# 大野盆地における機械学習による 観測井地下水位予測に関する研究

2024 年 3 月 関西大学 環境都市工学部 教授・工博・楠見 晴重

# 目次

第1章	序論	
1.1	はじめに	1
1.2	大野市の概要	1
1.3	大野盆地の地下水	4
1.4	既往の研究および調査	4
1.5	本研究の目的と背景	4
第2章	ArcGIS を用いた大野盆地の解析	
<b>第2章</b> 2.1	<b>ArcGIS を用いた大野盆地の解析</b> はじめに	5
<b>第2章</b> 2.1 2.2	ArcGIS を用いた大野盆地の解析 はじめに ArcGIS の概要	5
<b>第2章</b> 2.1 2.2 2.3	<b>ArcGIS を用いた大野盆地の解析</b> はじめに ArcGIS の概要 ArcGIS による大野盆地の可視化	5 5
<b>第2章</b> 2.1 2.2 2.3 2.3	ArcGIS を用いた大野盆地の解析         はじめに         ArcGIS の概要         ArcGIS による大野盆地の可視化         .3.1	5 5 5
<b>第2章</b> 2.1 2.2 2.3 2.3 2.3	ArcGIS を用いた大野盆地の解析         はじめに         ArcGIS の概要         ArcGIS による大野盆地の可視化         .3.1       地層分類の概要         .3.2       地層面の作成	5 5 6 7

### 第3章 大野盆地の地下水挙動

3.1	はじめに	11
3.2	地下水位計測の概要	11
3.3	地下水位性状	14
3.4	まとめ	17

2.4 まとめ......10

#### 第4章 機械学習を用いた地下水位の将来予測

4.1	はじめに	18
4.2	サポートベクター回帰	18
4.3	線形回帰	21
4.4	対象観測データ	21
4.5	学習方法	22
4.6	精度指標	23
4.7	水位予測および精度比較	23
4.8	各観測井の水位予測結果	25
4.9	まとめ	27

# 第5章 特徴量を考慮した地下水位の将来予測

5.1	はじめに	28
5.2	対象観測データ	28
5.3	特徴量について	29
5.4	学習・検討方法	30
5.5	水位予測および精度比較	30
5.6	各観測井の水位予測結果	33
5.7	特徴量の地域性	35
5.	7.1 共通する特徴量	35
5.	7.2 特徴量による分類	37
5.8	まとめ	40

# 第6章 1年間における最小水位の予測

6.1	はじめに	41
6.2	対象観測データ	41
6.3	最小水位の検出方法	42
6.4	学習方法	44
6.5	最確値による精度比較	45
6.6	予測結果	47
6.7	予測波形	49
6.8	最小値の観測前における予測	49
6.9	まとめ	51
第7章	1 結論	52
参考文	献	54

# 1. 序論

#### 1.1 はじめに

地下水は、地球上の多くの国々おいて農業・工業・生活用の水資源として重要であり、さ らには、人間生活・文化といったような観点においても大切な環境要素である。近年では融 雪等の目的のために地下水を利用する機運も高まっており、地下水の重要性はますます増加 している傾向にある。しかし、近年の人口増加に伴う人間活動の広範囲化や地球温暖化によ る気候変動の影響に伴い、地下水環境は大きく変動している。有用な地下水資源の利用、管 理には正確な地下水性状の把握が必要である<sup>1)</sup>。

地球上に存在する水量はおよそ 14 億 km<sup>3</sup>であると言われ、そのうちの約 97.5%が海水であ り、淡水は約 2.5%<sup>2)</sup>である。この淡水の大部分は、氷や氷河として存在しており、地下水 や河川、湖沼の水として存在する淡水の量は、地球上の水の約 0.8%である。さらにこの淡水 の量は、大部分が地下水として存在しており、河川や湖沼はわずか 0.01%に過ぎない。地下 水が我々の使用できる淡水資源として豊富に存在していることから、いかに地下水が貴重な 資源であるかわかる。

本研究の対象地域は、福井県大野市である。大野市は、豊かで良質な地下水に恵まれた城 下町として知られており、市街地では家庭用ホームポンプを用いて直接汲み上げ飲み水に利 用するなど、古くから生活用水や工業用水など、さまざまな用途の水源として地下水が利用 されてきた。さらに大野市には、御清水(おしょうず)や本願清水などといった「名水百 選」に選ばれている湧水がみられるなど、全国的にみても指折りの豊富な水環境にあること から市民と地下水との関わりには特に深いものがある。しかし、この豊富な地下水が決して 無限に存在するものではない。地下水が地域共有の貴重な資源であることを認識し、未来永 劫、保全し利用し続けていくためにも大野市の地下水の現状を把握することが必要である。 現状において、融雪時に大量の地下水を汲み上げるなどの理由から、地下水位低下による多 数の井戸枯れの問題が発生した事例も存在する。したがって、大野市の地下水性状を定量的 に解明することは、大野市における将来の地下水・環境政策に重要な方向性を与えるととも に、住民に対しても有用性の高い資料となると認識される。

#### 1.2 大野市の概要

大野市は福井県東部の内陸に存在する、人口約3万人の街である。図1.1 は大野市の位置 を示す。また、面積は872.43km<sup>2</sup>であり、福井県で最も面積の大きい市町村となっている。 さらに大野市は四方が山に囲まれ、面積の約90%が森林であり、市内には、九頭竜川・真名 川・清滝川・赤根川といった4本の一級河川が南から北に向かって流れ、扇状地形を成して いる<sup>3)</sup>そのため、地形的な意味合いで「大野盆地」と称されることもあり、この「大野盆地」は市域の北西部に位置している。図 **1.2** は大野盆地と4本の一級河川を示す。



図 1.1 大野市の位置



図 1.2 大野盆地と河川位置

大野市は、内陸盆地型の気候で寒暖の差が大きい。平成 30 年から過去 10 ヶ年の年平均気 温は 13.4℃、年間平均降水量は 2429.5mmで、全国平均降水量の約 1800mmを大きく上回っ ている。また、地形や季節風の影響から典型的な北陸山地型の気候で、夏季に比べ冬季の降 水量が多く、平成 30 年の最深積雪が 177 cmに達するなど降雪量も多い。

また、大野市は非常に透水性の良い地層が分布し、透水した水は帯水層に地下水として蓄 えられる。特徴としては、帯水層と帯水層の間に存在する難透水層の厚さが薄かったり、連 続していなかったりするため、各帯水層の地下水が独立して存在するのではなく、密接に連 動していることが挙げられる。九頭竜川は下流地域を除く周囲を難透水層で囲まれており、 市街地までに真名川をはさむことから、九頭竜川から市街地への直接の地下水涵養はほとん ど見込めない状態である。

**写真 1.1** は越前大野城を示している。越前大野城は、天正 4 年(1576 年)、織田信長家臣の 金森長近により築城された。台となる石垣は、自然石をそのまま積み上げた野面積みという 工法で作られている<sup>4)</sup>。そのふもとには、京都に似た基盤目状の城下町が建設された。今で もその街並みはかつての城下町としての風情を色濃く残し、「北陸の小京都」とも呼ばれてい る。秋から冬にかけ、大野盆地が雲海に包まれ亀山だけが雲に浮かんで見える時、「天空の城 越前大野城」が表れ、大野市を代表する観光地となっている。



写真 1.1 越前大野城

#### 1.3 大野盆地の地下水

大野市の地下水は、河川と同様に南から北に流れている。その間に河川や降雨、水田灌漑 による涵養、地下水揚水などにより地下水収支が成り立っている。特に降雨、真名川および 赤根川の2河川の影響は地下水に大きく影響するとされる。

1.1 にも述べたように、大野市は地下水に恵まれたまちであり、市街地のいたるところで湧 水がみられる。このように、多くの地域で湧水がみられる大野市の住民にとって、地下水は 必要不可欠な存在である。なぜなら、大野市街地の大部分の家庭や事業所は、各自で家庭用 ホームポンプを用いて地下水を揚水し、利用しているからである。さらに、主に市街地で普 及している上水道や簡易水道も、それらの水源の大部分は地下水に頼っているため、市民や 事業所にとって、地下水はかなり重要な資源であることがうかがえる<sup>3)</sup>。

#### 1.4 既往の研究および調査

大野盆地の直近の地下水収支量の推定は、平成14年度に大野市と株式会社利水社によって 実施された「大野市地下水総合調査業務」となり、それ以降、公共機関や一般企業による地 下水収支量の推定は実施されていない。また、本研究室ではこれまでに、3次元基盤構造解析 による地下水賦存量の推定や揚水量分布モデルの作成、地下水流入量と地下水流出量から地 下水収支の推定を行なってきた。そして、今年度はArcGISを用いて、大野盆地の3次元化及 び地層の解析を行った。さらに、大野市の観測井地下水位に着目し、機械学習を用いて1週 間先の地下水位予測と1年間における最小水位の予測を行った。

#### 1.5 本研究の目的と背景

大野市は豊かで良質な地下水に恵まれた都市であるが、昭和 50 年代から生活様式の変化や 揚水量の増加に伴い地下水は減少傾向にあった。また、融雪用の過度な地下水の揚水により地 下水障害が発生した事例もある。近年でも地下水の過剰利用により地下水位の低下が問題視さ れている。そこで本研究では、市民の方々に地下水が地域共通の貴重な資源であることを示し、 今後もこの地下水を利用し続けていくために、「大野盆地における地下水性状を定量的に解明 すること」を目的とした。また、1.4 で述べたように、昨年度までは地下水流入量と地下水流 出量から大野盆地における地下水収支の算出を行ってきたが、今年度は機械学習を用いた地下 水位の将来予測に関して研究を進めた。研究の内容としては、1 週間先の地下水位予測と1年 間における最小水位の予測である。昨年度までの既往研究で行われてきた地下水収支に加えて、 地下水位の将来予測を行うことで、より市民にも理解してもらいやすく、意識的な地下水利用 につながると考える。

