

視程観測の自動化と気象観測システムの構築

～視程目標物の同時判別の試行と web データベース開発～



東京都立立川高等学校 天文気象部

2年 安原知廣

山野辺縁

島貫いく

前嶋和

天文気象部員(観測記録の整理と目視観測)

要旨

本校天文気象部では、77年前より視程を含む気象要素の観測を続けており、2007年には視程以外の自動気象観測装置を導入した。視程の目視観測については5年前に20年ぶりに再開し、先輩が過去と現在の比較分析を始めて、過去の極端な悪視程と大気汚染との関係を明らかにした。しかし、毎日2回の観測を継続することに大変さがあり、視程観測の自動化を目指して4年前にRaspberry Piと一眼レフカメラを用いて自動観測する装置を開発した。また、撮影画像を用いて視程目標物の東京スカイツリーと新宿ビル群に深層学習を利用し視程の自動判別を行った。しかし機械学習に画像を利用するには観測装置の点検による画角がずれを手動で修正する必要があったため2年前にずれ算出及びその修正を行うプログラムを作成した。また32ヶ月分の観測データを分析し視程はほぼ天候により影響され、湿度も関連していることが分かった。

本研究ではMask R-CNNを利用し、1枚の画像から複数の視程目標物を検出するとともに、検出された物体に対してピクセル単位で領域を判別した。また観測装置の稼働状況をリアルタイムで確認するためのダッシュボード、蓄積したデータのデジタル化とそれらデータを閲覧するwebデータベースの作成に取り組んだ。視程の分析については先行研究(2019 田口)に引き続き、戦後50年間の指定のうち1980年代の視程の整理・分析を行なった。また、視程と大気汚染の関係について調べるためPurpleAir(大気質観測装置)を新たに導入し、分析に用いた。

はじめに

本校では約 75 年前から気象観測(8 時と 15 時の気温・湿度・風速・風向、最高気温と最低気温・雨量・視程など)を続けてきた。観測は百葉箱と屋上で 1 日 2 回、天文気象部員が交代で土日も欠かさず実施してきたが、1995 年以降欠測が増えた。そこで、2007 年には、自動気象観測装置を導入し、視程以外の観測を再開させた(図 1)。

2017 年には、東京大学の Live-E! プロジェクトに参加して新たな自動気象観測装置を設置した。この観測装置は 1 分毎に記録したデータを東京大学のサーバーにアップロードするため、データを Web 上からいつでも見ることができる。

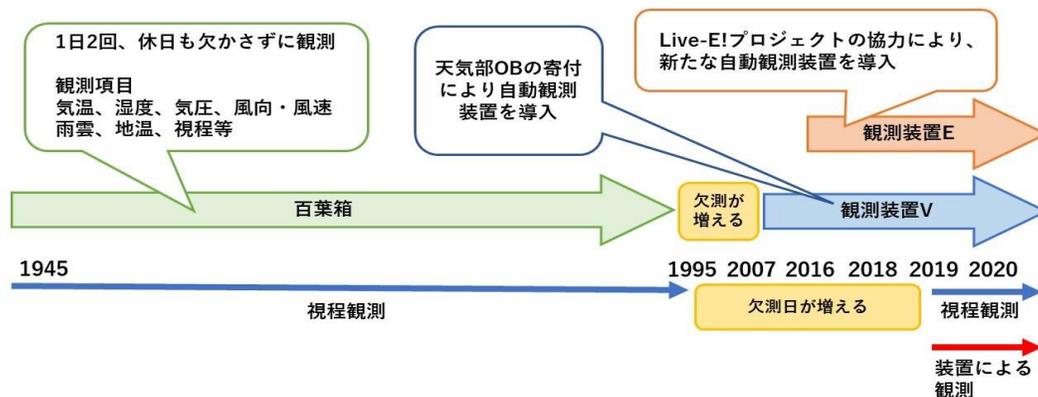


図 1 本校の気象観測方法の変遷

視程階級	視程距離	番号	目標物
1	0.1km	①	目の前のマンション
2	0.45km	②	YAZAWA Deux Bldg.
3	0.75km	③	立川病院
4	1.0km	④	ラポール西国立
5	3.0km	⑤	一橋大学法人本部棟
6	4.3km	⑥	多摩総合医療センター(府中病院)
6	4.9km	⑦	ライオンズガーデン西国分寺
7	13km	⑧	グレースアタワー三鷹
8	25km	⑨	新宿ビル群
8	36km	⑩	東京スカイツリー

図 2 本校オリジナルの視程階級表

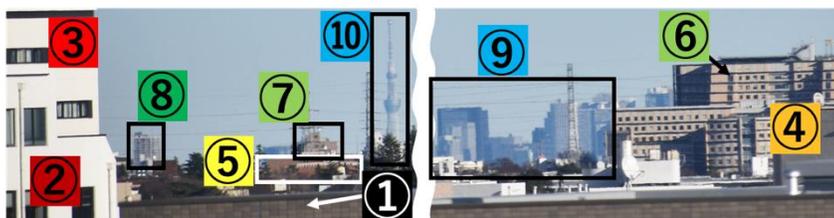


図 3 視程目標物

視程とは、観測場所から識別することのできる距離の程度を表す気象用語で、どの程度見通しがきくかという情報で大気汚染などの指標となる。本校の視程観測は 1990 年代後半に欠測が増え、その後停止していた。2018 年に先輩が過去の記録を整理、分析する研究を開始し、過去の悪視程と大気汚染の関連を明らかにした(田口 2019)。研究の開始と同時に、20 年以上途絶えていた屋上での視程の目視観測を再開させたが(図 1)、毎日 2 回定時に観測する大変さがあり、欠測が増えた。そこで 2019 年から観測の自動化に取り組み、小型コンピュータ (Raspberry Pi) で制御したカメラで撮影する観測装置を製作し、遠隔装置でデータを得るプログラムを開発した。(田中ら 2019、田中・安原ら 2020)。視程観測の目標物(図 3)を設定し、オリジナルの階級表を作成し(図 2)、観測の精度を高めた。2021 年には、撮影されたデータから視程判定の自動化を目指すとともに、新たに気象観測データを表示するモニタリングシステムの製作を開始した。また、観測装置点検のたびに生じる画角のずれを算出及び修正を行うプログラムを作成した(井上・安原・戸田 2021)。

先行研究

本研究は2019年から行われている視程観測の自動化を引き続き行った研究であり、特に2019～2021年の「視程と大気汚染・気象現象の関連」、2023年の「観測データ公開のためのダッシュボード作成」、2019～2023年の「機械学習を用いた視程目標物の判別」を引き継いだものである。

先行研究1 視程の大気汚染・気象現象に関する研究と視程の自動撮影装置の製作(2018～2019)

本校天文気象部の田口(2018, 2019)の研究により、過去の本校周辺の視程は1959～60年代に非常に悪く、その原因として、当時の主力であった石炭燃料の燃焼や集じん装置の不備による煤煙、現在に比べ湿度が高く温度差があったことによる逆断層や朝もや等が推定された。またインタビューや文献調査から本校近くにあった当時極東最大の輸送基地であった米軍基地の影響が示唆された。

また、浜島らの2019年の研究では2019年12月に都心方面に向けた撮影装置を自作し、目視観測と並行して撮影画像から視程を判定する方法を取り入れた。さらに浜島・安原らは2020年の研究で、観測装置の改良を重ねながら約8ヶ月間の観測データを得て、降水現象や湿度が与える指定への影響を調査した。

また、2022年さらに11ヶ月の観測データを加えて現在の視程の傾向を調査し、様々な手法でデータを分析した。新川らが都心方面のデータだけではなく、2021年より開始した富士山方面のデータについても調査を継続し気象要素と富士山の見え方の関連を分析した。その結果、悪視程時は湿度が高いことが多く、視程が4.3km以下においては降水が関連することが分かった(図4)。降水時は降水粒子、湿度が高い時は水蒸気を吸収して成長する特性を持つエアロゾルとの関連が考察された。また、一時間毎の撮影画像を並べるプログラムを作成し、視程と天候の関係について調べ、降水時には視程が悪くなる傾向があることが確認できた(図5)。

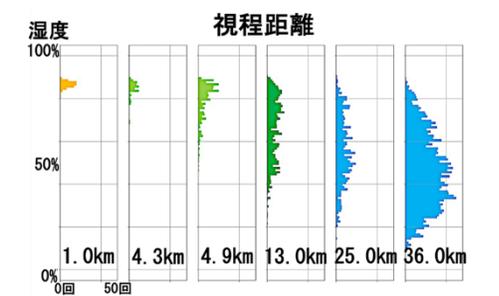


図4 視程距離と相対湿度の関係(一部)

