明星大学　理工学部　総合理工学科　環境科学系

令和　6年度卒業論文

**単一地点におけるDNNを用いたOx短期予測の**

**最適パラメータ探索**

学籍番号　21T7-008

氏名　今給黎　樹

研究室名　大気科学研究室

指導教官　櫻井　達也

要旨

大気汚染物質の一つである光化学オキシダント(Ox)は、人体に悪影響を与えることが分かっている。そこで、環境省では大気汚染防止法に基づき光化学オキシダント注意報を定めている。これはOx 濃度の１時間値が 0.12ppm以上になり、気象条件からみてその状態が継続すると認められる場合に都道府県知事等が発令を行うものである。発令の判断は難しいため、AIを用いた短期予測によって発令の補助をおこなおうとする研究がなされている。この研究においてAIモデルを作成する際の特徴量の探索が不十分であったため本研究にて高濃度(80ppb)を有意に予測できるモデルを作成できる特徴量の探索を行うことにした。

探索を行うにあたって、特徴量需要度が高い物が最適になると仮説を立てた・そこで、9地点を対象に各地点で全データの24時間分で学習を行い、特徴量需要度の算出を行った。需要度の算出は高濃度以上の時、高濃度以下（低濃度）の時に分けて計算した。こうして算出された特徴量需要度を降順に並び替え高濃度以上の時の上位10個、上位20個、上位30個、高濃度以上と低濃度の時のそれぞれの上位20個を合わせた高低上位20個のものを学習データとした。また、比較のためのベンチマークとしてOxの生成に関与し、先行研究で用いられていたOx、NMHC、NOx、TEMPの24時間分のデータを選定した。これらのデータで学習を行い時間値別、日別での評価をもとに比較を行ったところ、1時間後予測に関して有意なものは上位20個が多かった。2～3時間後予測に関しては特段規則性がなかった。このことから地点ごとn時間後予測ごとに特徴量を選定する必要性があることが分かった。

今回出た結果において用いられた特徴量で重複していた特徴量は1 時間前のOx、1 時間前の湿度、1時間前の気温であり、これらが高濃度域のOxを予測するうえで欠かせない特徴量であることが示唆された。また、「探索を行うにあたって、高濃度域で特徴量需要度が高いものが最適な特徴量になる」という仮説を完全に支持するものではないが、本研究の結果はその可能性を示している。

目次

1. 研究の背景と目的
2. 機械学習とは
   1. 機械学習
   2. ニューラルネットワーク
   3. DNN
3. 研究手法
   1. 対象地点
   2. 使用データ
   3. モデル詳細
   4. 評価方法
      1. モデル評価
      2. 特徴量評価
   5. 特徴量の探索
      1. 全データによる学習
      2. 高濃度域の上位10個による学習
      3. 高濃度域の上位20個による学習
      4. 高濃度域の上位30個による学習
      5. 高濃度域と低濃度域の上位20個による学習
4. 結果
   1. 全データによる学習
   2. 高濃度域の上位10個による学習
   3. 高濃度域の上位20個による学習
   4. 高濃度域の上位30個による学習
   5. 高濃度域と低濃度域の上位20個による学習
5. 考察
6. まとめ
7. 謝辞
8. 参考文献
9. 研究の背景と目的

光化学オキシダント(Ox)は大気汚染物質の一つである。これが大気中に滞留すると上空がもやがかかったようになり、視界が悪くなる状態である「光化学スモッグ」を引き起こし、呼吸器系や循環器系、代謝系、神経系などといった器官に悪影響を及ぼす。そのため環境省では光化学スモッグによる健康被害を抑えるために、大気汚染防止法に基づき光化学オキシダント注意報を定めている。これは大気汚染防止法に基づきOx濃度の１時間値が0.12ppm以上になり、気象条件からみてその状態が継続すると認められる場合に都道府県知事等が発令を行うものである1）。令和5年のOx注意報等の発令状況は、発令都道府県数が17都府県、発令延日数が45日であり、令和4年(12都府県、41日)と比べ増加している1）。また、被害届出状況として令和５年の光化学大気汚染によると思われる被害の届出人数は2人(１県)であり、令和４年(0人)と比較して増加している1）。

注意報の発令は各自治体が常時監視局の実測値などをもとにこれから先のOx濃度を推測し、注意報発令の判断行う。これには専門的知識や経験が必要になるため、的確な判断を行うことは容易ではない。このような背景のもと、AI(人工知能)技術の一種である機械学習(ディープラーニング)を用いて、短期的な高濃度予測を行い判断の補助を行おうという研究がなされている。細越（2022）2）は、Ox高濃度が継続する可能性を事前に予測できれば健康被害の抑制、そして自治体による早期対策の検討を可能にすることに繋がるという考えのもと、Deep Neural Network(DNN)を用いて、常時観測値からリアルタイムで大気汚染(Ox濃度）の動向を予測することの有用性を示した。また現在、細越（2024）では、複数地点のデータを取り込むことによる予測精度向上を目的とした研究が行われている。これは、関東地域特有の海陸風循環を表現する気象条件のデータ、更には化学物質の輸送を表現するための他地点のデータなどを学習させ、主に高濃度域の予測精度を上げるといった試みである。具体的には、選定された代表地点における限定データの学習から、それらの周辺地域まで含めた広範囲における濃度予測を目指している

機械学習において、目的変数（予測対象）に対してどのような説明変数（特徴量）を学習させればよいかを検討することは予測精度に影響するため重要である。細越（2022）の研究において選定させれた特徴量は、オキシダントの生成に関与するNOx、Ox、NMHC、TEMPであった。対象時間から何時間前までのデータを取り込むのかの検討は行われていたが、これらがOxを予測するのに最適な特徴量であるかの検討は行われていない。また、Oxを予測するために最適な特徴慮に関する知見は限られている。このことから、Oxを予測するために最適な特徴量を探索することによって、予測精度の向上が期待できると考えた。自治体等の現場において重要視されるのは、注意報を発令すべきか否かという点である。そのため、高濃度に関して有意予測できることが求められる。そこで、発令の基準である120ppbからバッファを持たせ、本研究では80ppb以上を高濃度と定義した。作成したAIモデルが高濃度を有意に予測できるかをOx生成に関与するNOx、Ox、NMHC、TEMPを基準とし、単一の常時監視局を対象としたベンチマーク試験を実施することで、Ox予測における最適な特徴量の選定を試みることとした。

1. 機械学習とは

2.1　機械学習

近年、情報化が進み多岐の分野にわたり大量のデータを蓄積している。機械学習はそのデータをコンピューターに学習させることによって解析や予測を行わせる。これは、様々な分野で活用されており、物品販売量と顧客の購買情報に関するデータを収集・分析するマーケティングや去の販売データ・購入履歴を基に、自動でその顧客に合ったおすすめ商品やサービスが表示されるレコメンデーション、不良品を検知するための画像認識などと実用化が進んでいる。機械学習を行うにあたっては、目的変数と説明変数が必要になる。目的変数は、解析もしくは予測対象であり、説明変数はこれを用いて解析もしくは予測対象を表現するために用いられるもので、特徴量や独立変数などと呼ばれるものである。これらを与えることによって学習を行うことでモデルを作成する。このようにできたモデルで誰でも予測が簡単に行え、説明が難しい事象に対して特徴を見出して解析もしくは予測を行うことができるのが機械学習の優れている点である。ただ欠点として、コンピューターによって見出される特徴はブラックボックス化されており、そのモデル内での特徴量がどのように影響を及ぼしているかはわかりづらい。そのため、目的変数を適切に表現するための特徴量は目的変数毎に適切なものを選択しないと行けず、そこに定跡はなく基本は手作業で探索することが求められる。

2.2　ニューラルネットワーク

機械学習に用いられるニューラルネットワークは、人間の脳のニューロンの構造や働きをもとに考案されたモデルである。ニューラルネットワークとは、入力された特徴量の値に対して重みを掛け、バイアスを加え、活性化関数に通すことで出力の値を表現する非線形の数式であり、全結合層とも称される。活性化関数は、各層のニューロンから得た値を通すことで出力の値に整える働きをする様々な式の総称である。この活性化関数の働きにより、ニューラルネットワークを用いた様々な非線形的特徴量と出力の関係に対しても近似を行うことが可能となった。ここでの層とは重みとバイアス、活性化関数を用いた処理を1回行う単位のことであり、通常のニューラルネットワークではこの層を重ねて構成している。

