

マルチメディアツールとアプリケーション

https://doi.org/10.1007/s11042-023-16737-4

|  |  |
| --- | --- |
| **機械学習モデルを用いた水質予測** |  |

**グリッド検索方法に基づく**

**Mahmoud Y. シャム1 アーメッド・M・エルシェウィ2 ・El-Sayed M. El-kenawy3 ・**

**アブデルハム・イブラヒム[3](http://orcid.org/0000-0003-3021-5902) · ファットマ M. タラータ1,51円 ・Zahraa Tarek6月6日**

受領: 2022年6月17日 / 改定: 2023年8月10日 / 受付: 31 8月 2023

© 著者(s) 2023

**アブストラクト**

水質は人間、動物、植物、企業および環境のために非常に優勢です-インフォメーション 過去10年間、汚染や汚染の影響を受けている水の品質は、潤滑。 この論文では、水質指数(WQI)と水を予測する課題 WQIが水有効性のための重要な指標であるような品質分類(WQC)。 お問い合わせ 研究、パラメータの最適化と調整は、いくつかの精度を向上させるために活用されます 機械学習技術がプロのために利用される機械学習モデルWQIとWQCを予測する必要性。 グリッド検索は、最適化のために使用される重要な方法であり、 4つの分類モデルのパラメータを調整し、また、最適化と調整のために 4つの回帰モデルのパラメータ。 ランダムフォレスト(RF)モデル、エクストリームグラデーション Boosting(Xgboost)モデル、Gradient Boosting(GB)モデル、Adaptive Boosting(Ada-)ブーストモデルはWQCを予測するための分類モデルとして使用されます。 K-nearest 隣人 (KNN) 回帰モデル、決定ツリー(DT)回帰モデル、サポートベクトル回帰器 (SVR) モデル、多層式パーセプトロン(MLP)の回帰器モデルは回帰として使用されます WQI予測モデル 加えて、データインピーテーションを含む前処理ステップ (誤認)とデータ正規化がデータに合致し、それを作るために実行されたさらなる加工に便利な。 本研究で使用されるデータセットには7つの機能が含まれています。 1991 インスタンス。 分類アプローチの有効性を調べるために、5つの評価 メトリックは、精度、リコール、精度、マシューの相関係数を計算しました。 (MCC)、F1スコア。 回帰モデルの有効性を評価するため、4つの評価 メトリックは計算されました: 平均絶対エラー(MAE)、中央絶対エラー(MedAE)、 平均正方形の間違い(MSE)および決定の係数(R2)。 分類の観点から、 試験結果は、GBモデルが最高の結果をもたらし、精度で達成したことを示しています。WQC値を予測するとき99.50%のracy。 実験結果によると、 MLPの回帰器モデルは回帰の他のモデルを外し、Rを達成しました2 バリュー WQI値を予測しながら99.8%。

**キーワード** 水質・機械学習モデル・グリッド検索・水質インデックス・ 水質分類

記事の最後のページで利用可能な延長著者情報



番号:(0123456789) 1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

**1 はじめに**

水は、すべての存在が依存している最も貴重な資源の中にあります。 ウォータークラス 汚染は、水質を劣化させ、海の生き物の健康に影響を与え、そして、そして、排出することによって、sion, それらを使用する人間. これにより、水質を観察し、水質を確保することが重要となります。 航海生活の生存[1.... 水質問題や問題の理解も 水害の軽減および制御のために重要。 nautiの状態を把握するため-世界各地の複数の政府が、生態系を整備し始めています。 水管理プログラム。 およそ1億人の個人がきれいにアクセスできない 水を飲むための水、そして毎年2万人の個人が花粉症の結果として滅びます汚染された水と貧しい衛生と清潔。 その結果、淡水量を節約-ity が重要である [2.... 多様化計画の長期生存率に水質が重要である。 ザ・オブ・ザ・ 資源が水にシフトしなければならないため、品質が悪い水も高価である可能性があります 問題が発生したときに、配送インフラ。 高められた水人のための要求-安全飲料を保証するために、これらの目的のために老化および水質制御が上昇しました-水をリーズナブルなコストで。 これらの問題に対処するため、新和の系統的評価ter, 処理システム, 組織監視の問題が必要です [3.... 予測 水質は水システムの健康で変動の特徴を期待します 特定の瞬間。 水質の評価は水質計画のために重要であり、 規制。 水害回避と規制方法が前面で改善される場合があります。さまざまな汚染度と設計における水浄化の未来の更新を鋳造 適度な水汚染の防止および制御技術。 全体的な一貫性 ウォーターダイバージョンの計画で水を評価する必要があります。 毎日の飲酒の差分を処理するため-タイ、かなりの水量が運ばれます。 したがって、今日の文明では、ソリューション 期待する水質は研究されるべきです [3.... 人工知能(AI)の使用 マシン学習(ML)技術は、現在、セキュリティの脅威に不可欠です [5月5日と 複雑ではなくシステム入力と結果の関係をマッピングする 業務戦略 [6月6日....

水質予測は、水計画、規制、および モニタリング;水汚染調査に必要な成分です。 水生態学の保護。 その結果として、現実性と実践を強化することが重要である-水質を予測するための戦略 同時に、未来の水質を予測 水質および提供の解決の突然の更新を防ぐため必要です。 お問い合わせ その結果、水質更新の正確な予測は、個人的の健康を保証するだけでなく、通常の飲料水は釣りの生産性を導き、生物多様性を保護します。 ツイート7月7日.... さらに、典型的な水質予測技術は効果を考慮できません 生物学、物理、油圧、錬金術、および気象学。 現時点では研究者がいます 主に地盤の実用性と信頼性を高めることに懸念terの予測の技術および人工的なのような新しい技術の範囲を、示しました 神経ネットワーク(ANN)、stochastic数学、fuzzy数学、3S技術、および 他は、水質予測技術を高め、アプリカの範囲を拡大するために-こだわり [8月8日....

リモートセンシング(RS)、クラウドコンピューティング、モノのインターネットの出現 (IoT)、ビッグデータ、人工知能が新たな可能性を創出し、 水環境監視技術の導入 理性的な検出のmeth-水環境の保全のためのodsは、数と都市で開発されています 詳しくはこちら 中国は、自発的な水質および 水質監視、無線センサーネットワーク(WSN)、RSの監視システム、

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

監視船、高度な水中ロボットマシン [9月9日.... 人工的なintelli-フェンスソリューションは、水供給と衛生システムを大幅に削減できます。 水を消費し、排水処理量を処理することの心配-ity の標準。 その結果、水コンを制御する水質をモデリングし、予測するこだわりは多くの注目を集めています [10月10日....

水質指数(WQI)は、バリの水質を定量化するために使用されるメトリックです。理由のety。 WOIは水が消費のために受諾可能であるかどうか定めるのに使用することができます 産業利用、水生生物など WQI が大きいほど、水質が高い ツイート11月11日.... 水質分類(WQC)、水を軽度に分類する WQI値スコープ(WQI値スコープ)を使用して、汚染または清掃された、12月12日.... 水質 Quality Index(WQI)は、特定の場所で多くの水質特性をカバーし、時間。 サブインデックスの計算を行う場合、WQI の計算は時間を必要とし、頻繁にあります ミスの影響を受ける その結果、効率的なWQI予測技術を提供する 重要な [13 日....

研究システムのための非常に非線形接続は正しくMODである場合もあります-大量の知識を積むことで、以前の情報の有無にかかわらず 動的な開発運用を組み込んだ履歴データの[14 日....

きれいな水は、生きた生物が頼る重要な項目です。 その結果、開発 未来の水質の状況を予測する水質予測技術はenorを持っています-巨大で経済的意義 [7月7日....

近年、汚染や汚染の影響が著しく、水質が著しい。アクアティックな生態系と人間の健康に悪影響を及ぼすエイド。 長期使用を保証するために水質を理解し、分析することは重要です この貴重な資源の管理 水の質の索引(WQI)は井戸の網です-さまざまなパラメータに基づいて、水質を徹底的に評価するnisedインジケーター -ツイート それは水質の複雑な性質を減らす量的なメートルを与えます 単一数で、複数のサイト間で簡単に解釈と比較が可能 期間。 WQIは、さまざまな物理的、化学的、および生物学的特徴を考慮しています。pH、溶存酸素、濁度、栄養素レベル、汚染物質の存在などの医薬品。 WQIは、これらの要因を集計することにより、水質を徹底的に評価します。水資源管理にリンクされた意思決定プロセスのポート。 水質 グラデーション(WQC)は、水サンプルを指定された量に分類する追加機能です。定義済みのしきい値に基づく ity クラス。 この分類は現実的なフレームワークを与えます 水の汚染量を判断するため、標的行動と規制を可能とするトーリー対策 ステークホルダーは、懸念の場所や原因を特定し、是正を優先することができます。排水活動、水資源の保全に必要な行動を採用 品質。 研究は、水質劣化に対処する緊急の必要性によって動機づけられました そしてその効果。 水の汚染と汚染は、生態系への深刻な危険をポーズします。 公衆衛生・長期的発展 水質監視および評価はあります 潜在的な懸念を認識し、効果的な管理計画を採用し、 多様な分野にクリーンで安全な水を供給する。 伝統技法 実験室の分析およびWQIの計算utilisを含む水質評価の測定可能なパラメーターは、時間消費量、コスト、容量制限が可能です。 リアルタイム情報の提供 予測モデリングは、esti による代替方法を提供します。機械学習の技術を使用して既存のデータに基づくWQIおよびWQCの合うこと。 ウォータークラス 品質は、正確で効果的な予測を構築することにより、タイムリーな方法で評価することができます モデル、すべてのパラメータの直接測定が不可能であるか、または実用的であっても。 のために 機械学習モデルを用いたWQIとWQCの予測は、様々な理由が重要である 水適合性の評価:

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

正式な水質監視: 予測モデルは、リアルタイムまたはリアルタイムで使用できます より効率的で費用効果が大きいWQIおよびWQCのほぼ実時間見積もり、 標準的な実験室の分析より。 この容量は連続的な水質を可能にします 監視、劣化の早期識別、および可能な脅威に対する迅速な反応 または汚染の発生。 部分的なデータ処理: 水質のモニのいくつかのメトリック-トリングは、データが不足しているか、不完全なりする可能性があります。 予測モデルは、そのようなに対処することができます 既存のデータを活用し、不足している値を予測することで、シナリオもうまくいきます。データセット全体が直接アクセスできない場合でもWQIを計算します。 資源の最適化: より精密なWQIおよびWQCの予測によって、資源はかもしれません より効果的に割り当てられます。 意思決定者は、サンプリングの努力を優先することができます, 直接 関心のある分野への活動を監視し、治療戦略を最適化 期待される水質クラス。 早期警告 システム: 予測モデルは役立つことができます 水質問題の早期警報システムの開発の基礎として。 スルース 水の質の索引およびWQCの潜在的な連続的な監視そして予測 水質におけるリスクや劣化を事前に特定し、積極的な活動が可能 衝撃を緩和し、水資源を保護するための対策

機械学習アルゴリズムは、水質指数を予測するために、この作業で使用されます (WQI)および水質分類(WQC)。 グリッド検索は、 4つの分類モデルのパラメータを最適化し、調整します。ダムの森(RF)モデル、極端な勾配ブースト(XGBoost)モデル、勾配ブースト-ing (GB) モデル、およびWQCを予測するための適応的な後押し(AdaBoost)、4 回帰モデル、すなわちK-nearest隣人(KNN)回帰モデル、決定木 (DT) 回帰モデル、サポートベクトル回帰器(SVR)モデル、多層パーセプ-WQIを予測するためのトロン(MLP)回帰モデル。 分類では、実験的 結果は、GBアルゴリズムが精度で最大の結果を達成したことを示しています WQC値を予測しながら99.5%に等しい。 回帰では実験結果 MLPの回帰者の技術が最高の結果をもたらすことを示しました *ツイート*2 イケメン WQI値を予測しながら99.8%。 この論文の投稿は以下のとおりです。

・ データの処理は、データインピーション(測定値)を含む、および データの正規化がデータに合うように実行され、任意のために便利なように さらなる処理。

・ グリッド検索は、4つの分類のパラメータの最適化と調整に使用されます WQC を予測するモデルと、WQI を予測する 4 つの回帰モデル。

・ 分類技術の性能を評価するため、MCC、精度、 リコール、精度、F1のスコアが計算され、4つの評価メトリック、MAE、 MedAE、MSE、決定係数(R)2) eval に計算された回帰モデルの達成をuate。

・ 結果は、予測の面でGBモデルが最善を尽くしたことを示しています 分類のWQC。 さらに実験的な知見が実証された MLP 回帰モデルがレガレスで WQI を予測する点で最善を尽くした-セクション

紙の残りの部分は以下のとおりです。 セクション 2 スタッドを提供して下さい-水質予測に関連するIES. おすすめ素材・方法はこちら 紙はセクションで提示されます 3お問い合わせ 私たちの作品の提案された方法論は、 セクション 3お問い合わせ セクション 5月5日 結果と議論を示す。 最後に、結論は合計です。セクションでマリス 6月6日お問い合わせ

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

**2 関連作品**

人工的な神経ネットワーク(ANN)、サポートベクトル回帰(SVR)、灰色システム (GS)、回帰分析(RA)、その他のアプローチは一般的に推定に使用されます 水質 ツイート3.... 劉らら。 ツイート9月9日] ヤンチェ川盆地の飲料水の質を予測 長期的なメモリ(LSTM)ネットワークを活用 分解された酸素(DO)、pH、chemi-LSTM アルゴリズムを構築するために、カル酸素要求(COD)、NH3-N が使用されました。 ザ・オブ・ザ・ LSTMの技術は監視水質のための潜在的な証明しました。