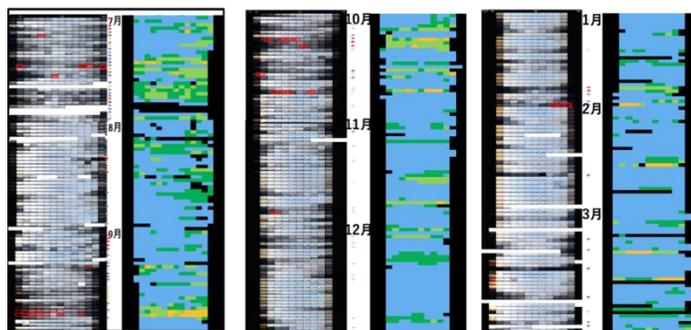


図5 撮影画像の連続データと視程階級

さらに、2022年では目視観測と撮影画像の判定結果の比較を行なった。25ヶ月分のデータを利用し、結果として約8割で目視観測と画像観測の結果が一致した(表2)。残りの2割では天候が不明瞭で目標物に薄雲がかかっていたり、目視の観測時間が確実に8時と15時に判定に使用している画像の観測時間と差異が生じていたりすることが考察された。

	午前	午後	合計
画像の方が良視程	16	23	39
目視の方が良視程	65	29	94
差なし	336	406	742
合計	417	458	875
一致した割合	81%	89%	85%

表2 画像と目視の視程観測の比較(25か月)

他に指定の月毎の変化についても調査を行った(図6)。結果として年によっては同じ季節でも気象状況が視程に大きく作用していることが確認された。しかし大まかに見て4~11月は低視程の割合が多く12~3月はその割合が低い傾向にあることが判明した。それは梅雨期や夏季の停滞前線や台風、冬期の高気圧が影響していると考えられた。

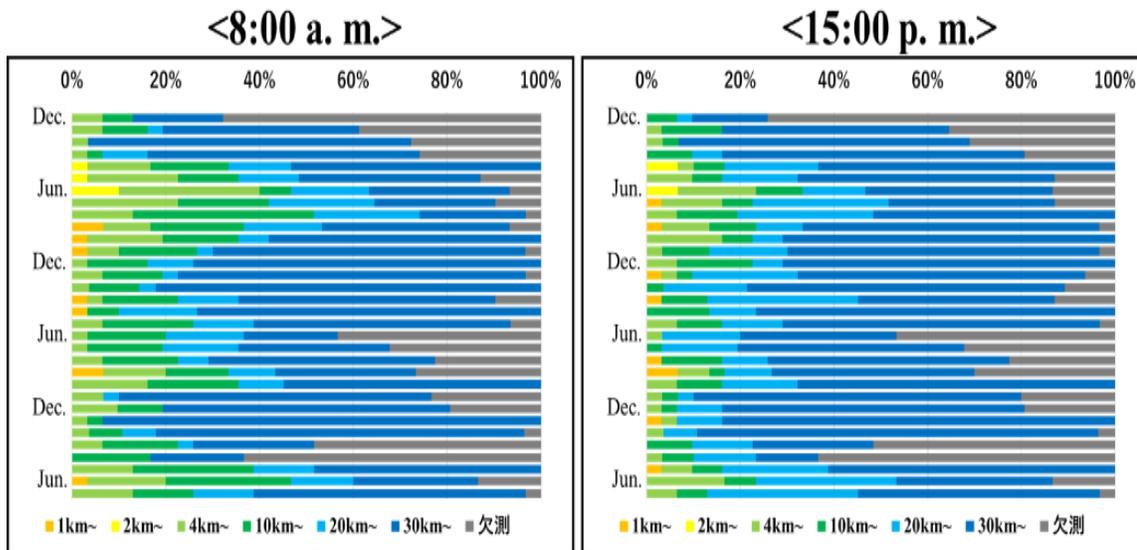


図6 立川高校における視程の月別変化(撮影画像からの判定 32 か月分)

先行研究2 撮影画像の視程目標物を 機械学習によって判別(2019~2021)

Raspberry Pi で制御したカメラを使用した観測機器(2019年製作)で撮影した画像内の視程目標物の判別を視での観測と並列して行っているが、本研究では画像内の視程物判別の自動化を、深層学習を利用することによって試みた。

まず、手動で目標物が映っている範囲を切り出し、検証データに視程目標物の「見える/見えない」ラベル付けをしてから、学習させた深層学習モデルに判断させた。目標物には東京スカイツリー(36 km)と新宿ビル群(25 km)の2つを選んだ。

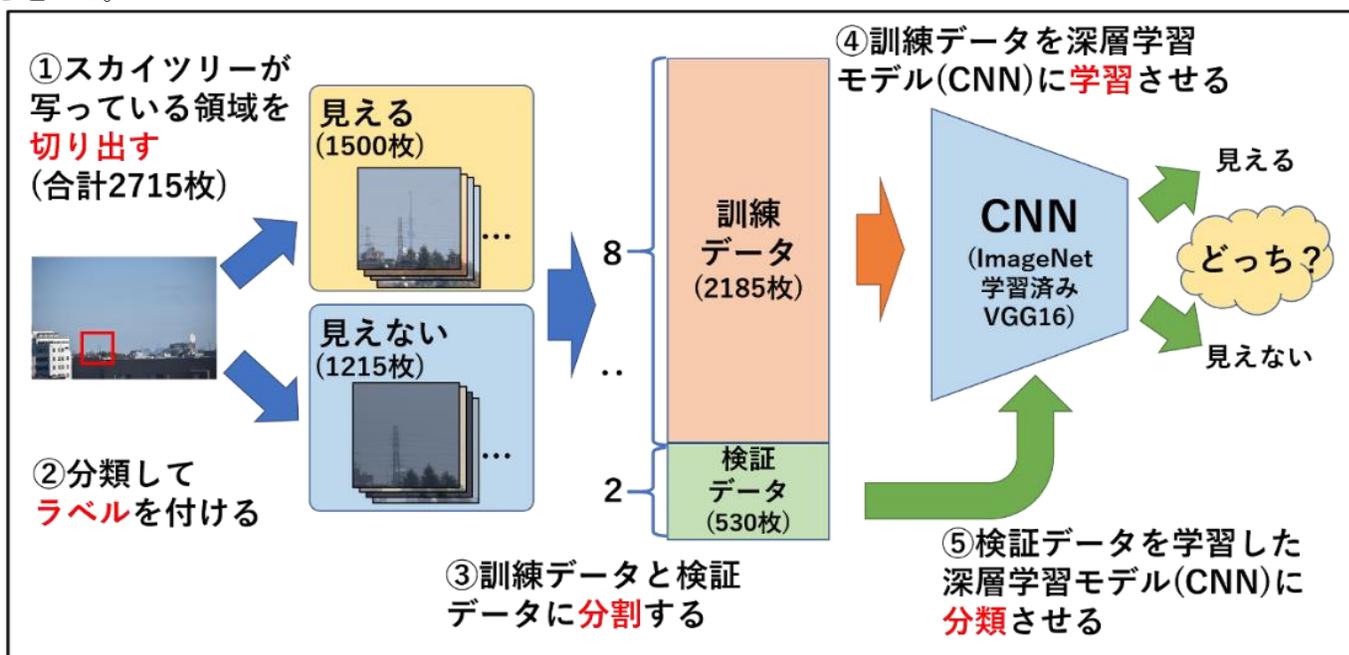


図7 深層学習による判断の流れ

モデルを用いて判断させた結果、東京スカイツリーでは 94.9%、新宿ビル群では 93.6%と十分な正答率となった。不正解だったもののほとんどは、人が「見える/見えない」の判断をする時点での誤りであり、視程物の一部しか見えていないことが原因で不正解になったものはごく僅かであったため、十分な精度であると考えられる。

しかし、この深層学習モデルが判別を行うためには、観測装置の点検のたび生じる画角のずれを、人が座標を指定することによって補正する必要があった。これはかなりの負担であり、また将来的には深層学習モデルによるリアルタイムでの視程判別を目指しているため、特徴点マッチングを用いた画角のずれ補正を試みた(図 8)。ずれを検出する目標物には本校から近く、悪視程の時でも基準とすることができ、特徴点がとりやすい立川病院 (7.3 km) を用いた。