ニューラルネットワークにおいて、外部から入力を受け取る層を入力層、外部に値を出力する層を「出力層」といい、前の層の出力を入力として処理を行い次の層の入力に対して値を出力する層を「隠れ層」という。図1におけるy\_predが「出力層」、x\_inputとy\_predの間のものが「隠れ層」のイメージとなる。また、入力層から隠れ層、出力層へ値を前に進め出力を求める処理を伝播という。ニューラルネットワークを用いた学習では、入力に対して得られた出力をより正確にするために重みとバイアスを更新する誤差逆伝播法を用いる。誤差逆伝播法では伝播の処理とは逆向きに、出力の値と正解の値の誤差から重みとバイアスを調整する4）。

ダイアグラム

自動的に生成された説明

図1 ニューラルネットワークのイメージ

2.3　DNN（Deep Neural Network）

本研究で用いるDNNは機械学習の一種であり、ニューラルネットワークの中華層が多層になった、多層ニューラルネットワークを用いた機械学習手法の総称である。従来は人が設計した特徴量を用いて機械学習を行っていたが、ディープラーニングは機械が自ら特徴を設計、抽出し、学習を行う。その結果ディープラーニングを用いた手法は従来手法よりも高い識別率を示している。DNNは機械学習の技術として幅広い分野での利用が進められており、画像認識、音声認識、翻訳等といった場面で使用されている。

3.　研究手法

本研究において、高濃度を有意に予測できるモデルを作成できることが目的である。単一点において、この目的を満たす特徴量の探索を行った。

3.1 対象地点

本実験において先行研究3)との比較を行うため先行研究でテスト地点として選定されていた地点を対象とした。なお、その地点は図2に示した東秩父、鴻巣、幸手、東青梅、所沢、草加、多摩市愛宕、世田谷区、南葛西の計9地点である。

マップ

自動的に生成された説明

図2　対象地点

3.2　使用データ

使用データには、国立環境研究所の測定物質全ての時間値データを用いた。データの前処理として、欠損値に関しては前後の値から線形補完を行い、正規化や標準化を行わずそのままのデータを投入した。また、データテーブルは下記の表1のようになっている。ここでtはある日時のことを指し、目的変数として1~3時間後のOx濃度があり、それに対する特徴量としてある日時tから24時間前までのデータを取り込んだ。

対象期間は以下の通りとし、この期間の予測を行わせた。

学習データ ：2018年　4月1日～3月31日（データ数n:8505）

テストデータ ：2019年　4月1日～3月31日（データ数n:8550）

表1 Ox濃度予測モデルに使用するデータセット構造

テーブル

自動的に生成された説明

また、特徴量においてその地点で測定してるすべてのデータを候補にすること、地点ごとに測定している物質が異なるため対象地点において測定している物質を表2にまとめた。

表2　対象地点における測定物質

テーブル

自動的に生成された説明

3.3　モデル詳細

　学習時のユーザーが設定するハイパラメータを表3にまとめた。

表3　モデルのハイパラメータ

文字と写真のスクリーンショット

自動的に生成された説明

Pythonのバージョンは3.12であり、学習にはFacebook社の提供するオープンソースフレームワークであるPyTorchを用いた。計算実験に使用したハードウェアは以下の通りである。

OS Windows 11 HOME バージョン23H2

CPU AMD Ryzen 7 5700X @4.6GHz 8コア

GPU NVIDIA GeForce RTX 3070

3.4　評価方法

3.4.1　モデル評価

　本実験において優れたモデルは注意報等を発令する補助となるものであり、高濃度を有意に予測することが求められる。そのため、評価方法として時間値データの (i) 予測値と実測とのRMSE(平均二乗平方根誤差)値が低いこと、(ii) 高濃度時の追跡率が高いこと、(iii) 高濃度時のRMSEが低いこと、といった3つの観点をもとに優れたモデルを作成できる最適な特徴量を探索することとした。(i) はモデル全体の精度を確認するものであり、一般的にRMSE値が低いと実測と予測との誤差がすくないと解釈できる。ただ、これだけであると低濃度帯での予測精度はよいが高濃度帯での予測精度は悪いといった際にもRMSE値が低いことがありうる。これだけでは本実験での目的を満たすことはできない。そこで、(ii)～(iii)のような高濃度域に対する評価が必要である。(ii) では、実測値が高濃度を超えた時に対する予測が高濃度を超えている割合であり、そのモデルで高濃度を予測できているかの可否を評価している。そして、(iii) の実測値が高濃度を超えた時のみに絞りRMSEを算出することによって、どれほどの精度で高濃度を予測しているかを評価した。

また、再現率、適合率、調和平均を算出し評価を行った。実測で高濃度を観測した時に予測で高濃度を超えた時の割合である。予測で高濃度を観測した日に実測で高濃度を観測した時の割合である。これら二つの割合の平均を取るために調和平均(F値)である式(1)で表される。ここにおける調和平均は高濃度域に関してどれほど有意に予測できるかを示した値となる。そのためこの値が一番高いものが目的を満たせるモデル、特徴量だと判断できる。これらの評価をもとに各モデルを評価した。

最終的な評価は調和平均、高濃度RMSE、特徴量の個数の順で優先度を設定し評価を最も優れていたものを抽出する。

モデルを作成する際、同じデータを与えても違う精度のモデルができる。そのため、評価する際はモデルを10回作成しそれぞれの値の平均をとり評価を行った。

3.4.2　特徴量評価

　特徴量の評価を行うためオープンソースであるSHAP（SHapley Additive exPlanations）を用いて特徴量の需要度を計算させ、モデルの評価同様10回算出した平均を用いて特徴量需要度として特徴量の評価を行った。SHAPではシャープレイ値と呼ばれる目的変数に対して、ある特徴量がどれほど貢献しているか（目的変数を説明するために重要か）を表す。これは、平均的な予測値をベースに、ある特徴量が加わったときの予測値の変動量を、その特徴量の限界貢献度として扱い、全ての順序の組み合わせで限界貢献度を求め、その平均をとることで求まる5)。すなわち、値が大きい時予測を行うにあたって需要度が高い。このようにして求めた値を用いて各特徴量がOxの予測に対してどれほどの需要なのかを評価した。この時、高濃度域と低濃度域（高濃度域以外）に対する特徴量需要度を算出させた。

3.5　特徴量の探索

探索を行うにあたって、高濃度域で特徴量需要度が高いものが最適な特徴量になると仮説を立てた。それぞれの地点において測定している物質の時間値データを全て学習させる。これにより、どの物質の何時間前のデータが需要度として高いかを確認する。特徴量需要度は高濃度以上の時と、高濃度以外の時で特徴量需要度を分けて算出した。

ここで算出した特徴量需要度を降順に並び替えた。高濃度以上の上位10個、20個、30個、高濃度以外の上位20個、高濃度以上の上位20個を合わせたものを学習させた。この時の特徴量の有意性を評価させた。

1. 結果

以下に地点ごとの結果を示した。また、下記における「lag = n」はn時間後予測のことを指す。特徴量に関して「物質名\_n」という命名規則になっており、この時のnはn時間前のデータを表している。

* 1. 東秩父

　表4に今回用いた東秩父における特徴量の詳細を示した。後述する特徴量に関しては表4の特徴量と対応している。

表4　東秩父における特徴量詳細

アプリケーション が含まれている画像

自動的に生成された説明

表5、6にそれぞれ東秩父の時間別評価、日別評価を示した。

　1時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して全データが最も高い85.156%であり、次点で上位20個の81.538%であった。高濃度RMSE、RMSEでは、ベンチマークの精度よりも、上位20個の方が精度が悪い。ただ、上位20個の方が特徴量の個数が明らかに少なく、調和平均、高濃度RMSEに関して全データと上位20個に明確な差はほぼない。また、日別評価を見ると上位10個が最も高く86.364%と、次点で上位20個の83.333%であった。このことから1時間後予測に関しては時間値別、日別での評価が高い上位20個が有意であると考えた。