Sakshi KhullarとNanehey Singh [ ]15 日Bi-LSTMモデルを深層化 ヤムナ川の水質変数を予測する学習(DLBL-WQA) インド。 比較は、提案されたアプローチが他のすべてのアプローチを上回ったことを示した エラー率と予測精度の用語。 三井 Abba ら. ツイート16 日] 4台の機械を検査しました 学習技術 Neuro-Fuzzy Inference (ANFIS), Backpropagation (BPNN), マルチ - - -層のパーセプトロン(MLP)および水を予想するためのサポートベクトル回帰器(SVR) 品質指数(WQI)。 得られた調査結果は、ビルドされたスマートの生存性を実証しました ニューラルネットワーク・アンセムを用いた3つのステーションでWQIを予測するための技術ble の優れたモデリング結果 (NNE). 予測比較では、NNE が 成功し、それゆえに信頼できる予測戦略として使用されるかもしれません。

Elbeltagi ら. ツイート17 日] 4つのスタンドアローン技術を使用:M5Pツリーモデル(M5P)、addi-動的な回帰(AR)、サポートベクトルマシン(SVM)、およびランダムサブスペース(RSS)への 変数排除戦略に応じてWQIを予測します。 それぞれのデータを上回る AR主導的なアプローチ。 AR は、良い結果の最適なアプローチとして提供され、 最も少ないソース変数で予測の信頼性を改善し、したがって、 Akot盆地のWQIを適度かつ正確に予測します。 セイド・アサドルア ら. ツイート18歳] 前-予測のためのアンサンブル機械学習技術であるExtra Tree Regression (ETR) を送信香港のラムツェン川沿いに毎月のWQIレート comの結果 -ETRと従来のスタンドアロンのアプローチ(SVR、DTR)間のパリソンは、 ETR のアプローチは訓練およびテストの優秀な信頼できる WQI の予測を提供します ステージ。 一般的に、ETR は WQI 予報のための古い技術に近づく 予測精度と入力変数の数の面で。 ノーズエア 2022 と。 ツイート19 歳] 独自の戦略を採用し、予測回帰モデルを提示 SWIインジケータと人工知能(AI)は、地下水Salinizaを監視するアプローチエジプト・ニル・デルタ東部の沖合いの海水侵入(SWI)による献身。 運賃 Garabaghi ら. ツイート2018年10月20日] アンサンブル学習で4つの機械学習技術を発表 アプローチ、名前のランダムフォレスト、LogitBoost、XGBoost、およびCategorizaのためのAdaBoost -水の質のtion。 その結果として、XGBoost は他の classifica を上回りました。tion 方法、重要な特徴があったとき 96.9696 パーセントの正確さと 分類段階に含まれている。 最大のXGBoostモデルが推奨される 95.606パーセントの精度の高い分類方法と10倍のクロス検証 分類段階が後方機能で選択した7つの変数に関与したとき 除去の特徴のセレクター。 Mehedi Hassan ら. ツイート21日] 応用機械学習algo-NN、RF、SVM、BTM、MLRなどのリズムで、多様な水質データセットを分類 インド各地の拠点 生物的酸素の要求(BOD)、分解された酸素(DO)、 トータルコリフォーム(TC)、pH、硝酸塩、電気伝導(EC)は、インフルが持つ全ての要因です。ence 水質。 これらの特性は5つの段階で扱います:最低最高正常化 RF、特徴の相関を使用して維持するデータ前処理および欠落したデータのために、加えられる 機械学習の分類、および分類の意義。 この研究では最大 正確さ、正確さの上部、kappaおよび正確さの下の結果は99.83、99.99、99.17であり、

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

それぞれ99.07。 その結果、導電性、硝酸塩、DO、PH、BOD、TCが明らかに パラムで水質の分類を整理するのに役立つ主な属性です。81.494, 74.78, 105.770, 36.805, 130.173, and105.166, respec-お問い合わせ テーブル 1 水質予測のための機械学習モデルのいくつかをリストします。 前の作品によると、予測と分類精度が向上 機械学習技術を使って、機械学習の一部の効果について話し合います-次のセクションでは、前方のための高い割合で水質を予測する技術tionと分類。

**3 材料と方法**

第一次データ処理の後、特定のMLのアプローチは訓練されるために選ばれます トレーニングと検証セットを使用して検証します。 テストされる前に、対応する-高度な変数の ing は、事前決定されたトレーニング ターゲットが満たされるまで微調整されます。 試験データセットは、最終的に訓練されたアプローチを評価し、それを評価するために適用されます 強化。 明快さのために、MLモデリングフローチャートは図で与えられます。 1お問い合わせ 一般的なブロック MLモデルの図は、データ分割とプリプロセッシングから始まります。 選択。 選択したモデルは、トレーニング、テスト、検証を受けます。 クロスバリ - - -dation は、トレーニングモデルが目標を満たしているかを評価するために使用されます。 もしそうなら、モデルは テストおよび性能評価に進みます。 そうでなければ、モデルパラメータはさらに必要です トレーニング中の微調整。 この水質予測の効果を高めるため 仕事、8つの頻繁に使用されるMLのアプローチは示されるように、精製され、実施され、使用される お問い合わせ

**3.1 WQCの予測のための分類モデル**

このセクションでは、RF、XGBoost、GB、AdaBoostの4つの分類アルゴリズムを導入しました。

**3.1.1 ランダムフォレスト(RF)**

RFメソッドは、分類に使用するアンサンブル技術です。 それは監督された機械です 多数の決定木で構成される学習方法。 アンサンブルテックだからニケ、それは多くの決定の木、緩和と制限によって与えられた最良の結果を使用します 森林の樹木アーキテクチャの量が成長するにつれて、一般化の間違い [26 日.... ザ・オブ・ザ・ 分類と回帰ツリー (CART) アルゴリズムは、決定ツリーで catego- に使用されます。ターゲットパラメーターに応じてタプルを rize します。 このアプローチは、組み合わせて適用されます 目標を再サンプリングするためのバッギングで、新しいツリーフォームとしてトレーニングデータを更新 [27 日....

以下に示すパラメータと式に基づいて、ツリー構造は、catego に構築されます。機能のリッピング [1.... Giniインデックスは、任意のタプルSの決定ツリーを作成するために使用できる そして方式を使用して決まります:

|  |
| --- |
| *ログイン*( )*ログイン*, *ツイート*) = 1 ツイートツイート招聘人数 *ログイン ドム*( )*ログイン*) ツイート招聘人数  *ログイン* ================================================================================================================================================================================================================================================================ *ログイン*お問い合わせ*ツイート*  *ツイート*ソリューション ソリューション (1) (1) (1)    決定ツリーを作成するときに、エントロピーと情報ゲインも重要であり、  結果を決定する。 以下の式で計算できます。 |

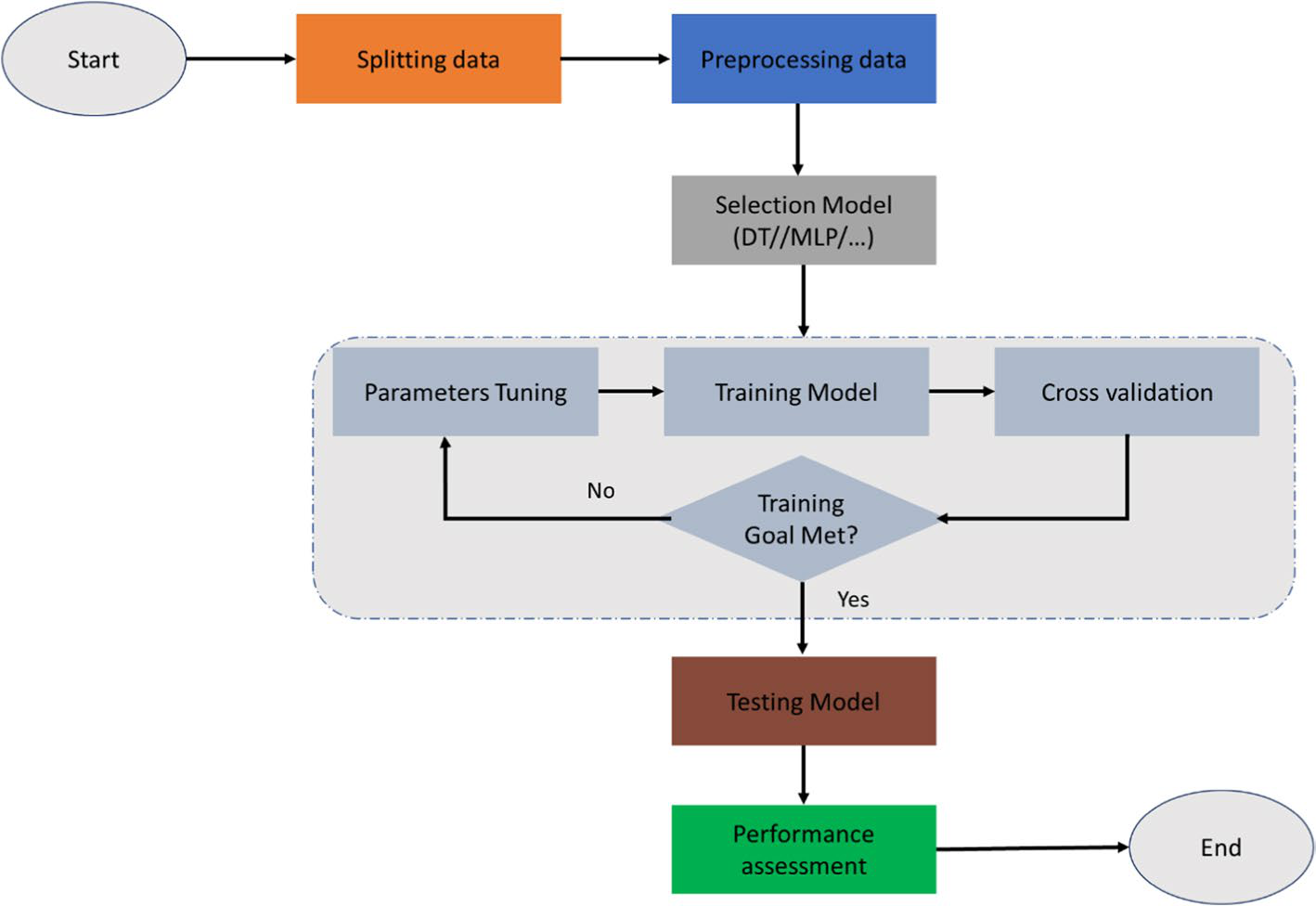
1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **テーブル 1** 水質予測のためのML技術 | 結果発表 | 精度 = 98.50% | 精度 = 92.127% | 精度(ANFIS) = 96.17%  精度(FFNN) = 100% | 精度 = 94.90% | 精度(PCR)=95%  精度(GBoost) = 100% | 精度(SVM) = 97.01%  ツイート2 (NARNET) = 96.17 | R2 = 0.989とRMSE = 0.107 |
| 予測インデックス | 重くされた運動水質  インデックス(WAWQI)  水質指数(WQI) | | 水の質の分類  (WQC)、水質索引  (WQI)  水の質の分類  (WQC)  水質指数(WQI)、水  品質状態(WQS) | | | WQC (水質 Classifica) tion)、WQI (水質)  インデックス | WQIについて |
| 最高のモデル | デシオンツリーアルゴリズム | ランダムフォレストアルゴリズム | ANFIS(WQI)と  (WQC)のためのFFNN | グラデーションブースト | グラデーションブースティング分類器 | NARNET(WQI)とSVM用  (WQC) | 極端な勾配ブースト  (XGBoost) |
| テクニック | ベクトル機械、決定を支えて下さい  ツリー、ナイブ・ベイズ  ランダムフォレストアルゴリズム、SVM、  K-Nearest 隣人 (KNN)  Neuro-Fuzzy Inference(ANFIS)、  KNN、フィードフォワードニューラル  ネットワーク(FFNN)  DT, ネイブベイズ, グラデーションブースト- ing、KNN、ANN、RF、SVM  主成分回帰  (PCR), グラデーションブースト教室 - - - ファイアー (GBoost)  ニューラル・オートレグレッシブ・ネットワーク  (NARNET)、SVM、KNN、  ネイビーベイズ、長期短期  メモリ  (適応ブースト、GBoost、  HGBoost、LGBoost、XGBoost)、  (DT、ET、RF)、(MLP、RBF、  DFFNN、CNNの特長 | | | | | | |
| プロフィール | ラダクリシュナンとピラ ツイート22 日. . | デンマークのJain ら。 ツイート1. . | Hmoud Al-Adhaileh と  アルセード [Alsaade]10月10日. . | マレク ら。 ツイート12月12日. . | ガン ら. ツイート23 日. . | アルディヒャニ ら. ツイート24 日. . | ダオ・ホイ ら. ツイート25 日. . |

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション



**図。 1** 一般機械学習モデリングの流れ図

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| *エントロピー*( )*ツイート*) = | 招聘人数 | ツイート*お問い合わせ*( )*お問い合わせ*)ログ2 *お問い合わせ*( )*お問い合わせ*) | (2) (2) |

p は、与えられたセット S ごとに、クラス ‘i’ に属する S の分数です。

*メリット*( )*ツイート*, *ツイート*) = *エントロピー*( )*ツイート*) −招聘人数 ~~お問い合わせ~~*サインイン*~~お問い合わせ お問い合わせ~~*ツイート*~~お問い合わせ~~*エントロピー*  ( ) *ツイートツイート* ) (3)

Sv は、A が値 v を持つ S のサブセットを記述します。

RFは多数の利点を示します。 それは多変量的な照合の問題を避けます, これは、 通常の回帰解析の欠点。 回帰と分類に優れ、 多次元データの固形把握 [28日....

