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。これは大気汚染防止法に基づきOx濃度の１時間値が120ppb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る発令の補助が研究されている。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)を高精度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。

仮説として、特徴量需要度が高いものが最適な特徴量となると考えた。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そこで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は上位20個を用いたものが多く、2～3時間後予測に関しては特段規則性がなかった。この結果から、地点ごとにn時間後予測に適した特徴量を選定する必要があることが示唆された。明確な規則性が見られなかったため、各特徴量に着目した。東京と埼玉の二つの地域に分けて見たところどちらともすべて重複していたのは1時間前のOx、1時間前の湿度、1時間前の気温であった。

本研究の結果から、1時間前のOx、湿度、気温が高濃度域のOxを予測する上で重要な特徴量であることが示唆された。また、本研究の結果は『高濃度域で特徴量需要度が高いものが最適な特徴量となる』という仮説を完全には支持しないものの、その可能性を示唆している。

目次

[1. 研究の背景と目的 5](#_Toc189150008)

[2.　機械学習について 6](#_Toc189150009)

[2.1　機械学習 6](#_Toc189150010)

[2.2　ニューラルネットワーク 6](#_Toc189150011)

[2.3　DNN（Deep Neural Network） 7](#_Toc189150012)

[3.　研究手法 7](#_Toc189150013)

[3.1　対象地点 7](#_Toc189150014)

[3.2　使用データ 8](#_Toc189150015)

[3.3　モデル詳細 9](#_Toc189150016)

[3.4　評価方法 9](#_Toc189150017)

[3.4.1　モデル評価 9](#_Toc189150018)

[3.4.2　特徴量評価 10](#_Toc189150019)

[3.5　特徴量の探索 11](#_Toc189150020)

[4.　学習結果 11](#_Toc189150021)

[4.1　東秩父 11](#_Toc189150022)

[4.2　鴻巣 15](#_Toc189150023)

[4.3　幸手 18](#_Toc189150024)

[4.4　東青梅 21](#_Toc189150025)

[4.5　所沢 25](#_Toc189150026)

[4.6　草加 28](#_Toc189150027)

[4.7　多摩市愛宕 31](#_Toc189150028)

[4.8　世田谷 34](#_Toc189150029)

[4.9　南葛西 37](#_Toc189150030)

[5.　考察 40](#_Toc189150031)

[5.1　各地点の最適な特徴量 40](#_Toc189150032)

[6.　まとめ 42](#_Toc189150033)

[7.　今後の課題 42](#_Toc189150034)

[8.　謝辞 43](#_Toc189150035)

[9.　参考文献 44](#_Toc189150036)

# 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環境省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データや、化学物質の輸送を表現するための他地点のデータを学習させ、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、高濃度に関して高精度な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モデルが高濃度を高精度に予測できるかを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。

# 2.　機械学習について

## 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。ただしとして、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

本研究の目的は、高濃度を高精度に予測できるモデルを作成することである。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）

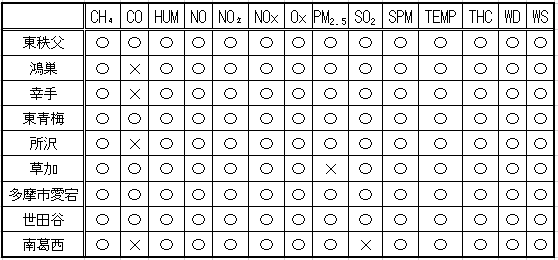
表1 Ox予測モデルに使用するデータセット構造

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い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で〇がついているものはその地点で測定している物質であり、☓がついている物質は測定していない物質のことを指す。

表2　対象地点における常時監視局での測定物質

## 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、高濃度を高精度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日に予測で高濃度を超えた日の割合である再現率は式に表される。予測で高濃度を観測した日に実測で高濃度を観測した日の割合である適合率は式で表される。これら二つの割合の平均の調和平均(F値)は式(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高精度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、この値が大きい時予測を行うにあたって需要度が高い。ただ、特徴量は特徴量同士で依存性があるが、ここで採用する特徴量の組み合わせをすべて考慮した上で選定することは現実的ではない。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、特徴量需要度が低い値はノイズになっている可能性があると考え、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。特徴量は特徴量同士で依存性があるが、ここでは特徴量の組み合わせをすべて考慮した上で選定することは現実的ではない。そのためにこれらの特徴量を用いて学習、評価を行った。

