.7% である。また、死者・行方不明者の割合では、水難事故全体で 236 人中、100 人と 42.4% を占めている [1]。10 年ほどの間、河川・湖沼池における水死者・行方不明者の水難事故者数が概ね横ばいであり、減少することなく、河川・湖沼池における水難事故が起こっている [2]。

社会から水難事故を減らすためには、水難事故がよく発生する場所の把握とその原因を多様な観点から分析するためのツールが必要となる。河川などの個別の場所における事故原因の調査などは多く行われている [2]。事故の原因は複数の要因からなることも多く、事故多発地域の周辺にどのような特徴があり、事故多発地域にはどのくらい共通する特徴があるかを知るための仕組みが必要になる。しかしながら、大量のデータから水難事故多発地域を自動で抽出して他のデータと組み合わせて分析するようなシステムの開発は十分に進んでいない。

そこで、本研究では DBSCAN による河川における水難事故多発地域の抽出を行い、それらを可視化する水難事故多発地点の特徴分析システムを構築する。これにより、事故件数や人口、橋・キャンプ場などの周辺の特徴の関係を調査する。河川における水難事故多発地域を見つけ出すことで、危険な場所やその周辺も含めた特徴を見つけ出し、事故が起きやすい場所の推測もできるのではと考えている。

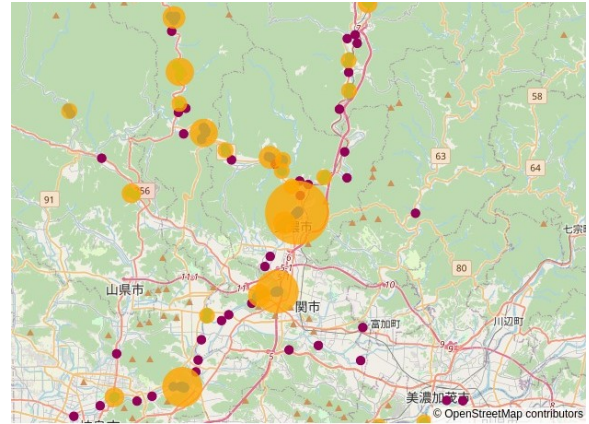


図 1 DBSCAN による水難事故発生地点のクラスタリング

## 2. 事故多発地帯の抽出

### 2.1 使用データ

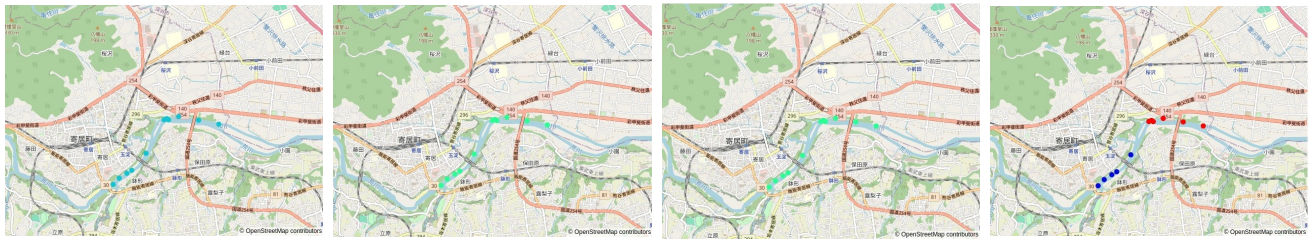
本研究では、公益財団法人河川財団の全国の水難事故マップ [3] のデータを用いた。このデータは、2003 年から 2022 年の川や湖沼などで発生した水難事故のうち、記事や WEB ニュース情報から 3098 件の河川等水難事故の内容と事故発生地点の位置情報を表示している。位置情報については、報道記事から読み取ったもので、誤差を含んでいる。対象年度は、2003 年から 2022 年で、北海道から沖縄県までの 47 都道府県を対象としている。ここから本研究では、発生年月日、都道府県名、河川名、緯度、経度、事故概要を使用する。緯度と経度については、このデータのマップ上から読み取ったものである。