**3.1.2 極端な勾配ブースト (XGBoost)**

XGBoostは、古典的なグラディとは異なる決定の木の強化アプローチです - - -ent ブースト決定ツリー 方法論 [29 日.... 最適化の問題に基づいて、標準 GBDTは、第一次デリバティブ情報のみを採用しています。 損失機能はそれから服従します 第2のテイラーエクステンションに、第1次および第2次デリバティブを採用しています。 損失 機能には、技術の複雑さを管理し、過剰を防ぐための正規化用語が含まれています。付属品。 XGBoost技術は以下のとおりです。28日]::

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| *お問い合わせログインお問い合わせ* ================================================================================================================================================================================================================================================================( )*ツイートお問い合わせ* | ) ================================================================================================================================================================================================================================================================ | 招聘人数*ログイン ログイン*================================================================================================================================================================================================================================================================1*ツイートログイン* | ( )*ツイートお問い合わせ* | ), *ツイートログイン フリガナ* | (4) (4) |

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| どこまでも *フリガナ* ================================================================================================================================================================================================================================================================お問い合わせ*ツイート*( )*ツイート*) = *お問い合わせお問い合わせ*( )*ツイート*) お問い合わせ( )*お問い合わせ* インフォメーション *ツイートm 点* → *ツイート*, *お問い合わせ* コンセプト *ツイートツイート*) 定義する関数空間を示します。  決定の木と *ツイート* 決定ツリーのリーフノード数です。 以下は損失です。  関数:  *ログイン*( )) =招聘人数*お問い合わせログイン*( )*ログインお問い合わせログインお問い合わせ* ) + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + +招聘人数*ログイン*・Ω( )*ツイートログイン* ) (5) (5) | | |
| ・Ω*ツイートログイン* | = 投稿*ツイート* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + 1 23*お問い合わせ*32 | (6) |

Eq の最初のコンポーネント (Eq)5月5日) 2 番目の com の間の葉の数を提示します。ponent は結果のサイズです。 XGBoostは計算します ツリー内のすべてのノードで利益を得る 生成されたブランチが関連しているかどうかを評価します。

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| *メリット* ================================================================================================================================================================================================================================================================1  2 | ( )*メリットログイン* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *メリットツイート* ツイート *メリットツイート* | ) − 作品紹介 | (7) |

どこまでも *メリットツイート* 分割する前に、本物的な利益を提示し、 コンテンツ 新規の件数 葉。

**3.1.3 グラデーションブースト(GB)モデル**

GBは、多くの弱い分類方法を組み合わせた機械学習アプローチです。 分類および回帰タスクのための信頼できる分類器を作り出すために頻繁に決定の木。 それは、他のブースト戦略のようなステージでシステムを構築し、それを一般化します 適切なコスト機能を最大限に活用することで GB法では、不適切に識別される 1つのステップのインスタンスは、次のステップでより多くの重量を与えられます。 GBの利点 偉大な予測精度と迅速なプロセスを含む [30日.... このアプローチは、非常に識別です-AdaBoostは適応ボス加工(AdaBoost)に相当しますが、 騒々しいデータで、すぐに過渡する可能性が著しい。 [31日....

**3.1.4 適応ボス加工(Adaboost)モデル**

AdaBoostメソッドは、数値を統合することにより、分類器のパフォーマンスを向上させます。1つの強力な学習者に弱い学習者。 それは繰り返しサンプル重量を依存調節します-分類の間違いに対処し、減る間誤った標本の重量を上げます よく分類されたサンプルの重量。 その結果、フォーカスする分類方法 少数派のクラス例ではなく、誤ってデータを分類します。 AdaBoostコンだから予測のパフォーマンスに集中し、メソッドは大部分のクラスに向かって偏差します。 トータル予測性能をもっと高める [32 の. .**お問い合わせ**

**3.2 WQIを予測するための回帰モデル**

このセクションでは、4つの回帰アルゴリズム、すなわち、KNN、DT、SVR、およびMLPが、 プレゼント

**3.2.1 K-Nearest Neighbors(KNN)モデル**

KNNの技術は提供される最も近い隣接を置くことによってサンプルを区別します n 近隣の過半数をクラスに割り当てます。 ネクタイがある場合、多くの方法が

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

|  |
| --- |
| 解決するために採用されます。 それにもかかわらず、KNNは大きなデータセットにはお勧めしません すべての訓練されたデータの間にテストおよびコンバージを通して計算するすべての計算をします 毎回最も近い隣人 [33 の.... 機能ベクトルの最も近い隣人を見つけるには、 Euclidean の間隔機能(Di)は次として使用されます:  *ダイバーシティお問い合わせ* ================================================================================================================================================================================================================================================================√()*ツイート*1 ツイート *ツイート*2 ) + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + ( )*ログイン*1 ツイート *ログイン*2 )2 (8)  どこまでも ツイート1, ツイート2, ログイン1, ログイン2 データ入力のパラメーターです。 |

**3.2.2 決定の木 (DT)**

DTは、直観的かつ基本的なアプローチで判断を下す すべての関連する入力変数の値。 DT は entropy に基づいて root パラメータを選択します。 他の変数の重みを分析する前に。 DTはすべての変数決定を集めました トップダウンツリーにグループ化し、特別な値から様々な値に基づいて選択を準備 属性。 以前の研究では、決定の木モデルはアンバルでうまく機能することを明らかにしました-遅延データ。 それにもかかわらず、グラデーションなどの決定の木に基づくアンサンブル技術 Boosting (GB) と Random Forest (RF) は、通常、単一の決定の木を上回る ツイート12月12日.... 決定ツリーベースのモデルの利点は、不足している値に対する感度です。 通常の資質とデータ、そして高性能を両方維持する機能。 ディシジョンツリーベース 他のMLアルゴリズムと比較される技術は短期予測のためによりよく、 より速い計算速度を持つかもしれない[34 .....

**3.2.3サポートベクトル回帰(SVR)**

SVRはSVMから発信される機械学習技術であり、 回帰、予測、ネコリザなどの非線形問題の解決のための有望な方法-tion、機能推定。 テクニックは、凸を解決するための効果的な方法です 定形プログラミングの問題。 さらに、SVRはこのような優れた特性を持っています ローカルの最適、強い数学の公式、大きい予測への非一致-スタイルとスケーラビリティ。 それにもかかわらず、トレーニングデータセットは手動でアノテーションされなければなりません。 SVR技術の3つの変数は、以前の情報を使用して変更する必要があります [35 日– –37 人.... SVRの 一般的な非線形関数は次のとおりです。

*ログイン*( )*ツイート*) = *ツイートツイート* ( )*ツイート*) + *ツイート*  (9)

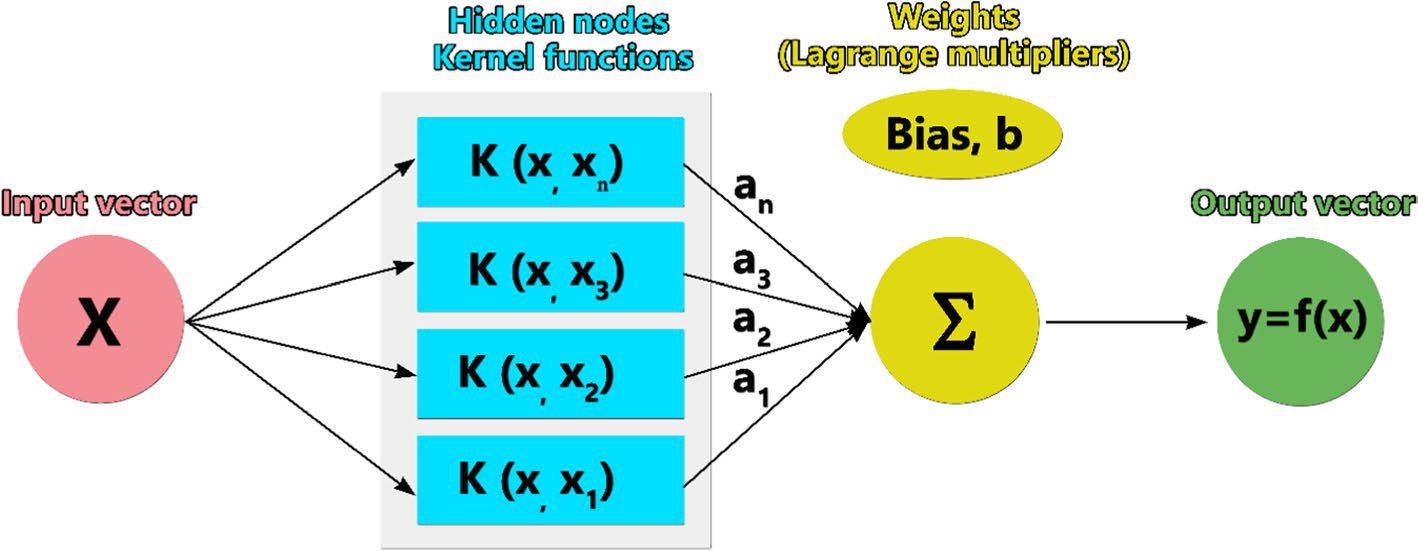
y が予測者と予測者の間のリンクを表すところ、W は重量 vec を記述します。tor, φ(x) は入力データセットの非線形マッピング関数で、b はスカラーのthresh を提示します。古いです。 プロフィール 2 SVR構造を描きます。

**3.2.4 マルチレイヤパーセプトロン(MLP)レグレッサ**

MLPには、入力出力レイヤーと多数の隠しレイヤーがあります。 ソース信号は 入力層を隠し層に転送し、ニューロンがCOMである出力層に先立って提供される前に正式に管理される。 出力の出力 MLPニューラルネットワークは、現在の入力のみに依存し、前方または将来的ではありません その結果、MLPニューラルネットワークはマルチフィードフォワードとも呼ばれます。 ニューラルネットワーク MLPニューラルネットワークは、多数のニューラルネットワークデザインの中で それはフレームワーク、実行すること容易であり、強い欠陥の許容、弾性、

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション



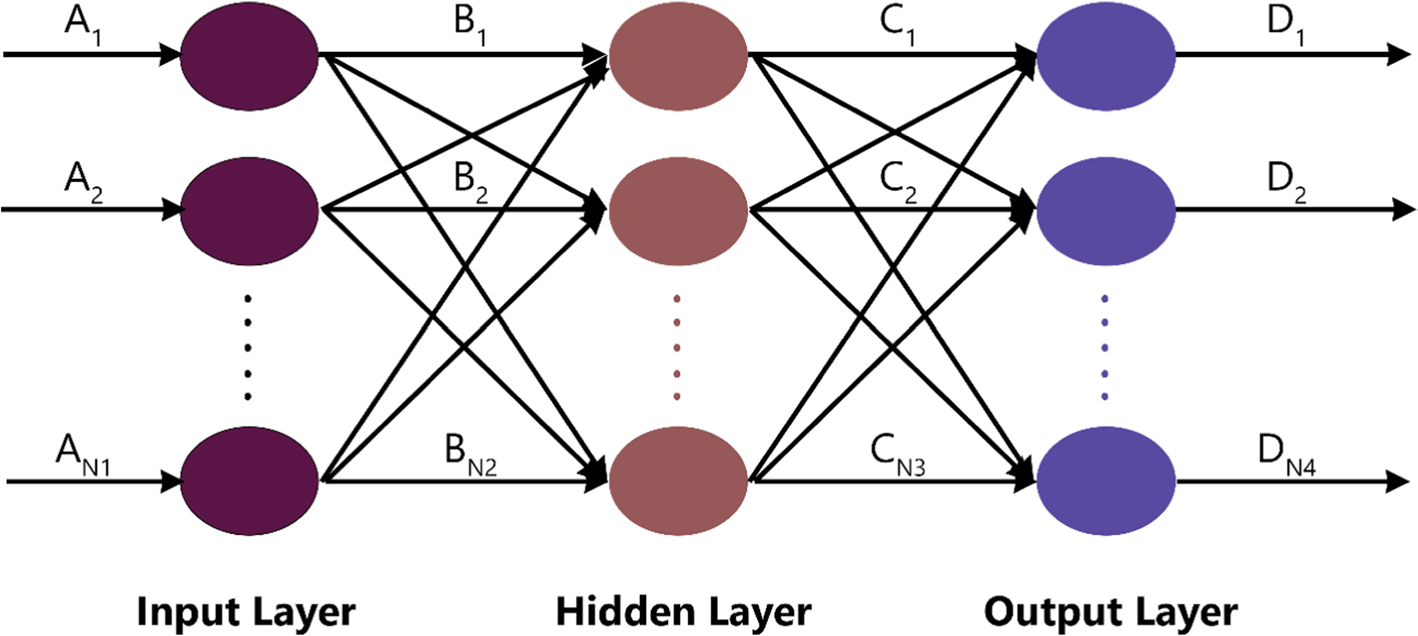
**図2** SVRモデルの構造

スケーラビリティと優れた非線形マッピング機能 [7月7日.... プロフィール 3 アーチを描く-MLPニューラルネットワークの技術

**4 提案された方法論**

水の汚染は、人間に直面する最も深刻な環境問題の1つです性、原因の損傷は、予測の欠如、早期の注意、および 緊急管理能力。 その結果、適切なsur-の実装理性的な意思決定および水質を可能にするためにveillanceおよび早い警報システム 管理は、速やかに対処しなければならない重要な科学的および技術的な問題です ツイート38 人.... 近年、機械学習のアプローチが急速に進んでいます。 3 提案された方法論は、水の質を予測する。

