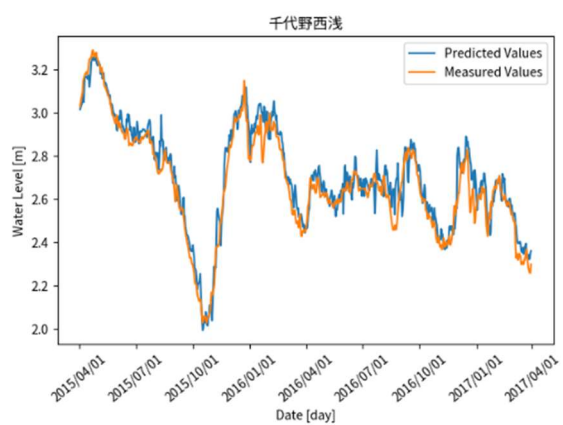
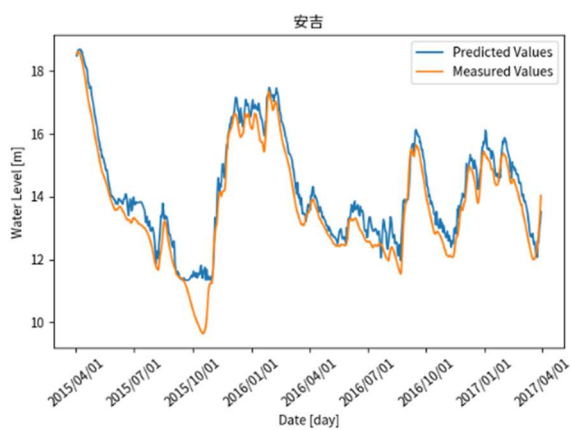
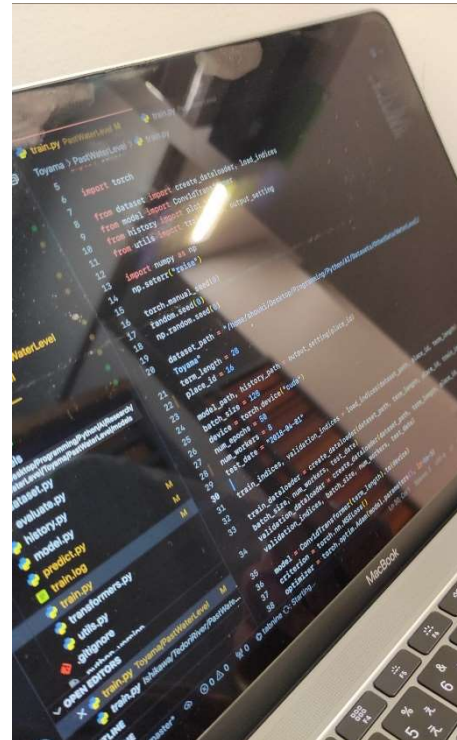
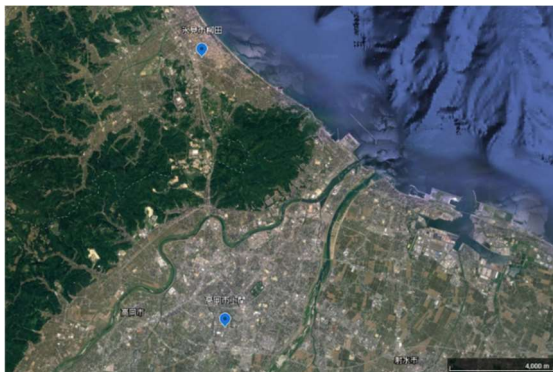
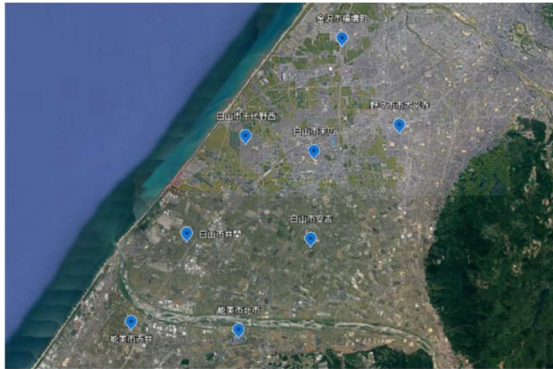


## ②調査研究報告書

# 機械学習を用いた高精度地下水位予測モデルの開発

～これまでになく汎用性の高い地下水位予測～



海城高等学校

## 要旨

地下水は絶やしてはならない重要な水資源であるとともに、「見えない」水資源でもある。地下水の「見える化」として地下水位予測が挙げられるが、従来の手法は複雑で必要なデータ項目が多く、汎用性が低かった。本研究では機械学習の手法であるTransformerを用いて、地下水位予測をより容易に行うことを目的として行い、作成した予測モデルは石川県手取川扇状地域及び富山県氷見市、高岡市において用い、予測の精度及び地点間、帯水層間、地域間の各汎用性を検証した。