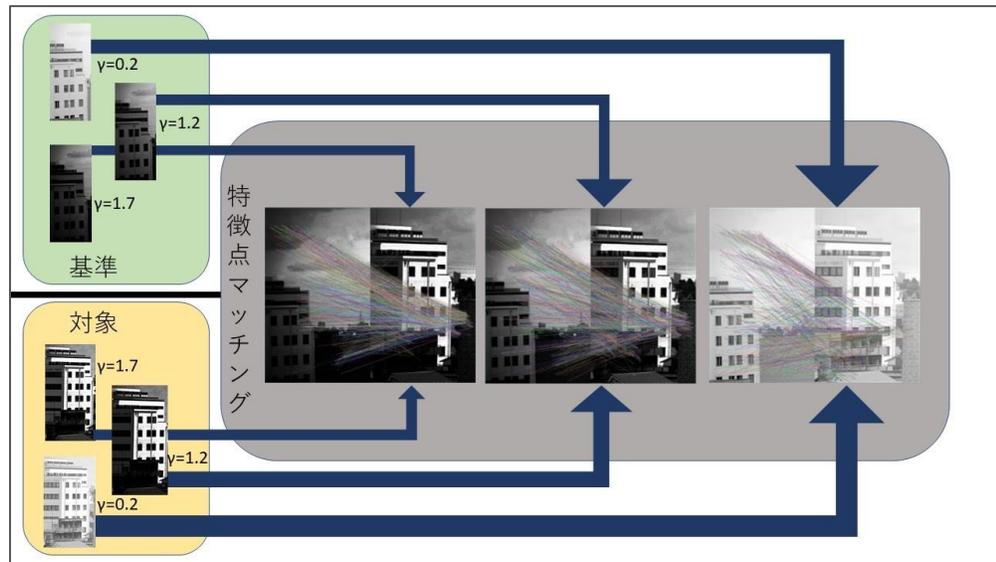


図 8 特徴点マッチングの流れ

実行した結果、画像の時刻が比較対象と大きく異なるときに露光量の違いが生まれ、輪郭の明瞭度に影響を与えてしまったため補正がうまくいかなかった。

また、別のアルゴリズムで撮影画像のずれの自動修正を行うプログラムの作成を試みた。撮影画像の彩度や輝度を利用して前処理を行う。そして基準とする画像(以下基準画像と記述)からずれを求めたい画像(以下対象画像と記述)がどの程度ずれているかを最大精度約 60%で算出することができた。

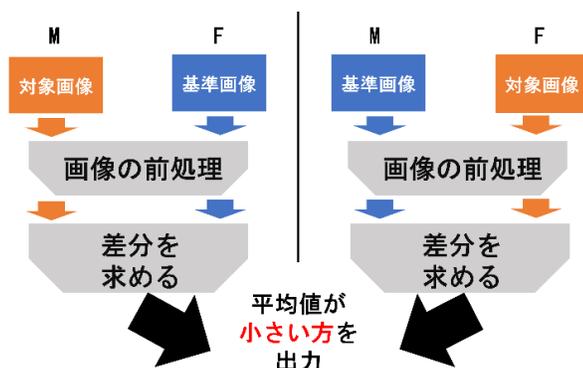


図 9 ずれ算出の流れ

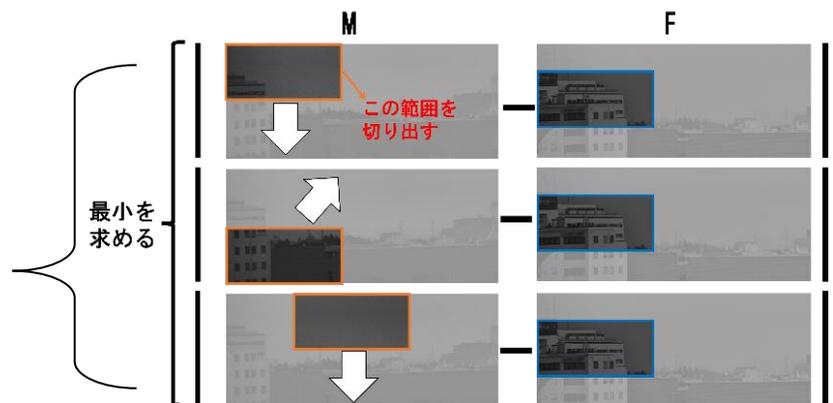


図 10 差分を求める手法

本研究

研究1 既存モデルを用いた自動判別の継続

1. 研究背景

先行研究にて視程目標物を自動判別する深層学習モデル(CNN)が作成された。本研究ではそのモデルによる視程目標物の判別の継続を目標に新たに2021年2月から2022年12月のデータを判別させた。なお、以降より先行研究にて作られた深層学習モデルを既存モデルとする。

2. 手法

新たなデータのうち、スカイツリー(36km)がある座標を手動で指定して切り出し、既存モデルに判別させた。

3. 結果

90.2%と高い精度で判別することができた。

		機械判別	
		見える	見えない
	見える	1466	184
	見えない	49	669

表3 既存モデルによる分類結果

研究2 新たなモデルを利用した複数の視程目標物の判別

1. 研究背景

先行研究で完成させた視程観測装置は本校屋上に設置されており、一眼レフカメラを用いて10分ごとに都心方面の画像を撮影し、Raspberry Piを用いてUSBメモリに保存するというものである(図12)。そこで撮影された画像について、対象物のある場所を手動で指定したうえで、CNNを用いて東京スカイツリー、新宿ビル群(それぞれ本校から36km, 25kmの視程対象物)が見えているかどうかを90%以上の精度で判定することを可能にした。



図11 視程目標物の種類とその見え方



図12 観測装置の内部

しかし、この観測装置は内部の掃除をするたびに画角のずれが生じてしまう。機械学習を行い撮影画像を利用するには、ずれが生じるたびに視程目標物が映っている範囲を手動で座標を指定して切り出す必要があった(図13)。

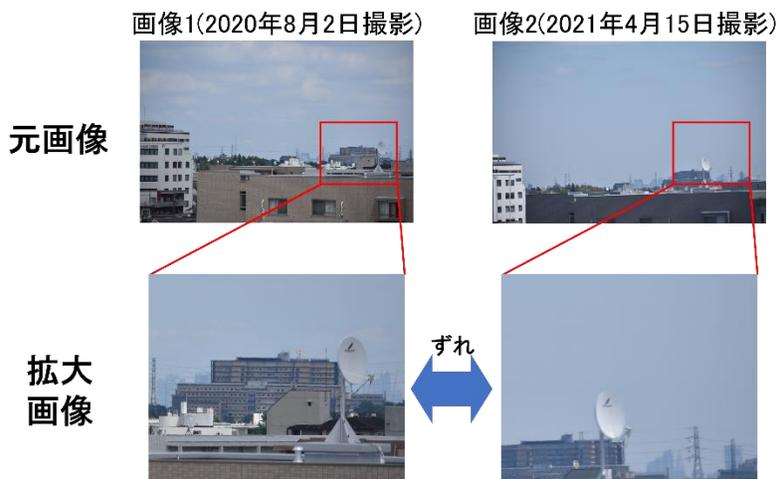


図13 同じ座標を切り出した時のずれの様子

先行研究ではずれを算出するプログラムを作成したが、本研究では観測機器で撮影した写真から切り出す前処理なく直接視程目標物を判別するディープラーニングモデルモデルを作成した。

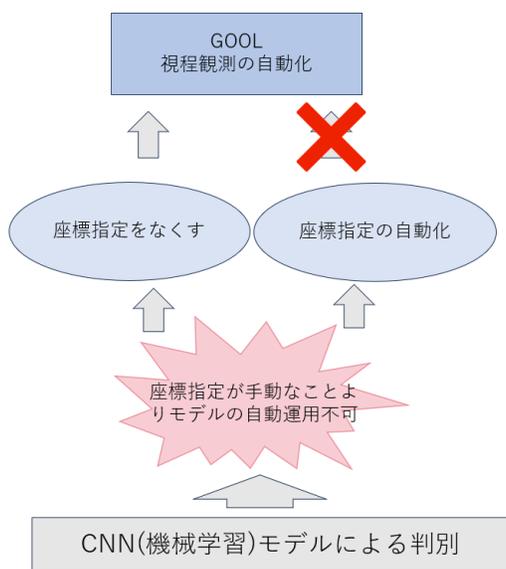


図14 本研究に至るまでの流



図15 判別後の画像の例

2. Mask R-CNN を用いた視程目標物の判別

Mask R-CNN とは

入力した画像に対し

- ①その画像にどんな物体が映っているのか判断する
- ②検出した物体に対してピクセル単位で境界を判断する(インスタンスセグメンテーション)