### 2.2 DBSCAN によるクラスタリング

河川における水難事故発生地点を DBSCAN[4] を用いて

<sup>1</sup> 北海道情報大学

<sup>a)</sup> imash@do-johodai.ac.jp



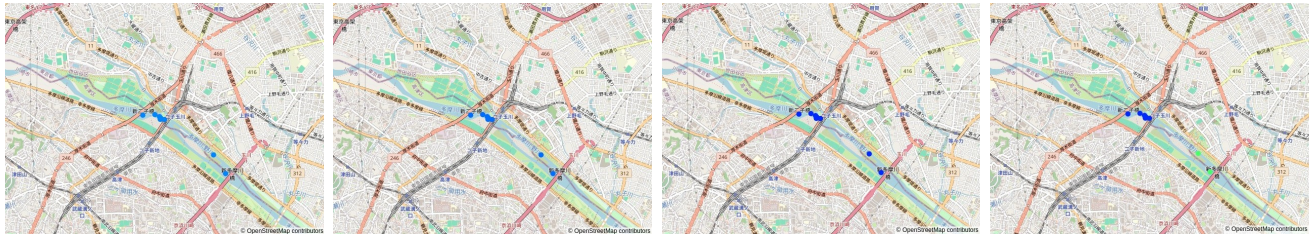
(a) パラメータ 2.0

(b) パラメータ 1.5

(c) パラメータ 1.0

(d) パラメータ 0.5

図 2 荒川におけるパラメータ比較



(a) パラメータ 2.0

(b) パラメータ 1.5

(c) パラメータ 1.0

(d) パラメータ 0.5

図 3 多摩川におけるパラメータ比較

クラスタリングを行い、河川における水難事故多発地域を抽出した(図1)。

図1の赤い点は、外れ値である。また、オレンジの円は事故件数の多さを表すもので、円のサイズは事故件数が多いと大きくなる。DBSCANとは、データ点の局所的な密度に基づいて、クラスタラベルを割り当てるクラスタリング手法である。このクラスタリング手法のパラメータには、epsとminPtsがある。eps(イプシロン)は、「最大でどの程度離れた2点を同じクラスターに属するとみなすかを定めるパラメータ」である。また、minPts(Minimum Points)は、「クラスターとみなすための最小限の点の数のこと」である。

適切なパラメータを決定をするため、0.5km, 1km, 1.5km, 2.0kmの4つの範囲に相当するepsの値で比較し、クラスタリングする際の適切な範囲について調査した。多摩川と荒川の2つの河川で、パラメータの比較調査を行い、パラメータを決定した。例として、荒川と多摩川の2つの川の事故地点をあげる(図2および図3)。

多摩川の事故地点で、パラメータの比較を行った結果、0.5kmと1.0kmの比較において、クラスタリングの結果に違いがみられた(図2)。荒川も同様に、0.5kmと1.0kmの比較において違いがみられた(図3)。図2および図3から、1.0kmに相当する範囲では、水難事故が密になっている箇所が離れている場合でも一つのクラスターになってしまうことがある。0.5kmに相当する範囲でクラスタリングを行うことによって、そのような場合でも対処できると考えた。

比較の結果から、このDBSCANによるクラスタリング手法では、約0.5kmの範囲で2個以上の水難事故がある場合、クラスターとする。この結果から、水難事故多発地域について周辺の特徴をみていく。

### 3. 水難事故多発地域の特徴分析

DBSCANによるクラスタリングを行った結果から、河川における水難事故多発地帯の周辺には、橋やキャンプ場がみられた。また、人口から、事故多発地点との関連性をみることで、特徴が見えてくるのではと考えた。そこで、水難事故多発地域の各クラスターごとに人口などの数値を取得し、関係性をみていく。

#### 3.1 使用データ

Google Maps APIを使用し、各クラスター周囲5キロメートル以内の橋とキャンプ場のデータを取得した[5]。このデータと事故クラスターごとの中心の緯度・経度から、事故地点1km以内の橋の数、最寄りの橋までの距離、1km以内のキャンプ場の数、最寄りのキャンプ場までの距離を抽出した。1km以内の範囲から抽出すると、他の河川や事故地点の橋が含まれている場合がある。