　2時間後予測の時間別評価では、調和平均に関して上位20個が最も高い65.487%で、次点で上位30個の64.681%であった。高濃度RMSEでは、上位30個に関して15.009で最も精度がよく、上位20個で15.687と調和平均とは逆で上位30個の方が精度がよかった。また、日別評価を見ると上位20個で最も高い71.429%であり、上位30個で76.697%であった。このことから、2時間後予測に関して、時間値別、日別で評価が最も高い上位20個が有意であると考えた。

　3時間後予測の時間別評価では、調和平均に関してベンチマークが最も高く58.621%で、次点で高低上位20個が57.851%であった。高濃度RMSEでは、高低上位20個が最も精度が良く17.536であった。また、日別でみると調和平均に関して、全データで最も高い65.116%、次点で上位20個の60.465%であり、高低上位20個は日別でみると53.333%と他と比べると低い値となっている。しかし、ベンチマークよりも特徴量の個数が少なく、時間値で見たときに調和平均、高濃度RMSEに関して精度良いため3時間後予測に関して高低上位20個が有意であると考える

表5　東秩父における時間値評価

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) | RMSE | 高濃度RMSE |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 74.615 | 84.348 | 79.184 | 4.055 | 8.240 |
| 全データ\_lag = 1 | 83.846 | 86.508 | 85.156 | 4.096 | 8.403 |
| 上位10個\_lag = 1 | 73.077 | 84.821 | 78.512 | 3.924 | 8.631 |
| 上位20個\_lag = 1 | 81.538 | 81.538 | 81.538 | 4.200 | 8.455 |
| 上位30個\_lag = 1 | 67.692 | 83.019 | 74.576 | 4.007 | 8.814 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 63.077 | 88.172 | 73.543 | 3.991 | 9.753 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 42.308 | 80.882 | 55.556 | 6.122 | 16.664 |
| 全データ\_lag = 2 | 44.615 | 79.452 | 57.143 | 6.320 | 16.222 |
| 上位10個\_lag = 2 | 39.231 | 72.857 | 51.000 | 6.251 | 17.470 |
| 上位20個\_lag = 2 | 56.923 | 77.083 | 65.487 | 6.524 | 15.687 |
| 上位30個\_lag = 2 | 58.462 | 72.381 | 64.681 | 6.102 | 15.009 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 39.231 | 80.952 | 52.850 | 6.511 | 19.143 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 52.308 | 66.667 | 58.621 | 7.782 | 18.342 |
| 全データ\_lag = 3 | 57.692 | 57.692 | 57.692 | 7.626 | 18.418 |
| 上位10個\_lag = 3 | 37.692 | 79.032 | 51.042 | 7.517 | 20.406 |
| 上位20個\_lag = 3 | 43.846 | 71.250 | 54.286 | 7.876 | 18.494 |
| 上位30個\_lag = 3 | 52.308 | 61.818 | 56.667 | 8.468 | 17.798 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 53.846 | 62.500 | 57.851 | 7.680 | 17.536 |

表6　東秩父における日別評価

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 70.833 | 89.474 | 79.070 |
| 全データ\_lag = 1 | 75.000 | 81.818 | 78.261 |
| 上位10個\_lag = 1 | 79.167 | 95.000 | 86.364 |
| 上位20個\_lag = 1 | 83.333 | 83.333 | 83.333 |
| 上位30個\_lag = 1 | 70.833 | 94.444 | 80.952 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 66.667 | 94.118 | 78.049 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 41.667 | 90.909 | 57.143 |
| 全データ\_lag = 2 | 41.667 | 83.333 | 55.556 |
| 上位10個\_lag = 2 | 41.667 | 66.667 | 51.282 |
| 上位20個\_lag = 2 | 62.500 | 83.333 | 71.429 |
| 上位30個\_lag = 2 | 62.500 | 78.947 | 69.767 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 37.500 | 81.818 | 51.429 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 45.833 | 84.615 | 59.459 |
| 全データ\_lag = 3 | 58.333 | 73.684 | 65.116 |
| 上位10個\_lag = 3 | 33.333 | 80.000 | 47.059 |
| 上位20個\_lag = 3 | 54.167 | 68.421 | 60.465 |
| 上位30個\_lag = 3 | 58.333 | 58.333 | 58.333 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 50.000 | 57.143 | 53.333 |

* 1. 鴻巣

　　表7に今回用いた鴻巣における特徴量の詳細を示した。後述する特徴量に関しては表7の特徴量と対応している。

表7　鴻巣における特徴量詳細

テーブル が含まれている画像

自動的に生成された説明

表8、9に鴻巣の時間値評価、日別評価を示した。

1時間後予測の時間値データでは、調和平均が上位20個において最も高い76.852%であった。モデル全体の評価であるRMSEを見るとベンチマークよりも精度が悪い。ただ、高濃度RMSEに関して、最も精度がよく8.995であった。日別評価で見た時、調和平均は上位20個が最も高い85.714%であった。このことから1時間後予測に有意なのは上位20個だと考えられる。

2時間後予測の時間値データでは、調和平均が上位10個において抜きんでて高く66.055%であった。高濃度RMSE、RMSEどちらにおいても上位10個が最も精度がよかった。日別評価で見ても、上位10個の調和平均が抜きんでて高い。このことから2時間後予測に有意なのは上位10個だと考えられる。

3時間後予測では、調和平均が上位10個において最も高い56.652%であり、次点で上位20個の56.502%であった。高濃度RMSEだと上位20個が最も精度が良い19.062であり、次点で上位10個は20.845であった。また、日別の調和平均で上位10個の65.625%で最も精度がよい。時間値別と日別で精度がよい上位10個が3時間後予測に有意であると考えた。

表8　鴻巣における時間値評価

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) | RMSE | 高濃度RMSE |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 70.635 | 83.178 | 76.395 | 4.125 | 9.955 |
| 全データ\_lag = 1 | 58.730 | 88.095 | 70.476 | 4.429 | 11.559 |
| 上位10個\_lag = 1 | 50.000 | 90.000 | 64.286 | 4.880 | 12.916 |
| 上位20個\_lag = 1 | 87.302 | 74.324 | 80.292 | 4.289 | 8.995 |
| 上位30個\_lag = 1 | 76.984 | 80.833 | 78.862 | 4.164 | 9.050 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 69.048 | 89.691 | 78.027 | 3.817 | 9.941 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 42.857 | 75.000 | 54.545 | 6.925 | 15.994 |
| 全データ\_lag = 2 | 48.413 | 68.539 | 56.744 | 6.694 | 15.686 |
| 上位10個\_lag = 2 | 57.143 | 78.261 | 66.055 | 6.350 | 14.576 |
| 上位20個\_lag = 2 | 43.651 | 85.938 | 57.895 | 6.696 | 16.245 |
| 上位30個\_lag = 2 | 26.984 | 85.000 | 40.964 | 6.999 | 19.214 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 30.952 | 88.636 | 45.882 | 6.841 | 19.894 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 40.476 | 69.863 | 51.256 | 8.885 | 19.222 |
| 全データ\_lag = 3 | 32.540 | 68.333 | 44.086 | 8.576 | 21.492 |
| 上位10個\_lag = 3 | 52.381 | 61.682 | 56.652 | 8.808 | 20.845 |
| 上位20個\_lag = 3 | 50.000 | 64.948 | 56.502 | 8.637 | 19.062 |
| 上位30個\_lag = 3 | 26.190 | 89.189 | 40.491 | 9.071 | 23.733 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 50.794 | 60.377 | 55.172 | 8.893 | 17.052 |

