

身近に潜む水路の危険 Part2

～AI(人工知能)を用いて危険度を判定し減災に生かす～

和泉市立和泉中学校 3年 西 孝輔

1. 要旨、概要

昨年の自由研究で、バックウォーター現象について調査し、支流の氾濫に本流の水位が大きく影響することがわかった。しかし、氾濫の危険性を評価する方法は存在せず、気象庁等からの氾濫注意情報などの河川洪水予報から判断するしかなかった。そこで、定点カメラなどの画像からAI(人工知能)を用いて機械学習させることで、危険度判定できないかを検討した。実験は、昨年度の実験動画から氾濫の危険性が低い画像を20枚、氾濫の危険性が高い画像を20枚用意し、Google Teachable Machineに画像を取り込み、機械学習させた。その後、事前に用意した画像とは異なる画像を30枚用意し、氾濫の危険性を判定させた。実験の結果、AIによる危険度判定は有効であることがわかった。また、機械学習の枚数を増やすことにより、氾濫の危険度判定の精度を向上することができた。AIを用いて危険度判定し予測することによって、河川や用水路の氾濫の危険性を現地まで行って確認する必要はなく、河川に流されるなどの事故を減らすことができると思った。また、気象庁が発表する氾濫注意情報、氾濫警戒情報、氾濫危険情報、氾濫発生情報などの文字情報だけでなく、危険性を数値化することで危険な状況をより正確に伝えることができ、早期避難に繋がる。

2. 問題提起・研究目的

(1) 背景・動機

昨年の自由研究で、バックウォーター現象について調査し、「支流の水深よりも、本流の水位が上回る場合に、本流に流入することができず、支流で氾濫が発生する。本流に比べて支流幅が狭いほど氾濫が発生しやすい。」ということがわかった。また、「防災情報等に水位が載らない河川や用水路の水位を確認する方法は見に行き確認するしかないため、今後の課題である。」と報告した。そこで、現地に行かずに氾濫の危険度を評価する方法はないかと考え、人工知能(AI: Artificial Intelligence)を用いて、画像から危険度を判定し、被害を事前に防ぐことができないか検討してみたと思った。

(2) 目的

人工知能(AI: Artificial Intelligence)を用いて、氾濫の危険度を判定すること。

3. 研究の方法

(1) 方法

昨年の実験の中から支流幅が狭い実験の本流、支流合流部付近の画像を20枚用意した。本流の水位が支流の水位2.0cmを上回る場合に氾濫が

発生することから、20枚の内訳は、本流の水位が支流の水位2.0cm未満(=氾濫の危険が低いもの)の画像10枚(水位0.3cm～1.9cm)と、本流の水位が支流の水位2.0cm以上(=氾濫の危険が高いもの)の画像10枚(水位2.0cm～3.0cm)をそれぞれ用意し、Google Teachable Machineに画像を取り込み、機械学習させた(図1、図2)。その後、事前に用意した画像とは異なる画像を30枚(水位2.0cm未満15枚、水位2.0cm以上15枚)用意し、氾濫の危険性を判定させた。機械学習させる画像の枚数を5枚、10枚で精度を比較した。

(2) 評価

機械学習させる画像枚数が1枚、5枚、10枚で氾濫危険性の判断がどう変化するかを評価した。また、本流の水位が支流の水位2.0cm以上で氾濫の危険性が高いと判断された割合を真陽性率、本流の水位が支流の水位2.0cm以上にもかかわらず、氾濫の危険性が低いと判断された割合を偽陰性率、本流の水位が支流の水位2.0cm未満で氾濫の危険性が低いと判断された割合を真陰性率、本流の水位が支流の水位2.0cm未満にもかかわらず、氾濫の危険性が高いと判断された割合を偽陽性率とし、併せて評価した。



図1 本流水位の基準位置と支流の関係



図2 機械学習の方法

4. 結果

4.1 AIによる氾濫危険度判定

(1) 機械学習1枚

氾濫の危険性の有無のカットオフ値は50%とし評価した。本流の水位が支流の水位2.0cm未満の画像15枚のうち8枚は氾濫の危険性が50%以下と判定されたが、7枚は氾濫の危険性が50%以上と判定された。また、本流の水位が支流の水位2.0cm以上の画像15枚のうち10枚は氾濫の危険性が50%以上と判定されたが、5枚は氾濫の危険性が50%以下と判定された。相関係数は0.17であり、ほとんど相関がなかった(表1、図3)。