人口のデータは、国土交通省の国土数値情報ダウンロードサイトから、47都道府県の1kmメッシュ別将来推計人口データ(H30国政局推計)[6]を使用した。都道府県ごとの人口を使用し、水難事故クラスターごとの中心の緯度・経度からクラスター周辺の人口を求めた。

#### 3.2 水難事故多発地点の特徴分析システム

クラスターごとの水難事故件数と人口、1km以内の事故件数と橋やキャンプ場の数、事故地点との距離について、並行座標を用いて関係性を調査した。

図4は、事故件数・人口・1km以内の橋の数・最寄りの橋までの距離・1km以内のキャンプ場の数・最寄りのキャンプ場までの距離の6項目で、水難事故クラスターを絞り込

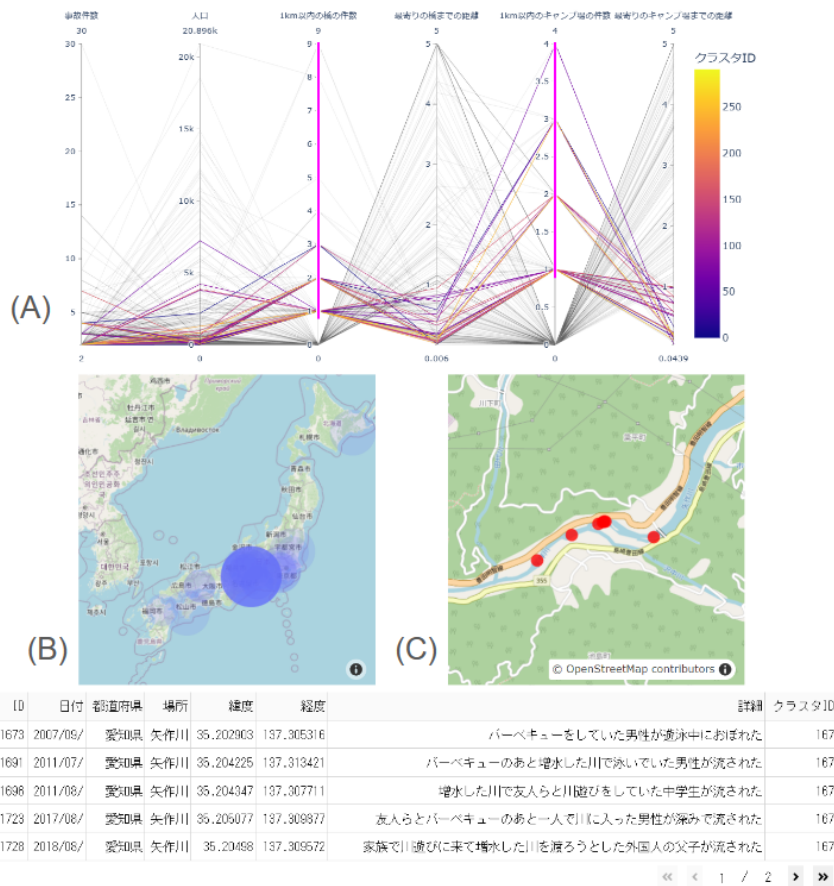


図 4 水難事故多発地点の特徴分析システム全体図

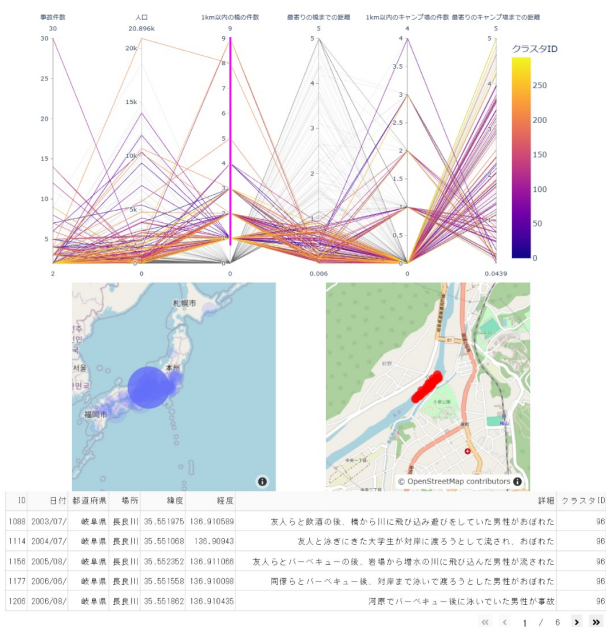


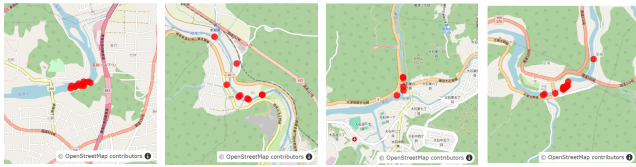
図 5 1km 以内の橋の数が 1 件以上または 1km 以内のキャンプ場が 1 件以上で絞り込んだ例

み、それらの詳細を可視化することで特徴分析を行っている。図 (A) の平行座標法において、各折れ線は水難事故クラスターを表しており、各軸はそれぞれ 6 項目の値の範囲を

示している。この軸上で対話的に水難事故クラスターを絞り込むことができる。図 4 のシステムを用いて、事故件数と 1km 以内の橋の数や事故件数と 1km 以内のキャンプ場の数の関係性、事故件数と人口の関係性など、色々な組み合わせから、特徴分析を行っていく。