表9　鴻巣における日別評価

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) |
| ベンチマーク\_鴻巣\_lag = 1 | 75.758 | 83.333 | 79.365 |
| 全データ\_鴻巣\_lag = 1 | 66.667 | 88.000 | 75.862 |
| 上位10個\_鴻巣\_lag = 1 | 57.576 | 86.364 | 69.091 |
| 上位20個\_鴻巣\_lag = 1 | 90.909 | 81.081 | 85.714 |
| 上位30個\_鴻巣\_lag = 1 | 78.788 | 83.871 | 81.250 |
| 高低上位20個\_鴻巣\_lag = 1 | 69.697 | 92.000 | 79.310 |
| ベンチマーク\_鴻巣\_lag = 2 | 54.545 | 78.261 | 64.286 |
| 全データ\_鴻巣\_lag = 2 | 45.455 | 62.500 | 52.632 |
| 上位10個\_鴻巣\_lag = 2 | 69.697 | 82.143 | 75.410 |
| 上位20個\_鴻巣\_lag = 2 | 48.485 | 88.889 | 62.745 |
| 上位30個\_鴻巣\_lag = 2 | 30.303 | 71.429 | 42.553 |
| 高低上位20個\_鴻巣\_lag = 2 | 30.303 | 83.333 | 44.444 |
| ベンチマーク\_鴻巣\_lag = 3 | 42.424 | 66.667 | 51.852 |
| 全データ\_鴻巣\_lag = 3 | 33.333 | 68.750 | 44.898 |
| 上位10個\_鴻巣\_lag = 3 | 63.636 | 67.742 | 65.625 |
| 上位20個\_鴻巣\_lag = 3 | 48.485 | 57.143 | 52.459 |
| 上位30個\_鴻巣\_lag = 3 | 21.212 | 77.778 | 33.333 |
| 高低上位20個\_鴻巣\_lag = 3 | 54.545 | 56.250 | 55.385 |

* 1. 幸手

表10に今回用いた幸手における特徴量の詳細を示した。後述する特徴量に関しては表10の特徴量と対応している。

表10　幸手における特徴量詳細

テーブル

自動的に生成された説明

表11、12に幸手の時間値評価、日別評価を示した。

1時間後予測の時間値データでは、調和平均が上位10個において最も高い76.852%であった。また、高濃度RMSEに関してはベンチマークが最も精度がよく8.654であり、上位10個の高濃度RMSEで8.701であった。モデル全体の評価であるRMSEを見ると、ベンチマークよりも上位10個の精度がよく特徴量の個数も上位10個の方が明らかに少ない。日別評価では上位30個の調和平均が80.000%と一番高く次点で上位10個の78.125%であった。日別評価で見た時上位30個がよく見えるが時間値で見た時の高濃度RMSEが11.159と上位10個と比べた時に精度が悪い。そのため、1時間後予測に有意なのは上位10個だと考えられる。

2時間後予測の時間値データでは、調和平均が上位10個において抜きんでて高い62.745%であった。日別評価に関しても同様に上位10個において抜きんでて高い66.667%であった。このことから、2時間後予測に有意なのは上位10個であると考える。

3時間後予測では、調和平均が上位20個において最も高い47.619%であり、次点で全データの43.210%であった。高濃度RMSEは、全データが19.077で、上位20個が19.369であり、全データの方が精度はよい。ただ、特徴量の個数は、上位20個の方が明らかにデータ数が少ない。また、日別評価に関して上位20個が抜きんでて高い46.154%であった。このことから、3時間後予測に有意なのは上位20個であると考える。

表11　幸手における時間値評価

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) | RMSE | 高濃度RMSE |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 83.495 | 69.919 | 76.106 | 4.818 | 8.654 |
| 全データ\_lag = 1 | 34.951 | 94.737 | 51.064 | 4.527 | 14.481 |
| 上位10個\_lag = 1 | 80.583 | 73.451 | 76.852 | 4.100 | 8.701 |
| 上位20個\_lag = 1 | 67.961 | 81.395 | 74.074 | 4.381 | 9.331 |
| 上位30個\_lag = 1 | 60.194 | 89.855 | 72.093 | 4.085 | 11.159 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 60.194 | 84.932 | 70.455 | 3.849 | 10.536 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 47.573 | 63.636 | 54.444 | 6.966 | 14.153 |
| 全データ\_lag = 2 | 28.155 | 70.732 | 40.278 | 6.912 | 18.899 |
| 上位10個\_lag = 2 | 62.136 | 63.366 | 62.745 | 6.715 | 13.273 |
| 上位20個\_lag = 2 | 37.864 | 75.000 | 50.323 | 6.661 | 17.040 |
| 上位30個\_lag = 2 | 37.864 | 76.471 | 50.649 | 6.695 | 16.631 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 20.388 | 80.769 | 32.558 | 7.586 | 21.279 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 25.243 | 63.415 | 36.111 | 9.098 | 21.029 |
| 全データ\_lag = 3 | 33.981 | 59.322 | 43.210 | 8.708 | 19.077 |
| 上位10個\_lag = 3 | 24.272 | 65.789 | 35.461 | 8.716 | 23.174 |
| 上位20個\_lag = 3 | 38.835 | 61.538 | 47.619 | 9.093 | 19.369 |
| 上位30個\_lag = 3 | 31.068 | 69.565 | 42.953 | 8.707 | 20.338 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 27.184 | 70.000 | 39.161 | 8.528 | 21.118 |

表12　幸手における日別評価

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 80.645 | 73.529 | 76.923 |
| 全データ\_lag = 1 | 41.935 | 86.667 | 56.522 |
| 上位10個\_lag = 1 | 80.645 | 75.758 | 78.125 |
| 上位20個\_lag = 1 | 70.968 | 84.615 | 77.193 |
| 上位30個\_lag = 1 | 70.968 | 91.667 | 80.000 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 61.290 | 79.167 | 69.091 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 48.387 | 60.000 | 53.571 |
| 全データ\_lag = 2 | 22.581 | 63.636 | 33.333 |
| 上位10個\_lag = 2 | 67.742 | 65.625 | 66.667 |
| 上位20個\_lag = 2 | 41.935 | 65.000 | 50.980 |
| 上位30個\_lag = 2 | 38.710 | 80.000 | 52.174 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 12.903 | 80.000 | 22.222 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 19.355 | 66.667 | 30.000 |
| 全データ\_lag = 3 | 29.032 | 56.250 | 38.298 |
| 上位10個\_lag = 3 | 19.355 | 60.000 | 29.268 |
| 上位20個\_lag = 3 | 38.710 | 57.143 | 46.154 |
| 上位30個\_lag = 3 | 29.032 | 64.286 | 40.000 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 22.581 | 63.636 | 33.333 |

* 1. 東青梅

表13に今回用いた東青梅における特徴量の詳細を示した。後述する特徴量に関しては表13の特徴量と対応している。

表13　東青梅における特徴量詳細

テーブル が含まれている画像

自動的に生成された説明

表14、15にそれぞれ東青梅の時間別評価、日別評価を示した。

　1時間後予測の時間値評価では、調和平均に関してベンチマークが最も高い80.714%であり、次点で上位20個の80.443%であった。高濃度RMSEに関してベンチマークで最も精度が良い8.869であり、上位20個は9.505であった。また、日別評価の調和平均に関して、ベンチマークで最も高い82.667%で上位20個は3番目に高い80.556%であった。時間値評価でベンチマークが最も優れているが、特徴量の数が少なく、精度がそれなりに担保されている上位20個が1時間後予測に有意であると考えた。

　2時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して上位30個に関して70.758%で、次点でベンチマークの70.313%であった。高濃度RMSEはベンチマークの11.850で最も精度が良く、次点で上位30個の12.232であった。また、日別評価の調和平均に関して、ベンチマークが最も高い73.846%であり、次点で上位30個の70.270%であった。ベンチマークより上位30個の方が特徴量の数が少なく、ベンチマークと変わらない精度である。このことから、2時間後予測では上位30個が有意であると考えた。

　3時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して上位30個が最も高い58.921%であり、次点でベンチマークの58.559%であった。高濃度RMSEでは上位30個の14.179で最も精度が良く、次点で上位20個の14.220であった。また、日別評価の調和平均では全データが61.538%であり、上位30個が55.385%で3番目に高かった。上位30個に関して時間値、日別で精度が高いため3時間後予測に関して上位30個が有意であると考える