30枚全て50%付近の結果となり、氾濫の危険性を正確に判断出来ていなかった。

本流の水位が支流の水位2.0cm以上で氾濫の危険性が高いと判断された割合(真陽性率)は67%、本流の水位が支流の水位2.0cm以上にもかかわらず、氾濫の危険性が低いと判断された割合(偽陰性率)は33%、本流の水位が支流の水位2.0cm未満で氾濫の危険性が低いと判断された割合(真陰性率)は53%、本流の水位が支流の水位2.0cm未満にもかかわらず、氾濫の危険性が高いと判断された割合(偽陽性率)は47%であった(表-2)。

	氾濫の危険性 50%以上	氾濫の危険性 50%未満
本流の水位が2.0cm以上	10	5
本流の水位が2.0cm未満	7	8

表2 学習枚数1枚の時の真陽性、偽陰性、真陰性、偽陰性

深さ(cm)	0.4	0.8	0.5	0.9	1	1	1.1	1.2	1.3	1.3	1.4	1.6	1.7	1.8	1.9
氾濫危険性(%)	49	60	56	54	45	44	42	48	36	42	50	54	44	65	65
深さ(cm)	2	2	2.1	2.1	2.2	2.2	2.3	2.3	2.4	2.4	2.5	2.6	2.7	3	3.1
氾濫危険性(%)	64	59	60	45	57	52	60	45	61	54	48	55	58	49	42

表1 本流の深さと氾濫危険度判定(学習枚数1枚)

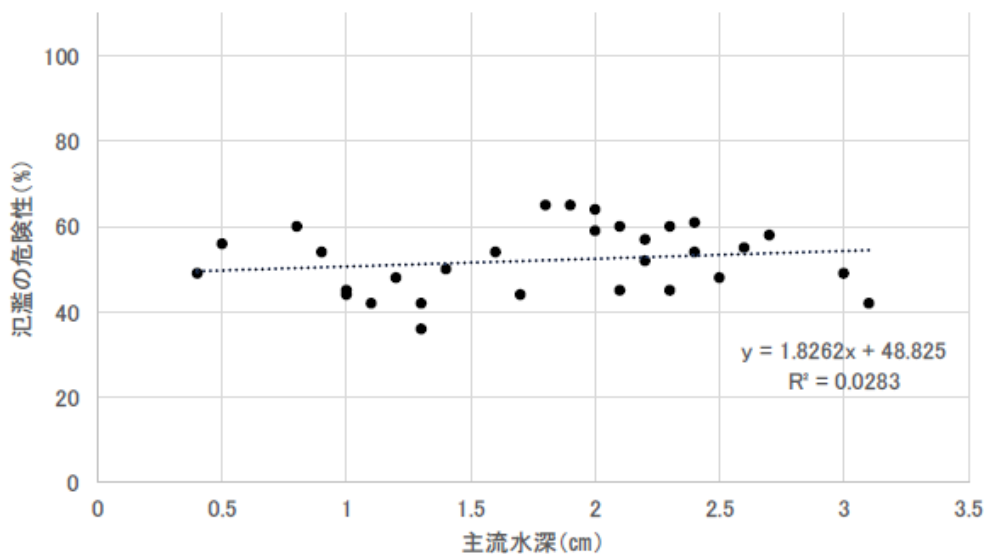


図3 本流の深さと氾濫危険度判定の関係グラフ(学習枚数1枚)

(2) 機械学習 5 枚

こちらにも氾濫の危険性の有無のカットオフ値は 50% とし評価した。本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満の画像 15 枚のうち 12 枚は氾濫の危険性が 50% 以下と判定されたが、3 枚は氾濫の危険性が 50% 以上と判定された。また、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上の画像 15 枚のうち 14 枚は氾濫の危険性が 50% 以上と判定されたが、1 枚は氾濫の危険性が 50% 以下と判定された。13 枚については 97% 以上という高値で判定された。相関係数は 0.77 と強い正の相関があった (表 3、図 4)。

本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上に比べ、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満の方が判定の危険性数値にばらつきが見られた。

本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上で氾濫の危険性が高いと判断された割合 (真陽性率) は 93%、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上にもかかわらず、氾濫の危険性が低いと判断された割合 (偽陰性率) は 7%、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満で氾濫の危険性が低いと判断された割合 (真陰性率) は 80%、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満にもかかわらず、氾濫の危険性が高いと判断された割合 (偽陽性率) は 20% であった (表-4)。