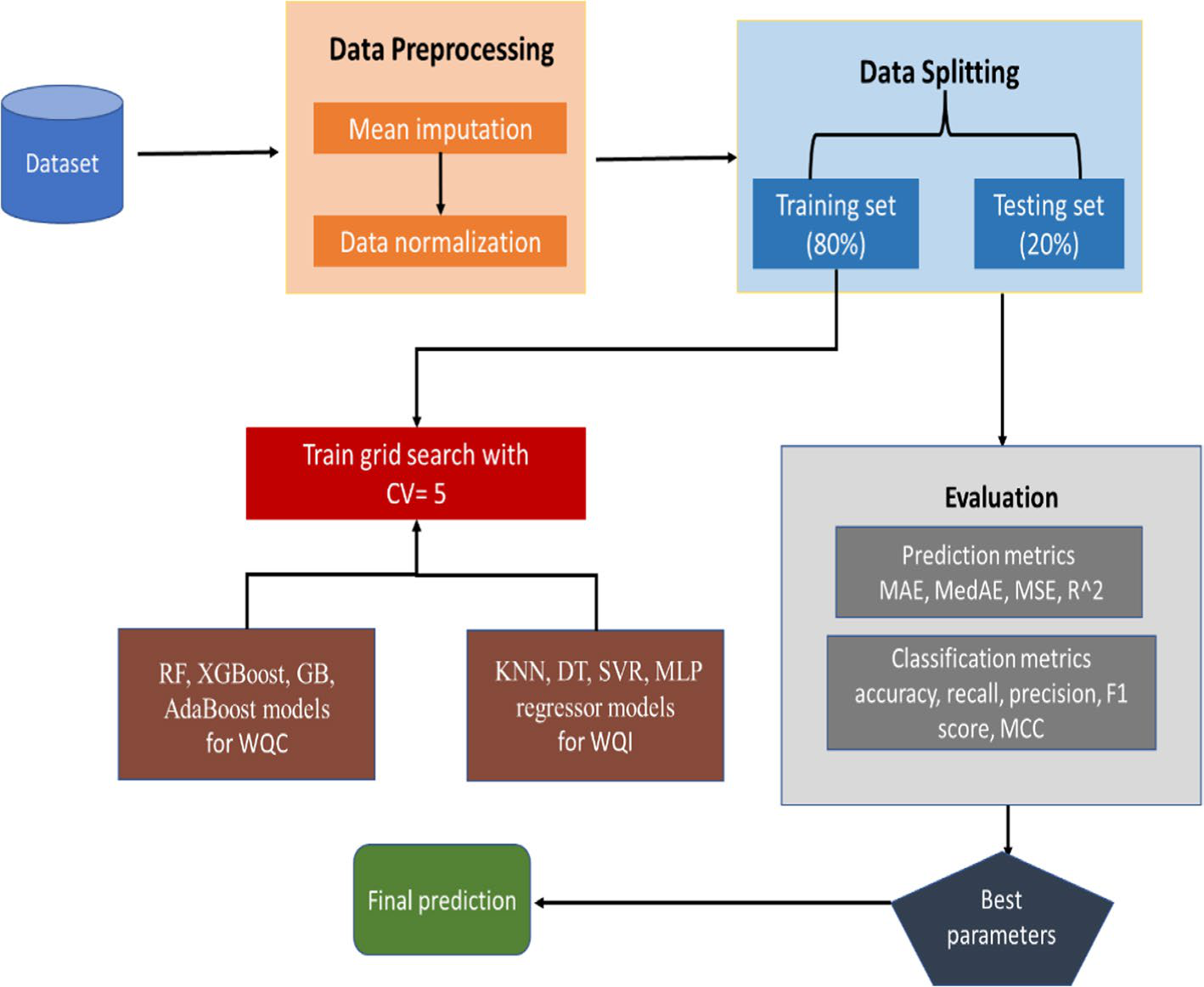
提案された方法論は水質のための機械学習モデルを開発することを目指しています 7つの特徴を含むデータセットに基づく評価:分解された酸素、pH、伝導性-ity、生物的酸素の要求、硝酸塩、フェカルのcoriformおよび総coriform。 データセットには すでに前処理を受けています。これは、意味の暗示とデータの正規化を含みます。



**図3** MLPニューラルネットワークトポロジー

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション



**図4** 提案された方法論

トレーニングセット(80%)とテストセット(20%)にデータを分割しました。 トレーニング中 相、交差validation (CV = 5) のグリッド検索は、4 のハイパーパラメータをチューンするために使用されます 水質の分類(RF、XGBoost、GB、Adaboost)のための異なったモデルおよび 水質指数(KNN、DT、SVM、MLP)の4つの異なるモデル。

データの特徴、処理中の問題、およびアプリケーションのパフォーマンス 要件はすべて、特定の分類および回帰モデルの選択に影響を与える。 ザ・オブ・ザ・ 水質評価方法で使用される特定のモデルが最も可能性が高い 水質データセットとその穴の機能を処理する能力に基づく同様の状況でのmance。 提示されたアンサンブルモデルは多数の弱いを結合します 学習者がより強力なモデルを作成する これらのモデルは、クラスフィカで頻繁に採用されています-多数の特性および複雑な相互作用とのtion問題 データセット内の変数と対象変数。 これらをキャプチャできるアプローチを組み立てる 複雑なインタラクションとモデルの精度を高めます。 RFは容量のために有名です Xgboost、GB および、および AdaBoostは、迅速なトレーニングと予測時間だけでなく、優れた 精度。

多彩な処理が可能なKNN、DT、SVM、MLPなどの多彩なレグレッションモデル 機能とターゲット変数の間のデータと相関の種類。 KNNモデルは リニアと非線形の相関の両方を扱うことができる非パラメトリックモデル 特徴およびターゲット変数。 DTは非線形を管理できる木ベースのparadigmです

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

接続と簡単な解釈があります。 SVRは、カーネルベースのモデルです。 小さなデータセットでうまく機能し、非線形接続を管理できます。 MLPはニューラル 機能とターゲット間の複雑な相互作用を扱うことができるネットワークベースのモデル 変数。

試験段階では、様々なメトリックを用いてモデルの性能を評価 平均絶対誤差(MAE)、中央絶対誤差(MedAE)、Squad 予測のためのエラー(MSE)、R-squared(R2)、精度、リコール、精度、F1スコア、および マシュー・コルレレーション(MCC)による分類

グリッド検索は、機械学習で使用される多重パラメータ調整アプローチです。特定のモデルに最適なハイパーパラメータの組み合わせをカバーします。 ハイパーパラメータは モデルを訓練する前に指定されなければならないパラメーターと学習できないパラメーター データ。 学習率、正規化パラメータ、ニューラルネットの層の数-ランダムな森の樹木の数が、全てのハイパーパラメータ例です。

グリッド検索は、すべての潜在的なハイパーパラメータコンバイナを介して広範な検索を求める-特定の範囲内の tions か値のセット。 最初にグリッドを作成することで実行されます すべての可能なハイパーパラメータの組み合わせで、モデルのトレーニングとテスト 各組み合わせのバリデーションまたはクロスバリデーションセット。 高パラメータの最適なセット バリデーションやクロスで最高のパフォーマンスを発揮するハイパーパラメータのセットです。バリデーションセット

グリッド検索アルゴリズムは以下のとおりです。

・ ハイパーパラメータと潜在的な値や範囲を定義します。・ すべてのコンシーブ可能なハイパーパラメータの組み合わせでグリッドを作成します。

・ グリッド内の各ハイパーパラメータの組み合わせの場合:

|  |  |
| --- | --- |
| は、  ツイート  ツイート | 現在のハイパーパラメータを使用して設定されたトレーニングのモデルをトレインします。  パフォーマンスメトリックを使用して、バリデーションまたはクロスバリデーションのモデルを評価します セット(CV = 5)。  パフォーマンス統計を追跡します。 |

・ 最高のパフォーマンス測定を生成したハイパーパラメータの組み合わせを選択します。

グリッド検索は、特に数が多い場合、計算的に費用がかかる場合があります。 多重パラメータおよびその可能な値または範囲。 代わりにランダム化された検索を使用する グリッド検索では、計算コストを削減することができます。 高パラメータのランダムサブセットは ランダム化検索でサンプル化

**4.1 データセット**

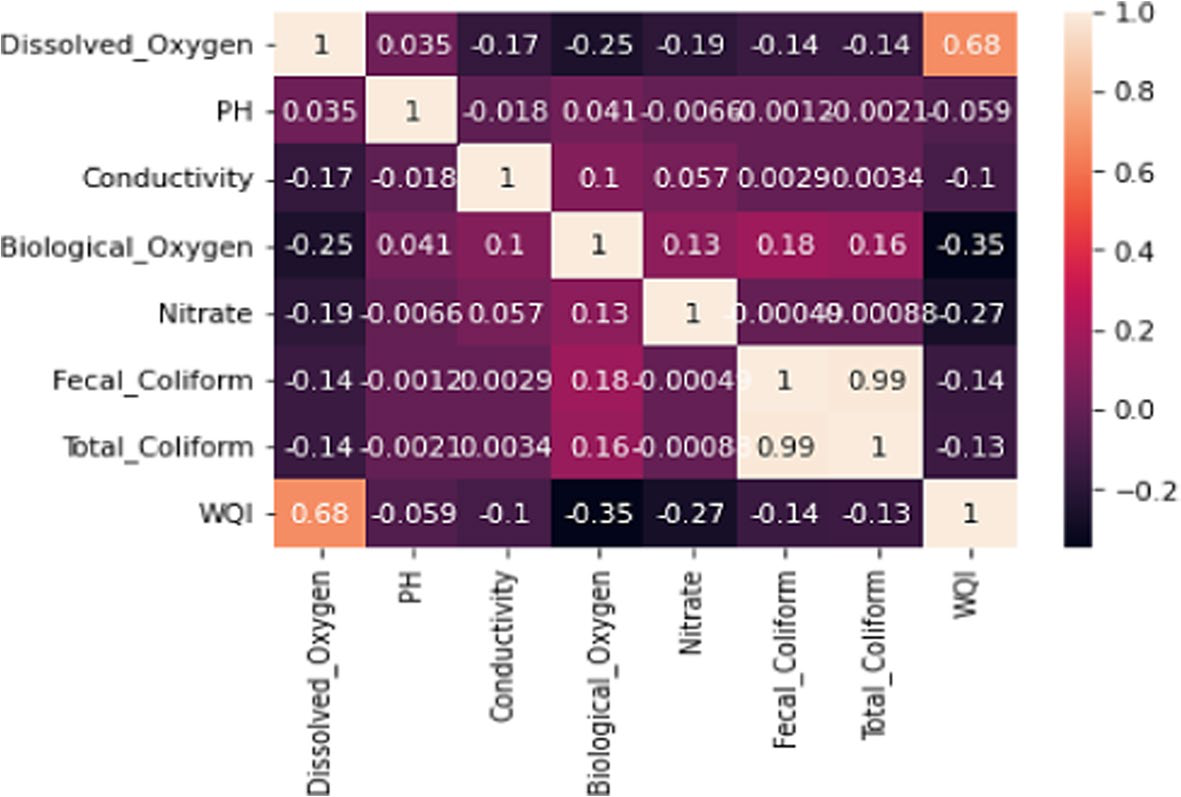
[このstuで使用されるデータセット](https://www.kaggle.com/datasets/anbarivan/indian-water-quality-data)dyは利用できます [https://www.kaggle.kaggle.com/ja/ kaggle.html com/データ ets/アンバー](https://www.kaggle.com/datasets/anbarivan/indian-water-quality-data) [ivan/インド-水-クアリタイ-データ](https://www.kaggle.com/datasets/anbarivan/indian-water-quality-data). . データセットは [インドの湖と川から収集](https://www.kaggle.com/datasets/anbarivan/indian-water-quality-data) [いくつかの場所から](https://www.kaggle.com/datasets/anbarivan/indian-water-quality-data) 2005年～2014年 インド政府 このデータを収集し、飲料水が有効であることを確認します。 データセットは 1991 インスタンスと 7 の機能。 データセットの特徴は分解された酸素、PH、con-です誘導性、生物的酸素、硝酸塩、フェカルコリフォームおよび総コリフォーム。 機能の特徴 データセットは *分解された酸素* 酸素の分解のレベルを示すことによって アクアティックライフを支えるために欠かせない水。 *お問い合わせ Hの:* それは酸性を表します または酸性または基本性のレベルを示す水のアルカリ度。 ザ・オブ・ザ・ *導電性*