という2つのタスクを行うディープラーニングモデルである。視程目標物はお互いに重なり合って境界線が分かりにくいところがあり、判別結果を画像として可視化するときによりわかりやすくするためMask R-CNNを使用することにした。



図 16 視程目標物が重なってしまっている例

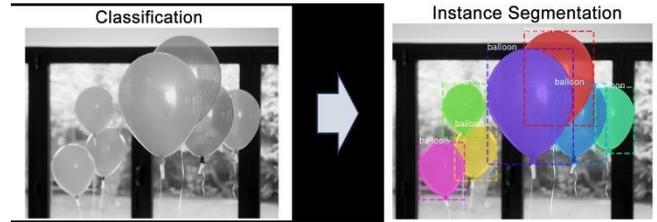


図 17 Mask R-CNN の例。個々の風船を検出し、領域を色で塗りつぶしている

手法

①アノテーションツールである labelme を使用し学習データを作成(計 789 枚)

②学習用データと検証データを 8:2 でランダムに分けた

③detectron2 というライブラリを使用しモデルに学習させた

※アノテーションとは機械学習における教師データを作ること

※今回はアノテーションに時間がかかることを考慮し 10 個ある視程目標物のうち 3 個で実施した。

④Mask R-CNN の学習済みモデルで 244 枚の画像を判別させ、目視観測結果と Mask R-CNN の判断結果が一致した枚数、目視観測結果に対する一致率をもとめた。

※Mask R-CNN は複数の種類の物体を検出するモデルのため、検出されたもののうち最も視程階級が大きいものを判別結果として比較に利用した。



図 18 アノテーションの例

結果

精度は以下のものであった。

表 4 目視観測の結果と Mask R-CNN モデルの判別の一致率

	目視	一致した枚数	一致率
東京スカイツリー(36km)	139	70	50.40%
新宿ビル群(25km)	48	43	89.60%
グレースシアタワー三鷹(13km)	23	0	0%
その他の目標物(13km未満)	34	8	23.50%
すべて	244	121	49.60%

また、可視化を行った結果、以下のように表示された。

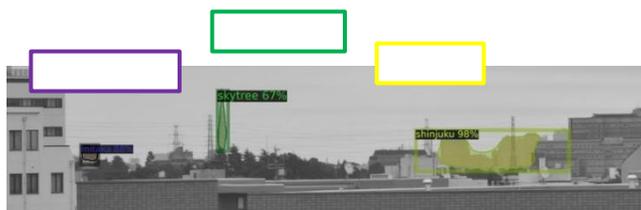


図 19 成功した判別例



図 20 失敗した判別例

この画像からわかるように、可視化したときに1つの視程目標物に対し2回物体を検出してしまっている例が複数あった。

考察

全体での一致率は約50%であったが、各視程目標物での差が激しかった。特に一致率が悪かったグレーシアタワー三鷹について調査した結果、目視でグレーシアタワー三鷹(13km)と観測された数は23であったが、Mask R-CNNモデルの判別ではそのうち21が新宿ビル群(25km)と判断されていた。また、その他の目標物(13km以下についても同様のことが発生していた。これは新宿ビル群が過剰に検出されていることが原因だと考えた。

また、前処理として画像のグレースケール化を行っているが、その時にスカイツリーが白く見えることによりMask R-CNNモデルの判別材料となる他の部分との差異があまり生まれなくなってしまい、検出することができずスカイツリーの一貫率が下がっているのではないかと考えた。

今後の展望

今回の判別では視程目標物の「見える・見えない」の閾値を一律で50%としたが、視程目標物ごとに閾値を調節することにより一致する割合の向上を目指す。また、前処理の方法を工夫する。

最終的にはリアルタイムでの自動判別を行うことを目標としているため、すべての視程目標物を認知できるモデルを作成する。また、判別結果を画像で表示するとき各視程目標物に対して1つの判別結果を出力するようにプログラムの改良を行う。

研究3 リアルタイム観測データ公開のためのダッシュボード作成

欠測や装置内部の温度上昇など、観測装置で発生した異常に気づくにはコマンドライン上からログを確認するしか方法が無く、異常に気づけないことがあった。更に、コンピューターの知識がない部員がデータを確認する手段がなかった。そこで、観測装置の稼働状況をより視覚的に情報を確認できる web ページの作成に取り組んだ。図 21 に構成図を示す。

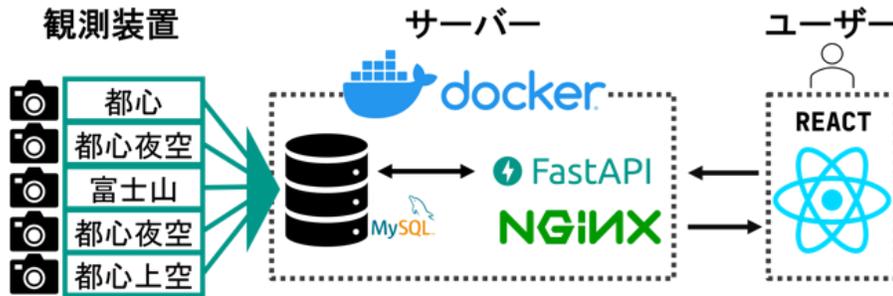


図 21 ダッシュボードの構成図

データベースに複数設置している観測装置のデータ及び定時撮影で取得した画像及び自動で書き込みされるログファイルをダッシュボード上に表示するプログラムは主に React・FastAPI・MySQL・Nginx を用いて作成した。これにより観測装置の状況(観測装置 CPU 温度、メモリ使用率等)やリアルタイム観測データ(リアルタイム観測画像、温度、湿度等)を誰でも遠隔で視覚的に把握できるようになった。更に、ダッシュボードの作成にはレスポンスデザインを取り入れ、それぞれの端末に適したデータ表示を実現した(図 22)。

また iso や露出時間等を指定したカメラの遠隔操作を可能にし、視程に影響する特殊で発生頻度の低い気象現象(黄砂やゲリラ豪雨等)が発生した際、適したカメラ設定に調整して撮影ができるようになった(図 23)。



図 22 ダッシュボードをスマートフォンで映した様子



図 23 ダッシュボードをノート PC で映した様子

研究4 観測データ公開・活用のための web データベース作成

背景

古くから蓄積されている観測用紙は長期保存等を要因に劣化し始めており、分析に実物の観測用紙を用いることは用紙の破損等が懸念され、データの喪失を招くという恐れがあった。また、2019年の先行研究で分散していた記録を年代ごとに整理したが様々な要素を比較する必要がある場合などはその都度データを整理しなければ



図 24 蓄積した観測用紙

ならないという面倒さがあった(図 24)。そこで観測記録のデジタル化を行い、GUI(Graphical User Interface: マウスや指で操作可能な画面)ベースの web データベースを SPA(Single Page Application: ページの移動を行わないため高速な通信や画面遷移を行う web システム)上に構築することで、記録の保守性と可用性の向上に取り組んだ。

1. 手法

<デジタル化について>

蓄積した記録のデジタル化に関しては観測用紙をスキャンするための機器の数や時間を考慮し、スキャンではなく単に画像で撮影することとした。また、ファイルの検索が容易であることや高度なセキュリティ性を備えたデータセンターでデータを管理している等の点でアドバンテージがあるためサーバーではなく Google Drive をデータの保存場所とした。

<web データベースの作成について>

フロントエンドには SPA 開発がしやすい他、保守性を高めるために React と比べ学習コストが低い Vue.js を採用した。バックエンドには Python での開発が可能で、実装及びリファクタリングの容易さ、機械学習との適合性、軽量性に優れており、Swagger UI の自動生成や将来的な拡張性を考慮し Flask 等ではなく FastAPI を用いた。また、Google Drive から画像情報を取得するため FastAPI 内では Google Drive API を使用している。