表14　東青梅における時間値評価

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) | RMSE | 高濃度RMSE |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 81.884 | 79.577 | 80.714 | 4.252 | 8.869 |
| 全データ\_lag = 1 | 73.188 | 85.593 | 78.906 | 4.202 | 8.760 |
| 上位10個\_lag = 1 | 73.913 | 83.607 | 78.462 | 4.207 | 9.562 |
| 上位20個\_lag = 1 | 78.986 | 81.955 | 80.443 | 4.385 | 9.505 |
| 上位30個\_lag = 1 | 67.391 | 85.321 | 75.304 | 4.177 | 9.278 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 71.739 | 81.148 | 76.154 | 4.285 | 9.382 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 65.217 | 76.271 | 70.313 | 7.001 | 11.850 |
| 全データ\_lag = 2 | 42.754 | 86.765 | 57.282 | 6.891 | 15.130 |
| 上位10個\_lag = 2 | 44.928 | 86.111 | 59.048 | 7.718 | 15.398 |
| 上位20個\_lag = 2 | 58.696 | 81.818 | 68.354 | 7.260 | 13.199 |
| 上位30個\_lag = 2 | 71.014 | 70.504 | 70.758 | 7.405 | 12.232 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 55.797 | 84.615 | 67.249 | 6.948 | 12.430 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 47.101 | 77.381 | 58.559 | 8.787 | 15.862 |
| 全データ\_lag = 3 | 43.478 | 84.507 | 57.416 | 8.548 | 17.715 |
| 上位10個\_lag = 3 | 39.855 | 82.090 | 53.659 | 10.034 | 19.346 |
| 上位20個\_lag = 3 | 65.217 | 49.724 | 56.426 | 10.594 | 14.220 |
| 上位30個\_lag = 3 | 51.449 | 68.932 | 58.921 | 9.075 | 14.179 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 22.464 | 88.571 | 35.838 | 9.556 | 22.517 |

表15　東青梅における日別評価

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 86.111 | 79.487 | 82.667 |
| 全データ\_lag = 1 | 77.778 | 87.500 | 82.353 |
| 上位10個\_lag = 1 | 75.000 | 81.818 | 78.261 |
| 上位20個\_lag = 1 | 80.556 | 80.556 | 80.556 |
| 上位30個\_lag = 1 | 66.667 | 80.000 | 72.727 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 72.222 | 78.788 | 75.362 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 66.667 | 82.759 | 73.846 |
| 全データ\_lag = 2 | 38.889 | 77.778 | 51.852 |
| 上位10個\_lag = 2 | 52.778 | 95.000 | 67.857 |
| 上位20個\_lag = 2 | 58.333 | 80.769 | 67.742 |
| 上位30個\_lag = 2 | 72.222 | 68.421 | 70.270 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 55.556 | 83.333 | 66.667 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 47.222 | 77.273 | 58.621 |
| 全データ\_lag = 3 | 44.444 | 100.000 | 61.538 |
| 上位10個\_lag = 3 | 47.222 | 73.913 | 57.627 |
| 上位20個\_lag = 3 | 58.333 | 44.681 | 50.602 |
| 上位30個\_lag = 3 | 50.000 | 62.069 | 55.385 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 27.778 | 90.909 | 42.553 |

* 1. 所沢

表16に今回用いた所沢における特徴量の詳細を示した。後述する特徴量に関しては表16の特徴量と対応している。

表16　所沢における特徴量詳細

テーブル

自動的に生成された説明

　表17、18にそれぞれ東青梅の時間別評価、日別評価を示した。

　1時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して全データ78.049%で最も高く、次点で上位10個の77.419%であった。高濃度RMSEでは、高低上位20個の10.061で最も高く、次点で上位10個の10.117であった。また、日別評価の調和平均に関して全データの85.000%であり、上位10個は78.378%で3番目に高い値であった。時間別、日別ともに精度が高い上位10個が1時間後予測に有意であると考えた。

　2時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して高低上位20個の66.418%で最も高く、次点で上位10個の65.979%であった。高濃度RMSEに関して上位10個に関して13.625で最も精度がよい。また、日別評価の調和平均に関しても上位10個の70.130で最も精度が良い。時間別、日別において精度がよい上位10個が2時間後予測に有意であると考えた。

　3時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して全データの54.694%で最も高く、次点で高低上位20個の51.883%であった。高濃度RMSEに関して高低上位20個の18.964で最も精度がよい。また、日別評価の調和平均では上位20個の55.882%で最も高く、高低上位20個は48.387%と3番目に高い。高低上位20個に関して時間値、日別評価で精度がある程度担保されて特徴量が少ない。そのため、高低上位20個が3時間後予測に有意であると考えた。

表17　所沢における時間値評価

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) | RMSE | 高濃度RMSE |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 56.000 | 89.362 | 68.852 | 4.897 | 12.294 |
| 全データ\_lag = 1 | 85.333 | 71.910 | 78.049 | 4.830 | 10.169 |
| 上位10個\_lag = 1 | 72.000 | 83.721 | 77.419 | 4.521 | 10.117 |
| 上位20個\_lag = 1 | 89.333 | 68.020 | 77.233 | 5.848 | 10.155 |
| 上位30個\_lag = 1 | 71.333 | 81.061 | 75.887 | 4.764 | 10.160 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 71.333 | 80.451 | 75.618 | 4.253 | 10.061 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 62.667 | 69.630 | 65.965 | 8.418 | 14.074 |
| 全データ\_lag = 2 | 58.000 | 72.500 | 64.444 | 7.531 | 14.727 |
| 上位10個\_lag = 2 | 64.000 | 68.085 | 65.979 | 7.561 | 13.625 |
| 上位20個\_lag = 2 | 60.000 | 69.231 | 64.286 | 7.556 | 14.291 |
| 上位30個\_lag = 2 | 51.333 | 65.812 | 57.678 | 7.764 | 16.510 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 59.333 | 75.424 | 66.418 | 7.327 | 15.017 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 39.333 | 64.835 | 48.963 | 10.223 | 20.164 |
| 全データ\_lag = 3 | 44.667 | 70.526 | 54.694 | 9.446 | 19.062 |
| 上位10個\_lag = 3 | 40.667 | 69.318 | 51.261 | 9.851 | 20.067 |
| 上位20個\_lag = 3 | 41.333 | 62.000 | 49.600 | 9.525 | 19.133 |
| 上位30個\_lag = 3 | 31.333 | 64.384 | 42.152 | 9.974 | 22.340 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 41.333 | 69.663 | 51.883 | 9.456 | 18.964 |

表18　所沢における日別評価

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 60.526 | 92.000 | 73.016 |
| 全データ\_lag = 1 | 89.474 | 80.952 | 85.000 |
| 上位10個\_lag = 1 | 76.316 | 80.556 | 78.378 |
| 上位20個\_lag = 1 | 92.105 | 72.917 | 81.395 |
| 上位30個\_lag = 1 | 76.316 | 80.556 | 78.378 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 71.053 | 75.000 | 72.973 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 60.526 | 69.697 | 64.789 |
| 全データ\_lag = 2 | 55.263 | 72.414 | 62.687 |
| 上位10個\_lag = 2 | 71.053 | 69.231 | 70.130 |
| 上位20個\_lag = 2 | 65.789 | 67.568 | 66.667 |
| 上位30個\_lag = 2 | 65.789 | 71.429 | 68.493 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 63.158 | 75.000 | 68.571 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 34.211 | 56.522 | 42.623 |
| 全データ\_lag = 3 | 39.474 | 75.000 | 51.724 |
| 上位10個\_lag = 3 | 36.842 | 56.000 | 44.444 |
| 上位20個\_lag = 3 | 50.000 | 63.333 | 55.882 |
| 上位30個\_lag = 3 | 39.474 | 55.556 | 46.154 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 39.474 | 62.500 | 48.387 |

* 1. 草加

表19に今回用いた草加における特徴量の詳細を示した。後述する特徴量に関しては表19の特徴量と対応している。

表19　草加における特徴量詳細

テーブル

自動的に生成された説明

　表20、21にそれぞれ東青梅の時間別評価、日別評価を示した。

　1時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して全データの74.126%で最も高く、次点で上位20個が72.727%で高い。高濃度RMSEに関して、上位30個の11.399で最も精度が良く、次点で上位20個の11.564であった。また、日別評価の調和平均に関して全データの71.429%で最も高く、次点で上位20個の69.565%であった。上位20個において精度が担保されており、特徴量の数が少ない。そのため、上位20個が1時間後予測に有意であると考えた。

　2時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して上位20個の67.133%で最も高い。高濃度RMSEに関して、全データの15.383で最も精度がよく、上位20個は17.075で3番目に精度がよい。また、日別評価の調和平均に関して上位20個の58.537%で最も高かった。上位20個において精度が良く、特徴量の数が少ない。そのため、上位20個が2時間後予測に有意であると考える。