水難事故多発地点の特徴分析システムは、データの関係性を知るとともに、それに関係するクラスターとその事故地点・詳細情報を表示し、特徴分析を行うものである。事故件数・人口・1km 以内の橋の数・最寄りの橋までの距離・1km 以内のキャンプ場の数・最寄りのキャンプ場までの距離の 6 項目 (A) から、一つまたは複数のデータ選択し、選択したデータに関するクラスターの地図を表示する (B)。 (B) のクラスターを選択すると、そのクラスターの事故地点 (C) と詳細情報 (D) が表示されるしくみである。

図 4 は、1km 以内の橋の数が 1 件以上かつ 1km 以内のキャンプ場が 1 件以上を選択 (A) し、選択したデータの条件に合うクラスター地図を表示したものである (B)。例として、多摩川のあるクラスターを選択し (B)、その事故地点 (C) と詳細情報 (D) を表示している。図 4 では、クラスター全体 292 件中、24 件該当した。



(a) 長尾川 (b) 根尾川 (c) 瀬田川 (d) 吉野川  
 図 6 図 5 の河川形状の特徴

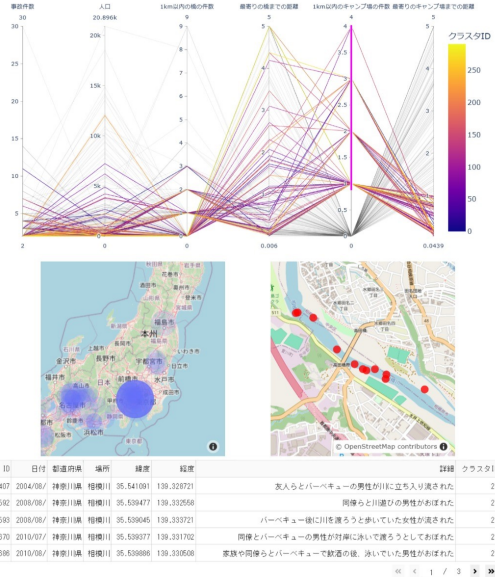


図 7 1km 以内にキャンプ場が 1 件以上で絞り込んだ例

#### 4. 探索事例

探索事例としてあげるのは、「1km 以内に橋が 1 件以上あるクラス (図 5)」、「1km 以内のキャンプ場が 1 件以上あるクラス (図 7)」、「事故件数 12 件以上のクラスと人口の関係 (図 8)」の 3 つである。

