

機械学習による密集した揚水井の揚水に伴う観測井水位の将来予測

関西大学大学院

学生会員○ 澤田 雅言

関西大学環境都市工学部

正会員 尹 禮分

関西大学環境都市工学部

フェロー会員 楠見 晴重

1. はじめに

京都盆地は地下水が豊富で、古来より地下水利用が盛んな地域である。本研究は、酒造に地下水を利用している酒蔵会社が密集している京都市伏見区を対象として、地下水利用に伴う深井戸・浅井戸観測井水位の将来予測手法として機械学習の適用を試み、予測値と実測値との比較検討を行った。

2. SVR (Support Vector Regression)

本研究では機械学習の一種である SVR と線形回帰を併用したモデルを用いた。図-1 に SVR の概要を示す。関数 $f(x)$ の土に誤差の不感帯 (ϵ チューブ) を設け、 $-\epsilon \leq$ 誤差 $\leq \epsilon$ の場合、その誤差を 0 とする¹⁾。これによりノイズの影響を極力小さくなるものと考えられる。式 (1) は SVR の回帰式であり、カーネル関数を線形とした回帰式を用いて予測を行った。

$$(x^{(j)}) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) x^{(i)} x^{(j)T} + b \quad (1)$$

x : 実測値 α : ラグランジュ関数 b : パラメータ

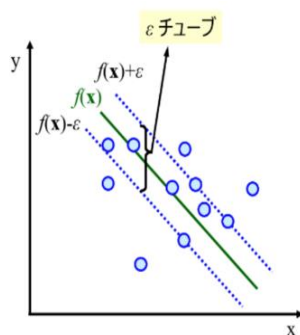


図-1 SVR 概要図

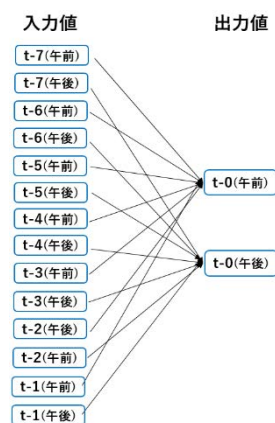


図-2 パターン概要図

本研究では、線形回帰によってモデルの形状を予測し、

SVR によって観測値と予測値の誤差を補正する線形回帰・SVR 併用モデルを使用し、安定かつ高い精度を構築するために本モデルによる観測井水位の予測を試みた。本研究において、水位予測を行う際、図-2 に示すように地下水水位データは期間中に観測井で計測された午前 0 時と午後 0 時の値を用いた。深井戸観測井 A (深度 65m)・浅井戸観測井 B (深度 15m) を対象として、学習データは 3093 個 (2017 年 10 月 27 日～2021 年 12 月 21 日) を用い、予測期間は 2021 年 12 月 22 日～2022 年 1 月 21 日とした。

3. 揚水井の仕様および地層

本研究対象の伏見地域では、4 km×4 km 四方に約 40 本の酒造用揚水井が位置しており、将来的な地下水水位の変化が懸念される。本地域内には、深度約 20m の浅井戸観測井 4 本、深度約 65m の深井戸観測井が 6 本設置されている。図-1 はある揚水井の地質柱状図である。本地域の地質は上部に沖積層、下部に洪積砂層、粘土層の互層となっており、帯水層は主に Dg2・Dg3 の洪積砂礫層から揚水されている。

4. 深井戸観測井 A における周辺揚水井との関係性

本研究における深井戸観測井 A は最深層が Dg5 層の深度 65m であり、地下水水位の観測は 1 日 8 回 (0 時から 3 時間おき) 計測する。深井戸観測井 A の半径 300m 以内には Dg2・Dg3 層にストレーナを有する 6 本の揚水井が存在し

ている。図-4 は深井戸観測井 A の 2021/1/22～2022/1/21 の水位変化を示している。この図より、観測井 A の水位は周辺の揚水井の揚水に強く影響されていることが認められる。また、8 月頃は水位が上昇しているが、酒造を休止していることに起因している。図-5 は観測井 A における 2021/12/11～2022/1/21 における水位を示して

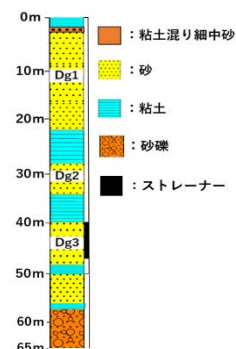


図-3 観測井 A 柱状図

キーワード 地下水揚水, 機械学習, 将来予測, 観測井

連絡先 〒564-8680 大阪府吹田市山手町 3 丁目 3 番 35 号 関西大学 TEL 06-6368-0837

いる.この図より,1日の上下動が繰り返されていることから,周辺の酒造に伴う揚水が昼間稼働していることによる影響と考えられる.このような深井戸観測井の水位変動を精度よく予測することを試みた.