# 4.　学習結果

以下に各地点の結果を示す。なお、以下の表中で『lag = n』はn時間後の予測を指す。特徴量の表記は『物質名\_n』とし、nはn時間前のデータを指す。

## 4.1　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時間後の予測における時間値評価では、調和平均が全データで最も高く85.156%、次点で上位20個の特徴量が81.538%であった。一方、高濃度RMSEおよびRMSEの評価では、ベンチマークの方が精度が高く、全データや上位20個の特徴量ではやや劣る結果となった。さらに、全データと比較すると、上位20個の特徴量の方が精度はやや低かった。ただし、上位20個は特徴量の個数が大幅に少ないにもかかわらず、調和平均および高濃度RMSEの差はほぼないことが確認された。また、日別評価では、上位10個の特徴量が最も高い86.364%の調和平均を示したが、次点の上位20個も83.333%と高い精度を維持していた。これらの結果を総合すると、1時間後の予測においては、特徴量の数を抑えつつ精度を維持できる上位20個の特徴量が最適であると考えられる。

2時間後の予測における時間別評価では、調和平均が上位20個の特徴量で最も高く65.487%、次点で上位30個が64.681%であった。一方、高濃度RMSEでは、上位30個が15.009、上位20個が15.687となり、調和平均とは逆に上位30個の方が若干精度が良い結果となった。しかし、日別評価では、上位20個の特徴量が最も高い71.429%、次点の上位30個が76.697%とわずかながら上位30個が優位であった。これらの結果を総合すると、2時間後の予測においては、全体のバランスを考慮すると上位20個の特徴量が適していると考えられる。

3時間後の予測における時間別評価では、調和平均が最も高かったのはベンチマークで58.621%、次点で高低上位20個が57.851%であった。一方、高濃度RMSEでは、高低上位20個が17.536と最も良い結果を示した。また、日別評価では、調和平均が全データで最も高い65.116%、次点で上位20個が60.465%、高低上位20個は53.333%と他と比べるとやや低い結果となった。しかし、ベンチマークと比較すると、高低上位20個は特徴量の数が少なく、時間値評価において調和平均および高濃度RMSEの点で優れていた。これらを総合すると、3時間後の予測においては、高低上位20個の特徴量が最適であると考えられる。

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(%)  (N = 24) | 適合率(%) | 調和平均(%) |
| ベンチマーク\_lag = 1 | 70.833 | 89.474(19) | 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 |

## 4.2　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時間後の予測における時間値データでは、調和平均が上位20個の特徴量で最も高く、76.852%であった。モデル全体の評価指標であるRMSEを確認すると、ベンチマークと比較してやや精度が劣るものの、高濃度RMSEに関しては8.995と最も低く、高濃度域の予測精度が優れていることが示された。日別評価においても、調和平均は上位20個の特徴量が最も高く、85.714%であった。これらの結果から、1時間後の予測においては上位20個の特徴量が最適であると考えられる。

2時間後の予測における時間値データでは、調和平均が上位10個の特徴量で最も高く、66.055%を記録した。また、高濃度RMSEおよびRMSEの双方においても、上位10個の特徴量が最も優れた精度を示した。日別評価においても、上位10個の特徴量が調和平均で最も高い値を示し、一貫して良好な結果が得られた。このことから、2時間後の予測には上位10個の特徴量が最適であると考えられる。

3時間後の予測においては、調和平均が上位10個の特徴量で最も高く、56.652%であり、次点の上位20個（56.502%）と僅差であった。一方、高濃度RMSEでは、上位20個の特徴量が19.062と最も精度が良く、次点の上位10個は20.845であった。日別評価においては、上位10個の特徴量が65.625%と最も高い調和平均を示した。これらの結果から、3時間後の予測においては上位10個の特徴量が最適であると考えられる。