予測結果は先行研究と比較して大幅に高い精度であり、地点間や帯水層間、そして地域間での汎用性も確認された。さらに、手取川上流で見られた地すべりに伴う急激な地下水位低下も一定程度予測出来ており、自然現象による不測の地下水位変動にも対応ができることが分かった。

本モデルの活用方法としては地下水位観測の代替手段としての利用や降水量予測を用いた将来の地下水位予測などが挙げられ、今後はボーリングデータ等を用いてより多くの地点情報を追加した予測モデルを作成し、観測井がない場所においても地下水位を予測できるようにしたいと考えている。

## 目次

1. 序論
2. 研究の目的
3. 研究方法
  - (1) 使用データ
  - (1) モデルの構造
  - (2) モデルの学習方法
  - (3) モデルの予測方法
4. 結果
  - (1) モデルⅠ 石川県手取川扇状地域 Dataset-Large
  - (2) モデルⅡ 石川県手取川扇状地域 Dataset-small
  - (3) モデルⅢ 富山県氷見市・高岡市 Dataset-Large
5. 考察と展望
6. 結論
7. 参考文献

## 謝辞

本研究は海城中学・高等学校の山田直樹先生には外部との連絡をはじめ、様々なお力添えを頂きました。また、石川県生活環境部環境政策課、富山県生活環境文化部環境保全課の方々には突然ご連絡をしたにもかかわらず快く協力していただき、本研究において使用した貴重な長期間にわたる地下水位の実測データを提供して頂きました。本研究を行うにあたり多くの方のご指導、ご支援にこの場を借りて御礼申し上げます。

## 1. 序論

地下水は水質が良好で水温が安定しているため、古くから人々の生活を支えてきた。しかし、高度経済成長期は地下水利用の増大とともに地下水位が低下し、地盤沈下や湧水の枯渇、塩水化など様々な問題を引き起こした。地下水は生活になくってはならない重要な資源であるが、同時に「見えない資源」でもある。

本校地学部では13年間に渡り新宿区立おとめ山公園の湧水について調査・研究しており、私たちは毎日おとめ山公園に通い、観測を行う中で湧水が地下水によって形成された貴重な水環境であるとともに、地域住民に癒しを与え、コミュニティーの交流の場となっていることを実感してきた。湧水は地域にとって絶やしてはいけない存在なのである。しかし、不浸透域の拡大などに起因する地下水位の低下により湧水はその数を大幅に減らしており、東京都の調査では過去10年で68カ所の湧水が姿を消した。かつて松尾芭蕉が暮らした本校付近の文京区関口芭蕉庵では20年前は多くの人が水を汲みに訪れたと聞いたが、現在では滴り落ちるほどしか湧出していない。

地下水は「見えない」が故に保全が十分に行われず、身近な水環境が失われてゆくことに私達は胸が締め付けられる思いを感じている。手軽に、多くの人が地下水を地下水位の形で「見える化」し変動の予測が出来れば、早期に対策を講じることが出来る考えた。

本研究ではこれまで複雑でコストの高かった地下水位予測を、気象データと地下水位実測データから機械学習を用いて容易に行うモデルを作成した。モデルには、機械学習の手法で2017年に発表された深層学習モデルであるTransformerを用い、全てのコードを私達が書いて作成した。

機械学習は近年急速に発達した分野であり、機械学習を用いて将来の地下水位予測を行った研究は極めて少ない。本研究では、作成した予測モデルを客観的に評価するため、機械学習の手法であるランダムフォレストを用いて地下水位予測を行った長野ら(2017)と同じ手取川扇状地域の観測井でモデルの作成を行った。なお、長野ら(2017)では本研究で使用したデータ項目に加え、手取川の流量、白山頭首工の取水量、気圧、日照時間を用いている。

## 2. 研究の目的

地下水位が低下する要因は揚水量の増加や降水量の減少、土地利用変化に伴う浸透率の減少など様々である。現在複数の地方自治体ではこのような水循環に影響を及ぼす環境の変動要因を抽出して将来の地下水位を予測する取り組みがなされており、予測結果は将来の環境変化を踏まえた地下水保全の方策を検討する際に重要な資料となっている。一方で従来の予測手法である年間水収支法やタンクモデル法、有限要素法はいずれも10項目以上のデータを必要とし、さらに地下水位の観測井を2平方kmごとに1か所設置する必要があるなど自治体にかかる負担が大きく、地域間の汎用性が低いなど普及には問題があった。

そこで、本研究では使用するデータ項目が気象データ及び地下水位観測データと少なく、さらに地点間や帯水層間、そして地域間の汎用性をもつ地下水位予測モデルを作成し、これまで複雑でコストの高かった将来の地下水位予測を自治体に加えて個人レベルでも行えることを目的として行った。本研究では、目的によって3つのモデルを作成した(表1)。



写真1 おとめ山公園での毎日の観測の様子



写真2 水質の自動観測の様子

地名	モデル名	データセット	目的
手取川扇状地域	モデルⅠ	Dataset-Large	予測精度の検証/帯水層間での汎用性の検証
	モデルⅡ	Dataset-Small	降雨の強弱が予測に与える影響の検証
富山県 氷見市、高岡市	モデルⅢ	Dataset-Small	地域間での汎用性の検証