# 2. ArcGIS による大野盆地の解析

#### 2.1 はじめに

地下水保全の観点から、地層や井戸の取水層など地下水に対して解明することは重要である。 そのため、ボーリングデータや作成データを基に地層分類された資料を活用し、当該地域にお ける地層や取水層について ArcGIS による可視化を行うことで大野盆地を明らかにすることを 検討した。

#### 2.2 ArcGIS の概要

地理情報システム(GIS:Geographic Information System)は、地理的位置を手がかりに、 位置に関する情報を持ったデータ(空間データ)を総合的に管理・加工し、視覚的に表示し、 高度な分析や迅速な判断を可能にする技術である。GISで用いられる空間データと属性データ を統合した情報を地理空間情報と呼ぶ<sup>5)</sup>。これは、建物や道路などの地物に、空間上の特定の 地点や区域などを示す位置情報が付加されたものを指す。この地理空間情報は、現世界の地物 を目的に合わせて選択し、抽象化してデータ化したものであり、いかなる地理空間情報を用い るかによって GIS で行う分析が違ってくる。

ArcGIS は Esri 社が開発しているもので、誰もが地図や情報を検索、作成、共有、利用でき るようにするための統合プラットフォームである。エクステンション製品として、Spatial Analyst や 3D Analyst、Arc Scene などがある。Spatial Analyst は、ラスターベースの空間モデ リングおよび解析のための、豊富で強力な解析機能<sup>6)</sup>であり、3D Analyst は、さまざまな解析、 データ管理、およびデータ変換操作をサーフェスモデルや3次元ベクターデータで行うための 各種ジオプロセシングツールが含まれている<sup>7)</sup>。また、Arc Scene は 3D 環境で多数のデータ レイヤーを重ねることができ、各レイヤーを個別に扱い、多数の解析ツールや機能にアクセス 可能であることが特徴である<sup>8)</sup>。これらすべての機能では、元の地図データに加えて、調査し たデータを与えることで、位置情報に付加価値を加え、新たなデータとして出力させることが 可能であるため、本研究では、大野盆地の地図データを基に、地層面の予測の3次元化してい く過程と井戸の取水部であるストレーナー情報の追加で、これらの ArcGIS の機能を使いて解 析を行う。

#### 2.3 ArcGIS による大野盆地の可視化

本章では、地層分類された資料を基に ArcScene において地層の予測面を作成した。また、 さく井柱状図から読み取った井戸のストレーナーと共に表示させることで、取水層が確認でき る立体図を作成した。

#### 2.3.1 地層分類の概要

地層分類には、平成 15 年度の大野市地下水総合調査業務報告書<sup>9)</sup> 記載の水文地質の解析に 関する資料を用いた。資料内容として、さく井柱状図 117 ヶ所、ボーリング柱状図 17 ヶ所の 合計 131 ケ所の柱状図の中から資料位置が明確なものを整理し、水文地質断面図の作成及び 地層分類が行われている。図 2.1 には地層分類に用いられた柱状図の地点をまとめた。分類 に持ち入られた地点は 31 地点である。また、その地点を結ぶように断面が抽出されており、 図 2.2 に水文地質断面図に用いられたラインをまとめている。東西に 4 本、南北に 2 本の合 計 6 本のラインから水文地質断面図が作成されている。



図 2.1 地層分類に用いられた柱状図の地点



図 2.2 水文地質断面図に用いられたライン

資料では、大野盆地の地下地質解析により9層の地層に分類が行われている。各層の分布 状況及び層相について表 2.1 に要約してまとめた。このうち観測されたデータ数が多く、広 く分布している[Ac 層, Ag 層, G1 層, G2u 層, G2l 層]の合計5層を対象とした。

①ta層	崖鍾(がいすい)に相当すると判断された地層
<u>②</u> \_ ~ 团	主に玉石混り砂礫から形成される地層
②Ag)音	見かけ比抵抗値は500Ω-m以上、層厚は10m程度
<b>②</b> \	粘性土主体の地層
3 AC)皆	層厚は最大20m程度、N値は2以下
	低位面の砂礫層、見かけ比抵抗値は400~700Ω-mの範囲
401眉	10~20mの層厚、赤根川沿いで粘性土が主体
	G1層の下位に分布する粘土混り砂礫、砂礫・粘土の互層
⑤G2層	層厚は50m程度、見かけ比抵抗値のパターンから二分化
	上部層(G2u)、下部層(G2l)
	岩屑(がんせつ)なだれ蓄積物
o/da/皆	見かけ比抵抗値は150Ω-m以下、層厚50~80m程度
രവജ	da層・G2層の下位に分布する粘性土を多く含む砂礫層
1/03/眉	出現深度は概ね標高100m以下、資料は極めて少ない
⑧T層	安山岩等の基盤に達した資料を一括したもの
	*比抵抗値とは【(電気)抵抗率】とも呼ばれ、
Z	の物質(地盤)の中での電流の流れにくさを表すもの

表 2.1 各層の分布状況及び層相

#### 2.3.2 地層面の作成

本節では、地層分類された地点の地層データから標高を読み取り、ArcGIS において内挿機 能を用いて各地層面の予測を行った。予測には Spatial Analyst 内の Spline と呼ばれる内挿機 能を用いた。

スプライン法による内挿補間は、曲率を最小にするための数学関数を用いて値を推定し、入 カサンプルポイントを確実に通過する滑らかな補間結果(サーフェス)が得られる<sup>10)</sup>。スプライ ンは概念的に、一連の入力サンプルポイントを通すためにシートを曲げて、サーフェスの全体 曲率を最小化するようなものである。

図 2.3, 図 2.4 は、各地層の標高ポイントを基点に、Spline を用いて地層の予測面を出力した ものであり、各層に色分けを行い、標高を 10 倍にすることで各地層面の可視化をしやすくし ている。地層の分類データが少ないため、図 2.5 に示す部分において地層面の予測が行き届い ていないことが確認できるが、大野盆地の中心から西側に位置する市街地では各層の予測を行 うことができた。



図 2.3 各層の予測面(北視点)



図 2.4 各層の予測面(南視点)



図 2.5 大野盆地の航空画像

#### 2.3.3 地層面と取水層

2.3.2 において作成された地層面と井戸の取水部であるストレーナー位置を 3 次元で可視化 できるマップを作成した。本節で用いる井戸情報は、大野市から頂いたさく井柱状図に関する 資料の中から、位置情報及び井戸構造が鮮明なものを選択した。そこから、ストレーナー位置 を確認し、ArcScene内で 3 次元化を行った。図 2.6 は大野盆地を西から見たときの井戸の位置 情報とストレーナーを示している。図 2.7 は図 2.6 の視点について表している。さらに、スト レーナーと地層を同時に表示した。図 2.8 に予測された地層面とストレーナーを示す。これに より、各井戸に対する取水層が確認できるようになった。また、このマップは ArcScene にお いて 3 次元で上下左右に動かすことが可能であり、拡大縮小も行えるため、特定の井戸のスト レーナー位置及び取水層を確認することも可能である。



図 2.6 井戸の位置とストレーナー



図 2.7 航空写真と図 2.6 の視点



図 2.8 地層とストレーナー

#### 2.4 まとめ

本章では、ArcGIS を用いて地層面の作成と井戸の取水層の可視化を行った。地層の予測面 の作成については、充分な地層分類データの収集ができなかったため層数は5層となり、盆地 内全体での地層3次元化はできなかったが、市街地における地層の3次元化はできた。また、 井戸情報を追加することで各井戸がどの層から取水しているのか可視化できるようになった。 今後、新たな地層分類データの追加や帯水層の分析データなどの追加をすることにより、さく 井を行うのための目安となることを期待している。さらに、ArcGIS では浸透流解析や人口マ ップの可視化など様々な解析及び可視化を行うことができる。そのため、今後電子自治体に向 けて、ArcGIS を用いた基盤整備や行政での適応などにより更なる発展が行われることを期待 する。

# 3. 大野盆地の地下水挙動

#### 3.1 はじめに

本章では、大野盆地の地下水位変動に見られる特徴及び地下水位変動に影響を与えている要 因について検討した結果を述べる。

#### 3.2 地下水位計測の実施概要

大野市では、市内 31 ヶ所、34 本の観測井戸を設置し、地下水位を観測している。観測井 とは地下水位の測定を行い、揚水は行われない井戸である。そのため地下水位の変動は周囲の 井戸や気象条件の影響などを受けやすく、帯水層内の地下水位を正確に把握することができる。 大野市では、この 34 本の観測井のうち、春日公園観測井(No.3)、御清水観測井(No.7)、菖蒲 池(浅)観測井(obs1①)の 3 ヶ所を基準観測井として定められている。これら観測井のうち、 簡易観測井においては、市民が毎日手計りで地下水位の観測を行い、その結果を表示板に掲示 し、目で直接見ることのできない地下水の情報を市民に提供している<sup>11)</sup>。図 3.1 は、御給堤内 観測井と御給堤外観測井を除いた 32 本の観測井の位置図を示している。基準観測井での地下 水位計測の様子を**写真 3.1~3.4** に示す。



11



写真 3.1 No.3 観測井における地下水位計測の様子



写真 3.2 No.7 観測井における地下水位計測の様子



写真 3.3 No.7 観測井における地下水位計測の様子



写真 3.4 obs1①観測井における地下水位計測の様子

#### 3.3 観測井の地下水位性状

2023年における地下水位変動について、基準観測井の地下水位変動と共に、日別降水量と最 深積雪をグラフ化することで関係性について考える。図 3.2~図 3.4 は、各基準観測井におけ る地下水位と日降水量を示している。図 3.5~図 3.7 は、各基準観測井における地下水位と最 深積雪量を示している。