	氾濫の危険性 50%以上	氾濫の危険性 50%未満
本流の水位が2.0cm以上	14	1
本流の水位が2.0cm未満	3	12

表4 学習枚数5枚の時の真陽性、偽陰性、真陰性、偽陰性

深さ (cm)	0.4	0.8	0.5	0.9	1	1	1.1	1.2	1.3	1.3	1.4	1.6	1.7	1.8	1.9
氾濫危険性 (%)	0	17	1	79	2	17	8	6	1	0	96	30	80	4	10

深さ (cm)	2	2	2.1	2.1	2.2	2.2	2.3	2.3	2.4	2.4	2.5	2.6	2.7	3	3.1
氾濫危険性 (%)	97	40	97	99	60	100	100	100	99	99	100	100	100	100	100

表3 本流の深さと氾濫危険度判定 (学習枚数5枚)

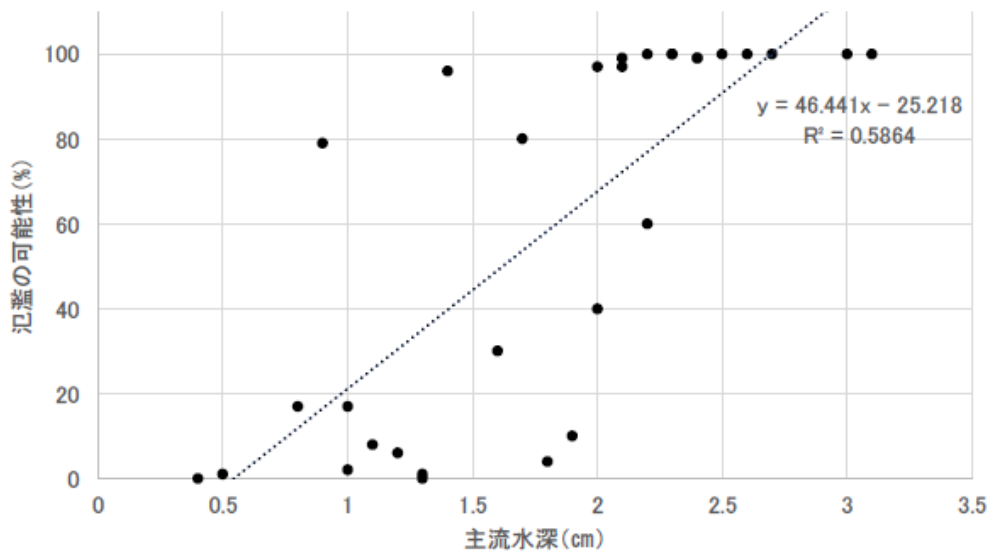


図4 本流の深さと氾濫危険度判定の関係グラフ (学習枚数 5 枚)

(2) 機械学習 5 枚

こちらにも氾濫の危険性の有無のカットオフ値は 50% とし評価した。本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満の画像 15 枚のうち 12 枚は氾濫の危険性が 50% 以下と判定されたが、3 枚は氾濫の危険性が 50% 以上と判定された。また、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上の画像 15 枚のうち 14 枚は氾濫の危険性が 50% 以上と判定されたが、1 枚は氾濫の危険性が 50% 以下と判定された。13 枚については 97% 以上という高値で判定された。相関係数は 0.77 と強い正の相関があった (表 3、図 4)。

本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上に比べ、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満の方が判定の危険性数値にばらつきが見られた。

本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上で氾濫の危険性が高いと判断された割合 (真陽性率) は 93%、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上にもかかわらず、氾濫の危険性が低いと判断された割合 (偽陰性率) は 7%、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満で氾濫の危険性が低いと判断された割合 (真陰性率) は 80%、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満にもかかわらず、氾濫の危険性が高いと判断された割合 (偽陽性率) は 20% であった (表-4)。

	氾濫の危険性 50%以上	氾濫の危険性 50%未満
本流の水位が2.0cm以上	14	1
本流の水位が2.0cm未満	3	12

表4 学習枚数5枚の時の真陽性、偽陰性、真陰性、偽陰性

深さ(cm)	0.4	0.8	0.5	0.9	1	1	1.1	1.2	1.3	1.3	1.4	1.6	1.7	1.8	1.9
氾濫危険性 (%)	0	17	1	79	2	17	8	6	1	0	96	30	80	4	10
深さ(cm)	2	2	2.1	2.1	2.2	2.2	2.3	2.3	2.4	2.4	2.5	2.6	2.7	3	3.1
氾濫危険性 (%)	97	40	97	99	60	100	100	100	99	99	100	100	100	100	100

表3 本流の深さと氾濫危険度判定 (学習枚数5枚)

