浸水実績・降雨記録を用いた機械学習に基づく 簡易浸水予測システム

SIMPLE INUNDATION EVALUATION SYSTEM BASED ON MACHINE
LEARNING USING INUNDATION AND RAINFALL RECORDS IN THE PAST

高橋俊彦¹・平山康典²・天野玲子³・武田誠⁴・松尾直規⁵
Toshihiko TAKAHASHI, Yasunori HIRAYAMA, Reiko AMANO,
Makoto TAKEDA and Naoki MATSUO

¹正会員 理修 鹿島建設株式会社 技術研究所 (〒182-0036 東京都調布市飛田給二丁目19-1)

²鹿島建設株式会社 ITソリューション部 (〒107-8348 東京都港区赤坂六丁目5-11)

³正会員 工博 鹿島建設株式会社 土木管理本部 (〒107-8348 東京都港区赤坂六丁目5-11)

⁴正会員 博士(工) 中部大学准教授 工学部都市建設工学科 (〒487-8501 愛知県春日井市松本町1200)

⁵フェロー 工博 中部大学教授 工学部都市建設工学科 (〒487-8501 愛知県春日井市松本町1200)

A new simple inundation evaluation method based on the support vector machine, which is one of machine learning methods, using inundation and rainfall records in the past as training data, is proposed. Formulation on the application of the support vector machine to the inundation evaluation is fully described. The system, in which the inundation evaluation method as well as visualizing tools is implemented, has been developed. By comparison of the inundation hazard predicted by this system and the actual inundation that occurred recently, the effectiveness and applicability of this system are discussed.

Key Words : Machine learning, support vector machine, inundation evaluation

1. はじめに

治水対策における有力な検討ツールとして、洪水氾濫解析手法が広く提案されてきており、その有効性、実用性が検証されている^{1), 2), 3), 4)}。特に都市部を対象とする場合、高層ビル、道路等の都市構造物や下水道システムまでも考慮した高度な氾濫解析が実施されるようになってきている。しかし、地表面、下水道、河川等を連成させた高度な非定常計算を実施するためには、通常多大な労力、計算時間を要する。

一方、土木工事現場での安全管理、建築案件の計画立案等においては、いきなり高度な洪水氾濫解析を実施するのではなく、まずは簡易的な検討で豪雨時の浸水可能性を把握することが一般的に行われている。具体的には、自治体から公表されている洪水ハザードマップ、防災マップ等が参照されている。

本論文では、以上の背景を踏まえ、全く別のアプローチとして、過去に発生した豪雨時の浸水実績・降雨記録のデータを用いて、それらを機械学習することによって

将来想定される豪雨時での浸水予測を行うことを試みる。機械学習の土木分野への適用として、近年、斜面の諸元データと災害履歴を学習することで災害危険度を評価する⁵⁾、公共施設の目視点検結果を学習することで総合的な健全度を評価する⁶⁾等が試みられているが、豪雨時の浸水予測への適用はまだ行われていない。ここでは、その第1ステップとして、浸水実績・降雨記録のデータが公開されている東京23区を対象に、機械学習することで簡易的な浸水予測ができるシステムを構築したので、その内容を詳述するとともにその適用性について検討する。

2. 機械学習手法の概要

機械学習とは、パターン認識、ゲーム戦略、プラント制御等の様々な種類の学習課題を対象として、学習するシステムのアーキテクチャーや学習アルゴリズムを研究する分野の総称である。機械学習手法としては、ニューラルネットワーク(以下NN)が古くから広く知られており、1980年代には、多層パーセプトロンとその学習アルゴリ

ズムのバックプロパゲーションの導入によって多くの分野へ適用されたが、実用面では過剰学習、収束の遅さ等の問題も指摘されている。一方、サポートベクターマシン(以下SVM)⁷⁾は、2値識別問題を解くために考えられた学習アルゴリズムであるが、各種の問題に適用されてその優秀性が確認されている、理論的なサポートがある、実際問題への適用が容易である等の理由から注目を集めている。SVMは、非線形の識別関数へも拡張可能であるが、ここでは線形識別関数を求める線形SVMを適用する。