　3時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して高低上位20個の58.824%で最も高い。高濃度RMSEに関して、高低上位20個が18.636で最も精度が良い。また、日別評価の調和平均に関して上位30個の50.000%で最も高く、高低上位20個が45.714%と3番目に高い。高低上位20個において時間別、日別において精度がよい。そのため、高低上位20個が3時間後予測に有意であると考える。

表20　草加における時間値評価

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) | RMSE | 高濃度RMSE |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 60.563 | 78.182 | 68.254 | 4.823 | 13.504 |
| 全データ\_lag = 1 | 74.648 | 73.611 | 74.126 | 5.415 | 12.091 |
| 上位10個\_lag = 1 | 57.746 | 83.673 | 68.333 | 4.471 | 14.123 |
| 上位20個\_lag = 1 | 78.873 | 67.470 | 72.727 | 5.119 | 11.564 |
| 上位30個\_lag = 1 | 76.056 | 67.500 | 71.523 | 4.547 | 11.399 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 60.563 | 78.182 | 68.254 | 4.465 | 13.956 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 50.704 | 67.925 | 58.065 | 8.056 | 18.718 |
| 全データ\_lag = 2 | 63.380 | 55.556 | 59.211 | 7.525 | 15.383 |
| 上位10個\_lag = 2 | 61.972 | 65.672 | 63.768 | 7.518 | 17.748 |
| 上位20個\_lag = 2 | 67.606 | 66.667 | 67.133 | 7.826 | 17.075 |
| 上位30個\_lag = 2 | 64.789 | 58.228 | 61.333 | 8.072 | 17.547 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 70.423 | 59.524 | 64.516 | 7.260 | 16.919 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 25.352 | 66.667 | 36.735 | 10.542 | 25.099 |
| 全データ\_lag = 3 | 36.620 | 68.421 | 47.706 | 9.078 | 20.983 |
| 上位10個\_lag = 3 | 45.070 | 62.745 | 52.459 | 9.087 | 20.443 |
| 上位20個\_lag = 3 | 49.296 | 67.308 | 56.911 | 9.464 | 19.510 |
| 上位30個\_lag = 3 | 33.803 | 82.759 | 48.000 | 10.145 | 25.499 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 49.296 | 72.917 | 58.824 | 9.084 | 18.636 |

表21　草加における日別評価

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 59.091 | 76.471 | 66.667 |
| 全データ\_lag = 1 | 68.182 | 75.000 | 71.429 |
| 上位10個\_lag = 1 | 54.545 | 80.000 | 64.865 |
| 上位20個\_lag = 1 | 72.727 | 66.667 | 69.565 |
| 上位30個\_lag = 1 | 72.727 | 64.000 | 68.085 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 54.545 | 66.667 | 60.000 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 36.364 | 47.059 | 41.026 |
| 全データ\_lag = 2 | 50.000 | 45.833 | 47.826 |
| 上位10個\_lag = 2 | 50.000 | 57.895 | 53.659 |
| 上位20個\_lag = 2 | 54.545 | 63.158 | 58.537 |
| 上位30個\_lag = 2 | 54.545 | 57.143 | 55.814 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 54.545 | 54.545 | 54.545 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 31.818 | 63.636 | 42.424 |
| 全データ\_lag = 3 | 31.818 | 58.333 | 41.176 |
| 上位10個\_lag = 3 | 40.909 | 56.250 | 47.368 |
| 上位20個\_lag = 3 | 36.364 | 57.143 | 44.444 |
| 上位30個\_lag = 3 | 36.364 | 80.000 | 50.000 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 36.364 | 61.538 | 45.714 |

* 1. 多摩市愛宕

表22に今回用いた多摩市愛宕における特徴量の詳細を示した。後述する特徴量に関しては表22の特徴量と対応している。

表22　多摩市愛宕における特徴量詳細

テーブル が含まれている画像

自動的に生成された説明

　表23、24にそれぞれ多摩市愛宕の時間別評価、日別評価を示した。

　1時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して全体的に差が目立ちにくく、ほぼ同じ値を推移している。高濃度RMSEに関して、上位10個で8.089と最も精度がよい。また、日別評価の調和平均に関して、全データの65.455%と最も高く、次点でベンチマークの65.306%、3番目に上位20個の64.151%であった。この時、調和平均に差は少なく高濃度RMSEに関して上位10個が精度が良いが日別の調和平均で一番低い59.016%である。そのため、高濃度RMSEは他と比べ高いが日別の調和平均で3番目に高く、特徴量の数が少ない上位20個が1時間後予測に有意であると考えた。

　2時間後予測の時間値評価では、調和平均に関してベンチマークが71.111%で最も高く、次点で上位20個の69.231%であった。高濃度RMSEに関して上位10個が10.976で最も精度がよく、次点で上位20個の12.437であった。また、日別評価の調和平均に関して全データで最も高い59.091%であった。日別評価で見た時に上位20個は4番目であるが、3番目である高低上位20個との差はほぼなく、時間値評価での精度がよい。さらに特徴量に関して高低上位20個よりも少ない。このことから、2時間後予測に関して上位20個が有意であると考えた。

　3時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して上位10個が最も高い66.986%であった。高濃度RMSEに関しても、上位10個の14.178と最も精度がよい。日別評価の調和平均に関して、上位10個が最も高い54.902%であった。時間値、日別評価で精度がよい上位10個が3時間後予測に有意だと考えた。

表23　多摩市愛宕における時間値評価

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) | RMSE | 高濃度RMSE |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 63.636 | 93.902 | 75.862 | 4.683 | 10.509 |
| 全データ\_lag = 1 | 72.727 | 87.129 | 79.279 | 4.457 | 8.545 |
| 上位10個\_lag = 1 | 76.033 | 79.310 | 77.637 | 4.325 | 8.089 |
| 上位20個\_lag = 1 | 68.595 | 88.298 | 77.209 | 4.525 | 9.613 |
| 上位30個\_lag = 1 | 84.298 | 70.833 | 76.981 | 4.823 | 9.168 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 74.380 | 84.112 | 78.947 | 4.293 | 8.381 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 66.116 | 76.923 | 71.111 | 7.454 | 13.081 |
| 全データ\_lag = 2 | 49.587 | 93.750 | 64.865 | 7.155 | 14.499 |
| 上位10個\_lag = 2 | 72.727 | 65.672 | 69.020 | 7.847 | 10.976 |
| 上位20個\_lag = 2 | 66.942 | 71.681 | 69.231 | 7.324 | 12.437 |
| 上位30個\_lag = 2 | 58.678 | 78.889 | 67.299 | 7.521 | 14.000 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 61.983 | 77.320 | 68.807 | 6.897 | 13.360 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 64.463 | 59.091 | 61.660 | 10.410 | 15.399 |
| 全データ\_lag = 3 | 30.579 | 94.872 | 46.250 | 9.350 | 20.900 |
| 上位10個\_lag = 3 | 57.851 | 79.545 | 66.986 | 9.414 | 14.178 |
| 上位20個\_lag = 3 | 47.934 | 66.667 | 55.769 | 9.320 | 16.305 |
| 上位30個\_lag = 3 | 46.281 | 87.500 | 60.541 | 9.206 | 17.976 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 42.975 | 80.000 | 55.914 | 9.059 | 16.567 |

表24　多摩市愛宕における日別評価

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 53.333 | 84.211 | 65.306 |
| 全データ\_lag = 1 | 60.000 | 72.000 | 65.455 |
| 上位10個\_lag = 1 | 60.000 | 58.065 | 59.016 |
| 上位20個\_lag = 1 | 56.667 | 73.913 | 64.151 |
| 上位30個\_lag = 1 | 66.667 | 55.556 | 60.606 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 56.667 | 62.963 | 59.649 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 53.333 | 61.538 | 57.143 |
| 全データ\_lag = 2 | 43.333 | 92.857 | 59.091 |
| 上位10個\_lag = 2 | 53.333 | 44.444 | 48.485 |
| 上位20個\_lag = 2 | 53.333 | 59.259 | 56.140 |
| 上位30個\_lag = 2 | 43.333 | 56.522 | 49.057 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 50.000 | 65.217 | 56.604 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 43.333 | 39.394 | 41.270 |
| 全データ\_lag = 3 | 30.000 | 100.000 | 46.154 |
| 上位10個\_lag = 3 | 46.667 | 66.667 | 54.902 |
| 上位20個\_lag = 3 | 40.000 | 60.000 | 48.000 |
| 上位30個\_lag = 3 | 33.333 | 83.333 | 47.619 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 36.667 | 64.706 | 46.809 |