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 |

## 4.3　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時間後の予測における時間値データでは、調和平均が上位10個の特徴量で最も高く、76.852%であった。また、高濃度RMSEについては、ベンチマークが最も低く8.654であり、上位10個の特徴量では8.701とわずかに劣る結果となった。一方、モデル全体の評価指標であるRMSEを比較すると、上位10個の特徴量の方がベンチマークよりも優れており、かつ特徴量の数も大幅に少ないため、効率的なモデルとなっている。日別評価では、上位30個の特徴量が最も高い調和平均80.000%を示し、次点の上位10個が78.125%であった。日別評価の結果だけを見ると上位30個が適しているように見えるが、時間値評価における高濃度RMSEが11.159と高く、上位10個（8.701）よりも劣ることが分かった。これらの結果を総合すると、1時間後の予測においては、上位10個の特徴量が最適であると考えられる。

2時間後の予測における時間値データでは、調和平均が上位10個の特徴量で最も高く、62.745%を記録した。日別評価においても同様に、上位10個の特徴量が最も高く66.667%を示した。これらの結果を総合すると、2時間後の予測においても上位10個の特徴量が最適であると考えられる。

3時間後の予測においては、調和平均が上位20個の特徴量で最も高く47.619%、次点で全データが43.210%であった。一方、高濃度RMSEに関しては、全データが19.077、上位20個が19.369となり、全データの方がわずかに優れた精度を示した。ただし、特徴量の数を考慮すると、上位20個の方がデータ数が少なく、計算負荷の面で有利である。また、日別評価では、上位20個の特徴量が最も高く46.154%を記録した。これらの結果を総合すると、3時間後の予測においては、上位20個の特徴量が最適であると考えられる。

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 |

## 4.4　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時間後の予測における時間値評価では、調和平均がベンチマークで最も高く80.714%、次点で上位20個の特徴量が80.443%であった。高濃度RMSEに関しても、ベンチマークが最も低く8.869を記録し、上位20個の特徴量では9.505とわずかに高い値を示した。また、日別評価の調和平均においても、ベンチマークが最も高い82.667%、上位20個の特徴量は3番目に高い80.556%であった。時間値評価においてベンチマークが最も優れているが、上位20個の特徴量はその数が少なく、一定の精度が維持されている点が評価できる。これらの結果を総合すると、1時間後の予測においては、特徴量の削減によるモデルの効率化を考慮すると、上位20個の特徴量が適していると考えられる。

2時間後の予測における時間値評価では、調和平均が上位30個の特徴量で最も高く70.758%、次点でベンチマークの70.313%であった。高濃度RMSEに関しては、ベンチマークが最も低く11.850、次点で上位30個が12.232と、ベンチマークの方がやや精度が高かった。また、日別評価の調和平均では、ベンチマークが最も高い73.846%、次点で上位30個の特徴量が70.270%を示した。上位30個の特徴量は、ベンチマークとほぼ同等の精度を維持しながら、特徴量の数を削減できる点で優れている。これらの結果を総合すると、2時間後の予測においては、上位30個の特徴量が最適であると考えられる。

3時間後の予測における時間値評価では、調和平均が上位30個の特徴量で最も高く58.921%、次点でベンチマークが58.559%であった。高濃度RMSEでは、上位30個の特徴量が14.179と最も低く、次点で上位20個の特徴量が14.220であった。また、日別評価の調和平均では、全データが最も高い61.538%、次点で上位30個の特徴量が55.385%であった。時間値評価および日別評価の両面で高い精度を示したことから、3時間後の予測においては、上位30個の特徴量が最適であると考えられる。

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 |

## 4.5　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時間後の予測における時間値評価では、調和平均が全データで最も高く78.049%、次点で上位10個の特徴量が77.419%であった。高濃度RMSEに関しては、高低上位20個が10.061で最も低く、次点で上位10個が10.117と、ほぼ同等の精度を示した。また、日別評価の調和平均は、全データが85.000%で最も高く、上位10個は78.378%で3番目に高い値を記録した。時間別・日別の評価において、上位10個の特徴量は精度が高く、特徴量の削減によるモデルの効率化も考慮すると、1時間後の予測において最適な特徴量であると考えられる。

2時間後の予測における時間値評価では、調和平均が高低上位20個の特徴量で最も高く66.418%、次点で上位10個が65.979%であった。一方、高濃度RMSEでは、上位10個が13.625で最も低く、最も高い精度を示した。さらに、日別評価の調和平均においても、上位10個の特徴量が70.130%で最も高い結果を示した。時間別・日別の評価がともに良好であることから、2時間後の予測においては、上位10個の特徴量が最適であると考えられる。