線形SVMは、 N 次元ベクトル x に対する2値識別問題の学習を対象とする。入力データの集合 $x^1, \dots, x^\ell$ (N 次元ベクトル)に対して、それぞれ出力ラベル1あるいは-1が割り当てられている学習用データの集合が与えられているとする。このとき、入力データ x の各要素 x_i ($i = 1, \dots, N$)を重み w_i で足し合わせ、その符号を出力する関数を線形識別関数と呼ぶ。線形SVMは、 ℓ 個の学習用データの集合に対して、出力ラベル1と-1のものを分離するような線形識別関数を求める問題である。

3. 線形SVMによる浸水予測の定式化

まず、過去に発生した豪雨時の浸水実績図をメッシュ分割し、各メッシュに対して、何らかの基準に基づいて豪雨時に浸水したか、しなかったかを判定する。そうすると、メッシュ毎に、過去に発生したすべての豪雨時での浸水有無がわかるデータベースが生成される。ここでは、このデータベースを基に学習用データの集合を設定し、線形識別関数を求める線形SVMを考える。

学習用データの集合を設定するに当たって、入力データとしては、選定された雨量観測所における雨量代表値からなるベクトル、出力ラベルとしては、それぞれ浸水有が1、浸水無が-1とする。

各メッシュに対して、学習用データの集合は以下で表現される。

$$S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_\ell, y_\ell)\}, \quad (1)$$

$$x_i \in R^N, \quad y_i \in \{1, -1\}$$

ここで、

S : 学習用データの集合,
 x_i : 雨量観測所における雨量代表値,
 y_i : 浸水有の場合=1, 浸水無の場合=-1,
 ℓ : 学習用データの個数
 N : 選定された雨量観測所の数
 である。

x_i ($i = 1, \dots, \ell$)を R^N の超平面によって、 $y_i = 1$ と $y_i = -1$ のグループに線形分離することを考える(図-1参照)。候補となる超平面は、図-1の2本の黒線で挟まれる範囲に属し、一般には次式で表される。

$$w^T x + b = 0 \quad (2)$$

図-1 超平面による学習用データの分離

ここで、

$w = (w_1, w_2, \dots, w_N) \in R^N$: 重み,

$b \in R$: 定数

である。

また、線形識別関数を以下で定義しておく。

$$f(x) = \text{sgn}(w^T x + b) \quad (3)$$

ここで、

$\text{sgn}(z)$: z が正または0ならば1, 負ならば-1とする。

超平面に対するサンプル学習用データ (x_i, y_i) のマージン d_i は、次式で計算される。

$$d_i = y_i(w^T x_i + b) / \|w\|, \quad i = 1, \dots, \ell \quad (4)$$

ここで、

$$\|w\| = \sqrt{\sum_{j=1}^N w_j^2} \quad (5)$$

である。 d_i が正ならば (x_i, y_i) が正しく識別されていることになり、その場合、 d_i の値は点 x_i から超平面までの距離となっている。

学習用データの集合が線形分離可能であるとする、

$$y_i(w^T x_i + b) > 0, \quad i = 1, \dots, \ell \quad (6)$$

となるような超平面が存在することになるので、以下のように超平面を正規化することができる。

$$\min_{1 \leq i \leq \ell} y_i(w^T x_i + b) = 1 \quad (7)$$

このとき、超平面のマージンは $1/\|w\|$ となる。最適な超平面はマージンが最大となる場合と考えられるので、以下の最小化問題の解として特徴付けられる。これは、図-1の赤線に対応している。

$$\begin{aligned} & \min_{w, b} \frac{1}{2} \|w\|^2, \\ & w \in R^N, b \in R \\ & \text{subject to } y_i(w^T x_i + b) \geq 1, \\ & i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (8)$$

最小化問題(8)は凸2次計画問題⁸⁾であり、直接解くことは可能であるが、双対問題⁸⁾を考えた方が都合良いので、ここでは以下のWolfeの双対問題⁸⁾を考える。

$$\begin{aligned} \max \quad & L(w, b, \alpha), \\ & w \in R^N, b \in R, \alpha \in R^\ell \\ \text{subject to} \quad & \nabla_w L(w, b, \alpha) = 0, \\ & \nabla_b L(w, b, \alpha) = 0, \quad \alpha \geq 0 \end{aligned} \quad (9)$$

ここで、

α : 双対変数,

$L(w, b, \alpha)$: ラグランジュ関数で、

$$\begin{aligned} L(w, b, \alpha) \\ = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i (y_i (w^T x_i + b) - 1) \end{aligned} \quad (10)$$