図 3.2 は、No.3 観測井における地下水位と日降水量を示している。2023 年における地下水 位と過去 10 ヶ年の平均地下水位とで比較を行うと、比較的同じような変動を示しているが、6 月~7 月にかけて地下水位が高く安定していることが確認できる。この要因としては日別降水 量が考えられ、2 度の大雨が観測されていることから浸透水が地下水位に影響していると考え られる。2023 年における地下水位変動と 2022 年の地下水位変動を比較すると、低下量から低 下時期まで異なることが分かる。その要因としては、2022 年では 8 月頃に記録的大雨に見舞 われたことが影響していると考えられ、大野盆地における地下水位は環境による影響を受けや すいと推察される。また、これらの地下水位変動は、図 3.3, 図 3.4 においても同じようなもの が認められた。

図 3.5 は、No.3 観測井における 2023 年の地下水位と最深積雪量を示している。地下水位と 最深積雪量の変動について着目すると、2 月から3 月にかけて最深積雪量が増減することで、 地下水位も逆の変動を表していることが確認できる。この要因としては、積雪により地下水浸 透が妨げられることで地下水位変動は小さく、融雪による地下水浸透で地下水位変動は上昇し ていることが認められる。また、図 3.6, 図 3.7 においても同じような変動が見られることか ら、地下水位は最深積雪量に影響されることが分かる。







図 3.3 No.7 観測井における地下水変動グラフ



図 3.4 obs1①観測井における地下水変動グラフ



図 3.5 No.3 観測井における地下水変動グラフ



図 3.6 No.7 観測井における地下水変動グラフ



#### 3.4 まとめ

本章では、2023年の大野市における地下水位性状について、3つの基準観測井のから評価 を行った。地下水位変動の影響を考察するために、基準観測井の地下水位と日別降水量、最 深積雪量とで比較を行った。図3.2~3.4のグラフより、日別降水量と地下水位は関係がある ように見られ、記録的な大雨を観測すると急激な地下水位上昇が観測された。そして、地下 水位も高くなり安定することが確認できた。また、図3.5~図3.7のグラフより、最深積雪量 と地下水位においても関係があるように見られ、地下水位変動と融雪のタイミングから、浸 透水による地下水位上昇が考えられる。これらの結果から、地下水位の変動には環境変化に よる影響を受けやすいことが考えられる。

# 4. 機械学習を用いた観測井地下水位の将来予測

#### 4.1 はじめに

本章では、当該地域の観測井を対象とした機械学習による局所的な地下水位の将来予測を行 い、各観測井における1週間先の地下水位変動を再現するモデルを構築した。

# 4.2 サポートベクターマシン回帰(SVR: Support Vector Regression)<sup>12)</sup>

地下水位の将来予測モデルを構築するにあたり、機械学習の1手法であるサポートベクター マシン回帰(SVR: Support Vector Regression)という手法を適用した。本手法は、学習データと 検証データの比較を行う際に、 $\varepsilon$ チューブという誤差の不感帯を設け、- $\varepsilon$  <誤差< $\varepsilon$  であれ ば、近似誤差を0として扱うことが特徴である。この特徴により、地下水位計測の際に発生す るノイズによる影響を軽減することができ、ノイズに強い予測モデルを構築することができる。

回帰分析における SVM は、回帰関数として以下の関数を考える。

$$f(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{w}^T \boldsymbol{x} + \boldsymbol{b} \tag{4.1}$$

この式(6.1)は、自由度として係数 w と非負値である b をパラメータとして有している。係数 w は線形識別機の重みベクトルと呼ばれ、非負値である b はバイアス項と呼ばれるパラメータ である。

正則化損失失汎関数として、SVM では

 $\frac{1}{2} \|\boldsymbol{w}\|^2 + CR_{emp}^{\varepsilon}[f] \tag{4.2}$ 

を考える。ここで、 $\|w\|^{2}$ はモデルの複雑さを特徴づける。また、 $R_{emp}^{\epsilon}[f]$ は学習データの損失を表す。よって、パラメータ C はモデルの複雑さと学習データとの損失とのトレードオフを 制御するものである。このパラメータ C は交差検定法などによって決定される。  $R_{emn}^{\epsilon}[f]$ として、線形  $\epsilon$  インセンシティブ損失関数を考える。

$$R_{emp}^{\varepsilon}[f] = l^{\varepsilon}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, l) = |\mathbf{y} - f(\mathbf{x})|_{\varepsilon} = max(0, |\mathbf{y} - f(\mathbf{x})| - \varepsilon)$$
(4.3)

このとき、回帰関数への SVM のアプローチはでは、以下の制約付き最適化問題を解くことで 実数値問題である回帰関数 f を推定できる。

目的関数 
$$\frac{1}{2} \| \mathbf{w} \|^2 + \frac{c}{l} \sum_{i=1}^{l} (\xi_i + \xi_i^*) \rightarrow \mathbf{w}, \xi$$
について最小化 (4.4)  
制約条件  $((\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i, i = 1, \cdots, l$   
 $y_i - ((\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, i = 1, \cdots, l$   
 $\xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, \cdots, l$  (4.5)

変数 $\xi_i$ は学習データの誤差を測定する。これは、 $\epsilon$ インセンシティブ帯の内部のすべての学習 データで 0 となる。 $y_i$ は出力値である。 ここには、2つの緩和関数を導入している。1つは真値を  $\epsilon$  以上上回るためのものであり、も う1つは真値を  $\epsilon$  以上下回るものである。

この最適化問題を解くため、式(6.4)のラグランジュ関数を計算する。最適化問題の制約条件の 式はそれぞれ以下のように書き換えることができる。

$$((\boldsymbol{w}^{T}\boldsymbol{x}_{i}) + b) - y_{i} - \varepsilon - \xi_{i} \leq \varepsilon + \xi_{i}, i = 1, \cdots, l$$

$$y_{i} - ((\boldsymbol{w}^{T}\boldsymbol{x}_{i}) + b) - y_{i} - \varepsilon - \xi_{i}^{*} \leq \varepsilon + \xi_{i}^{*}, i = 1, \cdots, l$$

$$-\xi_{i}, -\xi_{i}^{*} \leq 0, i = 1, \cdots, l$$

$$(4.6)$$

この制約条件から、おのおの

$$g_{i}^{(1)}(\mathbf{x}) = ((\mathbf{w}^{T}\mathbf{x}_{i}) + b) - y_{i} - \varepsilon - \xi_{i}, i = 1, \cdots, l$$
  

$$g_{i}^{(2)}(\mathbf{x}) = y_{i} - ((\mathbf{w}^{T}\mathbf{x}_{i}) + b) - y_{i} - \varepsilon - \xi_{i}^{*}, i = 1, \cdots, l$$
  

$$g_{i}^{(3)}(\mathbf{x}) = -\xi_{i}, i = 1, \cdots, l$$
  

$$g_{i}^{(4)}(\mathbf{x}) = -\xi_{i}^{*}, i = 1, \cdots, l$$
(4.7)

とし、この制約関数をラグランジュ関数に代入すると、  

$$L = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{w}\|^{2} + \frac{c}{l} \sum_{i=1}^{l} (\xi_{i} - \xi_{i}^{*}) - \sum_{i=1}^{l} \alpha_{i} \left[ \left( (\boldsymbol{w}^{T} \boldsymbol{x}_{i}) + b \right) - y_{i} + \varepsilon + \xi_{i}^{*} \right] - \sum_{i=1}^{l} \alpha_{i}^{*} \left[ \left( (\boldsymbol{w}^{T} \boldsymbol{x}_{i}) + b \right) - y_{i} + \varepsilon + \xi_{i}^{*} \right] - \sum_{i=1}^{l} (\gamma_{i} \ \xi_{i} + \gamma_{i}^{*} \xi_{i}^{*})$$
(4.8)

ここで、Lは

$$L = L(\mathbf{w}, b, \xi_i, \xi_i^*, \alpha_i, \alpha_i^*, \gamma_i, \gamma_i^*)$$
となる。 $\alpha_i, \alpha_i^*, \gamma_i, \gamma_i^*$ はラグランジュ乗数である。最適化問題を解くには、このラグランジュ  
関数を $\alpha_i, \alpha_i^*, \gamma_i, \gamma_i^*$ について最大化し、 $\mathbf{w}, b, \xi_i, \xi_i^*$ について最小化する。最適解においては、ク  
ーン・タッカー条件が満たされるため、以下の最適化問題を得ることができる。  
目的関数  $\sum_{i=1}^{l} (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \varepsilon \sum_{i=1}^{l} (\alpha_i + \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{l} (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_i - \alpha_i^*) (\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^*)$ 

$$\rightarrow \alpha$$
について最小化 (4.9)

制約条件

$$\sum_{i=1}^{l} (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, i = 1, \cdots, l$$
  

$$0 \le \alpha_i, \alpha_i^* \le \frac{c}{l}, i = 1, \cdots, l$$
(4.10)

式(6.6)の最適化問題を解いて、 $\alpha_i > 0$ を有する学習データ $\mathbf{x}_i$ がサポートベクターとなる。したがって、推定された回帰関数は

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{l} (\alpha_i - \alpha_i^*) \, \mathbf{x}_i^T \mathbf{x} + b \tag{4.11}$$

ここで、 $bは0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq \frac{c}{l}, \xi_i, \xi_i^* = 0$ の条件のもと、制約条件の等式が成立することから、以下の式より計算する。

$$b = \varepsilon + y_i - \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \boldsymbol{x}_i^T \boldsymbol{x}$$
(4.12)