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

**表2** 機能の統計計算

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | カウント数 | メリット | ステッド | ツイート | 25%の | 50%の | 75%の | マックス |
| 分解された酸素 | 1991年(平成3年) | 6.392637 | 1.322515e + 00 の | 日 時 | 5.95 | 6.70 | 7.2マイル | 11月4日 |
| インフォメーション | 1991年(平成3年) | 2018年11月10日 | 1.875150e + 03 | 日 時 | 6.9マイル | 7.30 | 7.7 の | 67115 |
| 導電性 | 1991年(平成3年) | 178666.4の特長 | 5.517290e + 03 | ツイート | ツイート | 187.63 | 620.5の | 65700日元 |
| 生物的酸素 | 1991年(平成3年) | 6.940049 | 2.908065e + 01 | ツイート | 1.20の | 1.90の | 3.9マイル | 534.5の |
| ログイン | 1991年(平成3年) | 1.623079 | 3.852301e + 00 | 日 時 | 0.28の | 0.62 | 1.62307の特長 | 108.7の |
| フェカル\_コリフォーム | 1991年(平成3年) | 362,529.3の特長 | 8.038807e + 06 | 日 時 | 41 位成人 | 313の | 4950.5 | 27252の |
| 合計\_coliform | 1991年(平成3年) | 533、687.1 | 1.375409e + 07 | 日 時 | 118の | 542の | 2017年9月29日 | 51109 |
| WQIについて | 1991年(平成3年) | 75.64109の特長 | 1.359473e + 01 | 19.3年 | 67.38 | 78.74 カートに入れる | 83.7マイル | 99.8マイル |



**図5** 機能相関のヒートマップ可視化

電流を伝導する能力を評価し、インフォアを提供します。溶解された固体の存在のtion。 ザ・オブ・ザ・ *生物酸素の要求(BOD)* お問い合わせ 水の微生物によって吸収される分解された酸素の量の測定、 有機汚染の程度を示します。 ザ・オブ・ザ・ *ログイン* コンが調べる肥料や下水汚染の兆候であることができる水中の硝酸塩イオンの濃度。 ザ・オブ・ザ・ *フェカル・コリフォーム* それは存在を反映するのでfaecalの汚染の徴候です 水中の細菌のコリフォーム。 *総コリフォーム*の合計金額を表す フェーカルと非フェーカルソースの両方から細菌を結合します。 特定の前処理プロ-データセットの品質と使いやすさを保証するために必要が行われた。 お問い合わせ プロセスは、欠落した値と慣性に対処することを含みます。 実際のデータセットの問題。 データの前処理段階の特定は、 提供されたコンテキストで示します。 また、表に示すように 2, 研究は、階段を含んだ-データセット属性のタイトな計算。 これらの計算にはメトリックが含まれる場合があります。 平均、標準的な偏差、最低、最高およびquartileのような、提供します データの分布と特性に関する情報。 さらに、相関関係

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

図に示すように、データセット機能の行列を解析しました。 5月5日. . 相関行列 さまざまな機能の関係を探索し、重要な特定を支援 変数の関連付けや依存関係。

**4.2 水質指数(WQI)計算**

水の質の索引(WQI)は水質に影響を与える優位表示器です[39 人.... WQIは、様々なパラメータを用いて計算しています。 WQI は Eq を使用して計算されます。 (10月10日):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| WQI = | 招聘人数*ネクタイ お問い合わせ*================================================================================================================================================================================================================================================================1*お問い合わせお問い合わせ* ログイン *お問い合わせお問い合わせ*  招聘人数*ネクタイ お問い合わせ*================================================================================================================================================================================================================================================================1*お問い合わせお問い合わせ* | (10) |
| どこまでも *ネクタイ* パラメータの数を表します。 *お問い合わせお問い合わせ* 品質評価スケールを表す パラメータ *お問い合わせ* と *お問い合わせお問い合わせ* パラメータのユニット重量を表す *お問い合わせ* お問い合わせ *お問い合わせお問い合わせ* 使い分け Eq. (必須)11月11日):  *お問い合わせお問い合わせ* ================================================================================================================================================================================================================================================================ 100円 ログイン( )*ツイートお問い合わせ* ツイート *ツイートログイン*  *ツイートお問い合わせ* ツイート *ツイートログイン*  ) (10) | | |

どこまでも *ツイートお問い合わせ* パラメータの推定値を表す *お問い合わせ* , *ツイートログイン* 理想的な価値を表す パラメータ *お問い合わせ* 水が純粋で、 *ツイートお問い合わせ* パラメータの標準的な値を表す *お問い合わせ* お問い合わせ 単位の重量 *お問い合わせお問い合わせ* Eq を使って計算します。12月12日):

|  |  |
| --- | --- |
| *お問い合わせお問い合わせ* ================================================================================================================================================================================================================================================================*ログイン*  *ツイートお問い合わせ* | (12) |

どこまでも *ログイン* Eq を使用した比例と計算の定数を表します。(13 日):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| *ログイン* ================================================================================================================================================================================================================================================================ | 1 招聘人数*ネクタイ お問い合わせ*================================================================================================================================================================================================================================================================1*ツイートお問い合わせ* | (13) |

プロフィール 6月6日 計算された機能(WQI)の分布を示します。 統計情報 機能(WQI)の計算は表に示す 1お問い合わせ

テーブル 3 機能とテーブルのユニット重量を実証 3 WQC を表します。

|  |  |
| --- | --- |
| **図6** 計算された分布 WQIについて |  |

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **表3** 特徴 単位の重量 | 特徴 名前 | 単位の重量 |
|  | 分解された酸素 | 0.2213の |
| インフォメーション | ファックス: 86-755-335 |
| 導電性 | 0.0022の |
| 生物的酸素 | 0.4426 |
| ログイン | 0.0492 |
| フェカル\_コリフォーム | 0.0221 の |
| 合計\_coliform | 0.0022の |
| **表4** 水質 分類(WQC) | WQI率 | 授業内容 |
|  | 0～50 | お問い合わせ |
| 51～100円 | ポアー |
| 100以上 | 不適当な |

**5 結果と議論**

ジュピューターノート版(6.4.6)を用いて実験を実施します。 ジュピターノートブック Pythonスクリプトの実行と書き込みが容易になります。 オープンソースモデルとして広く使われています AIとMLの実装と実行ツール。 提案されたモデルのパフォーマンスは 多くの既存モデルと比較して 分類モデルのパフォーマンスは 精度、リコール、精度、F1スコア、マシューの評価基準を用いて評価 相関係数(MCC)。 エクエーション (Equation)14 日)は精密を計算するのに使用されます:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 精度 = | *トピックス* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *トン* |  |
|  | *トピックス* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *FPの* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *フリガナ* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *トン* | (14) |

TP が真正の場合、TN は真の負であり、FP は偽陽性であり、FN は偽陰性です。 Eq を使用してリコールを計算します。(15 日):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| リコール = | *トピックス* |  |
|  | *トピックス* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *フリガナ* | (15) |

精度はEqを用いて計算されます。(16 日):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 精度 = | *トピックス* |  |
|  | *トピックス* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *FPの* | (17) |

F1 スコアは Eq を使って計算されます。(17 日):

フリガナ1スコア =2 ・・・ *リコール* ・・・ *精密加工*  *リコール* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *精密加工*  (17)

MCC は Eq を用いて計算されます。(18歳):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| MCC = | *トピックス* ログイン *トン* ツイート *FPの* ログイン *フリガナ* √の( )*トピックス* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *FPの*)()*トピックス* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *フリガナ*)()*トン* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *FPの*)()*トン* + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + + *フリガナ*) | (18) |

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

絶対誤差(MAE)、中央絶対誤差(MedAE)、四角誤差 (MSE)、決定係数(R)2) の有効性を評価するために使用される 回帰モデル。 エクエーション (Equation)19 歳) MAE を計算するために使用される:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| MAE =1 *ネクタイ*招聘人数*ネクタイ お問い合わせ*================================================================================================================================================================================================================================================================1 お問い合わせ*ログインリアルお問い合わせ* ツイート *ログインパスワードお問い合わせ* お問い合わせ MedAE は Eq を用いて計算します。(2018年10月20日):  MedAE = *メディア* お問い合わせ*ログインリアル*1 ツイート *ログインパスワード*1 お問い合わせ, ...... , お問い合わせ*ログインリアルネクタイ* ツイート *ログインパスワードネクタイ* MSE は Eq を用いて計算されます。(21日): | | お問い合わせ ) | (17) |
| (17) |
| MSE =1  *ネクタイ* | 招聘人数*ネクタイ お問い合わせ*================================================================================================================================================================================================================================================================1( )*ログインリアルお問い合わせ*ツイート *ログインパスワードお問い合わせ*)2 | (21) |

*ツイート*2 Eq を用いて計算します。22 日):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| *ツイート*2================================================================================================================================================================================================================================================================ 1 ツイート | 招聘人数*ネクタイ お問い合わせ*================================================================================================================================================================================================================================================================1( )*ログインリアルお問い合わせ*ツイート *ログインパスワードお問い合わせ*)2  招聘人数*ネクタイ お問い合わせ*================================================================================================================================================================================================================================================================1( )*ログインリアルお問い合わせ*ツイート *ログイン*)2 | (22) |

**5.1 水質分類(WQC)予測**

グリッド検索手法を用いた分類モデルに最適なパラメータが示されています テーブル 5月5日お問い合わせ 各モデルのチューニングパラメータと、 tun に基づいて最適な性能を発揮した正確なパラメータ値ingプロシージャ。 これらの最良のパラメータは、各々のパフォーマンスを最適化する際に不可欠です それぞれのタスクの機械学習モデル。 ランダムフォレストモデルの場合、チューニング パラメーターは:

・ 森の決定樹数を表すN\_Estimators。 テストされたval- [50,100,150,200,250] です。 最高のパラメータは100です。

・ スプリットの品質を測定する機能である基準。 テストされた値が 'gini . . そして「エントロピー」。 最高のパラメータはエントロピーです。

**テーブル 5** グリッド検索アルゴリズムを用いた分類アプローチに最適なパラメータの設定

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| アプローチ | 変数 調整 | 最高のパラメータ |
| フィードバック | Criterion = [「gini」, 「エントロピー」]  N\_Estimators = [50,100,150,200,250], | クリテリオン=エントロピー N\_Estimators = 100、 |
| XGBoostの特長 |
| N\_Estimators = [50,100,150,200,250], Max\_depth =[1,2,3,4,5,6,7,8,9,10], Objective = [ ‘binary’, ‘logistic’ ] の | N\_estimators = 200、 Max\_depth = 2  目的 = 記号論理学 |
| ログイン | N\_estimators = [50,100,150,200,250], Max\_depth =[1,2,3,4,5,6,7,8,9,10], Max\_features = ['auto'、'sqrt'、'log2'] | N\_estimators = 250, Max\_depth = 1、  Max\_features = 自動 |
| アダブースト | N\_estimators = [50,100,150,200,250],  Learning\_Rate = [0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9,1] | N\_estimators = 250, Learning\_Rate = 0.5 を学習 |

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

XGBoostモデルの場合、チューニングパラメータは次のとおりです。

・ N\_Estimators は、ラウンドのブースト数を表す。 試験値が [50, 100, 100] である 150、200、250 最高のパラメータは200です。

・ Max\_Depth は各決定ツリーの最大深さを表します。 試験された値が [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10] 最高のパラメータは2です。

・ 目的は学習タスクと対応する目的です。 テストされた値は「バイナリ」です。 そして「ロジスティック」。 最高のパラメータはロジスティックです。

モデルを後押しするために、チューニングパラメータは次のとおりです。

・ N\_Estimators は、ラウンドのブースト数です。 試験値が [50,100,150,150] である。 200, 250]. 最高のパラメータは250です。

・ Max\_Depth は各決定ツリーの最大深さです。 試験された値が [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10] 最高のパラメータは1です。

・ Max\_Features: 最良の分割を求めるときに考慮すべき機能の数。 テストされた値は'auto'、'sqrt'、および 'log2'です。 最高のパラメータは自動です。

AdaBoostモデルでは、チューニングパラメータは以下の通りです。

・ N\_Estimators は、昇圧する推定値の最大数を表す 終了。 試験値が [50,100,150,200,250] である。 最高のパラメータは250です。

・ 学習\_ アルゴリズムが重量を調節する速度です。 試験値 [0.1,0.2,0.3,0.4,0.5,0.6,0.7,0.8,0.9,1] です。 最高のパラメータは0.5です。

テーブル 6月6日 グリッド検索戦略を使用して、分類モデルのパフォーマンスを表示します。

テーブルに示すように 6月6日、グリッド検索を用いた分類モデルのパフォーマンス 方法、すなわち、RFモデル、XGBoostモデル、AdaBoostモデル、および提案されたGB モデルは実証されています。 提案されたGBモデルの結果は、その優位性を示しています 代替分類モデル(太字で強調)の上に。 それは正確さを達成します 99.5%、99.4%のF1スコア、99.5%のリコール、99.5%の精度、およびマシューの相関 94.3%の係数(MCC)。 GBモデルの驚くべき性能は、attrib-弱い学習者、特に決定的な木、アンサンブルで結合する能力にuted お問い合わせ

テーブル 7月7日 提案された GB の分類モデルの比較を表示 同じデータセットを使用した多くの研究によるグリッド検索アプローチ。 提案されたGB グリッド検索方式を用いたモデルのアンダーウェントパラメータチューニングで、条件の性能。 提案されたGBモデルは印象的な正確さを達成しました 99.50%(太字で強調)。 これらの精度はモデルの予測値を示しています