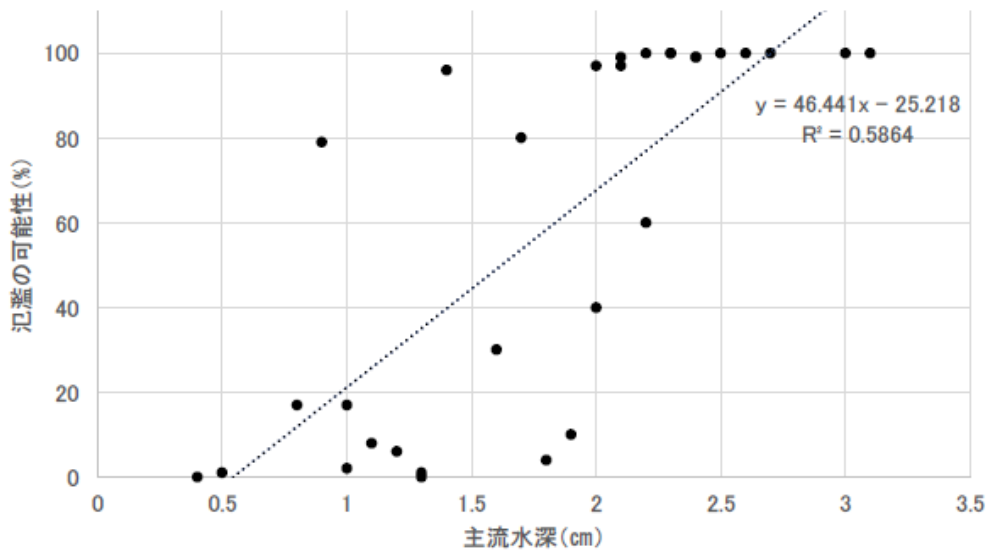


図4 本流の深さと氾濫危険度判定の関係グラフ (学習枚数 5 枚)

(3) 機械学習 10 枚

こちらにも氾濫の危険性の有無のカットオフ値は 50% とし評価した。本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満の画像 15 枚のうち 12 枚は氾濫の危険性が 50% 以下と判定されたが、3 枚は氾濫の危険性が 50% 以上と判定された。また、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上の画像 15 枚のうち 15 枚全てが氾濫の危険性が 97% 以上という高値で判定された。相関係数は 0.86 と強い正の相関があった (表 5、図 5)。

本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上に比べ、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満の方が判定の危険性数値にばらつきが見られた。

本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上で氾濫の危険性が高いと判断された割合 (真陽性率) は 100%、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 以上にもかかわらず、氾濫の危険性が低いと判断された割合 (偽陰性率) は 0%、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満で氾濫の危険性が低いと判断された割合 (真陰性率) は 80%、本流の水位が支流の水位 2.0 cm 未満にもかかわらず、氾濫の危険性が高いと判断された割合 (偽陽性率) は 20% であった (表 6)。

	氾濫の危険性 50%以上	氾濫の危険性 50%未満
本流の水位が2.0cm以上	15	0
本流の水位が2.0cm未満	3	12

表6 学習枚数 10 枚の時の真陽性、偽陰性、真陰性、偽陰性

深さ (cm)	0.4	0.8	0.5	0.9	1	1	1.1	1.2	1.3	1.3	1.4	1.6	1.7	1.8	1.9
氾濫危険性 (%)	0	2	1	32	0	11	6	0	0	2	79	0	28	96	81
深さ (cm)	2	2	2.1	2.1	2.2	2.2	2.3	2.3	2.4	2.4	2.5	2.6	2.7	3	3.1
氾濫危険性 (%)	100	100	100	100	99	100	100	100	100	97	100	100	100	100	100

表5 本流の深さと氾濫危険度判定 (学習枚数 10 枚)