次に、 $R_{emp}^{\varepsilon}[f]$ として二次 $\varepsilon$ インセンシティブ損失関数を考える。

$$R_{emp}^{\varepsilon}[f] = l_2^{\varepsilon}(\mathbf{x}, y, l) = |y - f(\mathbf{x})|_{\varepsilon}^2 = max(0, |y - f(\mathbf{x})|^2 - \varepsilon)$$
(4.13)

この損失関数の場合、回帰分析への SVM のアプローチでは、以下の制約付き最適化条件を解 くことで、実数値関数である回帰関数 f を推定できる。

目的関数 
$$\frac{1}{2} \| \boldsymbol{w} \|^2 + \frac{c}{l} \sum_{i=1}^{l} (\xi_i^2 + \xi_i^{*2}) \rightarrow \boldsymbol{w}, \xi \ (2000) \subset B \ (4.14)$$
  
制約条件  $((\boldsymbol{w}^T \boldsymbol{x}_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i, i = 1, \cdots, l$   
 $y_i - ((\boldsymbol{w}^T \boldsymbol{x}_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, i = 1, \cdots, l$   
 $\xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, \cdots, l$  (4.15)

この最適化問題を解くため、式(6.11)のラグランジュ関数を計算する。最適化問題の制約条件 の式は、それぞれ以下のように書き換えることができる。

$$((\mathbf{w}^{T}\mathbf{x}_{i}) + b) - y_{i} - \varepsilon - \xi_{i} \le \varepsilon + \xi_{i}, i = 1, \cdots, l$$

$$y_{i} - ((\mathbf{w}^{T}\mathbf{x}_{i}) + b) - y_{i} - \varepsilon - \xi_{i}^{*} \le \varepsilon + \xi_{i}^{*}, i = 1, \cdots, l$$

$$-\xi_{i}, -\xi_{i}^{*} \le 0, i = 1, \cdots, l$$

$$(4.16)$$

この制約条件から制約関数をそれぞれ

$$g_{i}^{(1)}(\mathbf{x}) = ((\mathbf{w}^{T}\mathbf{x}_{i}) + b) - y_{i} - \varepsilon - \xi_{i}, i = 1, \cdots, l$$
  

$$g_{i}^{(2)}(\mathbf{x}) = y_{i} - ((\mathbf{w}^{T}\mathbf{x}_{i}) + b) - y_{i} - \varepsilon - \xi_{i}^{*}, i = 1, \cdots, l$$
  

$$g_{i}^{(3)}(\mathbf{x}) = -\xi_{i}, i = 1, \cdots, l$$
  

$$g_{i}^{(4)}(\mathbf{x}) = -\xi_{i}^{*}, i = 1, \cdots, l$$
(4.17)

とし、この制約関数をラグランジュ関数に代入すると  

$$L = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{w}\|^{2} + \frac{c}{l} \sum_{i=1}^{l} (\xi_{i}^{2} - \xi_{i}^{*2}) - \sum_{i=1}^{l} \alpha_{i} \left[ ((\boldsymbol{w}^{T}\boldsymbol{x}_{i}) + b) - b + \varepsilon + \xi_{i}^{*} \right] - \sum_{i=1}^{l} \alpha_{i}^{*} \left[ ((\boldsymbol{w}^{T}\boldsymbol{x}_{i}) + b) - y_{i} + \varepsilon + \xi_{i}^{*} \right] - \sum_{i=1}^{l} (\gamma_{i} \ \xi_{i} \ + \gamma_{i}^{*} \xi_{i}^{*})$$
(4.18)

ここで、Lは

$$L = L(\boldsymbol{w}, \boldsymbol{b}, \boldsymbol{\xi}_i, \boldsymbol{\xi}_i^*, \boldsymbol{\alpha}_i, \boldsymbol{\alpha}_i^*, \boldsymbol{\gamma}_i, \boldsymbol{\gamma}_i^*)$$

となる。 $\alpha_i$ , $\alpha_i^*$ , $\gamma_i$ , $\gamma_i^*$ はラグランジュ乗数である。最適化問題を解くには、このラグランジュ 関数を $\alpha_i$ , $\alpha_i^*$ , $\gamma_i$ , $\gamma_i^*$ について最大化し、w,b, $\xi_i$ , $\xi_i^*$ について最小化する。最適解においては、ク ーン・タッカー条件が満たされるため、以下の最適化問題を得ることができる。

目的関数  $\sum_{i=1}^{l} (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i -$ 

$$\varepsilon \sum_{i=1}^{l} (\alpha_{i} + \alpha_{i}^{*}) - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^{l} (\alpha_{i}^{*} - \alpha_{i}) (\alpha_{j}^{*} - \alpha_{j}) (\mathbf{x}_{i}^{T} \mathbf{x}_{j} + \frac{l}{c} \delta_{ij})$$

$$\rightarrow \quad \alpha \quad \text{について最小化}$$

$$(4.19)$$

制約条件

$$\sum_{i=1}^{l} (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, i = 1, \cdots, l$$
  

$$\alpha_i, \alpha_i^* \ge 0, \ i = 1, \cdots, l$$
(4.20)

ここで、 $\delta_{ij}$ はクロネッガーのデルタ関数を表す。

式(6.14)の最適化問題を解いて、 $\alpha_i > 0$ を有する学習データ $x_i$ がサポートベクターとなる。したがって、推定された回帰関数は

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{l} (\alpha_i - \alpha_i^*) \, \mathbf{x}_i^T \mathbf{x} + b \tag{4.21}$$

ここで、bは $0 \le \alpha_i$ ,  $\alpha_i^* \le \frac{c}{l}$ ,  $\xi_i$ ,  $\xi_i^* = 0$ の条件のもと、制約条件の等式が成立することから計算する。

本研究では、各ハイパーパラメータは既往の研究より、試行錯誤的に模索したK=1.414、C=1、 $\epsilon$ =0.1を使用する。

#### 4.3 線形回帰 13)

本研究では、線形回帰分析において最もよく用いられる手法である最小二乗法(Least Square Method)を用いた。本手法は、実際の出力値*y*<sub>*i*</sub>とモデルの予測値 f(x)の二乗誤差の和が最小に なるようにモデルパラメーターwとbを決定する。モデルの予測値は式(6.22)で求められる。

$$\mathbf{f}(x_i) = W^T x_i + \mathbf{b} \tag{4.22}$$

すなわち、式(6.23)を最小化することによって求められる。

$$\sum (y_i - f(x_i))^2 \tag{4.23}$$

#### 4.4 対象観測データ

本章で用いたデータは、図 4.1 で示す大野盆地の市街地を中心に設置された 32 本の観測井 のうち、過去 20 年分の地下水位データかつ欠損データの少ない 20 の観測井で記録されたデー タである。その中から、No.5, obs2②, obs4 の 3 つの観測井で解析を行った。なお、1 日に 1 度 観測される日ごとの地下水位データを対象とした。表 4.1 には、各観測井におけるデータ数、 学習期間、検証期間を示した。



図 4.1 観測井の位置

表 4.1 対象観測井データ

観測井	データ数(個数)	学習期間	検証期間
No.5	7,300		
obs2②	7,274	2003/04/01~2022/03/31	2022/04/01~2023/03/31
obs4	7,305		

#### 4.5 学習方法

本研究では、非線形性の強い問題に有用である SVR と線形回帰を組み合わせてモデル予測 を行った。まず、線形回帰を用いてモデルの形状を予測し、予測値と実測値の誤差を SVR によって補正する。これによって、線形回帰によりモデルの全体像をつかみながら、SVR による微調整を行うことで、安定かつ精度の高いモデル予測が可能になる<sup>14)</sup>。

予測を行う日付 t-7 から、その i 日前までの地下水位データを入力データとする。図 4.2 に 示すように日付 t の地下水位を予測する場合、日付 t-7-i から t-7 までの i 日間の地下水位デ ータを入力データとし、日付tにおける地下水位を出力する。7日前からの地下水位データを 学習データとして扱うのは、直近1週間分のデータを使用せずに地下水位を予測するためで ある。各観測井の365日(1年間)の実測値を検証データとし、出力値との比較を行うことで予 測精度の検討を行った。



図 4.2 学習方法

#### 4.6 精度指標

各観測井における2つのモデルの検証データの出力結果を、実測値と出力値の誤差を表す二 乗平均平方誤差(Root Mean Square Error: RMSE)を用いてモデルの精度を評価した。誤差が小 さければ小さいほど精度は高くなるため、RMSE は0に近いほど精度が高くなる。また、本研 究では水位予測に用いているため、単位がメートルで表せることが特徴である。

二乗平均平方誤差(RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}$$
(4.24)  
 $y_i : 実測値、 \hat{y}_i : 出力値、n: サンプル数$ 

#### 4.7 水位予測および精度比較

3 つの観測井において、SVR と SVR・線形回帰併用の2 つのモデルを用いて水位予測を行った。その際、解析に用いる地下水位データの個数(i)を変動させながら地下水位予測を行い、その結果から RMSE における精度比較を行った。なお、各観測井についての精度比較結果を図 4.3~4.5 に示した。ここで図では、縦軸を RMSE、横軸を用いる地下水位データの日数(i)を表している。

図 4.3 は No.5 における、地下水位データの個数に対して SVR と SVR・線形回帰併用モデ ルの精度評価を示している。地下水位データを 8 日分使用した SVR モデルで最も良い RMSE0.1738(m)を検出した。 図 4.4 は obs2②における、地下水位データの個数に対して SVR と SVR・線形回帰併用モデ ルの精度評価を示している。地下水位データを 7 日分使用した SVR モデルで最も良い RMSE0.1074(m)を検出した。

図 4.5 は obs4 における、地下水位データの個数に対して SVR と SVR・線形回帰併用モデ ルの精度評価を示している。地下水位データを4日分使用した SVR モデルで最も良い RMSE0.2498(m)を検出した。