図 5 の探索事例では、クラス全体 292 件中、110 件が該当した。図 6 で各クラスの地図を確認すると、条件に該当するクラスの事故地点の多くが、曲がった場所で起きていた。詳細情報を見ると、飛び込み遊びによる事故が多く起こっていた。1km 以内に橋が 1 件以上あることを条件としていることから、橋が周辺にある事故地点には飛び込みなどの遊びにより、水難事故へつながっていたことが分かった。

図 7 では、1km 以内にキャンプ場が 1 件以上あるクラスが、68 件該当した。詳細情報を見ると、キャンプ場やバーベキュー、飲酒という言葉が多くみられた。このことから、キャンプ場付近では、キャンプ場を利用する人やバーベキューをしている人、飲酒をして川に入る人が事故にあっていることがわかった。

図 8 は、事故件数 12 件以上と人口の関係である。事故件数が多いのに対し、人口が少ないことがわかった。事故件数 12 件以上で人口が少ないクラスは、5 件該当した。また、5 件中 4 件のクラスで 1km 以内に橋がみられ、飛

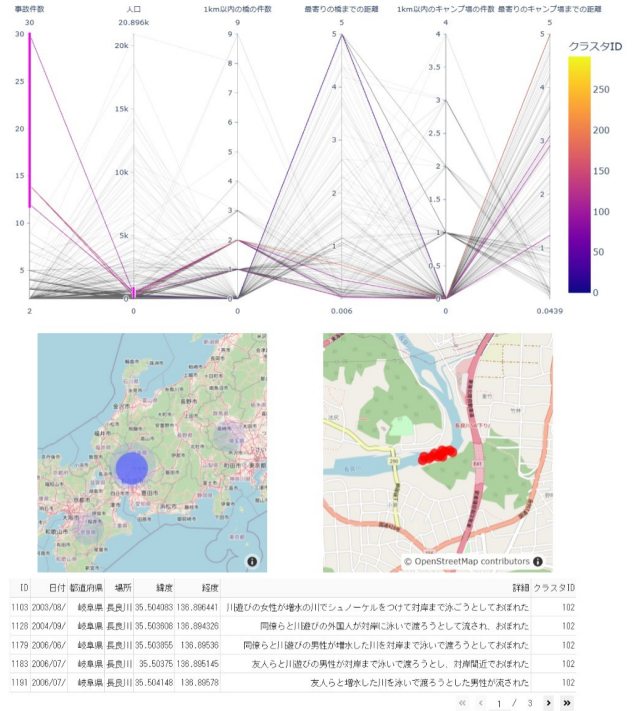


図 8 事故件数 12 件以上で人口が少ない条件で絞り込んだ例

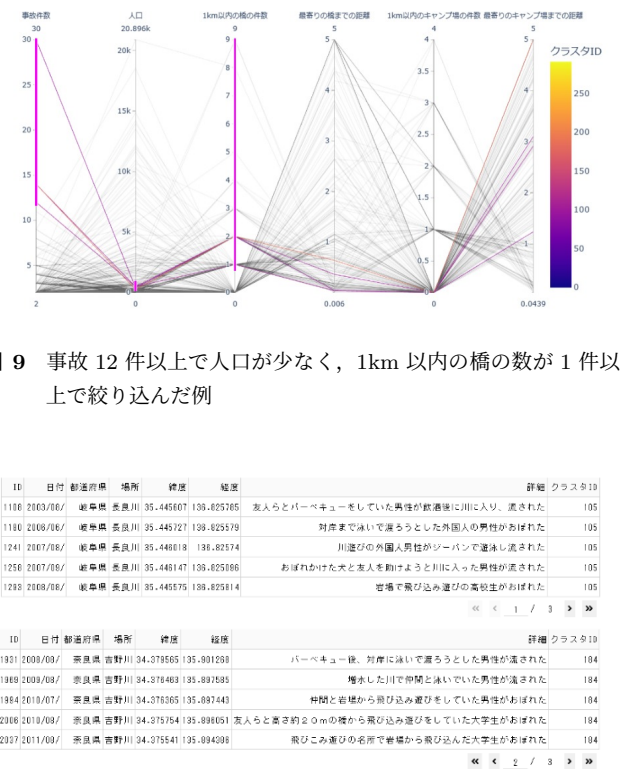


図 10 図 9 の詳細情報

び込み遊びの事故もあったことがわかった (図 9 および図 10)。

#### 5. 関連研究

Sean M. Arietta らは、都市の視覚的外観と非視覚的属

性の間の予測関係を自動的に識別, 検証を行っている [7]. また, 予測関係を自動に識別検証するために, 視覚的な外観に基づいて, 非視覚的な都市の属性値を推定できる予測器を構築している. この手法により, 関係をモデル化した予測式を自動的に計算し, 街のストリートレベルの画像から暴力犯罪率などの都市属性を予測している.

豊田らは, 大規模な運転操作データに加え, 運転が行われた道路の詳細な形状および車載カメラ画像から抽出した車両や歩行者の出現数等を考慮して実際に事故が発生した交差点と特徴が類似する交差点を潜在リスクとして検知した [8].

これらの先行研究と異なり, 本研究ではリスクの推定までは行っておらず, 事故多発地域と地理的な特徴などの分析を行うにとどまっている. しかしながら, リスク推定つながる特徴量を本論文のシステムで調査することで, 将来的には水難事故発生リスクのある箇所を調査可能になると考える.

## 6. おわりに

本研究では, DBSCAN による河川における水難事故多発地域の抽出を行い, それらを可視化する水難事故多発地点の特徴分析システムを構築した.