表1 各予測モデルの種類と目的

モデルⅠは手取川扇状地域においてモデルの精度や地点間、帯水層間の汎用性を検証した本研究の基本モデルである。モデルⅡはモデルⅠで使用した降雨の強弱についてのデータを使用せず、降雨の強弱が予測に与える影響を検証した。また、モデルⅢでは地域間の汎用性を検証するため、富山県氷見市、富山県高岡市で予測を行った。

なお、上記の3モデルは使用したデータが異なるのみで、モデルの構造は同一である。

### 3(1). 研究材料

本研究では石川県手取川扇状地域及び富山県氷見地域の気象データ、地下水位観測データを用いた。また、各種データは予測モデルが地下水位変動の傾向を掴むために使用する「学習用データ」と、学習を行った予測モデルが予測を行う「検証用データ」を分けて設定した。

地域名	モデル名	データセット	項目	学習用データの期間	検証用データの期間
石川県 手取川扇状地域	モデルⅠ	Dataset-Large	日別気温、日別降水量、日別積雪量、特別最大降水量、特別降雪量(気象庁金沢気象天文台)	1974/04/01 ～ 2015/03/31	2015/04/01 ～ 2017/03/31
石川県 手取川扇状地域	モデルⅡ	Dataset-Small	日別気温、日別降水量、日別積雪量(気象庁金沢気象天文台)	1974/04/01 ～ 2015/03/31	2015/04/01 ～ 2017/03/31
富山県 氷見市、高岡市	モデルⅢ	Dataset-Large	日別気温、日別降水量、日別積雪量(アメダス氷見)	2007/04/01 ～ 2018/03/31	2018/04/01 ～ 2020/03/31

表2 使用した気象データ

使用した気象データについては表2の通りであり、全て気象庁が公開するオープンデータである。なおモデルⅠ、モデルⅢには日別気温、日別降水量、日最大1時間降水量、日別積雪量、特別降雪量の5項目の気象データを用いた

「Dataset-Large」を使用した。

また、雨の強弱が予測に与える影響を検証するモデルⅡでは、日別気温、日別降水量、日別積雪量のみを用いた「Dataset-Small」を使用した。

石川県手取川扇状地地域の地下水位データに関しては石川県生活環境部環境政策課より提供して頂いた金沢市の福増町、白山市の千代野西(浅)、千代野西(深)、末広、井関、安吉、野々市市の太平寺、能美市の赤井(浅)、赤井(深)、北市の各地

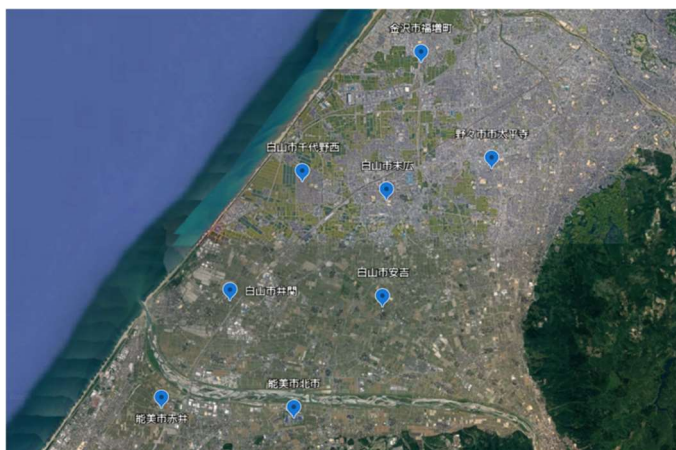
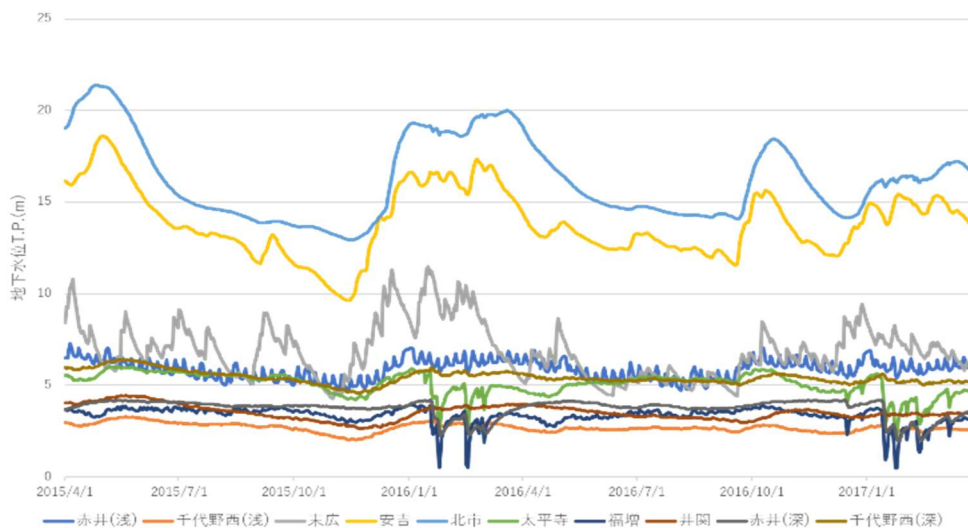