である。

凸計画問題に対する最適性の必要十分条件であるKarush-Kuhn-Tucker条件⁸⁾を考慮すると、双対問題(9)は以下に帰着される。

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{j=1}^{\ell} \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j + \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i, \\ & \alpha \in R^\ell \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0, \\ & i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (11)$$

双対問題(11)は非凸2次計画問題⁹⁾であり、数値計算的には不安定となる可能性が高い。そこで、線形分離できない場合も考慮してソフトマージンを導入するとともに、数値計算上安定となるような定式化を考える。まず、最小化問題(8)の制約条件にスラック変数を導入して、以下のように変換する。

$$\begin{aligned} y_i (w^T x_i + b) &\geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \\ i &= 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (12)$$

スラック変数の値は極力小さくすべきであるので、目的関数にペナルティー項を付加することになるが、最終的に解くべき問題が凸2次計画問題となるように、ここでは以下の問題を考える。

$$\begin{aligned} \min_{w, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{C}{2} \sum_{i=1}^{\ell} \xi_i^2, \\ & w \in R^N, b \in R, \xi \in R^\ell \\ \text{subject to} \quad & y_i (w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \\ & i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (13)$$

上述と同様に、Karush-Kuhn-Tucker条件を用いて整理すると、以下の双対問題が得られる。

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{\ell} \sum_{j=1}^{\ell} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i^T x_j + \frac{1}{C} \delta_{ij}) + \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i, \\ & \alpha \in R^\ell \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^{\ell} \alpha_i y_i = 0, \quad \alpha_i \geq 0, \\ & i = 1, \dots, \ell \end{aligned} \quad (14)$$

ここで、 δ_{ij} はKroneckerのデルタ記号で、 $i = j$ の時1、それ以外の時0である。

双対問題(14)は非凸2次計画問題ではなく、凸2次計画問題であるので、数値計算上安定に解くことができる。凸2次計画問題を解くプログラムは、これまでに数多く開発されてきており、十分な実績を持つとともに一般に公開されているものも少なくない。いずれにしても、双対問題(14)を精度良く解いて最適解 α^* が得られると、それから元の最小化問題(13)の最適解 w^*, b^*, ξ^* が求まる。線形識別関数(3)に w^*, b^* を代入した

$$f(x) = \text{sgn}((w^*)^T x + b^*) \quad (15)$$

を用いると、想定される雨量観測所における雨量代表値(任意の x)に対して、即時に浸水有無($f(x) = 1$ あるいは $f(x) = -1$)を判定することができる。

4. 簡易浸水予測システム

以上の定式化を組み込んで、想定豪雨時の浸水予測を簡易的にできる簡易浸水予測システムをパソコン上で開発した。なお、双対問題(14)に対しては、凸2次計画問題に対する最も優れた解法の一つである双対法⁹⁾を適用している。本システムの構成は、図-2に示す通りである。

最初に、過去に発生した豪雨時の浸水実績・降雨記録に基づいて、それぞれマップ情報、選定された雨量観測所における雨量代表値でデータベースを構築する(図-2 緑色部分)。ここでは、浸水有無を判定する上で累積雨量、10分最大雨量等に比して最も影響度が大きいこと、各雨量観測所での記録が揃っていること等の理由から、雨量代表値として時間最大雨量を用いた。

次に、対象範囲をメッシュ分割し、メッシュ毎に入力データとして選定された雨量観測所の時間最大雨量、出力ラベルとして浸水有無(1あるいは-1)の学習用データの集合を生成する(図-2①部分)。学習用データの集合を用いて、メッシュ毎に線形SVMを行うことによって、線形識別関数(15)が求められ(図-2②部分)、選定された雨量観測所の想定時間最大雨量に対して、当該メッシュの浸水有無が判定できる(図-2③部分)。

以上のことから、過去に発生した豪雨時の浸水実績・降雨記録が整備されている場合、ユーザーは興味のある対象範囲およびそこでの解像度(メッシュサイズ)と想定時間最大雨量の指定(図-2黄色部分)を行うだけで浸水有無を予測できることがわかる。

なお、線形SVMで求められる線形識別関数の信頼性は、一般的に入力ベクトルの次元、学習用データの個数に依存する。前者に対して後者が数十倍から数百倍程度あると、安定した学習ができることが経験的に知られているが、実際問題への適用においては、線形SVMで求められた線形識別関数で学習用データがどのくらい再現できるかでその信頼性を評価するのが現実的な方法であろう。