図 4.3~4.5 の精度比較結果から、観測井によって用いる地下水位データの個数が異なることが確認された。また、少量だが 3 つの観測井で SVR が SVR・線形回帰併用モデルよりも精度が高いことが示された。







図 4.3 No.5 観測井における精度比較

■ SVR ■ SVR・線形回帰併用モデル

#### 図 4.4 obs2②観測井における精度比較



図 4.5 obs4 観測井における精度比較

#### 4.8 各観測井の水位予測結果

各観測井の地下水位予測結果について述べる。各観測井において、4.7 で示された最も精度 の高い特徴量かつモデルを用いて、1週間先の地下水位将来予測を行った。No.5 における地下 水位予測結果を図 4.6 に示す。また、obs2②, obs4 における地下水位予測結果をそれぞれ図 4.7, 図 4.8 に示す。ここで図では、縦軸に地下水位、横軸に検証期間の日付を表している。

図 4.6 は No.5 における、地下水位データを 8 日分用いた際の SVR による予測水位と実測 水位を示している。比較的浅い水位かつ変動幅が 3m 程度で大きいことが特徴である。RMSE は 0.1738(m)を示しており、実測水位に対して予測波形が過剰に予測している箇所が多くみら れた。

図 4.7 は obs2②における、地下水位データを 7 日分用いた際の SVR による予測水位と実測 水位とを示している。水位変動幅が 1.5m 程度であり比較的小さい傾向にある。RMSE は 0.1074(m)を示しており、急激な水位上昇に対して予測波形が十分に対応出来ていないことが 確認できる。

図 4.8 は obs4 における、地下水位データを4日分用いた際の SVR による予測水位と実測水 位を示している。比較的深い水位で、変動幅は6m 程度である。RMSE は 0.2498(m)を示して おり、実測水位に対して予測水位が同じような変動をしていることが確認されたが、図 4.6 と 同じく過剰な予測が見られる箇所も多々確認された。

図 4.6~4.8 より将来予測水位は、実測値水位の傾向と類似した傾向がみられているが、予測 値が実測値を平行移動したようなズレが生じていることが確認される。このズレが、1 週間分 の間隔となっており、用いた最新のデータに強く影響される予測となっていると考えられる。 さらに、地下水位変動のトレンドが上昇から下降、下降から上昇に切り替わるとき、特にズレ が大きくなっていることが確認できる。このズレに対して改善を施す場合、現在学習データに 用いている地下水位データのみならず、降水量や月ごとの特徴量などの外部的要因データを加 えて解析する必要がある。



図 4.6 No.5 観測井における水位予測結果





#### 4.9 まとめ

本章では、当該地域の3箇所の観測井を対象に機械学習による1週間先の地下水位の将来 予測を行った。地下水位データを用いた、1週間先の地下水位予測の出力結果について述べ る。3つの観測井において、RMSEが0.25(m)以下という結果を示し、高い精度で地下水位変 動を再現することが出来た。さらに、SVRとSVR・線形回帰併用モデルにおいて、SVRの方 が精度は高い結果となったが、差は少量であることが確認された。また、すべての観測井に おいて、実測水位に対して予測水位に1週間分のズレが生じた。これは予測に使用する直近 の地下水位データに影響されたことが要因だと考えられる。さらに、急激な地下水位変動に 対しての予測水位が対応できない傾向が見られた。

# 5. 特徴量を考慮した観測井地下水位の将来予測

#### 5.1 はじめに

本章では、4章の機械学習による局所的な地下水位の将来予測に、新たな特徴量をデータに 加えて解析を行い、各観測井における1週間先の地下水位変動をより高い精度で再現するモデ ルを構築した。

#### 5.2 対象観測データ

本章で用いたデータは、図 5.1 で示す大野盆地の市街地を中心に設置された 32 本の観測井 のうち、過去 20 年分の地下水位データかつ欠損データの少ない 20 の観測井で記録された水位 データである。1 日に 1 度観測される日ごとの地下水位を対象とした。表 5.1 には各観測井に おけるデータ数、学習期間、検証期間を示した。



図 5.1 観測井の位置

観測井	データ数(個数)	学習期間	検証期間
No.1	7,292		
No.3	7,298		
No.4	7,284		
No.5	7,300		
No.7	7,302		
No.8	7,305		
No.10	7,297		
No.11	7,235		
No.12	7,288		
obs1(1)	7,280	2003/04/01, 2022/03/31	2022/04/01, 2023/03/31
obs12	7,295	2005/04/01~2022/05/51	2022/04/01~2023/03/31
obs2②	7,274		
obs4	7,305		
obs5①	7,291		
obs5②	7,276		
obs6	7,235		
obs8	7,270		
obs10	7,303		
obs11	7,302		
obs12	7,287		

#### 表 5.1 対象観測井データ

#### 5.3 特徴量について

本章で用いる特徴量は、4章で地下水位データを使用していたことに対して、新たにいくつ かの特徴量を学習データに加えることで、予測精度の向上に取り組んだ。地下水位データ以外 の特徴量は気象庁からダウンロードできるデータと考えられる要因を基に、図 5.2 に記載の [最高気温,最低気温,平均気温,日降雪量,最深積雪量,日降水量,日照時間,平均風速,湛水 期間(0or1),月(1~12)]の10種の特徴量を追加し、これらをまとめて環境要因データと名付け た。なお、予測に用いる際は、すべての特徴量を正規化して解析を行った。

湛水期間は、湛水が行われている期間を1とし、それ以外の期間を0として設定した。また、 月の特徴量は、用いるデータの月に対して1から12を振り当てた。例えば、用いるデータが 1月の時を1とし、2月であれば2のように12月まで月を入力した。

これらの特徴量から、地下水位予測に有効な特徴量を抽出するために、精度の高いものから 一つずつ特徴量をデータセットから追加し、予測精度を測る手法である変数増加法と、一つず つ特徴量をデータセットから取り除き、予測精度を測る手法である変数減少法を用いて精度の 高い方を採用し、有効な特徴量の選択を行った。



図 5.2 特徴量の種類

#### 5.4 学習・検討方法

本研究では、予測を行う日付 t-7 から、そのi日前までの地下水位データと日付 t の環境要 因データを入力データとする。図 5.3 に示すように日付 t の地下水位を予測する場合、日付 t-7-iから t-7 までのi日間の地下水位データと日付 t-7 の環境要因データを入力データとし、日 付 t における地下水位を出力する。7日前からの地下水位データと環境要因データをデータと して扱うのは、直近1週間分のデータを使用せずに地下水位を予測するためである。各観測井 の 365 日(1 年間)の実測値を検証データとし、出力値との比較を行うことで予測精度の検討を 行った。



#### 5.5 水位予測および精度比較

まずは No.5, obs2②, obs4 の 3 つの観測井において、SVR と SVR・線形回帰併用の 2 つのモ デルを用いて水位予測を行った。環境要因データは、変数増加法と変数減少法を用いて有効な 特徴量の選択を行った。そこから得られた環境要因データと共に、解析に用いる地下水位デー タの個数を変動させながら地下水位予測を行い、その結果から RMSE における精度比較を行 った。なお、各観測井についての精度比較結果をそれぞれ図 5.4~5.6 に示した。ここで図では 縦軸を RMSE、横軸を用いる地下水位データの日数(i)を表している。

図 5.4 は No.5 における、地下水位データの個数に対して SVR と SVR・線形回帰併用モデルの精度評価を示している。この時環境要因データは、[平均気温, 日降雪量, 最深積雪量, 平均風速, 月]を用いており、地下水位データを1日分使用した SVR・線形回帰併用モデルで最も良い RMSE 0.1463(m)を示した。図 4.3 では、RMSE が 0.1738(m)であったため、精度が向上していることが確認される。

図 5.5 は obs2②における、地下水位データの個数に対して SVR と SVR・線形回帰併用モデ ルの精度評価を示している。この時環境要因データは、[最低気温,最深積雪量,湛水期間,月] を用いており、地下水位データを 3 日分使用した SVR・線形回帰併用モデルで最も良い RMSE 0.0971 (m)を示した。図 4.4 では、RMSE が 0.1074 (m)であったため、少量ではあるが精度が 向上していることが確認された。

図 5.6 は obs4 における、地下水位データの個数に対して SVR と SVR・線形回帰併用モデル の精度評価を示している。この時環境要因データは、[最低気温,最深積雪量,月]を用いてお り、地下水位データを4日分使用した SVR・線形回帰併用モデルで最も良い RMSE 0.2266 (m) を示した。図 4.5 では、RMSE が 0.2498 (m)であったため、精度が向上していることが確認さ れた。

図 5.4~5.6 の精度比較結果から、観測井によって用いる地下水位データの個数や環境要因デ ータの種類が異なることが確認された。少量だが 3 つの観測井で SVR・線形回帰併用モデルが SVR モデルよりも精度が高いことが示された。さらに、4 章で行った地下水位データのみ用い た解析で得られた予測結果よりも RMSE の精度が向上していることが確認された。





図 5.4 No.5 観測井における精度比較



■ SVR ■ SVR・線形回帰併用モデル





■ SVR ■ SVR ・線形回帰併用モデル

図 5.6 obs4 観測井における精度比較

#### 5.6 各観測井の水位予測結果

各観測井の地下水位予測結果について述べる。各観測井において、5.5 で示された最も精度 の高い特徴量の組み合わせとモデルを用いて、1 週間先の地下水位将来予測を行った。No.5 に おける地下水位予測結果を図 5.7 に示す。また、obs2②, obs4 における地下水位予測結果をそ れぞれ図 5.8, 図 5.9 に示す。ここで図では、縦軸を地下水位、横軸を検証期間の日付を表して いる。