3時間後の予測における時間値評価では、調和平均が全データで最も高く54.694%、次点で高低上位20個の特徴量が51.883%であった。また、高濃度RMSEに関しては、高低上位20個の特徴量が18.964と最も低く、高い精度を示した。日別評価の調和平均では、上位20個の特徴量が55.882%で最も高く、高低上位20個は48.387%で3番目に高い値であった。高低上位20個の特徴量は、時間値・日別評価の双方において一定の精度を維持しながら、特徴量の数を削減できる点で優れている。これらの結果を総合すると、3時間後の予測においては、高低上位20個の特徴量が最適であると考えられる。

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 |

## 4.6　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時間後の予測における時間値評価では、調和平均が全データで最も高く74.126%、次点で上位20個の特徴量が72.727%であった。高濃度RMSEに関しては、上位30個が11.399で最も低く、次点で上位20個が11.564であった。また、日別評価の調和平均では、全データが71.429%で最も高く、次点で上位20個が69.565%であった。上位20個の特徴量は、精度を維持しつつ特徴量の数を削減できる点で優れている。これらの結果を総合すると、1時間後の予測においては、上位20個の特徴量が最適であると考えられる。

2時間後の予測における時間値評価では、調和平均が上位20個の特徴量で最も高く67.133%を記録した。一方、高濃度RMSEでは、全データが15.383で最も低く、上位20個は17.075で3番目に低い値であった。また、日別評価の調和平均では、上位20個の特徴量が58.537%で最も高い値を示した。上位20個の特徴量は、精度を維持しながら特徴量数を削減できる点で優れている。これらの結果を踏まえると、2時間後の予測においては、上位20個の特徴量が最適であると考えられる。

3時間後の予測における時間値評価では、調和平均が高低上位20個の特徴量で最も高く58.824%を記録した。また、高濃度RMSEに関しても、高低上位20個が18.636と最も低い値を示し、高い精度を示した。日別評価の調和平均では、上位30個の特徴量が50.000%で最も高く、高低上位20個は45.714%で3番目に高い値であった。高低上位20個の特徴量は、時間値評価および日別評価の両方で一定の精度を維持しており、特徴量の削減によるモデルの効率化を考慮すると、3時間後の予測において最適であると考えられる。

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 |

## 4.7　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時間後の予測における時間値評価では、調和平均の値に大きな差は見られず、ほぼ同じ水準で推移していた。一方、高濃度RMSEでは、上位10個の特徴量が8.089と最も低く、高い精度を示した。また、日別評価の調和平均では、全データが最も高く65.455%、次点でベンチマークが65.306%、3番目に上位20個の特徴量が64.151%であった。調和平均の差は小さいものの、高濃度RMSEでは上位10個の特徴量が最も優れている。しかし、上位10個は日別評価の調和平均が59.016%と最も低い値を示していた。これらの結果を総合すると、高濃度RMSEは他と比べて良好であり、日別評価の調和平均でも3番目に高く、かつ特徴量の数が少ない上位20個の特徴量が、1時間後の予測において最適であると考えられる。

2時間後の予測における時間値評価では、調和平均がベンチマークで最も高く71.111%、次点で上位20個の特徴量が69.231%であった。一方、高濃度RMSEでは、上位10個の特徴量が10.976と最も低く、高い精度を示し、次点で上位20個が12.437であった。また、日別評価の調和平均では、全データが最も高く59.091%を記録した。日別評価において上位20個の特徴量は4番目であったが、3番目の高低上位20個との差はごくわずかであり、時間値評価においては良好な精度を示した。さらに、上位20個の特徴量は高低上位20個と比較して特徴量の数が少ない。これらの結果を総合すると、2時間後の予測においては、上位20個の特徴量が最適であると考えられる。

3時間後の予測における時間値評価では、調和平均が上位10個の特徴量で最も高く66.986%を示した。高濃度RMSEについても、上位10個が14.178と最も低く、高い精度を記録した。さらに、日別評価の調和平均においても、上位10個の特徴量が最も高い54.902%を示した。時間値評価および日別評価の双方で最も高い精度を示したことから、3時間後の予測においては、上位10個の特徴量が最適であると考えられる。