図 25 に web データベースの構成図を示す。

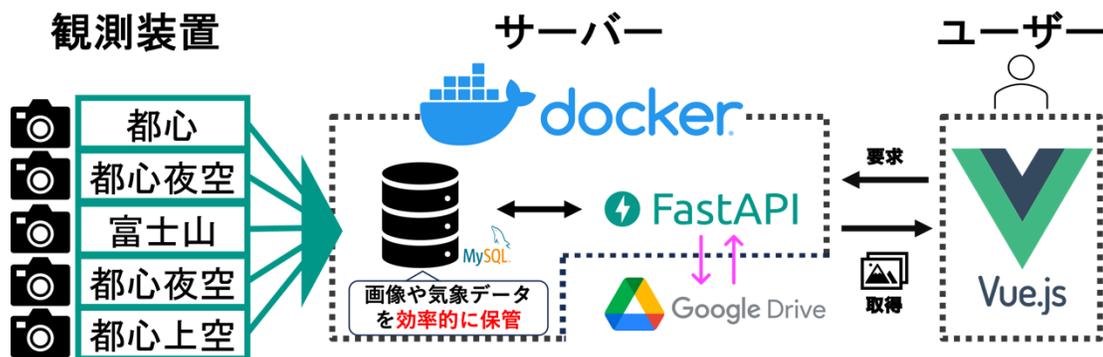


図 25 web データベース構成図

<画像表示の流れ>

- ① Docker 利用により常時稼働している SPA 上で表示したい画像の情報を選択しボタンを押すことで FastAPI にリクエストを送信する。
- ② MySQL にアクセスし要求された画像を表示するための情報を取得する(過去資料の閲覧の場合 Google Drive に保存してあるため Google Drive API で画像 ID を取得する)。
- ③ 取得したデータを用いて Vue で表示する際に適切な形式で応答する。
- ④ Vue.js が FastAPI から応答を受け取り、それを使用して画像を表示する。

<実装する上での工夫点>

- API 実装において CORS(クロスオリジンリソース共有)を取り入れた。これにより外部からのデータ取得が可能になり、認証と認可も強化され web アプリケーションの脆弱性を軽減させた。

- 一部にタグによる検索機能を実装することにより、年月だけでなく気象条件に注目して画像の検索ができるようになり可用性を向上させた。
- 手元のノート PC とサーバーの環境の差異をなくし、開発を円滑にするために SPA の立ち上げには Docker を使用した。
- データを表示に適した形で取得するために MySQL によるデータ管理を行った。
- API のテストケースを作成し試験的な動作確認を容易にした

2. 結果・今後の展望

<結果>

蓄積した過去の観測記録をデジタル化した。また、Tailscale (VPN) の利用によりインターネット環境がある場所で遠隔アクセス可能な web データベースの作成をした(図 26)。これにより観測用紙の破損等により記録の読み取りが困難になった場合にも観測記録を電子データとして半永久的に分析で活用することができるようになった。さらに web データベースでは GUI を基調とした設計により SQL の知識が無い研究員もノーコードで容易にデータの閲覧が可能になり可用性も向上させた。

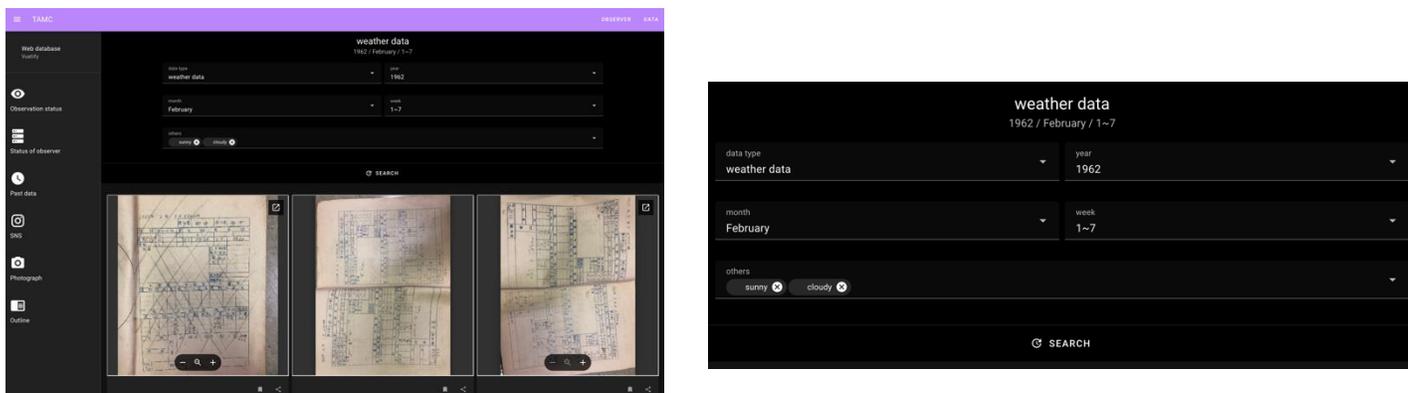


図 26 web データベースを映した様

<今後の展望>

- データの一元化と web データベースの拡充」を目指す
単に画像データだけではなく気象データなどの本校で記録している多様な情報を一元化し web データベース上で利用者が容易に閲覧できるようにする。また気温や湿度等の気象データに関しては表を出力しそれらデータを CSV 形式にエクスポートする機能の実装を行う。
- 「Tailscale 接続の省略と SPA のパブリック公開」を目指す
アクセス時に Tailscale を介して接続する必要があった SPA を一般公開することで、それら接続の手間を省く。これにより本校の気象データは幅広い科学研究に活用され、新たな知見の発見も期待される。

研究5 1980年代の視程データの分析

1. 研究背景

先行研究(2019 田口)で本校天文気象部に残っていた観測記録を整理し、約1万5千件のデータを入力戦後50年間の視程の分析が行ったが、1980年代のデータについては、記録方法が変更され、当時の目標対象物が判明できなかった。それより以前の方法で整理すると、改善していた視程が急に悪化することになるため、分析できず이었다。本研究ではこれらの先行研究で未分析であった1980年代の視程データを入寮しての分析を試みるとともに、気象庁のデータについても同様にデータを入手し、数値を手入力を入れてグラフ等を作成した。

2. 本部の1980年代の視程記録

1980年代以降の本部の観測記録には、視程に関する記録が数値(図28①)と東京タワー、新宿ビル群の見え方(◎○△×)(図28②)の二つの形式で書かれていた。先行研究では数値記録の記録方法が変化した可能性があり、OBに聞き取り調査を行ったが有益な情報が得られず、記録を読み取り分析することができなかった。本研究でも再度OBへの聞き取り調査を行ったが、進展はなかった

3. 見え方の記録を用いた視程の分析

<方法>

本校から31km先にある東京タワー、25km先にある新宿ビル群の見え方の記録(約7000件)と気象庁の視程の記録(7000件)を利用し、視程の経年変化および月ごとの変化を調査する。