図 5.7 は No.5 における、地下水位データ 3 日分, 環境要因データ[平均気温, 日降雪量, 最深積雪量, 平均風速, 月]を用いた際の SVR・線形回帰併用モデルによる予測水位と実測水位を示している。

図 5.8 は obs2②における、地下水位データ 1 日分,環境要因データ[最低気温,最深積雪量, 湛水期間,月]を用いた際の SVR・線形回帰併用モデルによる予測水位と実測水位を示して いる。

図 5.9 は obs4 における、地下水位データ 4 日分,環境要因データ[最低気温,最深積雪量, 月]を用いた際の SVR・線形回帰併用モデルによる予測水位と実測水位を示している。

図 5.7~5.9 より将来予測水位は、実測値水位の傾向と類似した傾向がみられているが、図 4.6~4.8 と同じく予測値が実測値を平行移動したような 1 週間分のズレが生じていることが確 認される。しかし、図 4.6~4.8 と比べて RMSE の精度も向上し、やや予測水位も実測水位に近 づいているように見られるため、地下水位データだけでなく環境要因データも特徴量に加える ことで予測精度が向上することが示された。一方、解析を行うにあたって、観測井ごとに用い る特徴量が異なることは普遍的ではないため、観測井ごとに特徴量の解析を行い、共通する特 徴量を特定する必要がある。











#### **5.7** 特徴量の地域性

特徴量の共通点を確認するために、5.5 で行った1週間先の地下水位予測に有効な特徴量の 抽出を対象の観測井20箇所で行った。表5.2 は各観測井に対する有効な特徴量と、特徴量を 変更前後の精度変化についてまとめている。表5.2 より、観測井ごとに地下水位データの個数 と環境要因データの種類が異なることが確認される。しかし、すべての観測井で環境要因デー タを特徴量に含めた解析が、地下水位のみの解析よりも精度が向上していることが確認できる。

#0.2014# N.L.	地下水位データ					環境要因	リデータ					SVR·線形回帰併用	SVR		
\$2,25#1NO.	(個数)	最高気温	最低気温	平均気温	降雪量	最深積雪	降水量	日照時間	平均風速	湛水	月	環境要因込み	地下水位	のみ	精度向上
no1	4		0	0		0				0	0	0.1364	8	0.1607	0.0243
no3	3			0	0	0	0			0	0	0.2021	7	0.2274	0.0253
no4	3		0			0				0	0	0.1692	6	0.1947	0.0255
no5	3		0			0				0	0	0.1463	8	0.1738	0.0275
no7	2	0	0	0		0			0	0	0	0.0567	9	0.0639	0.0072
no8	2		0	0		0					0	0.1341	2	0.1544	0.0203
no10	4			0		0				0	0	0.1889	7	0.2095	0.0206
no11	3			0	0					0	0	0.2619	4	0.299	0.0371
no12	2			0		0		0	0	0	0	0.1246	4	0.1489	0.0243
obs1(1)	1			0	0	0	0		0		0	0.2245	5	0.246	0.0215
obs1(2)	1	0		0	0	0			0		0	0.1307	6	0.1433	0.0126
obs22	1			0	0	0			0		0	0.0971	7	0.1074	0.0103
obs4	4		0			0					0	0.2266	4	0.2498	0.0232
obs51	2		0	0		0				0	0	0.1523	8	0.1769	0.0246
obs52	2		0	0		0				0	0	0.1132	7	0.1318	0.0186
obs6	5		0			0					0	0.2381	5	0.2605	0.0224
obs8	2	0	0			0		0			0	0.7097	9	0.7561	0.0464
obs10	2	0	0	0	0	0				0	0	0.8106	12	0.9562	0.1456
obs11	5		0	0		0	0				0	0.3921	4	0.4438	0.0517
obs12	7		0	0			0			0	0	0.3818	7	0.4191	0.0373

表 5.2 各観測井に対する有効な特徴量

#### 5.7.1 共通する特徴量

表 5.2 において環境要因データについて着目すると、ある程度共通点が確認された。表 5.3 は各観測井に対して有効な環境要因データを示している。表 5.3 から環境要因データ[気温(最低,平均),最深積雪量,月]が共通して有効な特徴量であることが確認される。これらの特徴量について考察を述べる。

気温(最低,平均)は、季節の変化を捉えていると考える。図 5.10 は、令和4年度における気 温と地下水位変化について示している。気温は一定の周期を伴って変動していることが確認さ れるため、季節変化を捉えやすくなっている。また、最高気温が適切でない理由としては変化 量が大きいことが考えられる。

最深積雪量は、融雪による地下水位上昇を捉えていると考える。図 5.11 は、令和 4 年度に おける最深積雪量と地下水位変化について示している。1,2 月では、融雪による最深積雪量の 減少傾向が見られ、それに伴って 2,3 月に地下水位が上昇していることが確認される。

月は、月ごとの変化を捉え、周期的な季節変化を捉えていると考える。また、月はどれだけ 先を予測するに対しても固定値のため予測が可能であり、将来予測をするにあたって非常に有 効な要因であることが考えられる。

これより、環境要因データ[気温(最低,平均),最深積雪量,月]が1週間先の地下水位予測に 普遍的に有効であることが確認された。しかし、表 5.3 を確認するとこれらの特徴量のほかに 多数の要因が確認されるため、より詳しく考察を行う必要がある。

観測井No.					環境要因	ミデータ				
	最高気温	最低気温	平均気温	降雪量	最深積雪	降水量	日照時間	平均風速	湛水	月
no1		0	0		0				0	0
no3			0	0	0	0			0	0
no4		0			0				0	0
no5		0			0				0	0
no7	0	0	0		0			0	0	0
no8		0	0		0					0
no10			0		0				0	0
no11			0	0					0	0
no12			0		0		0	0	0	0
obs1			0	0	0	0		0		0
obs1@	0		0	0	0			0		0
obs2②			0	0	0			0		0
obs4		0			0					0
obs5①		0	0		0				0	0
obs5②		0	0		0				0	0
obs6		0			0					0
obs8	0	0			0		0			0
obs10	0	0	0	0	0				0	0
obs11		0	0		0	0				0
obs12		0	0			0			0	0

表 5.3 観測井に共通して有効な特徴量

R4 気温と地下水位



図 5.10 気温と地下水位変化



図 5.11 最深積雪量と地下水位変化

#### 5.7.2 特徴量による分類

5.7.1 では普遍的に有効な特徴量の解析を行ったが、本節では有効な特徴量による地域分類 を行う。表 5.3 についてより細かく有効な環境要因データを分類することで表 5.4~5.6 のよう に 3 つのグループに分類し、その観測井位置を図 5.12 に示した。

表 5.4 は、全体に有効な環境要因データ[気温(最低,平均),最深積雪量,月]に加えて、湛水 期間が有効な特徴量となったグループである。グループの位置関係としては、図 5.12 におい て1番のグループである。このグループでは湛水期間の特徴量が有効であるが、要因としては 湛水地域からの浸透水による影響が考えられる。大野盆地では南から北にかけて標高が下がっ ているため、標高と地下水位の低い市街地において、地下水位に影響が表れていると考える。 しかし、湛水期間は0 or 1 で学習しているため、2 つの季節変化を読み取っている可能性もあ る。そのため、湛水期間が有効な特徴量であると断言することは難しい。

表 5.5 は、全体に有効な環境要因データ[気温(最低,平均),最深積雪量,月]に加えて、日積 雪量と平均風速が有効な特徴量となったグループである。グループの位置関係としては、図 5.12 において 2 番のグループである。このグループでは日積雪量と平均風速が有効である。要 因としては、市街地から清滝川をはさんだ場所に位置しており、比較的積雪しやすい場所であ ることが考えられる。平均風速は季節を捉える特徴量として考えられるが、この場合グループ 2 に適した特徴量であると考える。

**表 5.6**は、全体に有効な環境要因データ[気温(最低,平均),最深積雪量,月]が有効な特徴量のグループである。グループの位置関係としては、図 5.12 において3番のグループである。

表 5.4~5.6 より、全体に有効な環境要因データを基に、3 つのグループに分類することがで きた。そのため、グループが位置する地域では普遍的に有効な特徴量を指定することが可能と なり、対象の観測井の位置から有効な特徴量を選択し、1 週間先の地下水位予測に使用するこ とができると考える。

観測井No.					環境要因	団データ				
	最高気温	最低気温	平均気温	降雪量	<mark>最深積雪</mark>	降水量	日照時間	平均風速	湛水	月
no1		0	0		0				0	0
no3			0	0	0	0			0	0
no4		0			0				0	0
no5		0			0				0	0
no7	0	0	0		0			0	0	0
no8		0	0		0					0
no10			0		0				0	0
no11			0	0					0	0
no12			0		0		0	0	0	0
obs1①			0	0	0	0		0		0
obs12	0		0	0	0			0		0
obs2②			0	0	0			0		0
obs4		0			0					0
obs5①		0	0		0				0	0
obs5②		0	0		0				0	0
obs6		0			0					0
obs8	0	0			0		0			0
obs10	0	0	0	0	0				0	0
obs11		0	0		0	0				0
obs12		0	0			0			0	0

表 5.4 グループ1の特徴量

表 5.5 グループ2の特徴量

観測井No.			-		環境要因	ヨデータ				
	最高気温	最低気温	平均気温	降雪量	最深積雪	降水量	日照時間	平均風速	湛水	月
no1		0	0		0				0	0
no3			0	0	0	0			0	0
no4		0			0				0	0
no5		0			0				0	0
no7	0	0	0		0			0	0	0
no8		0	0		0					0
no10			0		0				0	0
no11			0	0					0	0
no12			0		0		0	0	0	0
obs1①			0	0	0	0		0		0
obs1②	0		0	0	0			0		0
obs2②			0	0	0			0		0
obs4		0			0					0
obs5①		0	0		0				0	0
obs5②		0	0		0				0	0
obs6		0			0					0
obs8	0	0			0		0			0
obs10	0	0	0	0	0				0	0
obs11		0	0		0	0				0
obs12		0	0			0			0	0