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 |

## 4.8　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

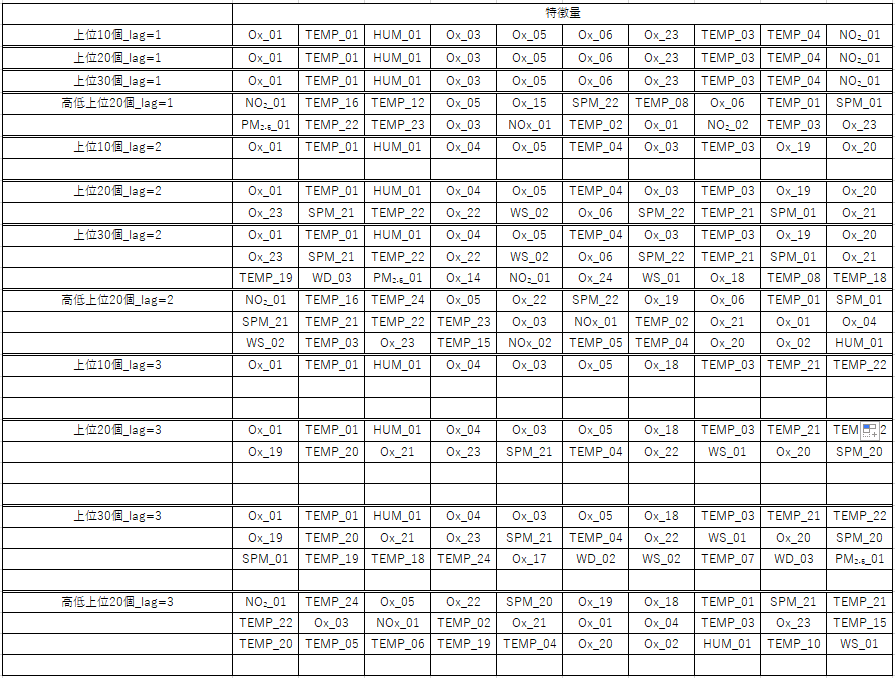


　表26、27にそれぞれ世田谷の時間別評価、日別評価を示した。

1時間後予測の時間値評価において、調和平均では高低上位20個が最も高い79.646%を記録し、次点で上位20個が79.612%となった。高濃度RMSEにおいては、高低上位20個が最も精度が良く、13.103であり、次点で上位20個が14.605であった。また、日別評価の調和平均では、全データが81.818%であり、上位20個が76.596%であった。時間値評価において、高低上位20個と上位20個では精度に大きな差はなく、上位20個の方が特徴量の数が少ないことが確認された。これらの結果を総合すると、1時間後予測においては、時間値評価および日別評価の両方で高い評価を得た上位20個の特徴量が最適であると考えられる。

2時間後予測の時間値評価において、調和平均では高低上位20個が最も高い61.616%、次点で上位30個が60.793%であった。高濃度RMSEにおいても、調和平均と同様に高低上位20個が最も精度が高く、次点で上位30個が高精度を示した。また、日別評価の調和平均では、上位20個が58.824%、高低上位20個が4番目で48.980%であった。日別評価においては、高低上位20個の精度が他の組み合わせよりも低かったが、時間値評価において最も高い精度を示したため、2時間後予測においては高低上位20個が最適な特徴量であると結論できる。

3時間後予測の時間値評価において、調和平均では上位30個が最も高い精度を示し、53.714%を記録した。高濃度RMSEにおいては、全データが24.626で最も精度が高く、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%で最も高かった。これらの結果を総合すると、3時間後予測においては上位30個の特徴量が最適であると考えられる。

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 |

## 4.9　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において、調和平均では上位20個が最も高い73.381%を記録した。高濃度RMSEにおいては、12.297が最も精度が良かった。また、日別評価の調和平均では79.070%となった。このように、時間値評価および日別評価において共に高い精度を示した上位20個の特徴量が、1時間後予測において最適であると考えられる。

2時間後予測の時間値評価において、調和平均では上位10個が最も高い55.556%を記録した。高濃度RMSEにおいては、23.716で最も精度が良かった。また、日別評価の調和平均では、全データが60.606%で最も高く、次点でベンチマークおよび上位10個が58.824%となった。時間値評価において最も精度が高く、日別評価でも高精度を示し、かつ特徴量が最も少ない上位10個の特徴量が、2時間後予測において最適であると考えられる。