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **テーブル 6** パフォーマンスのパフォーマンス 分類のアプローチを使用して | モデル | 精度: | F1スコア | リコール | 精密加工 | MCCについて |
| グリッド検索アルゴリズム | フィードバック | 99.00パーセント | 98.90パーセント | 98.90パーセント | 98.90パーセント | 88.50%の |
| XGBoostの特長 | 99.30%(税抜き) | 99.20%未満 | 99.20%未満 | 99.20%未満 | 91.50%の |
| アダブースト | 99.10%の | 99.00パーセント | 99.00パーセント | 99.00パーセント | 88.90%の |
| ログイン | **99.50%の** | **99.40パーセント** | **99.50%の** | **99.50%の** | **94.30%** |

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

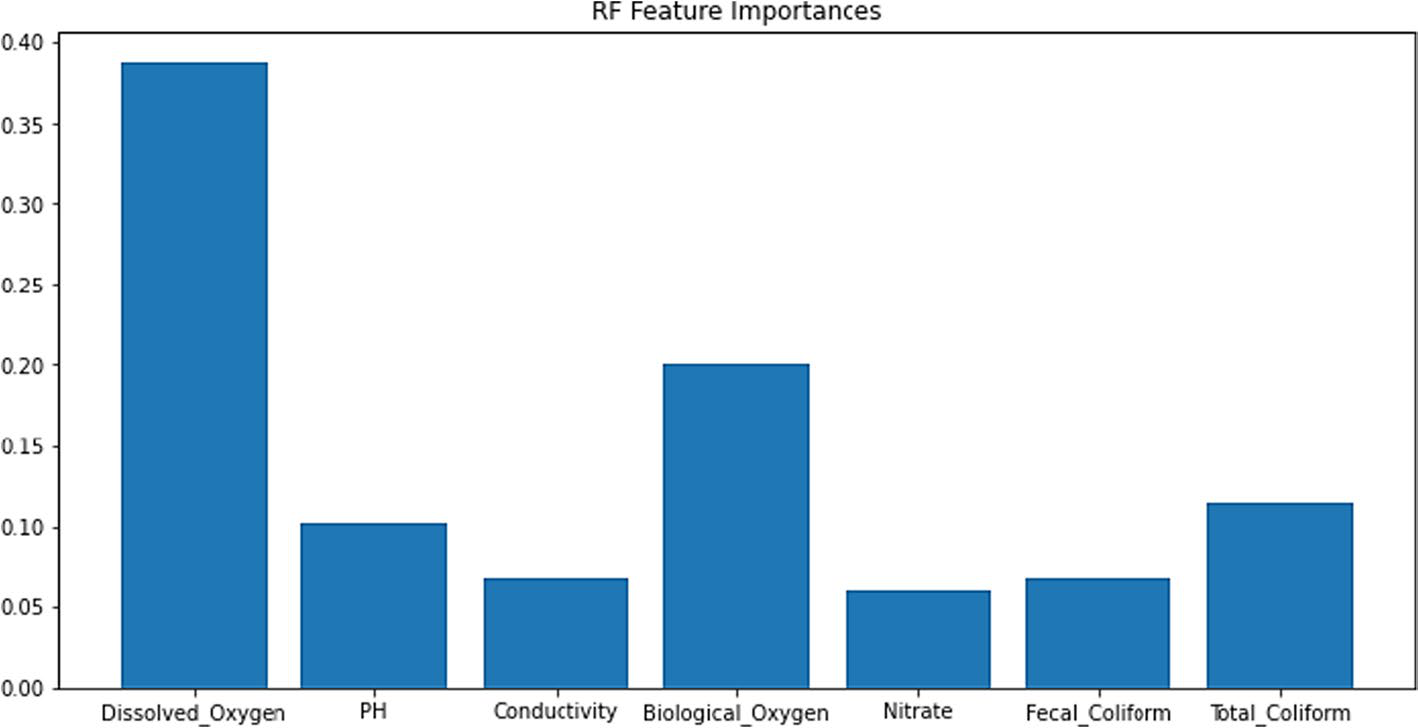
|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **テーブル 7** 比較比較 提案されたGBの分類 | 科学研究 | モデル | 精度: |
| 使用される複数の研究のモデル 同じデータセット | 参考 [1. . | フィードバック | 95.98%の |
| 参考 [22 日. . | ツイート | 98.50%の |
| 参考 [24 日. . | SVMについて | 97.01% |
| GBモデル | GBのための変数調整 グリッド検索によるモデル | **99.50%の** |

機能、決定と RF より高精度を示す木モデルおよび SVMモデル しかし、提案されたGBモデルは、他のすべてのモデル、achiev-を上回りました99.50%の精度が最も高い。 GBモデルのperfor-に注意することが重要です。グリッド検索方式でパラメータ調整により、manceが更に強化されました。 予測精度を最適化する能力を示す。

プロフィール 7月7日, 8月8日, 9月9日 そして、 10月10日 RFモデル、XGBoostの重要性を示す モデル、GBモデル、Adaboostモデルをそれぞれグリッド検索方式で使用します。 プロフィール 11月11日 比較表、RFモデル、AdaBoostモデル、XGBoost 精度の面でモデル、GBモデル。

**5.2マイル 水質指数(WQI)予測**

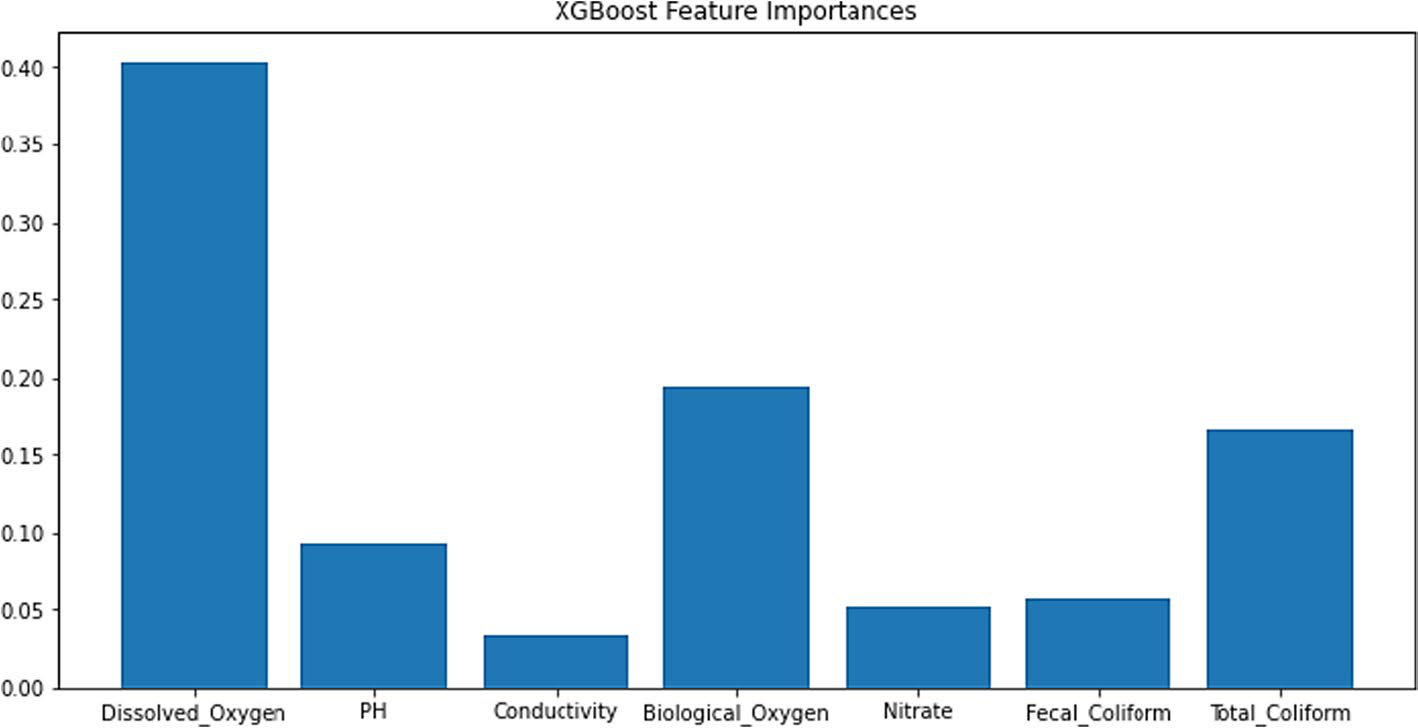
テーブル 8月8日 グリッド検索で見つかった最高の回帰モデルパラメータを表示します アプローチ。 各regresで調べたチューニングパラメータをまとめたテーブルsion モデル、および最高の性能で起因した厳密な変数値 調整プロセス中に。 これらの最良のパラメータは、最適化に重要な役割を果たします 正確な回帰予測モデル KNNの回帰器のために、調整変数 は:



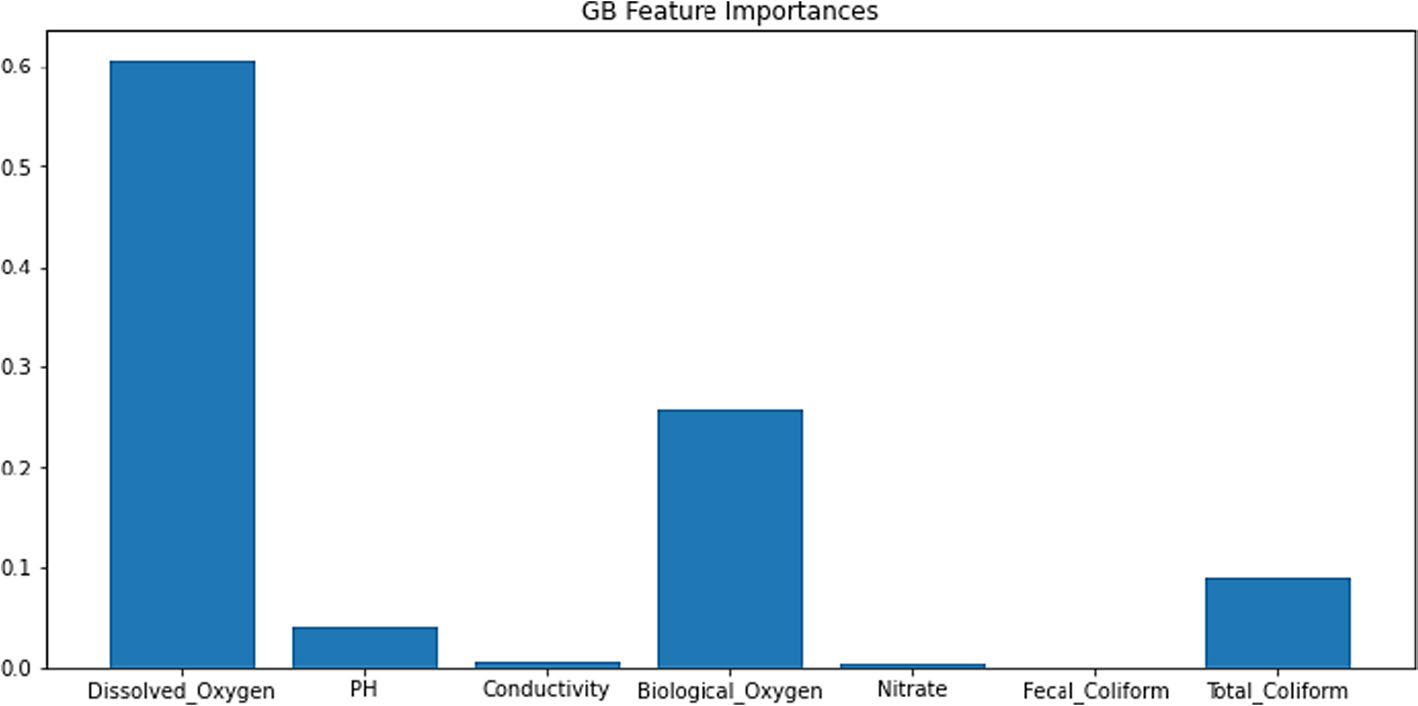
**図7** RFモデルの特長

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション



**図8** XGBoostモデルの特長



**図9** GBモデルの特長

・ N\_neighborsは、予測を検討するために隣人の数を表しています。 検証済み val- ues は 1 から 50 までの整数です。 最高のパラメータは1です。