図-2 システム構成

5. 東京23区への適用

過去に発生した豪雨時の浸水実績・降雨記録の詳細なデータが比較的長期間にわたって公開されている東京23区を対象として、簡易浸水予測システムを構築した。1974(昭和49)～2007(平成19)年の34年間にわたって、詳細な水害記録が公開¹⁰⁾されているが、この間雨量観測所の位置、組み合わせ等が更新されている。ここでは、それらが安定してきた1995(平成7)～2007(平成19)年を対象に31の雨量観測所を選定した。なお、この対象期間中、浸水被害が発生するような豪雨は82回記録されていたので、学習用データの個数は82である。

図-3 浸水実績のメッシュ処理(2005/09/04豪雨時)

(1) 線形SVMの精度検証

図-3は、2005年9月4日に発生した通称杉並豪雨を対象にして、浸水実績マップをメッシュ処理した一例を示している。青色が元の浸水実績マップで、桃色がメッシュ処理した結果である。ここでは、メッシュサイズは50mで、各メッシュにおいて浸水実績範囲が10%以上含まれている場合、そのメッシュは浸水有と判定している。

図-4は、線形SVMによって求められた線形識別関数に杉並豪雨を代入して得られた結果である。杉並豪雨時も学習用データの一つだが、再現率は100%である。これはメッシュサイズ、メッシュ浸水有無判定の設定値に依らず達成されており、過剰学習、収束の遅さ等の問題があるNNに比して高精度かつ安定した学習が実現されている。

図-4 線形SVMによる再現(2005/09/04豪雨時)

(2) 線形SVMによる浸水予測

簡易浸水予測システムにおける線形SVMの適用性を検討するために、まず公開されている洪水ハザードマップとの比較を試みる。ここでは、図-5に示すように、中野区洪水ハザードマップ¹¹⁾の野方周辺に着目する。黄色、緑色、水色、青色は、それぞれ浸水深が0.2～0.5m、0.5～1.0m、1.0～2.0m、2.0～5.0mであることを示している。中野区洪水ハザードマップでは、対象降雨は2000(平成12)年9月に発生した東海豪雨(総雨量589mm、時間最大雨量114mm)となっている。そこで、本システムでは、想定豪雨として、選定された31のすべての雨量観測所で時間最大雨量114mmを指定した。また、メッシュサイズは50m、メッシュ浸水有無判定基準は10%以上とした。線形SVMによる浸水予測結果は、図-6に示す通りである。

図-5と図-6を比較すると、浸水範囲の傾向は概ね一致していることがわかる。洪水ハザードマップの黄色、緑色の一部については、本システムで予測できていないところも見られるが、これらは1995(平成7)～2007(平成19)年の対象期間中浸水した実績が全くなかったため、学習できなかったからである。

図-5 中野区洪水ハザードマップ(野方周辺)

図-6 線形SVMによる浸水予測(野方周辺)

2010年7月5日、東京都西・北部、埼玉県西部等で局所的な豪雨が発生し、北区、練馬区等で浸水被害が発生した。特に北区堀船では、近くの石神井川が氾濫したため、道路が冠水し、多大な被害が引き起こされた。この浸水被害状況に関して、北区周辺を対象として、本システムを適用してみた。

図-7、図-8は、それぞれ1974(昭和49)～2007(平成19)年、1995(平成7)～2007(平成19)年に発生した豪雨時の浸水実績図に基づいて作成した浸水範囲を示している。色が濃い部分は、それだけ浸水発生頻度が多かったことを意味している。図-7と図-8を比較すると、後者は浸水範囲が飛躍的に減少していることがわかる。これは、1974(昭和49)～1994(平成7)年の間に実施された洪水対策施設の建設、整備等の効果と考えられる。

図-8に示す通り、1995(平成7)～2007(平成19)年において、北区堀船周辺が浸水したのは1回だけで、2003(平成15)年10月13日の豪雨時に発生したものである。北区全域で見ると、浸水実績は7回記録されているが、2003(平成15)年10月13日の豪雨時以外の浸水範囲は僅かであった。

図-7 北区堀船周辺浸水実績(1974(昭和49)年以降)

図-8 北区堀船周辺浸水実績(1995(平成7)年以降)

図-9 線形SVMによる浸水予測(北区堀船周辺)