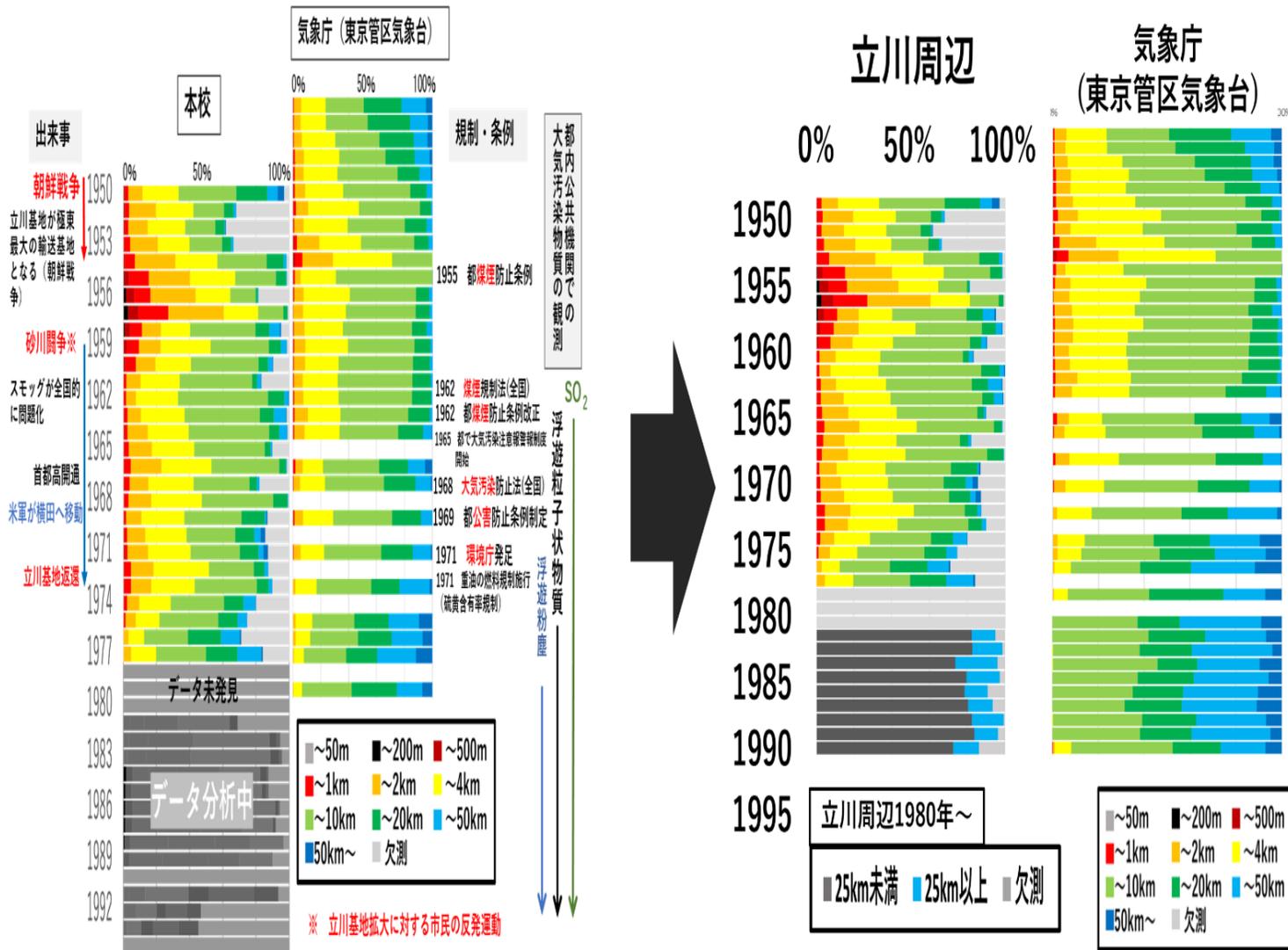
図27 気象庁の観測原簿

図28 本部の1980年代の気象観測の記録用紙

<結果と考察>

視程の経年変化

本校の視程階級が8以上である割合を調査し、また同時期の気象庁の視程を入力した。そして、これら二つのデータから作成した先行研究のグラフに加筆した(図 29)。また、図 29 は気象庁の視程を立川周辺の視程と同じ形式で



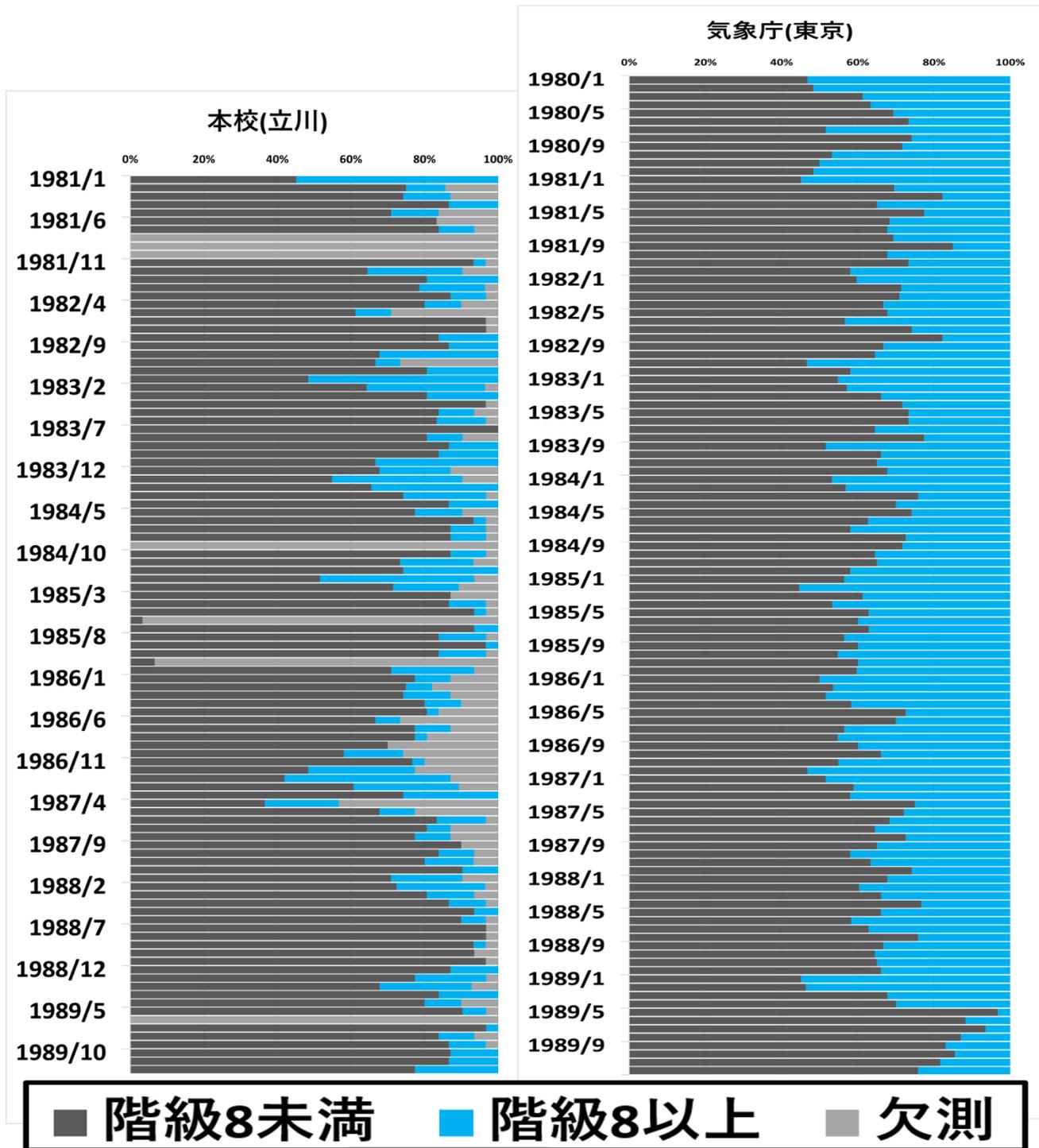
↑ 図 29 本校と気象庁(東京管区気象台)の視程の経年変化
田口(2019)が作成した図に 1980 年代のデータを加筆

(本校約 2 万件、気象庁約 3 万件のデータを入力)

表したものである。立川と気象庁の視程の推移をみると、視程は回復傾向にあることがわかった。また、本校と気象庁のデータの比較から、先行研究で示されたのと同様に立川周辺の方が気象庁周辺よりも視程の数値が悪いように見える。この原因として、単純に大気の状態がよくないとは考えにくく、視程を図る高さの問題や、視程目標物のわかりにくさなどがあるかもしれないと考えられる

視程の経月変化

視程階級が8以上である割合の経月変化をグラフに表したところ、冬季に視程が良くなる傾向がみられた。この傾向は、当時の気象庁の視程の傾向と一致している(図30)。これは、冬季に高気圧に覆われて晴れの日が増えることや、湿度が下がりエアロゾルができにくくなることによるものと思われる。



↑ 図30 本校と気象庁(東京管区气象台)の1980年代の視程の経月変化

4. 1980年代の視程と光化学スモッグとの関連

光化学スモッグとは

「光化学スモッグは、自動車や工場・事業場などから排出される大気中の窒素酸化物及び揮発性有機化合物（VOC）が太陽光線（紫外線）を受けて、光化学反応により二次的汚染物質を生成することにより発生するものである。」（東京都環境局より）1970年から光化学スモッグが問題となり、光化学スモッグ注意報が発令されるようになった。光化学スモッグが発生すると遠くのほうが白く霞んで見える。この光化学スモッグが視程に影響を与えていたと考えた。

<方法>

年毎の光化学スモッグ注意報発令回数（東京都環境局より）を調査し、その推移と立川周辺の視程の推移を比較する。

<結果と考察>

光化学スモッグ注意報発令回数がピークである1984年は、視程が比較的良好である。また、光化学スモッグ注意報発令回数の少ない1986年は、視程が比較悪くなっている。そのため、1980年代の視程と光化学スモッグとの間に関連性は見られなかった。