図1 石川県手取川扇状地域の各観測井



グラフ1 石川県手取川扇状地域の各観測井における地下水位変動

点において、気象データと同様1974/04/01～2015/03/31の日別地下水位データを学習用として、2015/04/01～2017/03/31の日別地下水位データを検証用として使用した。

なお、千代野西(浅)と千代野西(深)及び赤井(浅)と赤井(深)はそれぞれ同地点地点に設置された異なる観測井であり、異なるストレーナー深度を有する。

手取川扇状地は地下に3つの帯水層を有しており、浅い順に第1帯水層、第2帯水層、第3帯水層とした。

地質資料、各観測井の標高、ストレーナー深度、地下水位変動より、推定した帯水層は表3の通りである。なお、いずれも本研究では汎用性を検証するため、帯水層の異なる観測井においても同一のモデルを用いて予測した。なお、第1帯水層は不圧帯水層であり、第2帯水層と第3帯水層は被圧帯水層である。

観測井名	標高(m)	井戸深度(m)	ストレーナー深度(m)	帯水層
赤井(浅)	7.99	70	24.0～42.0	第1帯水層
千代野西(浅)	8.93	82	26.0～55.0	第1帯水層
末広	24.08	30	不明	第1帯水層
安吉	42.73	100	71.5～88.0	第2帯水層
北市	23.84	60	38.0～49.0	第2帯水層
太平寺	23.2	150	122.5～139.0	第3帯水層
福増	3.85	200	134.0～150.5	第3帯水層
井関	5.78	200	120.4～138.5	第3帯水層
赤井(深)	7.99	150	78.0～93.0	第3帯水層
千代野西(深)	8.93	200	160.0～189.0	第3帯水層

表3 各観測井の情報

また、富山県氷見市、高岡市の地下水位データに関しては富山県生活環境文化部環境保全課より提供して頂いた氷見市柳田、高岡市上関の各地点において2007/04/01～2018/03/31の特別地下水位データを学習用として、2018/04/01～2020/03/31の特別地下水位データを検証用として用いた。

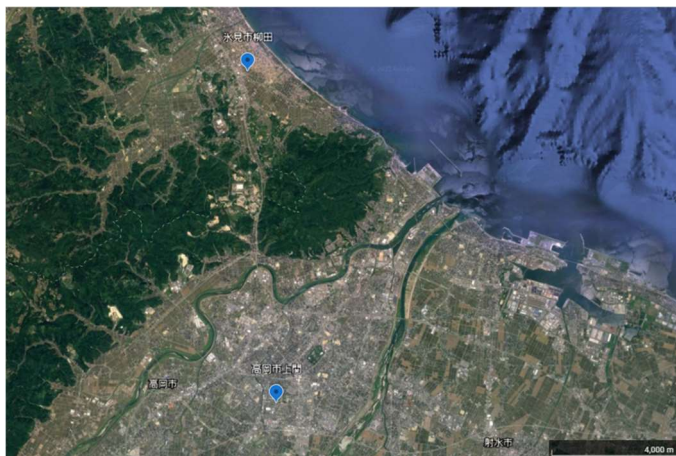


図2 富山県氷見市、高岡市の各観測井

### 3(2). モデルの構造

予測モデルはInception Module とTransformer Module、Linear Moduleの3段階構造になっており、本モデルは前日までの気象データと地下水位データをもとに翌日の地下水位データを予測するものである。Transformerの出力はBatch Size x Sequence Length x Model Dimensionであるが出力ではModel Dimension方向の次元を削除する必要があったため、Average Poolingを用いた。

### 3(3). モデルの学習方法

予測モデルにおいては説明変数として過去のある一定期間の気象データと地下水位データを取り、目的変数として翌日の地下水位と前日の地下水位の変化とした。

また、過去の気象データの長さ及び、予測する期間は学習のハイパーパラメータとし、損失関数は先行研究においても用いられることが多いMSE(Mean Squared Error)を用いた。

$$MSE(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$y$ : measured values,  $\hat{y}$ : output values  $N$ : the number of data

### 3(4). 予測方法

予測モデルは精度が高い反面、1日先の予測しかできないため再帰的に用いることで長期間の予測を可能にする。1日目は実際の観測された地下水位データを用い、2日目以降では入力に前日の出力を加えたものを与える。