・ 重量は予測で使用される重量機能です。 テストされた値は「uniform」と「dis-」です。 インフォメーション 最高のパラメータは距離です。

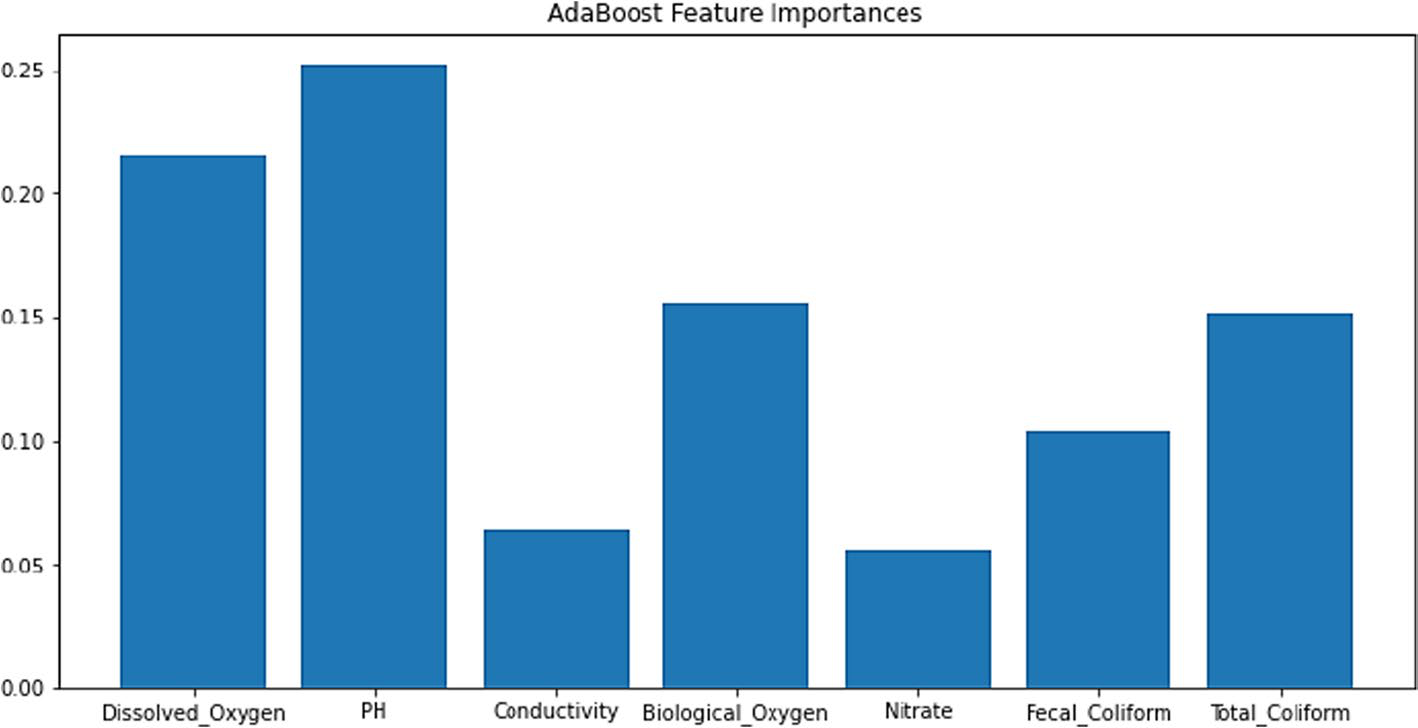
DT の回帰器のために、調整の変数はです:

・ Max\_depth は決定ツリーの最大深さです。 試験された値が整数者から 1～30名様 最高のパラメータは10です。

・ Random\_state は再現性のためのランダムなシードです。 試験された値は 1 から整数 から 50. 最高のパラメータは33です。

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション



**図10** Adaboostモデルの特長

|  |  |
| --- | --- |
| **図11** の比較 RFモデル、AdaBoostモデル、  XGBoostモデルとGBモデル 精度の面で |  |

**テーブル 8** グリッド検索方法を使用して回帰モデルに最適なパラメータ

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| モデル | パラメータの調整 | 最高のパラメータ |
| KNNレグレッサ | n\_neighbors = [1〜50],  体重 = [「ユニフォーム」, 「ディスタンス」 | n\_近隣 = 1 体重 = 距離 |
| DTの回帰器 |
| max\_depth = [1〜30],  ランダム\_state = [1〜50] | max\_depth = 10 ランダム\_state = 33 |
| SVRシリーズ | C = [1,2,3,4,5],  エプシロン = [0.1, 0.01, 0.001],  カーネル = ['sigmoid', ‘poly’, ‘linear’, ‘rbf’] | C = 2  エプシロン = 0.001, カーネル = ポリ |
| MLPの回帰器 | アクティベーション = ['relu', ‘tanh’, ‘logistic’], ソルバー = ['sgd', ‘lbfgs’, ‘adam’],  アルファ = [0.01, 0.001, 0.0001] | 活発化=タン、 ソルバー = lbfgs,  アルファ = 0.0001 |

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

SVRの回帰器モデルのために、調整の変数はあります:

・ C は正規化パラメーターです。 [1,2,3,4,5] の値をテストしました。 最高のパラメータは C = 2。

・ エプシロンは、エラーに対する許容の余白です。 測定値が [0.1, 0.01, 0.001] です。 ザ・オブ・ザ・ 最高の変数は 0.001 です。

・ カーネルは SVR で使用されるカーネル関数です。 'sigmoid', 'poly', 'linear' はテスト済みです。 と 'rbf'. 最高のパラメータはポリです。

MLP 回帰モデルの場合、調整パラメータは次のようになります。

・ 活発化は隠された層の活発化機能です。 テストされた値は'relu'、'tanh'、 そして「ロジスティック」。 最高のパラメータは tanh です。

・ ソルバーは最適化アルゴリズムです。 テストされた値は'sgd'、'lbfgs'、および'adam'です。 ザ・オブ・ザ・ 最高のパラメーターは lbfgs です。

・ alpha は L2 正規化パラメーターです。 試験された値は [0.01, 0.001, 0.0001] です。 ザ・オブ・ザ・ 最高の変数は0.0001です。

テーブル 9月9日 グリッド検索方式を使用して回帰モデルのパフォーマンスについて説明します。 テーブル 9月9日 異なる回帰モデルのパフォーマンスを提示します。 グリッド検索方法。 これらのモデルは、KNN回帰モデル、DT回帰モデル、 SVRモデルおよび提案されたMLPの回帰器モデル。 これらのモデルのうち、提案された MLPの回帰器モデルは他の回帰と比較して最も高い性能を達成します モデル。 提案したMLPの回帰モデルのパフォーマンスは、それにより他の人を上回る その固有の特性と能力。 MLPの重要な利点は、その能力です 入力と出力変数間の複雑な非線形関係を学ぶため。 スルース バックプロパゲーションと呼ばれるプロセスは、MLP は予測のエラーに対するフィードバックを受け取ります このエラーを最小限に抑えるために、ニューロン間の接続の重みを調整します。 お問い合わせ 反復的な学習プロセスにより、MLP は予測精度を継続的に向上させることができます。 MLPは、複雑なパターンと依存をキャプチャしてモデル化できるため、効果的であることを証明します。データに存在する情報 隠しレイヤーと活性化機能を活用することで MLP は、複雑な関数を近づけ、正確な予測を提供できます。 回帰タスク。 提案したMLP回帰モデルの表結果 9月9日 さらなる高-他の回帰モデルの優位性を大胆に照らす。 それは平均絶対を達成します 0.003 の間違い(MAE)、2.8 の × 10 の平均の正方形の間違い(MSE)-5、媒体の絶対間違い (MedAE) 0.0009、R-squared(R)2) 99.8% の値。 対照的に、KNNレガレス-sorモデルは0.009のMAE、0.0002のMSEと最も低い性能を示します、 0.005、RのMedAE2 の 98.2%. 提案されたMLPのレギュラーとの比較-同じデータセットを使用して複数の研究のsorモデルが表に示されています 10月10日お問い合わせ テーブル 異なるモデルで得られるMSE値と、対応するモデルを提示

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **テーブル 9** パフォーマンス グリッドを使用した回帰モデル | モデル | メニュー | ツイート | メダエ | *ツイート*2 |
| 検索方法 | KNNレグレッサ | 0.009の | 0.0002の | 0.005の | 98.2%(税抜) |
| DTの回帰器 | 0.005の | 0.0001の | 0.0013の | 99パーセント |
| SVRシリーズ | 0.004 の | 0.0001の | 0.0012の | 99パーセント |
| MLPの回帰器 | **0.003 の** | **2.8×10-5** | **0.0009** | **99.8%の** |

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **テーブル 10** 比較比較 提案型MLP回帰モデル | 科学研究 | モデル | ツイート |
| いくつかの研究では、 同じデータセット | 参考 [10月10日. . | アンフィス | 0.0029 |
| 参考 [24 日. . | ナルネット | 0.1353 |
| MLPの提案 リグレッサ | MLPのregresのための調整する変数- グリッド検索によるソル | **2.8×10-5** |

参考文献 イン [24 日]、NARNETモデルは、その前を示す0.1353のMSEを達成しました連続的な評価された変数を近似する決定的な性能。 ANFISモデル、 一方、0.0029の非常に低いMSEを達成し、より高いことを確認します ターゲット変数を予測する精度[10月10日.... 提案されたMLPのregres-sorモデル, しかし, パラメータ後のNARNETとANFISモデルの両方を出力 グリッド検索アプローチによる調整。 提案されたMLPの回帰器モデルは低いです 2.8のMSE ログイン 10月10日-5、連続的な評価された varia を予測する優秀な精密を示す-ble(太字で強調)。 グリッド検索によるパラメータ調整手順が改善されました モデルの精度をさらに向上し、他のモデルが評価されるようにします。 研究。 これらのMSE値は、モデルのパフォーマンスに関する有用な情報を提供します。 NARNET のモデルを出力する ANFIS モデル。 しかし、提示されたMLP規制-sorモデル、改善された変数を使って、優秀な正確さを実証し、達成しました すべてのモデルの最低 MSE をテストしました。 これは提案されたMLPの回帰器の効力を強調します モデル, 特にパラメータ調整が格子検索法を用いて適用される場合, accu-ターゲット変数を予測し、予測エラーを最小限に抑えます。

テーブルから 10月10日、提案されたMLPの回帰器モデルはよりよい性能を達成しました MSEの用語は、いくつかの以前の研究よりも.

プロフィール 12月12日, 13 日, 14 日 そして、 15 日 実際の値とKNNの予測値の記述 回帰モデル、DTの回帰器モデル、SVRモデルおよび提案されたMLPの回帰器モデル、 それぞれ、グリッド検索メソッドを使用します。 実際の関係を可視化し、 回帰問題の予測値は、モデルのパーフォを評価するための重要なステップです。mance とその行動を補完します。 このビジュアライゼーションは、著しい洞察力、ファシリ性をもたらします。予測品質の評価を結びます。 このプロットを通して、これは効果的にコントラストすることができます 回帰モデルによって生成された予測された値と実際の値が データセット。 この比較は、モデルの予測が整列するインスタンスを迅速に明らかにします 実際の観察と矛盾が現れたインスタンスと密接に。 プロットされた

|  |  |
| --- | --- |
| **図12** 実際の値対前- KNN の回帰者に対する決定値 モデル |  |

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

|  |  |
| --- | --- |
| **図13** 実際の値対前-DT の回帰器のための dicted 値 モデル  **図14** 実際の値対前-SVRモデルの決定値  **図15** 実際の値対前- MLPの回帰者に対する決定値 モデル |  |

データポイントは、モデルの規制対象の傾向やパターンの識別を可能にします ターゲット変数の異なる範囲にわたるパフォーマンス。 その結果、これらのビジュアルキュー モデルの強みと弱みに光を当て、それを測る機会を提供 根本的なデータ関係を捉える能力。

しかし、考慮すべき多くの潜在的な制限と課題があります。 使用されるデータセットの特定、およびその表現は化学薬品のより多くの細部を要求します

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

特徴および表現。 その他の地域の選択も必要 [19 歳】, 検討 気候変動の影響 [40 日, 41 位成人.... また、学習中のモデルの選択 LSTM の使用と再発ニューラルの期間にわたって予測が必要な場合があります。 主にネットワークが必要 [42,321, 43 人....

**6 結論と今後の仕事**

この論文では、4つの分類のパラメータを調整するためにグリッド検索方法が使用されます モデルと、4つの回帰モデルのパラメータを調整する。 4つのクラスフィサーtionモデルはRF、XGBoost、AdaBoostモデルおよびGBモデルは分類として使用されます WQC予測モデル 4つの回帰モデルはKNN回帰モデル、DTです 回帰モデル、SVRモデル、およびMLP回帰モデルは回帰モデルとして使用されます WQI予測 分類モデルの性能を評価するため、5つの評価-メンタルメトリクスは、精度、リコール、精度、F1スコア、MCCを計算しました。 評価する 回帰モデルの有効性は、4つの評価指標が計算された: メニュー MedAE、MSE、および決定の係数(R2)。 分類の観点では、テスト-ing の調査は格子調査のアプローチを利用している GB のモデルが作り出すことを示しました WQC値の予測時に99.5パーセントの精度で最高の結果が得られます。 回帰、 実験結果は、グリッド検索方式を用いたMLP回帰モデルのことを示した 最もよい結果を達成して下さい *ツイート*2 WQI値を予測しながら99.8%を等しい。 未来に、 LSTM で再発ニューラルネットワークを使用して、予測と時刻を重ねる 気候変動変数の存在下でWQIとWQCの分析。

**著者の貢献** すべての著者は、Equallyが貢献しています。

**資金調達** 科学技術・イノベーション・ファンディング・オーソシエーションが提供しているオープンアクセス資金 エジプトの知識銀行(EKB)と連携して(STDF)。

**データ可用性** データが使用可能 [https://www.kaggle.kaggle.com/ja/ kaggle.html com/データ ets/アンバー ivan/インド-水- quali ty-データ](https://www.kaggle.com/datasets/anbarivan/indian-water-quality-data)お問い合わせ

**コードの可用性** ご要望に応じます。

**宣言書**

**利益相反** 著者は、現在に関する報告書に関心の矛盾がないことを宣言します 研究。

**アクセス** この記事は、クリエイティブ・コモンズ・アトリビューション 4.0 国際ライセンスの下でライセンスされています。 どんな媒体かフォーマットで、使用、共有、適応、配分および再生を、限り可能にします オリジナルの作者とソースに適切なクレジットを与えると、クリエイティブ・コムへのリンクを提供します。mons の licence は、変更が行われたかどうかを示します。 この記事の画像やその他の第三者の資料 記事のクリエイティブ・コモンズ・ライセンスに含まれている, それ以外の場合は、クレジット・ラインに表示されていない限り、 材料。 素材が記事のクリエイティブ・コモンズ・ライセンスに含まれていない場合、あなたの意図した使用は、 法的な規則によって許可されるか、または許可された使用を超過して下さい[、許可のdirectlを得る必要があります](http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)ログイン 著作権者から。 このライセンスのコピーを表示するには、 [http:// creat iveco mmons. org/ licen ses/ バイ/4. 0 の](http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)お問い合わせ