* 1. 世田谷

表25に今回用いた世田谷における特徴量の詳細を示した。後述する特徴量に関しては表25の特徴量と対応している。

表25　世田谷における特徴量詳細

テーブル が含まれている画像

自動的に生成された説明

　表26、27にそれぞれ世田谷の時間別評価、日別評価を示した。

　1時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して高低上位20個で最も高い79.646%であり、次点で上位20個の79.612%であった。高濃度RMSEに関して高低上位20個で最も精度がよい13.103であり、上位20個は14.605であった。また、日別評価の調和平均では全データで81.818%であり、3番目に上位20個の76.596%であった。時間値評価で高低上位20個と上位20個では精度にあまり精度がなく、上位20個の方が特徴量の個数が少ない。このことから1時間後予測に有意なのは上位20個であると考えた。

　2時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して高低上位20個で最も高い61.616%であり、次点で上位30個の60.793%であった。高濃度RMSEに関して調和平均と同じで高低上位20個が最も精度が高く、次点で上位30個が精度がよかった。また、日別評価の調和平均では上位20個が58.824%であり、高低上位20個は上から4番目ではあるが48.980%であった。日別評価の調和平均に関して、高低上位20個が他と比べ低い制度ではあるが時間値で見たときに一番精度がよい。そのため、2時間後予測に関して高低上位20個が有意であると考えた。

　3時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して上位30個が最も精度がよい53.714%であった。高濃度RMSEに関して全データの24.626で最も精度がよく、上位30個は3番目に高い25.235であった。また日別評価の調和平均では、上位30個が60.000%で最も高い。このことから、上位30個が3時間後予測に有意であると考えた。

表26　世田谷における時間値評価

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) | RMSE | 高濃度RMSE |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 60.550 | 90.411 | 72.527 | 5.268 | 15.275 |
| 全データ\_lag = 1 | 62.385 | 89.474 | 73.514 | 4.765 | 14.979 |
| 上位10個\_lag = 1 | 86.239 | 72.308 | 78.661 | 5.188 | 13.980 |
| 上位20個\_lag = 1 | 75.229 | 84.536 | 79.612 | 4.876 | 14.605 |
| 上位30個\_lag = 1 | 71.560 | 78.000 | 74.641 | 5.014 | 14.208 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 82.569 | 76.923 | 79.646 | 4.830 | 13.103 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 35.780 | 79.592 | 49.367 | 8.091 | 24.658 |
| 全データ\_lag = 2 | 46.789 | 73.913 | 57.303 | 7.444 | 21.507 |
| 上位10個\_lag = 2 | 42.202 | 76.667 | 54.438 | 7.897 | 24.301 |
| 上位20個\_lag = 2 | 33.945 | 82.222 | 48.052 | 8.119 | 26.301 |
| 上位30個\_lag = 2 | 63.303 | 58.475 | 60.793 | 8.265 | 20.726 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 55.963 | 68.539 | 61.616 | 7.637 | 20.532 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 43.119 | 62.667 | 51.087 | 9.857 | 26.071 |
| 全データ\_lag = 3 | 41.284 | 67.164 | 51.136 | 9.353 | 24.626 |
| 上位10個\_lag = 3 | 39.450 | 66.154 | 49.425 | 9.664 | 27.100 |
| 上位20個\_lag = 3 | 44.954 | 62.025 | 52.128 | 9.968 | 24.858 |
| 上位30個\_lag = 3 | 43.119 | 71.212 | 53.714 | 9.463 | 25.235 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 30.275 | 73.333 | 42.857 | 9.785 | 28.223 |

表27　世田谷における日別評価

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 75.000 | 85.714 | 80.000 |
| 全データ\_lag = 1 | 75.000 | 90.000 | 81.818 |
| 上位10個\_lag = 1 | 83.333 | 55.556 | 66.667 |
| 上位20個\_lag = 1 | 75.000 | 78.261 | 76.596 |
| 上位30個\_lag = 1 | 75.000 | 69.231 | 72.000 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 83.333 | 62.500 | 71.429 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 41.667 | 76.923 | 54.054 |
| 全データ\_lag = 2 | 41.667 | 58.824 | 48.780 |
| 上位10個\_lag = 2 | 41.667 | 71.429 | 52.632 |
| 上位20個\_lag = 2 | 41.667 | 100.000 | 58.824 |
| 上位30個\_lag = 2 | 50.000 | 38.710 | 43.636 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 50.000 | 48.000 | 48.980 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 45.833 | 57.895 | 51.163 |
| 全データ\_lag = 3 | 54.167 | 61.905 | 57.778 |
| 上位10個\_lag = 3 | 41.667 | 58.824 | 48.780 |
| 上位20個\_lag = 3 | 45.833 | 50.000 | 47.826 |
| 上位30個\_lag = 3 | 50.000 | 75.000 | 60.000 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 41.667 | 66.667 | 51.282 |

* 1. 南葛西

表28に今回用いた南葛西における特徴量の詳細を示した。後述する特徴量に関しては表28の特徴量と対応している。

表28　南葛西における特徴量詳細

テーブル

自動的に生成された説明

　表29、30にそれぞれ世田谷の時間別評価、日別評価を示した。

　1時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して上位20個の73.381%で最も高い値であった。高濃度RMSEに関して12.297で最も精度がよい。また、日別評価の調和平均では79.070%であった。このように時間値別、日別ともに精度がよい上位20個が1時間後予測に有意であると考えた。

　2時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して上位10個の55.556%で最も高い値であった。高濃度RMSEに関して23.716で最も精度がよかった。また、日別評価の調和平均では全データの60.606%で最も高く、次点でベンチマーク、上位10個の58.824%であった。時間値別で最も精度がよく、日別でも精度がよい中で最も特徴量が少ない。そのため、上位10個が2時間後予測に有意であると考えた。

　3時間後予測の時間値評価では、調和平均に関して上位30個の45.361%で最も高い値であった。高濃度RMSEに関して、上位10個の30.298で最も精度がよく、次点で上位30個の30.852で精度がよい。日別評価での調和平均に関して上位30個の53.333%であった。

このように時間値別、日別での精度がよい上位30個が3時間後予測に有意であると考えた。

表29　南葛西における時間値評価

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) | RMSE | 高濃度RMSE |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 66.667 | 77.193 | 71.545 | 4.944 | 14.099 |
| 全データ\_lag = 1 | 51.515 | 82.927 | 63.551 | 5.933 | 16.329 |
| 上位10個\_lag = 1 | 53.030 | 89.744 | 66.667 | 5.410 | 17.301 |
| 上位20個\_lag = 1 | 77.273 | 69.863 | 73.381 | 5.215 | 12.297 |
| 上位30個\_lag = 1 | 57.576 | 80.851 | 67.257 | 4.851 | 15.754 |
| 下位上位20個\_lag = 1 | 62.121 | 89.130 | 73.214 | 4.679 | 15.505 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 37.879 | 71.429 | 49.505 | 7.902 | 24.939 |
| 全データ\_lag = 2 | 36.364 | 75.000 | 48.980 | 7.459 | 23.024 |
| 上位10個\_lag = 2 | 45.455 | 71.429 | 55.556 | 7.747 | 23.716 |
| 上位20個\_lag = 2 | 39.394 | 63.415 | 48.598 | 8.189 | 23.433 |
| 上位30個\_lag = 2 | 40.909 | 72.973 | 52.427 | 7.902 | 23.893 |
| 下位上位20個\_lag = 2 | 31.818 | 80.769 | 45.652 | 7.992 | 26.184 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 27.273 | 62.069 | 37.895 | 9.965 | 31.154 |
| 全データ\_lag = 3 | 21.212 | 77.778 | 33.333 | 9.734 | 32.953 |
| 上位10個\_lag = 3 | 27.273 | 46.154 | 34.286 | 10.045 | 30.298 |
| 上位20個\_lag = 3 | 24.242 | 72.727 | 36.364 | 9.864 | 31.175 |
| 上位30個\_lag = 3 | 33.333 | 70.968 | 45.361 | 10.291 | 30.852 |
| 下位上位20個\_lag = 3 | 19.697 | 86.667 | 32.099 | 10.047 | 34.571 |