観測井No.	環境要因データ									
	最高気温	最低気温	平均気温	降雪量	<mark>最深積雪</mark>	降水量	日照時間	平均風速	湛水	月
no1		0	0		0				0	0
no3			0	0	0	0			0	0
no4		0			0				0	0
no5		0			0				0	0
no7	0	0	0		0			0	0	0
no8		0	0		0					0
no10			0		0				0	0
no11			0	0					0	0
no12			0		0		0	0	0	0
obs1①			0	0	0	0		0		0
obs12	0		0	0	0			0		0
obs2②			0	0	0			0		0
obs4		0			0					0
obs5①		0	0		0				0	0
obs5②		0	0		0				0	0
obs6		0			0					0
obs8	0	0			0		0			0
obs10	0	0	0	0	0				0	0
obs11		0	0		0	0				0
obs12		0	0			0			0	0

表 5.6 グループ 3 の特徴量



図 5.12 特徴量による地域分類

#### 5.8 まとめ

本章では、当該地域の観測井を対象に特徴量を考慮した1週間先の地下水位の将来予測を行 った。地下水位データと環境要因データを特徴量として用いた1週間先の地下水位予測の出力 結果について述べる。本章では新たに環境要因データを特徴量に加えることにより、4章で行 った地下水位データのみを用いた解析よりも高い精度が得られた。さらに、SVRとSVR・線形 回帰併用モデルにおいて、SVR・線形回帰併用モデルの方が精度は高くなることが確認された。 また、4章の水位予測結果と比べて実測水位に対して予測水位がやや近づいたが、1週間分の ズレが生じる現象は解決されなかった。そのため、4章と同じく直近の地下水位データに影響 されていると考察し、急激な水位変動を予測することが難しい傾向も見られた。急激な水位変 動を予測するためには、前日の地下水位を使うことや、降水量の予測を行うことなど解析に用 いるデータの改善が必要だと考える。

次に、特徴量の地域性について述べる。対象の 20 の観測井における有効な環境要因データの選定を行ったところ、地域ごとに傾向があることが確認された。その結果、3 つのグループ に分類することが可能になり、その位置図から地域差があることが示された。

これらより、環境要因データを追加した特徴量における、精度の高い予測水位モデルを再現 するこができた。また、地域ごとに有効な特徴量を特定することにより、各観測井で1週間 先の水位予測に活用することが可能になった。しかし、長期的な予測をする際は、この解析 モデルでは精度が落ちることが確認された。以上を踏まえて、このモデルは短期的な地下水 位予測を対象とする際に有効であると考える。

# 6. 1年間における最小水位の予測

#### 6.1 はじめに

本章では、当該地域の観測井を対象とした地下水位の最小値を検出し、機械学習を用いて1 年間における最小水位の予測を行い、対象の観測井における地下水位の最小値を予測するモデ ルを構築した。

#### 6.2 対象観測データ

本章で用いたデータは、図 6.1 で示す大野盆地の市街地を中心に設置された 32 本の観測井 のうち、過去 20 年分の地下水位データかつ欠損データの少ない 20 の観測井で記録された水位 データである。その中から、obs4 を対象として解析を行った。また、1 日に 1 度観測される日 ごとの地下水位を対象とした。表 6.1 には観測井におけるデータ数、使用した期間を示した。



図 6.1 観測井の位置

#### 表 6.1 対象観測井データ

観測井	データ数(個数)	使用した期間
obs4	7,305	2003/04/01~2023/03/31

#### 6.3 最小水位の検出方法

本章では、地下水位変動から1年に1回程度の最小水位を検出し、1年間における最小水位 の予測を行う。そのために、最小水位を求める必要がある。最小水位の検出には Findpeaks 関 数を用いて検出した。Findpeaks とは、実測水位から局所的最大値(ピーク)、もしくは最小値 を検出することである<sup>15)</sup>。本章では、地下水位データ(GL-m)にマイナスを乗じて Findpeaks を用いて、1年間における最小水位を求めることを試みた。検出には、図 6.2 のように地下水 位データに加えて、検出の条件を与えることで最小水位の検出を行う。条件には、表 6.2 に記 載の MinPeakDistance, MinPeakProminence, MinPeakHeight の 3 つの引数(パラメータ)を使 用し、最小水位が明確に表れるようにそれぞれ 20, 2.5, 9 と設定した。これらの値を設定する ことで、図 6.3 に示されるように地下水位データから、1 年に1回程度の最小水位を検出した。



#### 表 6.2 用いた引数の概要

引数	内容
MinPeakDistance	最小水位間の日数をあける 本章では、20日に設定している
MinPeakProminence	ある値以上の大きさの最小水位を検出する →最小水位の大きさを制限する 本章では、2.5mに設定している
MinPeakHeight	ある値以上の最小水位を検出する 本章では、9mに設定している



図 6.3 各年度における最小水位の検出

#### 6.4 学習方法

本モデルは、ある日の水位と(後に観測される)最小水位との水位差を学習し、対象日の地下 水位と最小水位との水位差を予測するモデルである。予測には、7日分の地下水位データと1 日分の環境要因データを学習し、検証期間各日の地下水位に対する水位差を予測するモデルを 構築した。図 6.4 は本モデルを図で表したものである。図 6.4 では学習データをある最小水位 間で示すが、学習データは検証データを除いた 20 年分のデータである。ここで、検証データ の日付を B+6日とすると、日付 B から日付 B+6 までの 7日分の地下水位データと、日付 B+6 の1日分の環境要因データを入力データとし、水位差 P(m)が予測値として出力される。つま り、水位差 P(m)が 0 と示されるとき、日付 B+6 は最小水位の観測日であると予測される。

本予測モデルは、検証データが1日分では精度を担保しにくいため、本研究では一定期間を 検証ータとして、最確値を出すものとする。

ここで用いる環境要因データは、5章によって得られた観測井 obs4 における有効な環境要 因データ[最低気温, 最深積雪量, 月]である。



図 6.4 最小水位の予測モデル

#### 6.5 最確値による精度比較

図 6.5 は、検証データにおける最確値の出し方と精度比較を示す。図 6.5 の検証データの日 付を B+6 日において、予測された水位差 P(m)と、日付 B+6 の水位  $\alpha$  (m)との和である予測 水位  $\alpha$  + P(m)を求める。更に、予測水位  $\alpha$  + P(m)は検証期間各日で出力されるため一定ではな い。そのため、検証期間内で最確値 Y(m)を求める。求められた最確値 Y(m)と実測値 X(m)の 差 Y-X(m)を用いて精度比較を行った。

本章では、最新の地下水位から連続する3箇所の最小水位の期間を検証期間とした。図6.6 において、3箇所それぞれの最確値の導出を示している。図6.6は、図6.5を横に3つ並べた ようなものである。ここから得られた3つの最確値Y(m)と実測値X(m)とを比較して、予測精 度の確認を行う。なお、各予測は、最小水位の観測日を境に分かれている。



図 6.5 最確値の導出と精度比較

3箇所の最確値を用いた精度比較

年ごとに差があるため、連続する<u>最小水位3箇所分</u>を検証データとした \* 実際に予測可能な最小水位は1つである



図 6.6 連続した3箇所の最小水位による精度比較

#### 6.6 予測結果

本章では、SVR と SVR・線形回帰併用の 2 つのモデルから最小水位との水位差の予測を行った。図 6.6 で示したように、最新データから 3 箇所分の最小水位の期間を検証期間とし、予 測結果を示す。

図 6.7 は学習期間と検証期間を示している。学習期間としては、2003/04/01~2019/12/01 である。検証期間としては、2019/12/02~2022/12/06 である。3 箇所の最小水位において、 それぞれの最確値 Y(m)と実測値 X(m)とで比較が行われる。ここで、3 箇所の最小水位を観測 順にそれぞれ最小値①、最小値②、最小値③と名付けた。各最小値の観測日は、順に 2020/12/14, 2021/11/23, 2022/12/06 である。

図 6.8 は各最確値に用いる期間を示す。最小値①の最確値は、前最小値を観測後の翌日から 最小値①を観測するまでの期間を用いて最確値が求められる。最小値②,最小値③も同様にし て、最確値を求める。

図 6.9 は、最小値①~③における最確値 X(m)と実測値 Y(m)との精度比較を示す。SVR と SVR・線形回帰併用モデルの最確値 Y(m)を比較すると、SVR・線形回帰併用モデルの方が、若 干精度が高いことが認められた。また、最小値①~③の時すべてにおいて、最確値 Y(m)が 10.8m 程度を示しており、実測値 X(m)から乖離していることが確認された。



		最確値に用いる期間				
		最	小値①		→ 2019/12/2 ~ 2020/12/14 ◀	
		最	小値②		>2020/12/15 ~ 2021/11/23 ←	٦
	最小水位観測日 	最	小値③		2021/11/24 ~ 2022/12/06	
前々最小値	2018/12/7	1日約	长			
前最小值	2019/12/1	1 1 1	x		毎週ロナズ	
最小值①	2020/12/14			_	観測日まで	⊢
最小值②	2021/11/23					
最小值③	2022/12/6					

図 6.8 最確値 Y に用いる期間

 9.5000
 日の000
 日の000
 10.0000
 11.0000
 11.5000
 11.5000
 12.5000
 13.0000

 13.0000
 ■実測値X(m)
 SVR
 = SVR · 線形回帰併用モデル Y(m)