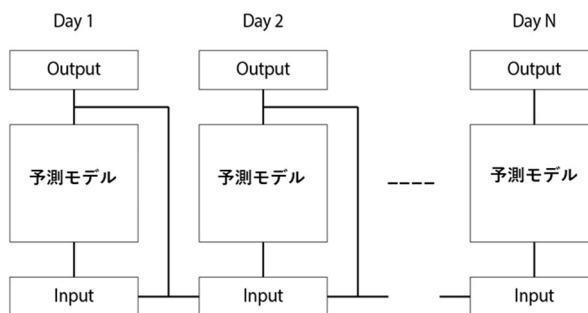


図3 予測モデルの予測方法

### 4. 結果

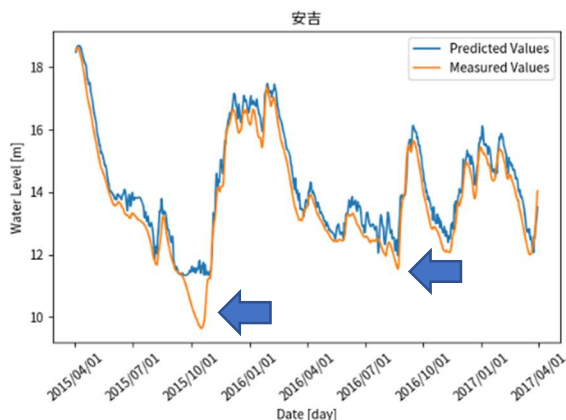
予測モデルを手取川扇状地域において使用し、前日との変動量を予測した。表4にMSEスコアをまとめる。MSEスコアは値が低いほど精度が高く、白山市安吉、能美市北市の観測井とともに長野ら(2017)らが示した精度を大幅に上回っている。

予測モデル	データセット	安吉	北市
長野ら(2017)		0.0063	0.0032
モデル I	Dataset-Large	0.0035	0.0019
モデル II	Dataset-Small	0.0034	0.0023

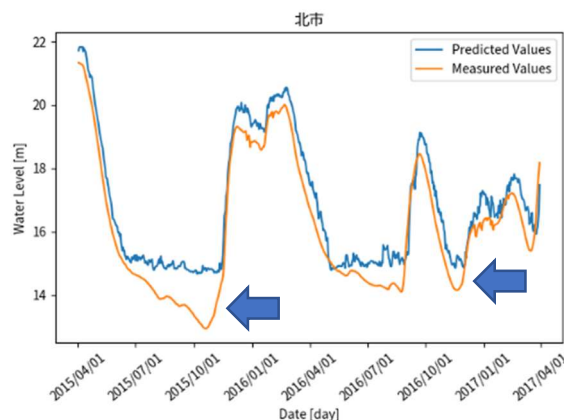
表4 先行研究とのMSEスコアの比較

#### 4(1). モデル I 石川県手取川扇状地域 Dataset-Large

本研究の基本モデルである、手取川扇状地においてDataset-Small を使用して予測したモデル I の白山市安吉、能美市北市における予測結果をグラフ化した(グラフ2~13は全て予



グラフ2  
白山市安吉における予測値(青)と実測値(橙)



グラフ3  
能美市北市における予測値(青)と実測値(橙)

測値を青、実測値を橙で示している)。両地点は第2帯水層の深層地下水である。

手取川扇状地では2015年から2017年にかけて全域で2回程の急激な地下水位低下が確認されており(グラフ内青矢印で示した)、両地点においては特に2015年7月~11月に2m以上の低下が見られ、予測値の誤差は2m程度であった。この際の地下水位は両地点とも観測開始の1974年以来最低である。

本現象については2015年5月に手取川上流で発生した大規模な地すべりとの関連が指摘されており、予測モデルの想定を超える自然現象であったと言える。一方で2015年7月~11を除くと実測値との誤差は数cm~50cm程であり、両地点とも高い精度で予測が行えている。

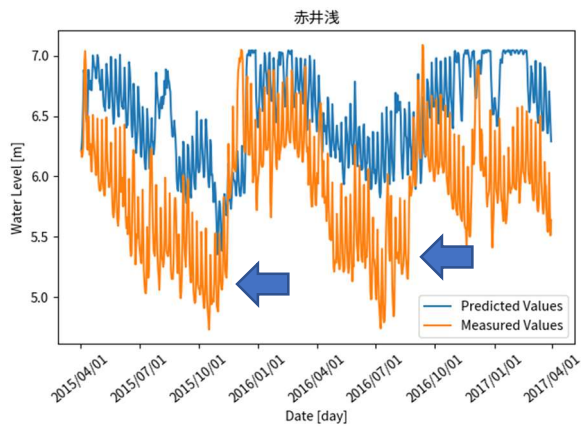


写真3 手取川上流における地すべり(林野庁)

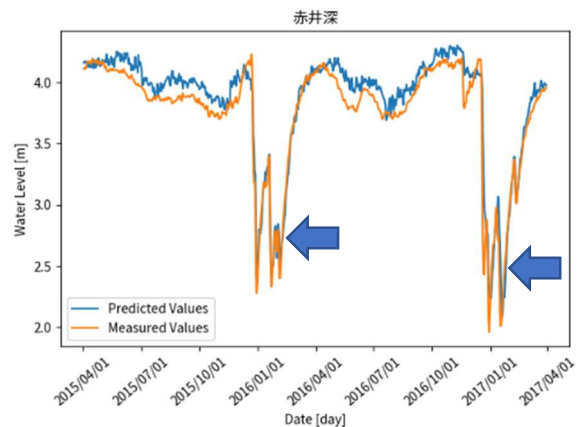
また、白山市安吉と能美市北市は直線距離で約4km離れているが、同一モデルを用いて予測が可能であり、地点間の汎用性を備えていることが示せた。なお、地点間の汎用性は後述の各地点においても確認できる。