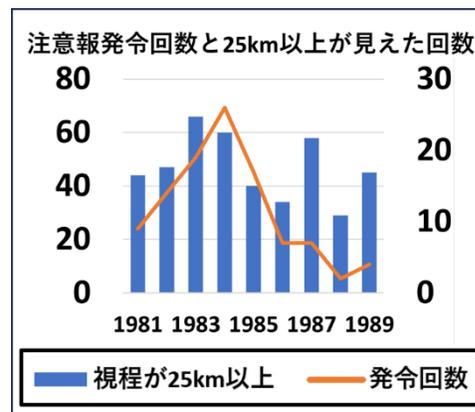


図 31 光化学スモッグと視程の関係

5. 今後の展望

なにか視程に影響を与えたのかを明らかにしたい。1980年代には校舎の増築や改修工事が行われていたため、指定観測をする高さの問題などがあるかもしれない。当時の観測場所や記録方法について、OBを通じて調査を進め、数値記録による分析を行いたい。また、1990年代の視程も同様にして調査したい。

研究6 PurpleAir(大気質観測装置)による大気汚染物質の観測

1. 背景

先行研究により、1950～1960年代に見られた視程の悪化は、大気汚染物質や朝もや、周囲の赤土などが起因していることが考察された。冬季は煙霧や逆転層、もやが多く観測され、春先には砂塵が多く記録されている。要因として、当時燃料として使用されていた石炭や薪などの煙や煤塵、赤っ風とよばれた関東ロームに覆われた畑の土の舞い上がり（現在は市街地化している）、未舗装だった道路の砂ほこりなどが考えられ、また現在より最低気温が低く湿度が高かったことから朝もやも頻繁にあったと考えられる。また、当時近くにあった米軍立川基地が極東最大の基地として飛行機の発着量や輸送量が多かったこと、黒い煙を吐いて飛ぶ飛行機の話（住民のインタビューより）などから、米軍基地の影響も推測された。

気象庁の視程データからは、1950年代都心に集中していた工場が移動することで、視程が改善したようすが見られ、当時唯一、大気質として観測することのできた煤塵の量の増減と関連づけることができた（田口 2018）。

しかし、現在は視程が 20 km 以上の日が多く、目に見える大気汚染物質との関連で過去のような極端な視程の悪化は見られない。視程が極端に悪化するのには雨などの天候による時がほとんどで、大気汚染物質との関連は見つけれない。この数年黄砂の日も追っているが、関東地方にはほとんど飛来せず、飛来したわずかな日に曇ったため、視程との関連は調査できていない。光化学スモッグが出る日もわずかで、視程との関連はつかめていない。

そこで、視程と大気汚染物質との関連を調査するため、PM_{2.5} や PM_{5.0} 等をはじめとした粒子状物質の気象データをリアルタイムで観測することが可能な PurpleAir(大気質観測装置)を購入、設置し、新たに分析に用いることにした(図 32)。

PurpleAir はアメリカ合衆国ではかなり一般化したロガーであり(図 33)、主に山火事に伴う大気汚染観測に貢献しているが、日本では本校を含め 6 か所のみが公開観測を行っている。当初は他地域のアーカイブを利用することができないか調べたが、実現が難しいことがわかり、本校での観測機器として、大気汚染の調査に使用することにした。

また、自衛隊立川駐屯所に環境省大気汚染物質広域監視システム「そらまめくん」が設置されていることを知り、PM_{2.5} について大気質の比較を行なった。分析には本校で PurpleAir を設置した 2023 年 8 月 24 日から 10 月 25 日までの 62 日間のデータを使用した。



図 32 PurpleAir を設置した様子



図 33 アメリカ合衆国での PurpleAir の普及状況

2. 結果

観測機器の性能が異なるため、一概には比較できないが、図 34 より、本校(青)と自衛隊立川駐屯所(赤)では、値が上昇傾向に類似する部分が見られ、24 時前後に PM_{2.5} の数値が上昇する傾向があったが、そうでない日もある。図 35 からは本校に比べ自衛隊立川駐屯所は数値が高く、数値の変化が大きいように見えるが、これは値が大きいのか、機器の性能により多めに観測できているかの判断はできない。

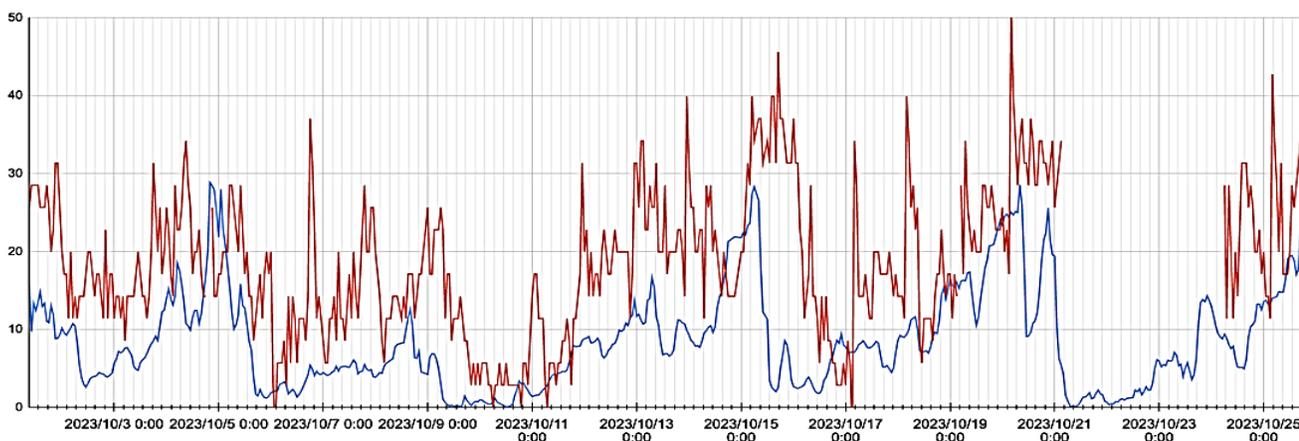


図 34 本校(青線)と自衛隊立川駐屯所(赤線)における 1 か月間(2023 年 10 月)の PM_{2.5} 比較

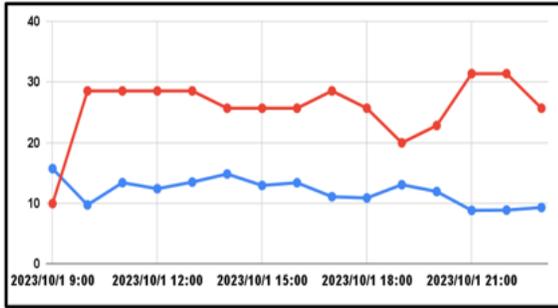


図 35-a 本校と自衛隊立川駐屯所における
10/1 の PM2.5 データ

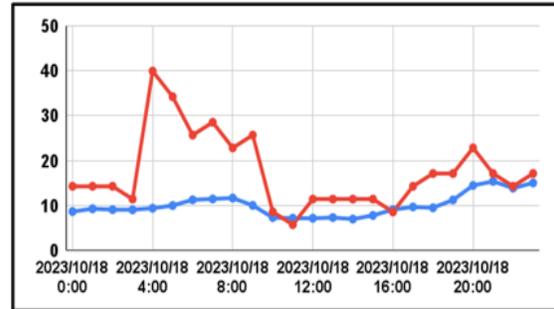


図 35-b 本校と自衛隊立川駐屯所における
10/18 の PM2.5 データ

3. 考察

観測機器の性能が異なるため、一概には比較できないが、本校に比較して自衛隊立川駐屯所の PM2.5 の指数は変化が大きいことに関しては、軍用飛行機や車両の往来による排気ガス等が影響しているのではないかと考えられる。また、24 時前後に PM2.5 の数値が上昇する傾向にあるのは、夜間に大気が冷え込むことで上層の大気が下降し、大気汚染物質が増加することが影響しているのではないかと考えられる。

4. 今後の展望

今後も観測を継続し、風や温度など気候的な要素と合わせて比較を行い、視程との関連性を調査する。さらに、黄砂飛来時の視程の分析に活用したい。また、観測の安定化、長期化を測りデータベースの構築、観測結果の一元化を目指す。

まとめ

2018 年から再開した視程の観測は、今も毎日 2 回、部員による目視観測を継続し、並行して自動撮影装置による観測、つまり、撮影画像を目で判定して、視程を判断する作業も行っている。