実測値Xと最確値Y

#### 図 6.9 最確値 Y と実測値 X との精度比較

#### 6.7 予測波形

図 6.10 は SVR・線形回帰併用モデルによる、検証期間各日における水位差の予測値 P(m) を示す。図では、赤線が予測値、青線が実際の水位差を示している。最小値①までの予測値 P(m) は、実際の水位差と同じように予測できていることが確認できる。しかし、最小値①以降の予 測では実測から大きく乖離しており、ほとんどの場所で実際の水位差よりも小さく予測が行わ れる傾向が見られた。この要因としては、図 6.7 で示されているように、最小値②では比較的 大きな地下水位低下が発生していたために予測が大きく乖離したと考えられる。また、最小値 ③においては最小値②の結果が影響して、実測と予測値の幅が大きくなっていると推察する。



図 6.10 水位差の予測波形

#### 6.8 最小値の観測前における予測

現段階では、最小値を観測する当日の予測結果を含めて最確値を検出している。そのため本節では、実際にこのモデルを運用する場合について考える。最小値を観測する0日前,1か月前,2か月前,3か月前でどのような予測結果が得られるのか確認を行う。そのため図6.8の最確値Y(m)に用いる期間に変更を加えた。図6.11は、最小値を観測するS日前までの期間から最確値Y(m)を導出するモデル示す。

表 6.3 は、S(日)を変更することによる最確値 Y(m)の変化をまとめたものである。表では、 色が濃いほど誤差が小さい結果を表している。これより、S(日)を増やすほど誤差が大きくなる 傾向が確認された。つまり、直近の期間を使うほど誤差が低減されることが示されている。こ れより、できるだけ最小値を観測する日の直前まで期間に入れることで、誤差の小さい結果が 得られることが認められた。そのため、このモデルを日々更新し続けることで最確値 Y(m)の 出力を行うべきである。

最小值① 最小值②	最確値に用いる期間 → 2019/12/2 ~ 2020/12/14 ← →2020/12/15 ~ 2021/11/23 ←
最小值① 最小值②	> 2019/12/2 ~ 2020/12/14 + > 2020/12/15 ~ 2021/11/23 +
最小值②	>2020/12/15 ~ 2021/11/23
最小值③	→2021/11/24 ~ 2022/12/06 ←
口径	
ЦК	毎週ロナイ
	・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・・
	日後

\_

			最確値に用いる期間			
		最小值①	→2019/12/2~(2020/12/14のS日前) <			
星小水法	导心业法知测口	最小値②	→2020/12/15 ~ (2021/11/23 のS日前) ◀			
<b>取</b> 小小位	取小小业税则口	最小值③	▶ 2021/11/24 ~ (2022/12/06 のS日前) ◄			
前々最小値	2018/12/7	1日後				
前最小値	2019/12/1		観測日の8日前まで			
最小值①	2020/12/14		観測ロの3日前まで			
最小值②	2021/11/23					
最小值③	2022/12/6					
前々最小値 前最小値 最小値① 最小値② 最小値③	2018/12/7 2019/12/1 2020/12/14 2021/11/23 2022/12/6	1日後	観測日のS日前まで			

図 6.11 最確値変動モデル

表 6.3 最確値の期間変更に	よる予測結果
-----------------	--------

			実測値Xとの誤差(m)			
	s(□)		最小值①	最小值2	最小值③	
最確値 Y(m)	3(1)	モノル	(2020/12/14)	(2021/11/23)	(2022/12/06)	
	0	SVR	-0.1657	-1.9915	-0.7890	
	0	SVR ・線形回帰併用	-0.1572	-1.9583	-0.7781	
	30	SVR	-0.2114	-2.1407	-0.8581	
		SVR ・線形回帰併用	-0.2047	-2.0978	-0.8470	
	60	SVR	-0.2317	-2.2218	-0.8971	
	00	SVR ・線形回帰併用	-0.2276	-2.1727	-0.8862	
	00	SVR	-0.2692	-2.2048	-0.9175	
	90	SVR ・線形回帰併用	-0.2647	-2.1606	-0.9075	

#### 6.9 まとめ

本章では、1年間における最小水位の予測を行った。解析の結果、本章では実測値X(m) と、予測から求められた最確値Y(m)とで約0.1~2mほどの誤差が生じた。この要因として は、図6.10の予測波形において、うまく予測できていない期間があることが考えられる。し かし、実際の水位差に近い期間もあるため、今後さらに特徴量やパラメーターの変更、新た な精度評価の構築などを行うことで、誤差の低減が期待される。また、最確値Y(m)に用いる 期間変更による精度変化としては、最小値の観測日に近い期間を含めることで誤差が低減さ れることが認められた。そのため、継続的にモデルの更新を行う必要があると考える。

#### 7. 結論

本研究では、大野盆地における地下水性状を定量的に解明することを目的とし、ArcGIS に よる大野盆地の解析と、機械学習を用いた観測井地下水位の将来予測を行なった。大野盆地の 地層分類データを基に、地層面の予測を行い、ストレーナーと共に ArcScene にて 3 次元化を 行った。また、1 週間先の観測井地下水位の将来予測と1年間における最小水位の予測を行っ た。以下に、本研究で得られた成果について述べる。

- (1) 第2章では、当該地域における地下構造を把握するために、ArcGISによる大野盆地の 解析を行った。地層分類には、平成15年度の大野市地下水総合調査業務報告書<sup>5)</sup>記載の 水文地質の解析結果を基に、地層面の作成を行った。さらに、大野市の井戸情報を挿入す ることで、特定の井戸における取水位置の3次元可視化を可能にした。しかし、地層分類 データの不足により地層の予測面の範囲が狭まることが確認されたため、周辺地域含めて 地質的に調査を続ける必要がある。
- (2) 第3章では、当該地域における日降水量と最深積雪量、地下水位データを分析することにより、観測井の地下水位性状の把握を行った。観測井地下水位は記録的な大雨に伴い地下水位が上昇しており、降雨の影響を受けることが示された。また、最深積雪量の減少に伴い地下水位上昇が発生しており、融雪による浸透水の影響を受けることが示された。更に、地下水位低下時期及び低下量は年ごとにおいて若干異なるため、その変動に対する予測も行う必要がある。
- (3) 第4章では、当該地域の観測井を対象に機械学習による1週間先の観測井地下水位の将 来予測を行った。予測を行った結果、解析を行った観測井、すべてにおいて精度のいい値 を示した。また、SVRによる予測結果において精度は高くなるという結果となった。しか し、全ての観測井で予測結果に1週間分のズレが生じるという結果になった。今後特徴量 の変更、パラメータを変動させることにより精度の向上を試みる必要がある。
- (4) 第5章では、当該地域の観測井を対象に、特徴量を考慮した機械学習による1週間先の 観測井地下水位の将来予測を行った。新たに環境要因データを特徴量に加えることにより、 4章で行った地下水位データのみを用いた解析よりも高い精度が得られた。さらに、SVR とSVR・線形回帰併用モデルにおいて、SVR・線形回帰併用モデルの方が精度は高くなる ことが示された。しかし、全ての観測井で予測結果に1週間分のズレが生じるという結果 となった。今後降水量の予測を行うことなど解析に用いるデータの改善が必要だと考える。
- (5) **第6章**では、当該地域の観測井を対象に、機械学習による1年間における最小水位の予 測を行った。解析の結果、本章では実測値と予測から求められた最確値Yとで約0.1~2m ほどの誤差が生じた。しかし、予測がうまくできている期間や最確値に用いる期間変更に

よる誤差の変化も確認されたため、今後さらに特徴量やパラメータの変更、新たな精度評 価の構築などを行うことで予測誤差の低減が期待される。

以上が本研究における成果である。本研究における ArcGIS による地下構造の解析及び地下 水位予測は、地下水を主な水資源とする大野市において、今後継続的に行っていく必要があ る。また、ArcGIS による解析においては多くの活用法があるため、本研究が今後の情報化社 会における電子自治体に向けての一歩となることを期待する。地下水位の将来予測において は、新たなモデル構築、及び特徴量やパラメータの変更などにより精度が向上していくこと を期待する。本研究で得られた成果と今後について述べたが、これらの成果が大野市におけ る地下水政策に寄与され、大野市民への地下水への啓発活動に役立つことを期待している。

#### 参考文献

- 1) 谷口真人:気候変動と地下水,地下水学会誌, Vol.47, NO.1, pp.5-17, 2005.
- 2) 国土交通省:日本の水資源の現況,「第一章 水の循環と水資源の賦存状況」, 2018.
- 3) 大野市:大野市地下水年次報告書 平成 29 年版, 2018.
- 4) 大野市:天空の城越前大野城 越前大野城の概要, 2024.
- 5) Esri ジャパン: ヘルプセンター, 2023.
- 6) Esri ジャパン: ArcGIS Spatial Analyst 製品情報, 2023.
- 7) Esri ジャパン: ArcGIS Resource Center 3D Analyst とは, 2023.
- 8) Esri ジャパン: ArcGIS Desktop 3D Analyst と Arc Scene, 2023.
- 9) 大野市,株式会社利水社:大野市地下水総合調査業務報告書 平成 15 年版, 2004.
- 10) 佐土原 聡: 図解! ArcGIS10 Part1 佐土原聡編, 古今書院, p.113, 2012.
- 11) 大野市:大野市地下水総合業務報告書 令和4年版, 2023.
- 12) 小野田崇:知の科学サポートベクターマシーン,オーム社, pp.57-78, 2007.
- 13) 新谷歩,加葉田大志朗:線形回帰モデル, pp.1-12, 2019.
- 14) 森本真弥:GIS による京都伏見地域における地下水質性状に関する研究, 関西大学
   2021 年度 卒業論文, pp.54-66, 2022.
- 15) MathWorks:  $\sim n r r \nu \gamma e r$  findpeaks, 2024.