さらに、本モデルを用いて、安吉及び北市とは異なる帯水層での予測を行った。

グラフ4の能美市赤井(浅)は第1帯水層の浅層地下水であるため、実測値では降水の影響を強く受け、短期間で大きく変動している。予測値の誤差は数cm~80cm程であり、殆どの期間で実測値よりも高い値を予測する傾向にあった。

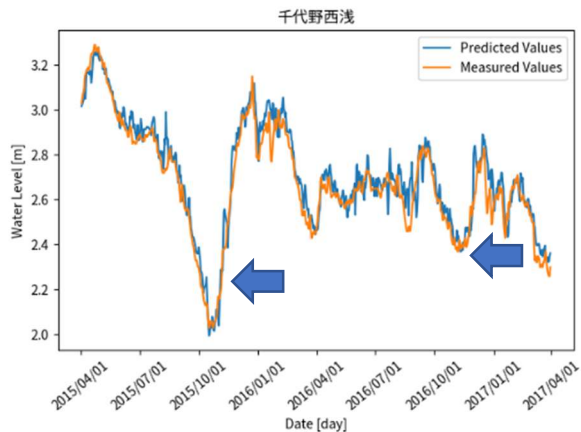


グラフ4 能美市赤井(浅)

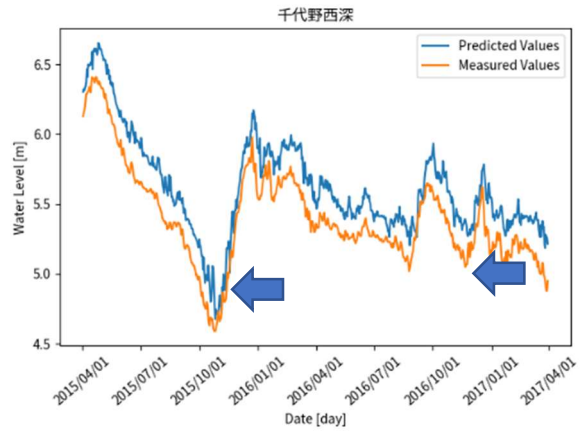


グラフ5 能美市赤井(深)

グラフ5の能美市赤井(深)は第3帯水層の深層地下水であり、通常時の変動は小さいが、手取川扇状地域全域で見られた地下水位低下の際には2m近く低下している。予測値の誤差は数cm~20cm程であり、地下水位低下の際にも高い精度で予測が行えている。



グラフ6 白山市千代野西(浅)

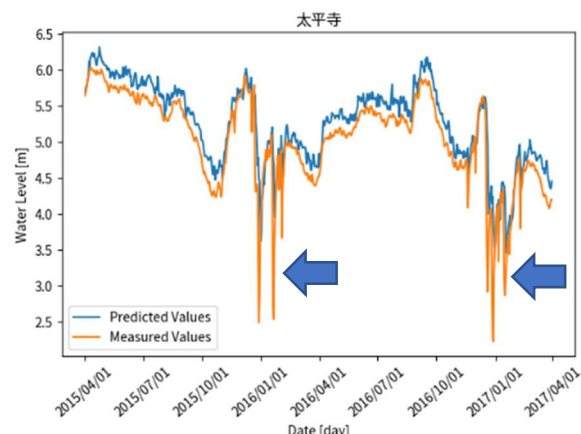


グラフ7 白山市千代野西(深)

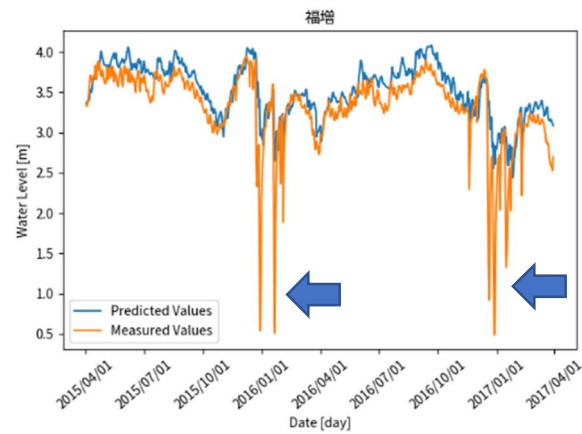
グラフ6の白山市千代野西(浅)は第1帯水層の浅層地下水であるが、赤井(浅)や末広と比較して変動が小さく、降水の影響をあまり受けていない。このため、第1帯水層でない可能性がある。予測値の誤差は数cmであり、地下水位低下の際も極めて高い精度で予測が行えている。

グラフ7の白山市千代野西(深)は第3帯水層の深層地下水であり、予測値は殆どの期間で実測値よりも高い値を示す傾向にあったが、その誤差は数cm~20cm地下水位低下の際にも高い精度で予測が行えている。