表30　南葛西における日別評価

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 再現率(%) | 適合率(%) | 調和平均(%) |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 71.429 | 78.947 | 75.000 |
| 全データ\_lag = 1 | 61.905 | 100.000 | 76.471 |
| 上位10個\_lag = 1 | 61.905 | 100.000 | 76.471 |
| 上位20個\_lag = 1 | 80.952 | 77.273 | 79.070 |
| 上位30個\_lag = 1 | 71.429 | 83.333 | 76.923 |
| 高低上位20個\_lag = 1 | 71.429 | 100.000 | 83.333 |
| ベンチマーク\_lag = 2 | 47.619 | 76.923 | 58.824 |
| 全データ\_lag = 2 | 47.619 | 83.333 | 60.606 |
| 上位10個\_lag = 2 | 47.619 | 76.923 | 58.824 |
| 上位20個\_lag = 2 | 42.857 | 69.231 | 52.941 |
| 上位30個\_lag = 2 | 42.857 | 75.000 | 54.545 |
| 高低上位20個\_lag = 2 | 38.095 | 100.000 | 55.172 |
| ベンチマーク\_lag = 3 | 33.333 | 70.000 | 45.161 |
| 全データ\_lag = 3 | 19.048 | 100.000 | 32.000 |
| 上位10個\_lag = 3 | 38.095 | 50.000 | 43.243 |
| 上位20個\_lag = 3 | 28.571 | 85.714 | 42.857 |
| 上位30個\_lag = 3 | 38.095 | 88.889 | 53.333 |
| 高低上位20個\_lag = 3 | 23.810 | 100.000 | 38.462 |

* 1. 各地点の最適な特徴量

　各地点でn時間後予測に有意であった特徴量を表31に示した。

表31　n時間後予測に有意な特徴量

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | lag\_1 | lag\_2 | lag\_3 |
| 東秩父 | 上位20個 | 上位20個 | 高低上位20個 |
| 鴻巣 | 上位20個 | 上位10個 | 上位10個 |
| 幸手 | 上位10個 | 上位10個 | 上位20個 |
| 東青梅 | 上位20個 | 上位30個 | 上位30個 |
| 所沢 | 上位10個 | 上位10個 | 高低上位20個 |
| 草加 | 上位20個 | 上位20個 | 高低上位20個 |
| 多摩市愛宕 | 上位20個 | 上位20個 | 上位10個 |
| 世田谷 | 上位20個 | 高低上位20個 | 上位30個 |
| 南葛西 | 上位20個 | 上位10個 | 上位30個 |

　1時間後予測に関して幸手と所沢以外では、上位20個が有意な特徴量あった。2時間後予測以降に関しては地点ごとに様々であり、規則性は見受けられない。また、各地点で1~3時間後予測に有意なものは時間ごと変わっておりこちらも規則性などは見受けられない。ただ、3時間後予測ではすべてのモデルにおいて1、2時間後予測で高い値を出している。すなわち、予測が困難であり、これに対して無差別に特徴量を増やすことで改善することはないことが今回の結果からいえるだろう。

1. 考察

表31でもちいた特徴量においてn時間後の予測に使われた特徴量で重複していた特徴量を表32に示した。

表32　重複していた特徴量

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 特徴量 | | |
| lag = 1 | Ox\_01 | HUM\_01 | TEMP\_01 |
| lag = 2 | Ox\_01 | HUM\_01 | TEMP\_01 |
| lag = 3 | Ox\_01 | HUM\_01 | TEMP\_01 |
| all | Ox\_01 | HUM\_01 | TEMP\_01 |

表32を見ると全てにおいて1時間前のOx、1時間前の湿度、1時間前の気温が使われていた。これらの特徴量はOxを予測するうえで必ず入れなければならない特徴量であったといえるだろう。また、東京として東青梅、多摩市愛宕、世田谷、南葛西とし、埼玉として草加、所沢、群馬として東秩父、鴻巣、幸手でグループ分けを行い重複する特徴量を見た。その結果をそれぞれ表33、34、35に示した。

表33　東京における重複した特徴量

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 特徴量 | | | | | |
| lag = 1 | Ox\_01 | TEMP\_01 | HUM\_01 | TEMP\_03 | TEMP\_02 | Ox\_23 |
| lag = 2 | Ox\_01 | TEMP\_01 | HUM\_01 | Ox\_22 |  |  |
| lag = 3 | Ox\_01 | TEMP\_01 | HUM\_01 |  |  |  |
| all | Ox\_01 | TEMP\_01 | HUM\_01 |  |  |  |

表34　埼玉における重複した特徴量

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 特徴量 | | | | | |
| lag = 1 | Ox\_01 | TEMP\_01 | HUM\_01 | TEMP\_02 | Ox\_04 | Ox\_07 |
|  | Ox\_02 | TEMP\_03 | WS\_02 | TEMP\_23 |  |  |
| lag = 2 | Ox\_01 | TEMP\_01 | HUM\_01 | Ox\_02 | Ox\_06 | TEMP\_21 |
| lag = 3 | TEMP\_24 | TEMP\_01 | TEMP\_21 | TEMP\_22 | TEMP\_02 | Ox\_01 |
|  | WS\_02 | TEMP\_03 | TEMP\_20 | TEMP\_05 | TEMP\_06 | TEMP\_04 |
|  | Ox\_02 | TEMP\_07 | HUM\_01 | WS\_01 |  |  |
| all | Ox\_01 | TEMP\_01 | HUM\_01 | Ox\_02 |  |  |

表35　群馬における重複した特徴量

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 特徴量 | | | | |
| lag = 1 | Ox\_01 | HUM\_01 | TEMP\_01 | Ox\_03 | TEMP\_04 |
| lag = 2 | Ox\_01 | HUM\_01 | TEMP\_01 |  |  |
| lag = 3 | TEMP\_24 | TEMP\_01 | Ox\_01 | HUM\_01 |  |
| all | Ox\_01 | HUM\_01 | TEMP\_01 |  |  |

表33、34、35を見た時最終的にすべて重複している特徴量は埼玉以外で変わらなかった。変わった埼玉に関しても同じ2時間前のOxが追加されただけであった。

これらの事から、高濃度のOxを予測するために必要になる特徴量は1時間前のOx、1時間前の湿度、1時間前の気温だといえる。また、高濃度のOxを予測するにあたってn時間後及び地点によって最適な特徴量は違うであろう。そのため、地点とn時間予測に合わせた特徴量の剪定を行うことが重要だと考える。

今回のように全データを学習させた後に重要度を算出、その後需要度が高い特徴量を中手することは、ベンチマークよりもよい結果が出ていた。そのため、手当たり次第に特徴量を抜き差しするよりも有効な方法であったといえるだろう。すなわち3.5で立てた「探索を行うにあたって、高濃度域で特徴量需要度が高いものが最適な特徴量になる」という仮説を完全に支持するものではないが、本研究の結果はその可能性を示している。

1. まとめ

本研究では高濃度を有意に予測できる特徴量の探索を行った。その結果、n時間後予測や地点によって最適な特徴量は違っていた。その中で、重複していた特徴量は1時間前のOx、1時間前の湿度、1時間前の気温であり、これらが高濃度域のOxを予測するうえで欠かせない特徴量であることが示唆された。また、「探索を行うにあたって、高濃度域で特徴量需要度が高いものが最適な特徴量になる」という仮説を完全に支持するものではないが、本研究の結果はその可能性を示している。

7.　謝辞

8. 参考文献

1)・・・　環境省（令和5年）: “令和５年光化学大気汚染の概要－注意報等発令状況、被害届出状況－”, 環境省

2)・・・　細越英彰(2022) : “ディープラーニングを用いた光化学オキシダント濃度の短期予測”, 明星大学　理工学部　総合理工学科　環境科学系, 令和　4年度卒業論文

3)・・・　細越英彰(2024) : 細越さんの修論掲載予定

4)・・・　星野 智恵子,吉野 裕紀 : 計測データの欠損を考慮した重機の経路最適化

5)・・・　川越雄介(2021/4/14) : SHAP を用いて機械学習モデルを説明する　Data Robot