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

**参考文献**

1. Jain D、Shah S、Mehta H ら (2021) 海洋生物の持続を分析するための機械学習アプローチ 能力。 で: インテリジェントコンピューティング、情報、制御に関する国際会議の予測 システム。 スプリング, PP 619–632  
 2. クラークRM、Hakim S、Ostfeld A(2011)ハンドブック [水と排水システムの保護](https://doi.org/10.1007/978-1-4614-0189-6)お問い合わせ で: プロ 重要なインフラの整備 スプリング, PP 1–29. [https:// doi.org/ 10. 1007/ 978-1- 4614- 0189-6](https://doi.org/10.1007/978-1-4614-0189-6) 3. Hu Z、Zhang Y、Zhao Y ら (2019) 水の量[深層Lに基づくlity予測法](https://doi.org/10.1007/978-1-4614-0189-6)STMネット- スマートマリカルチャーにおける相関性を考慮した作業 センサー 19:1420  
 4. Zhou J、Wang Y、Xiao F ら (2018) IGRAとLSTMに基づく水質予測法

水 10:1148  
 5. Waqas M、Tu S、Halim Z ら (2022) 人工知能と機械学習の役割[ワイヤーのng-](https://doi.org/10.1007/s10462-022-10143-2) [より少ないネットワークの保証:原則、](https://doi.org/10.1007/s10462-022-10143-2) 練習と課題。 Artif Intell Rev 55:5215–5261. (日本語) [https:// doi.](https://doi.org/10.1007/s10462-022-10143-2)

[〒102-0083 東京都千代田区九段北1丁目2番1号](https://doi.org/10.1007/s10462-022-10143-2)  
 6。 [Halim Z、Waqar M、Tahir M(20)](https://doi.org/10.1007/s10462-022-10143-2)20) 社内を活用した機械学習に基づく調査[xt のフェア](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106443) [ドミナの識別のための歯](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106443)電子メールでntの感情。 Knowl ベースの Syst 208:106443. [https://https://](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106443) [doi. org/ 10. 1016/j. knosys. 2020. 106443](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106443)  
 7。 [呉 J, 王 Z (2022) A ハイブリッド Mod](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106443)人工ニューラルに基づく水質予測のためのエル ネットワーク、Wavelet Transform、および長期短期記憶。 水 14:610  
 8. 李S, 李D (2018) 4大韓国のリブの4大群で有害藻類の咲く予測を改善- 深層学習モデルを用いた Int J Environ Res 公衆 健康 15:1322  
 9. Liu P、Wang J、Sangaiah AK et al (2019) LSTM を用いた水質分析と予測 IoT環境におけるディープニューラルネットワーク サステナビリティ 11:2058  
 10. Hmoud Al-Adhaileh M、Waselallah Alsaade F(2021)による水質のモデリングと予測 人工知能を使用して。 サステナビリティ 13:4259  
 11. Bhardwaj D, ヴェルマ N (2017) 水のさまざまなパラメータの分析効果に関する研究論文 品質指数。 Int J Adv Res Comput Sci 8(5):2496–498  
 12. マレクNHA、ワンヤコブWF、Md Nasir SA、Shaadan N (2022) 水質学の予測 - - - ケランタン・リバー・バイン、マレーシア、機械学習技術の使用の徴候。水14:1067 13. Slatnia A, Ladjal M, Ouali MA, Imed M (2022), クロアチア 水の予測と分類の改善 ハイブリッド機械学習アルゴリズムを用いた品質指数の選定分析 で: 応用数学と工学に関するオンライン国際シンポジウム(ISAME22)、Vol 1。 ISAME22、イスタンブール・トルコ、pp 16–17  
 14. Deng T、Chau K-W、Duan H-F (2021)機械学習ベースの海洋の水質予測 沿岸水環境管理。 J Environ 管理 284:112051  
 15. Khullar S, シンジ N (2022) ディープラーニングのBi-LSTMメットを用いた河川の水質評価 odology:予測と検証。 Environ Sciの汚染は29:12875–12889を取り除きます  
 16。 Abba SI、Pham QB、Saini G et al (2020) ensem と相まってデータインテリジェンスモデルの実装- 水質指数の予測のためのble機械学習。 Environ Sci 汚染物質 27:41524–41539 17. Elbeltagi A, パンドCB, Kouadri S, イスラム ARM (2022) 各種データ駆動モデルの適用 インド・マハラシュトラ州アコット盆地における地下水質指数の予測 エビロンSci 汚染物質 29:17591–17605  
 18. Asadollah SBHS、Sharafati A、Motta D、Yaseen ZM(2021) 河川水質指数予測と 不確実性分析: 機械学習モデルの比較研究 Jエンビロンチェムエング9:104599 19. ノセアAM, シャルム・マイ, アボエルマッドLM ら (2022) プログレッシブ・サリニザの予測モデル- 人工知能と水圧化学技術を使用して海岸の急流でのtion: ケーススタディ ナイル・デルタ・アキーファー、エジプト。 Environ Sci 汚染物質 29:9318-9340  
 20。 Garabaghi FH、Benzer S、Benzer R (2021) 機械学習モデルの性能評価 アンサンブル・ラーニング・アロア[水の質のインデックスの分類のh](https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-876980/v2) 別のサブセットに基づく 特徴。 レススクエア 1:1–35. [https:// doi.org/ 10. 21203/ rs.3. rs- 876980/ v2](https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-876980/v2)  
 21. ハッサンMM、ハッサンMM、アクテ[r L ら (2021) の効率的な予測](https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-876980/v2) 水質指数(WQI) 機械学習アルゴリズムを使用して。 ヒューム・セントリック・インテル・シスト 1:86–97  
 22. Radhakrishnan N、Pillai AS(2020)水質分類モデルの比較 機械学習。 2020年 第5回通信・電子シンポジウム国際会議- テムズ (ICCES). IEEE, pp 1183–1188, IEEE, pp 1183–1188, IEEE, pp 1183–1188, IEEE, IEEE, pp 1183–1188, IEEE, IEEE, IEEE, pp 1183–1188, IEEE, IEEE, IEEE, pp 1183–1188, IEEE, IEEE, IEEE, pp 1183–1188, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, pp 1183–1188, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE, IEEE,  
 23. Khan MSI, イスラーム N, ウンディン J ら (2021) 原則に基づく水質予測と分類 コンポーネントの回帰 [グラデーションがクラスターのアプローチを高める。](https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.06.003) J King Saud Univ – コンピューティング情報 Sci 34(8):4773–4781. [https:// doi.org/ 10. 1016/j. jksuci. 2021. 06. 003](https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.06.003)

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

24. Aldhyani THH, Al-Yaari M, Alkahtani H, Maashi M (2020年) [芸術性による水質予測](https://doi.org/10.1155/2020/6659314)ログイン インテリジェンスアルゴリズム。 Appl Bionics Biomech 2020年1月12日 [https:// doi.org/ 10. 1155/ 2020/ 66593 14](https://doi.org/10.1155/2020/6659314) 25. Khoi DN, Quan NT, Linh DQ et al (2022) 町の使い方[ne 学習モデル 予測 t](https://doi.org/10.1155/2020/6659314)彼は ベトナム・ラ・フォン川の水質指数 水 14:1552  
 26. 森林R, ブライマンL (1999) カリフォルニア・バークレーの統計部大学. pp 1-29 27. Biau G (2012) ランダムフォレストモデルの分析。 J マッハ 学びます res 13:1063–1095  
 28. 王 S, ペン H, リアン S (2022) 通訳可能な機械を使用してestuarine水質の予測 学習アプローチ。 J ハイドロ605:127320  
 29. 陳 T, Guestrin C (2016) Xgboost: 拡張可能な木はシステムを後押しします。 で:第22の約束 知識の発見とデータマイニングに関するACM sigkdd国際会議。 pp 785–794の 30. Prakash R, Tharun VP, デヴィ SR (2018) 各種分類技術の比較研究 水質を定めるため。 In: 2018年第2回発明コミュニケーション国際会議 計算技術(ICICCT) IEEE、pp 1501～1506  
 31. フライドマン JH (2002) 強迫力強いブースト. 計算統計データ分析 38:367–378  
 32. Zhou Y, Mazzuchi TA, Sarkani S (2020) M-adaboost-a ベースアンサンブルシステムネットワークイントル- sionの検出。 専門家のSystのAppl 162:113864  
 33. Beyer K, Goldstein J, Ramakrishnan R, シャフトU (1999) 「隣人」の意味は? で: データベース理論に関する国際会議 スプリング, PP 217–235  
 34. Lu H, Ma X (2020) 短期水質のためのハイブリッド意思決定ツリーベースの機械学習モデル 予測。 魅力 249:126169  
 35. ハリムZ, リーンM (2020) 電子脳グラムシグを用いた運転誘発ストレスの特定について- ナルス[: : : ウェアラブルな安全crに基づくフレームワーク](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.06.006)円錐方式および機械学習。 インフ・フュージョン 53:66– 79 . [https:// doi.org/ 10. 1016/j. inffus. 2019. 06. 00](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.06.006)6月6日  
 36. チェ[n H、Huang JJ、McBean E (2020) 仕切り](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.06.006)修正されたシャットを使用して日々の蒸発のing- tleworth-wallace モデル, ランダム キャベツの農地のために、森林と支持ベクトル回帰。 リソース 水マナグ 228:105923  
 37. 成 Y, ペン J, グ X ら (2020) インテリジェントなサプライヤー評価モデルに基づくデータ主導のバックアップ- グローバルなサプライチェーンにおけるベクトル回帰をポートします。 コンピューティングインダクション 139:105834  
 38. Liao Z, Li Y, Xiong W ら (2020) 地域への水資源応答の詳細な評価 水素変種解析とシステムダイナミクスモデリングを用いた開発方針 スズ- 耐久性 12:5814  
 39. Tyagi S, シャーマ B, シンジ P, ドブハル R (2013) 水の質の観点から水質評価 インデックス アム J ウォーター リザー 1:34–38  
 40. ミー、Tarek Z、 Elshewey AM ら (2023) 予測のための機械学習ベースのモデル 気候変動の影響下の温度。 で: Hassanien AE、Darwish A (eds) 力 データ:データサイエンスと人工知能イノベーションによる気候変動の推進 スチューナー ネイチャースイス、チャム、pp 61–81  
 41. Elshewey AM, Shams MY, Elhady AM ら (2023) A ノベル WD-[サリマックス 温度のためのモデル](https://doi.org/10.3390/su15010757) デイリーデリー気候データセットを使用して予測します。 サステナビリティ 15:757. [https:// doi.org/ 10. 3390/ su150 10757](https://doi.org/10.3390/su15010757) 42. Tarek Z, Shams MY, Elshewey AM ら (2023) 風プーイ[r 予測](https://doi.org/10.32604/cmc.2023.032533)[機械学習に基づくログイン](https://doi.org/10.3390/su15010757) ディープラーニングモデル。 コンピューティングマターコンチン74:715-732。 [https:// doi.org/ 10. 32604/ cmc. 2023. 032533](https://doi.org/10.32604/cmc.2023.032533) 43. Elshewey AM, Shams MY, Tarek Z ら (2023) 重量 P[ハイブリッドStacked-LSTを用いた予測](https://doi.org/10.32604/csse.2023.034324)ツイート 食品選定モデル コンピューティングのSci Eng 46:765–781. [https:// doi.org/ 10. 32604/ csse. 2023. 034324](https://doi.org/10.32604/csse.2023.034324)

**出版社のノート** Springer Natureは、公開されたマップの司法請求に関してニュートラルに残ります 機関の所属。

1 3

マルチメディアツールとアプリケーション

**著者と所属**

**Mahmoud Y. シャム1 アーメッド・M・エルシェウィ2 ・El-Sayed M. El-kenawy3 ・**

**アブデルハム・イブラヒム[3](http://orcid.org/0000-0003-3021-5902) · ファットマ M. タラータ1,51円 ・Zahraa Tarek6月6日**

\* 必須 Mahmoud Y. シャム   
電子メール: info@ai.kfs.edu.eg

アーメッド・M・エルシェウィ   
ahmed.elshewey@fci.suezuni.edu.eg

エル・セイド・M・エル・ケナウィ   
skenawy@ieee.org からのツイート

アブデルハム・イブラヒム   
afai79@mans.edu.eg はコメントを受け付けていません。

ファットマ M. タラ   
ナダ@ai.kfs.edu.eg

Zahraaターク   
zahraatarek@mans.edu.eg

|  |  |
| --- | --- |
| 1  2  3  3  5月5日  6月6日 | 人工知能学部, カルフォルシーハイク大学, カルフェルシーハイク33516, エジプト  コンピュータ・情報学部, コンピュータサイエンス部, スエズ大学, スエズ, エジプト  通信・電子・デルタ・ハイアー工科大学  とテクノロジー, マンソラ 35111, エジプト  コンピュータ工学・制御システム部、工学部、室浦 大学, マンソラ 35516, エジプト  コンピュータサイエンス&エンジニアリング学部、ニューマンソラ大学、マンソラ35712、エジプト コンピュータ・情報学部 コンピューターサイエンス部 室浦大学 Mansoura 35561, エジプト |

1 3