グラフ4~7より、異なる帯水層間においても、同一モデルを用いて高い精度で予測できることが分かった。

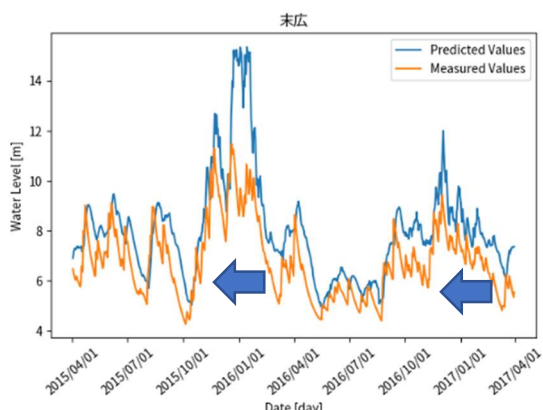


グラフ8 野々市市太平寺

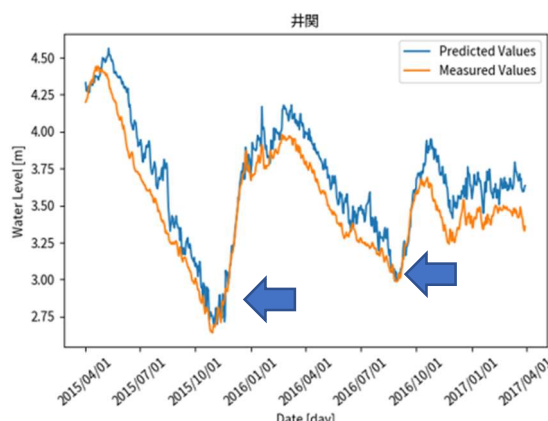


グラフ9 金沢市福増

グラフ8、9の野々市市太平寺、金沢市福増は両地点とも第3帯水層の深層地下水であり、変動が非常に似通っている。地下水位低下の際には実測値で2m程低下しており、この際の予測値の誤差は1m～2mであった。なお、低下時を除くと予測値の誤差は数cm～30cm程であった。



グラフ10 金沢市福増



グラフ11 白山市井関

グラフ10の白山市末広は第1帯水層の浅層地下水であり、降水の影響を強く受けており、変動が大きい。予測値の誤差は数十cm～3m程であり、殆どの期間で実測値よりも高い値を予測する傾向にあった。

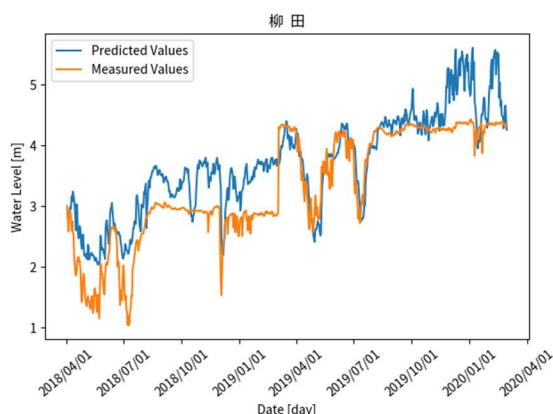
グラフ11の白山市井関は第3帯水層の深層地下水である。予測値の誤差は数cm～30cm程であり、地下水位低下の際も高い精度で予測が行えている。

グラフ2～11より、同じ地域内の場合、帯水層や地点の違いに関係なく高い精度で予測できることが示せた。また、半分ほどの地点で、手取川扇状地全域で見られた地下水位低下を予測できており、自然災害に起因する想定外の地下水位変動もある程度予測が可能である事が分かった。

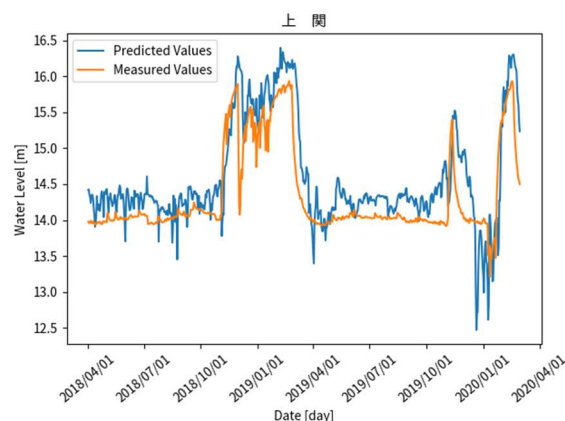
#### 4(2).モデルⅡ 石川県手取川扇状地域 Dataset-Small

モデルⅡではDataset-Smallを予測に用いた。Dataset-SmallはDataset-Largeで使用した日最大1時間降水量、特別降雪量を使用しておらず、降雨の強弱を予測精度に与える影響を検証した。総雨量が同量であっても雨の強弱によって地下水涵養量が異なり、地下水位への影響度も異なるためである。表3より、MSEスコアはDataset-smallと殆ど変わらなかった。よって本予測モデルでは降雨の強弱による地下水涵養量の違いを予測できていることが分かった。

#### 4(3).モデルⅢ 富山県氷見市・高岡市 Dataset-Large



グラフ12 氷見市柳田



グラフ13 高岡市上関

モデルⅢでは、予測モデルを富山県の氷見市柳田、高岡市上関において使用した。なお、富山県氷見市と手取川扇状地域は直線距離で50km～60kmであり、水系も異なる。以下に氷