3時間後予測の時間値評価において、調和平均では上位30個が最も高い45.361%を記録した。高濃度RMSEにおいては、上位10個が30.298で最も精度が良く、次点で上位30個が30.852であった。日別評価において、上位30個の調和平均は53.333%であった。このように、時間値評価および日別評価において高い精度を示した上位30個が、3時間後予測において最適な特徴量であると考えられる。

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 |

# 5.　考察

## 5.1　各地点の最適な特徴量

　各地点でn時間後予測に高精度であった特徴量を表31に示した。

表31　n時間後予測に高精度な特徴量

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | 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時間後予測において、幸手および所沢を除く地点では、上位20個の特徴量が高精度であった。2～3時間後予測以降については、地点ごとに異なり、規則性は見受けられなかった。また、各地点における1～3時間後予測の高精度な特徴量は時間ごとに変動しており、こちらにも特定の規則性は確認できなかった。このように選定した特徴量について、東京エリアでは東青梅、多摩市愛宕、世田谷、南葛西が、埼玉エリアでは草加、所沢、東秩父、鴻巣、幸手がグループ分けされ、重複する特徴量はそれぞれ表32および表33に示されている。

表32　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33　埼玉における重複した特徴量

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

東京では、時間の経過とともに重複している特徴量の数が減少していることが確認された。2時間後予測において、1時間後予測で重複していた特徴量である2、3時間前の気温および23時間前のOxが消失し、22時間前のOxが新たに重複した特徴量として現れた。しかし、これらの特徴量は他の時間帯で重複して現れることはなかった。一方、1時間前のOx、1時間前の湿度、1時間前の気温は、すべての時間帯で確認された。このことから、東京では1時間前のOx、1時間前の湿度、1時間前の気温が必須の特徴量である可能性が示唆される。

埼玉では、3時間後予測にのみ24時間前の気温が重複して出現した特徴量として確認された。この現象は、1時間前の気温と24時間前の気温の挙動が類似しているため、偶発的に現れた可能性があると考えられる。また、1時間前のOx、1時間前の湿度、1時間前の気温はすべての時間帯で確認されており、埼玉でも1時間前のOx、1時間前の湿度、1時間前の気温が必須の特徴量である可能性が考えられる。東京、埼玉の重複している特徴量をまとめたものを表33に示した。

表34　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34を確認すると、すべての予測時間において1時間前のOx、1時間前の湿度、1時間前の気温が使用されていた。これらの結果から、高濃度Oxを予測するために必要な特徴量は1時間前のOx、1時間前の湿度、1時間前の気温であると考えられる。また、高濃度Oxを予測する際には、n時間後および地点によって最適な特徴量が異なることが予測される。したがって、地点およびn時間後予測に適した特徴量の剪定を行うことが重要であると考えられる。

今回の研究では、全データを学習させた後に特徴量の重要度を算出し、その後需要度の高い特徴量を抽出する方法を採用した。このアプローチにより、ベンチマークモデルよりも高精度なモデルを構築することができた。したがって、単純に特徴量を抜き差しする手法よりも、より効果的な方法であったと言えるだろう。すなわち、3.5節で立てた「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唆している。

# 6.　まとめ

本研究では高濃度を高精度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、本研究の結果は『高濃度域で特徴量需要度が高いものが最適な特徴量となる』という仮説を完全には支持しないものの、その可能性を示唆している。

# 7.　今後の課題

本実験において特徴量を個々で見ないと規則性は見受けられず、特徴量の一般化を行うことができなかった。そのため、単一地点ではなく複数地点の考慮、関東で起きている海陸風循環などの考慮を行うことで特徴量の一般化あるいは規則性が見つけられると考えた。

# 8.　謝辞

　本研究を行うにあたって指導教官である櫻井先生には、研究の方針を考える際や行き詰った際などにたくさんのご助言をいただきました。また、本研究室の院生である細越さん、入澤さん、高井さんにご助言やデータの抽出など様々な場面でご協力をしていただき、同期には違った視点からの意見をいただき新たな知見を得ることができました。ここで上げさせていただいた皆様のおかげで本研究を行うことが出来ましたことこの場をお借りして感謝申し上げます。

# 9.　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) : 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の有効性の検討　明星大学大学院　理工学研究科　環境システム学専攻　  
博士前期課程, 令和　6年度修士論文

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