図-9は、1995(平成7)～2007(平成19)年に発生した豪雨時の浸水実績・降雨記録を学習用データとして、線形SVMを行って浸水範囲を予測した結果である。メッシュサイズ、メッシュ浸水有無判定基準は前述と同様それぞれ50m、10%以上である。2010年7月5日に発生した局所的な豪雨に相当する時間最大雨量としては、気象庁の記録を参考に、北区周辺の雨量観測所(志茂橋、西新井、荒川)で100mm、それ以外では50mmと指定した。

図-9より、堀船周辺は浸水有の予測となっており、実際に浸水被害が大きかった範囲が含まれている。「床上・床下浸水全567世帯のうち、堀船周辺が461世帯でそれ以外はごく少数で広く分布」という北区防災課の記録から、堀船周辺以外はあまり的中していないが、学習用データ数82のうち、顕著な浸水実績は1個のみで、その影響が強いことを考慮すると、妥当な結果と考えられる。

6. おわりに

水理学的な洪水氾濫解析とは全く別のアプローチとして、過去に発生した浸水実績・降雨記録データの機械学習に基づいた、将来想定豪雨に対する概略の浸水予測手法を提案するとともに、東京23区へ適用することによって、その妥当性を確認し、適用性を検討した。本手法は、様々な降雨状況下の浸水予測を短時間で実施できるので、実用面において非常に有利である。得られた知見および今後の課題は、以下の通りである。

- 1) 本システムによって、想定降雨時の浸水有無の予測は概ね可能であることが判明した。ただし、顕著な浸水実績の学習用データ数が少ない場合、機械学習結果がそれらの影響を強く受け易いことも考察された。さらに、浸水実績が全くない場合は、学習不可能のため、いかなる降雨時においても浸水するという判定は下せない。異常な豪雨時に全域が浸水するという人工的なデータを学習用データに含めるよう

な方法が考えられるが、今後の課題である。

- 2) 洪水対策施設の建設、整備等に伴って、浸水範囲の傾向が変わってくる可能性がある。従って、直近の浸水実績・降雨記録のデータが公開された場合は、着実にデータベースを更新すると同時に、機械学習する場合の学習用データ(対象期間、対象豪雨等)は、適切に指定する必要がある。
- 3) 公開されている浸水実績・降雨記録のデータを学習用データとするのが基本であるが、対象とする範囲において既に洪水氾濫解析モデルが整備されているのであれば、数十程度の想定豪雨に対して計算を行って、それらの結果を学習用データと見なして本システムを構築することも可能である。

謝辞：SVMに関して、(独)産業技術総合研究所知能システム研究部門インタラクションモデリング研究グループの麻生英樹主任研究員より貴重なアドバイスをいただいた。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- 1) 戸田圭一，井上和也，村瀬賢，市川温，横尾英男：豪雨による京都市域の氾濫解析，水工学論文集，第44巻，pp.479-484，2000。
- 2) 関根正人，河上展久：都市における内水氾濫と地下街浸水の被害予測に関わる数値解析，水工学論文集，第47巻，pp.889-894，2003。
- 3) 川池健司，井上和也，戸田圭一，野口正人：寝屋川流域を対象とした氾濫解析モデルの高度化，水工学論文集，第47巻，pp.919-924，2003。
- 4) 武田誠，松尾直規，山中威士，森田豊：総合的な氾濫解析システムの構築に関する研究，水工学論文集，第49巻，pp.613-618，2005。
- 5) 大石博之，小林央宜，尹禮分，田中浩一，中山弘隆，古川浩平：サポートベクターマシンによる対策工効果を考慮した斜面災害危険度の設定，土木学会論文集F，Vol.63，No.1，pp.107-118，2007。
- 6) 杉本博之，一間恵伍，阿部淳一，古川浩平：SVMによる社会基盤施設の健全度の総合的評価とそれによる順位付けに関する研究，土木学会論文集A，Vol.65，No.3，pp.658-669，2009。
- 7) Vapnik, V. N.: *Statistical Learning Theory*, John Wiley & Sons: New York, 1998.
- 8) 例えば，今野浩，山下浩：非線形計画法，日科技連，1978。
- 9) Goldfarb, D and Idnani, A: A numerically stable dual method for solving strictly convex quadratic programs, *Mathematical Programming*, Vol.27, pp.1-33, 1983.
- 10) http://www.kensetsu.metro.tokyo.jp/suigai_kiroku/kako.htm
- 11) <http://www.city.tokyo-nakano.lg.jp/dept/158000/d002981.html>

(2010. 9. 30受付)