予測モデル	データセット	柳田
モデルⅢ	Dataset-Large	0.0091

表5 氷見市柳田におけるMSEスコア



見市柳田のMSEスコアを示した。手取川扇状地域と比較して精度は劣るものの、一定程度の予測が出来ていることが分かった。また、モデルⅢの予測結果をグラフ12、13に示した。

グラフ12の氷見市柳田における予測値の誤差は数cm～1m程度であり、傾向は概ね掴んでいた。

グラフ13の高岡市上関における予測値の誤差は数cm～1m程度であるが、2020年1月前後の地下水位低下時を除くと殆どの期間で実測値との誤差は数cm～50cmであり、地下水位低下時以外では高い精度で予測が行えていた。

グラフ12、13より、異なる地域においても同一モデルを用いて変動の傾向については予測が可能であり、一定程度の汎用性を持つ事が分かった。一方で、モデルⅢの精度が手取川扇状地域と比較して低い理由としては、モデルの学習期間が10年と短いことが挙げられ、より長期間のデータを用いて学習する必要があると考えられる。

## 5. 考察と展望

予測結果より、同じ地域内であれば観測井において実測を行わなくとも地点や帯水層に関係なく高い精度で予測できることが分かった。また、地域間においても一定程度の汎用性を有することが分かった。そこで結果を踏まえた本モデルの活用方法を3つ提案する。

第一に、コストのかかる観測井での地継続的な地下水位観測の代替として、本モデルと気象データを用いて現在の地下水位を予測することが出来る。なお、地下水位予測は小さな誤差が続くことで誤差が次第に大きくなるため、半年に一度程度実測を行い、予測値の補正が必要である。

第二に、降水量予測値を用いて将来の地下水位を予測することが出来る。例えば、気象庁6か月予報アンサンブル数値予報モデルGPVを用いることで、6か月先までの地下水位を予測可能であり、農業分野では地下水を利用する際に地下水位変動を事前に把握し、計画的な地下水利用が行える。

第三に、研究の目的でも述べた通り、環境変化を踏まえた将来の地下水位を予測することが出来る。環境変化の例として、気象庁は地球温暖化により全ての地域で大雨が増加することを示しており、こうした環境変化に伴う地下水位への影響予測が行える。そのため、影響予測を踏まえて将来のために今から効果的な地下水保全施策を行うことが可能である。

また今後の課題としては、さらに多くの地点や期間で学習を行い、地点間の汎用性をより高くしたいと考えている。

さらに展望として、本研究では観測井の地下水位実測データを用いてモデルを作成したが、今後はボーリングデータや全国6万件以上の井戸情報を有する全国地下水資料台帳調査などを用いて、学習を行う地点数を増やした予測モデルを作成し、観測井がない場所においても地下水位を予測できるようにしたいと考えている。

## 6. 結論

本研究では地下水位予測を通して地下水を「見える化」することを目的として行った。本モデルは誰もが、容易に高精度で地下水位を予測することが出来、世界のどこにおいても地下水を「見える化」し、全ての人の身近な水環境を守ることに繋がると考えている。

今回作成した地下水位予測モデルは機械学習の手法であるTransformerを用いることで従来よりも使用するデータ項目が少なく、高精度に、そして地点間及び帯水層間、そして地域間においても汎用性をもち、同一のモデルで予測が可能となった。

## 7. 参考文献

- (1) 農林水産省農村振興局農村政策部農村環境課『農業地域における持続的な地下水利用の手引き』2018年、p. p. 2-5
- (2) 環境省水・大気環境局土壌環境課地下水・地盤環境室『「地下水保全」ガイドライン(第二版)～地下水保全と持続可能な地下水利用のために～』2021年、p. p. 33～91
- (3) 長野 峻介, 野村 和哉, 藤原 洋一, 田中健二, 高瀬 恵次, 一恩 英二『ランダムフォレストを用いた手取川扇状地における地下水位変動解析』2017年
- (4) Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, Illia Polosukhin 『Attention Is All You Need』2017年

- (5) Christian Szegedy, Wei Liu , Yangqing Jia, Pierre Sermanet , Scott Reed , Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, Andrew Rabinovich 『Going deeper with convolutions 』 2014年
- (6) Sergey Ioffe, Christian Szegedy 『Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift』 2015年
- (7) Sepp Hochreiter, Jurgen Schmidhuber 『LONG SHORT-TERM MEMOR』 1997年
- (8) Diederik P. Kingma, Jimmy Ba 『Adam: A Method for Stochastic Optimization』 2014年
- (9) 名古屋通商産業局総務部開発業務課 『石川県手取川・犀川下流地域地下水利用適正化調査報告書』 1974年、p. p. 40～43
- (10) 林野庁近畿中国森林管理局石川森林管理署 『平成29年度における手取川上流崩壊地対策について』 2017年、p. p. 1～6
- (11) 柳井清治 『近年の土砂災害シリーズ 2015年5月に白川源流で発生した地すべりと濁水の発生』 2017年、p. 87