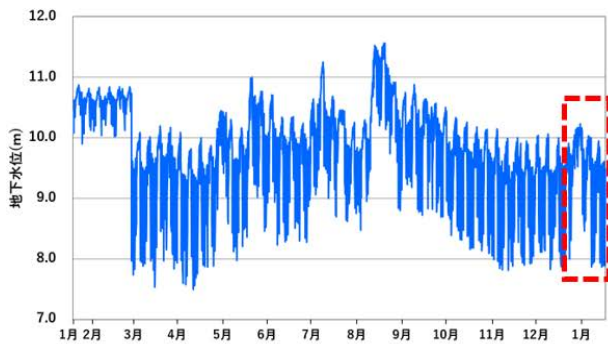


図-4 2021/1/22/~2022/1/21 の地下水位

拡大図

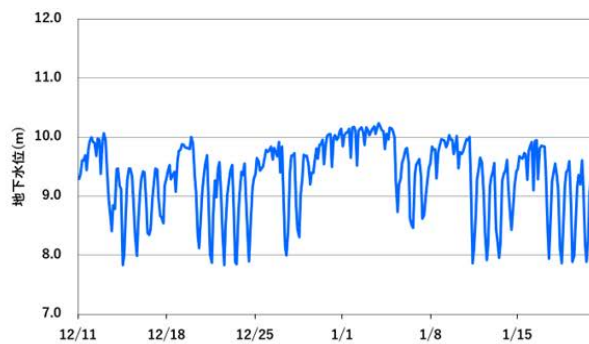


図-5 2021/12/22~2022/1/21 の地下水位

5. 浅井戸観測井における降雨量との関係性

図-6 は 2017 年 1 月 1 日~2022 年 1 月 21 日における浅井戸観測井 B の水位変化と降雨量(mm/12h)を示している.この図より,降雨に伴って観測井水位は上昇し,降雨の少ない期間は水位が低下していることから,一般的な浅井戸の水位変化を示している.

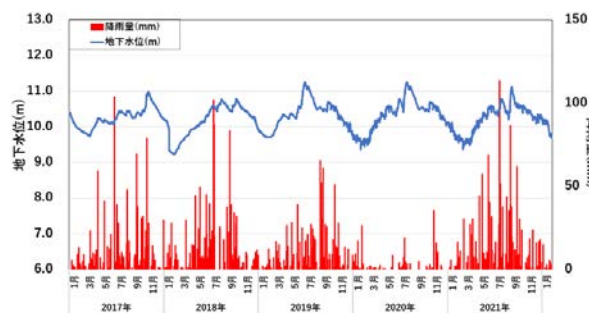


図-6 観測井 B の地下水位と降雨量

6 観測井の水位予測と精度比較

式(2)によって RMSE (二乗平均平方根誤差) を算出し, 両観測井の精度比較を行った.

$$RMSE = \sqrt{\frac{x_1^2+x_2^2+\dots+x_n^2}{n}} \quad (2) \quad x: \text{誤差の絶対値} \quad n: \text{データ数}$$

図-7 に両観測井の RMSE 値,図-8 に観測井 A の水位予測結果,図-9 に観測井 B の水位予測結果を示す.これより,観測井 A は誤差が大きく精度の低い予測結果となった.要因として,揚水停止期間が長くそれに伴う水位回復に対して十分な予測が行われなかったためと考えられる.一方,観測井 B は予測期間全体を通して予測値が実測値より 1 日早い予測を行っているが,実測値と同様の水位変動を予測できしており,RMSE 値は小さく,高い精度で水位が予測されている.

RMSE値(m)

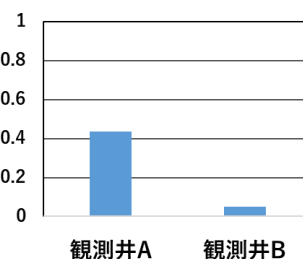


図-7 RMSE 値

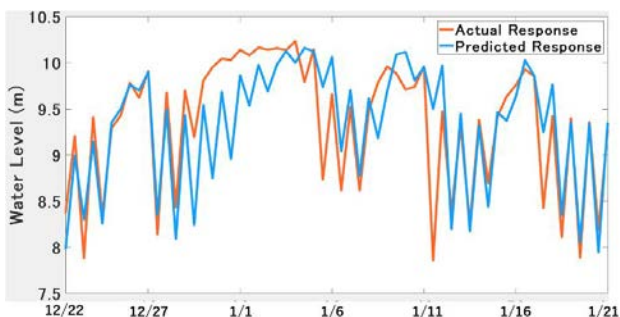


図-8 観測井 A の水位予測の結果

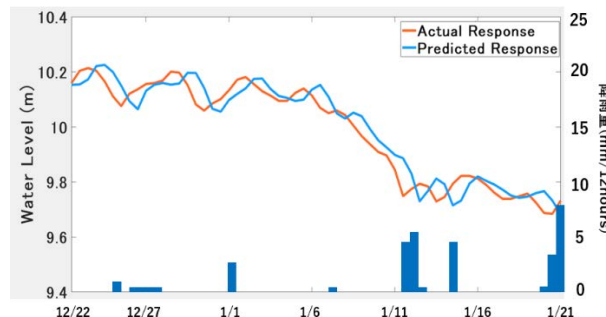


図-9 観測井 B の水位予測の結果

6. おわりに

本研究では,深井戸観測井 A,浅井戸観測井 B の水位変動の状況と機械学習による水位予測を行った.水位予測において外的要因を受けながらも,全体的な傾向は予測できた一方,誤差の大きさに違いが見られたため,今後は揚水停止期間が少ない期間の選定や入力条件の変更を行うことにより,観測井の予測精度は向上すると考えられる.

参考文献

小野田崇：知の科学 サポートベクターマシン, オーム社, pp59-65, 2007