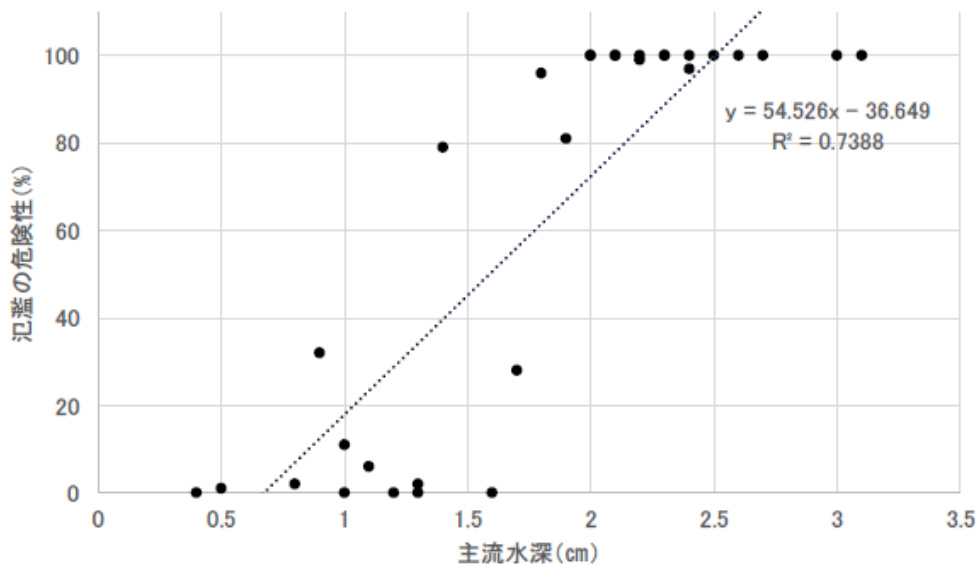


図5 本流の深さと氾濫危険度判定の関係グラフ (学習枚数 10 枚)

4.2 全実験からわかったこと

機械学習させる画像の枚数を増加させることによって判定の精度が向上した。1枚の場合は、相関係数が0.17であったが、5枚の場合は0.77、10枚の場合は0.86であり、学習枚数を増やせば危険度判定に使用できるという結果になった。特に、本流の水位が支流の水位2.0 cm以上(=氾濫の危険性が高い)の画像に対しては、より高い精度で判定ができ、真陽性率は学習枚数5枚の場合93%、学習枚数10枚の場合100%であった。一方、真陰性率は学習枚数5枚、10枚ともに80%であった。一方、本流の水位が支流の水位2.0 cm未満(=氾濫の危険性が低い)の画像の中で、氾濫の危険性が高いと判断されたものが複数存在した。

5. 考察

(1) 機械学習させる画像枚数と氾濫の危険性の関係性について

機械学習させる画像の枚数を増加させることによって判定の精度が向上した。これは、枚数を増加させることによって様々なパターンに対応できるようになったからであると考えられる。学習させる画像をさらに増やせば、より精度を向上させることができると考えられる。

(2) 本流の水位が2.0 cm未満にもかかわらず氾濫の危険性が50%以上と判断されたことについて

機械学習させた画像は3回の実験動画の中から切り取ってきており、撮影した構図(カメラの位置や角度)が多少異なっている。誤って判定された画像の構図が似ており、それと同様の構図の学習画像が少なかったからではないかと考えられる。同じ構図の学習画像を増やすことで精度を向上させることができるかもしれない。

(3) AIを危険度判定に用いることができるか

学習画像が5枚の時では、真陽性率が93%であったが、危険度が高いにも関わらず低いと判断する偽陰性率が7%存在した。誤って判定されることにより避難が遅れる可能性があるため、危険である。しかし、学習画像を10枚に増加させることで真陽性率が100%になったため、学習画像を増やすことで、危険度判定に用いることができると考えられる。また、危険度

が低い場合の判定については偽陽性率が20%存在したが、万が一誤判定したとしても、安全側に働き、逃げ遅れるリスクが減るため問題ないと考えられる。

6. 結論

AIによる危険度判定は、減災に有用である。また、機械学習の枚数を増やすことで、氾濫の危険性を正確に判断することができる。方法としては、定点カメラを設置し、その画像をAIに判定させ、河川の氾濫を予測させる。結果、河川や用水路の氾濫の危険性を現地まで行って確認する必要はなく、河川に流される、用水路に転落するなどの事故を減らすことができる。また、気象庁が発表する氾濫注意情報、氾濫警戒情報、氾濫危険情報、氾濫発生情報などの文字情報では危険性の実感が湧きにくいいため、危険性を数値化することで危険な状況をより正確に伝えることができ、早期避難に繋がる。

7. 今後の展望

今回の実験から、AIの有用性を検証することができた。しかし、氾濫が発生していない平時に氾濫時の画像を撮影することはできないため、氾濫の危険性が高い画像をどのように作成するかが課題となる。今後は、CGシミュレーションなどから氾濫時の様子をシミュレーションし、機械学習画像に用いて危険度判定できないかを検討していきたい。

《参考文献》

- 1) 遊びながら学ぶ「Teachable Machineによる機械学習」、
https://fabcross.jp/topics/special/20230418_teachable_machine.html、
(閲覧日:2023年8月11日)
- 2) Googleの無料サービスTeachable Machineで画像認識モデルを作成してみた、
https://ledge.ai/articles/teachable_machine_try
(閲覧日:2023年8月11日)