この水難事故多発地点の特徴分析システムを用いて分析を行った結果, 水難事故多発地域ではいくつかの特徴がみられた. 一つ目に河川の形状が曲がった場所での事故が多発していたこと, 二つ目に 1km 以内に橋がみられるところでは, 飛び込みなどの遊びの事故が起こっていたこと, 三つ目にキャンプ場が 1km 以内にある場所では, バーベキューをした人がその場所で水難事故にあっていたことや飲酒による水難事故が起こっていることが分かった. また, 事故件数が多いのに対し人口が少ない場所では, 他の地域から訪れた人々が, そこで水難事故にあっているのではないかと考えた.

今後は, 周辺の公園の有無や橋の周辺での飛び込み遊びの有無, バーベキュー場所の周辺での飲酒による事故の有無, 河川の勾配・形状との関係について詳しく調査する.

## 参考文献

- [1] 警視庁, 統計, 山岳遭難・水難, 令和 5 年夏期における水難の概況, [https://www.npa.go.jp/publications/statistics/safetylife/r5\\_kaki\\_suinan.pdf](https://www.npa.go.jp/publications/statistics/safetylife/r5_kaki_suinan.pdf)
- [2] 公益財団 法人河川財団, 子どもの水辺サポートセンター, 水難事故防止に関するデータ (調査・分析) ,No More 水難事故 2023(令和 5 年 6 月現在 2003-2022 年収集データ), <https://www.kasen.or.jp/Portals/0/pdf/mizube/suinanjiko2023.pdf>
- [3] 公益財団 法人河川財団, 全国の水難マップ, <http://www.kasen.or.jp/mizube/tabid118.html>
- [4] Martin Ester et al., A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise, KDD, pp.226-231, 1996

- [5] Google Maps API, <https://developers.google.com/maps/?hl=ja>
- [6] 国土交通省, 国土数値情報, 1km メッシュ別将来推計人口データ (H30 国政局推計) (shape 形式版), <https://developers.google.com/maps/?hl=ja>
- [7] Sean M. Arietta, Alexei A. Efros, Ravi Ramamoorthi and Maneesh Agrawala, City Forensics: Using Visual Elements to Predict Non-Visual City Attributes, IEEE Trans. Vis. Comput. Graph., 20, 12, pp.2624-2633, 2014
- [8] 豊田 正史, 横山 大作, 小宮山純平, 伊藤 正彦, 運転挙動及び車載カメラ画像を用いた潜在リスク交差点検知手法, 東京大学生産技術研究所, 第 10 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM2018)