先行研究で開発したプログラムにより、一部の対象目標（スカイツリー）を機械学習で判別する方法は今回も高い精度で成功したが、本研究で新たに取り組んだ複数の対象物を同時に判定する方法は、成功はしたが精度が高いとはいえず課題が残った。

リアルタイムでモニタリングできる観測システムやデータベースの構築に向けての取組は、様々な開発を進め、公開活用に向けて前進した。また、新たに大気質を調査する装置として pm2.5 を観測する装置を設置し、分析を開始した。

視程の分析については、先行研究で課題となっていた 1980 年代の視程について、光化学スモッグとの関連を調査し、あらためて観測方法を見直して積算グラフを作成した。同年代の気象庁の値も入力し、比較を行った。

1. 視程の自動判定に向けて

本研究では先行研究で試行した既存モデルで新たなデータ判別を行い、高い精度で判別することができた。また、画像ウィ切り出す作業などの前処理を加えることなく、複数の目標物の判別を同時にできる深層学習モデルを試行したが、新たなモデルでは複数の視程目標物の判別の精度は高いとはいえなかった。今後は前処理や出力の工夫をして精度の向上に努めていきたい。またすべての視程目標物のモデルの作成を行う。

2. リアルタイム観測データ公開のためのダッシュボード作成

視程の自動撮影装置から蓄積されているデータについて、web サーバーを建てることで、部員の誰でもリアルタイムで視覚的に観測装置の状況を確認し、iso や露出時間等を指定した撮影など、遠隔操作が行えるようになった。また、レスポンスデザインを取り入れたことにより、閲覧者それぞれの端末に適した形でデータの表示を実現させた。

3. 観測データ公開活用のための web データベース作成

1940 年代から残されている破損の進んだ観測用紙をデジタル化して、データベース化することを計画した。これにより、電子データとして分析に用いることができるようになることを目指した。また、デジタル化したデータを遠隔でアクセス可能な SPA 上に映し、web データベースを用いて SQL の知識がない研究員や部員でもノーコードで視覚的に閲覧することができるシステムを開発した。今後は画像データだけではなく本校で記録をとっている様々な気象データ(気温、湿度、気圧等)の閲覧を実現させ、データの一元化を目指す。更に、Tailscale への接続省略や新たな知見の発見が見込まれるため、web データベースのパブリック公開を行う。

4. 1980 年代の視程記録の整理・分析

先行研究(2019 田口)に引き続き、未分析であった 1980 年代の視程の分析を試みた。従来通りの方法で数値を読み取ると 1970 年代に改善した視程が、1980 年代に悪化することになるため、光化学スモッグの影響があったのではないかと考えて調査したが。関連性は認められなかった。観測の方法がどう変化したか調査し、あらためて遠くの東京タワーのデータのみに着目すると、悪化の傾向はみられないことが明らかになった。1980 年代の気象庁のデータも入手して入力し、ほぼ似たような傾向が見られた。

5. PurpleAir(大気質観測装置)による大気汚染物質の観測

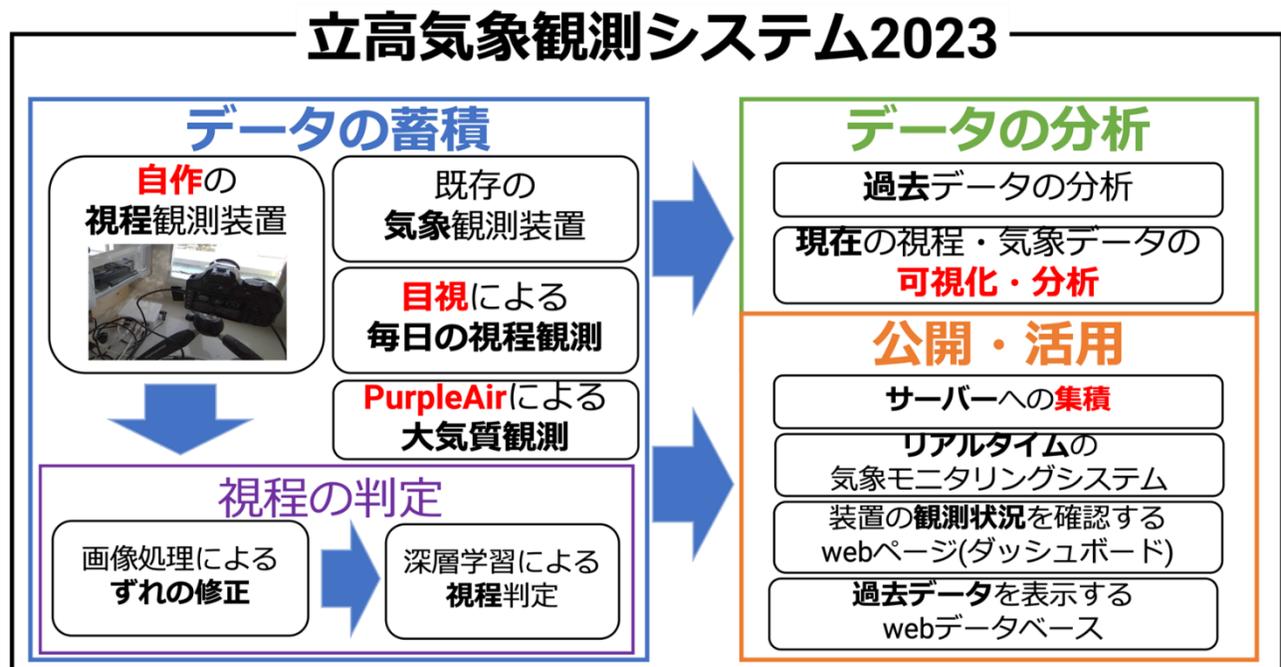
PM2.5 などの粒子状物質を観測して大気質を調べるために、PurpleAir を設置した。観測機器の性能が異なるため一概には比較できないが、近くの自衛隊立川駐屯所に設置された環境省大気汚染物質広域監視システム「そらまめくん」と、PM2.5 について比較したところ、変化の傾向や 24 時前後に値が大きくなるなどの類似性が見られた。

今後の展望

2018年から再開した毎日2回の目視による視程観測は5年を超えたが、今後も継続し、自動撮影装置による撮影画像を目で読み取って視程判定した結果との比較を継続する。また、観測を完全に自動化するにはまだまだ課題があるが、観測装置の固定方法を工夫し、機械学習による撮影画像の判定作業をより簡易で精度の高い方法が実現するよう、さらに研究をすすめたい。

また、観測装置の整備や保守作業について改善を図り、リアルタイムでモニタリングできる観測システムやデータベースの構築に向けた取り組みを更にすすめて、公開活用を目指す。

pm2.5等の新たな大気質の観測は、今後データを蓄積し、他地域との比較を図りたい。また、まだ手を付けていない1990年代の視程記録の整理を行い更に分析をすすめる。



謝辞

本研究は、2019年～2022年の4回、気象文化創造センターが主催する高校・高専気象観測機器コンテストの助成金を受けて行いました。昨年・一昨年は賞金やノートパソコンもいただき、研究に活用しました。感謝申し上げます。この研究を開始した、天文気象部OBGの田口小桃氏(大学4年)には先行研究について、浪波翔太氏には観測装置の製作について、浜島悠哉氏(大学3年)にはPythonのプログラム作成について、樋口陽光氏(セコムIS研究所)には深層学習のプログラミングについてご指導いただきました。天文気象部顧問の可長清美先生に全体のご指導をいただきました。視程の目視観測や装置の製作には多数の天文気象部員が関わっており、分析で使用した本校気象データは気象班メンバーがまとめている気象月報や過去資料を使用しました。また、本コンテストや気象学会、地球惑星研究連合、地学教育学会、国際地球科学教育会議等でたくさんのアドバイスをいただきました。本研究に携わってくださった方々に心より御礼申し上げます。

参考文献

- 1) 2019 気象学会・2019 全国 SSH 指定校研究発表会 田口小桃
『立川高校における 50 年間の視程の変化と戦後の大気汚染について』
- 2) 2019 第 8 回高校・高専気象観測機器コンテスト 立川高校：浜島悠哉・田中陽登・馬場光希・田口小桃
『視程観測の自動化』
- 3) 2020 第 9 回高校・高専気象観測機器コンテスト 立川高校：浜島悠哉・田中陽登・馬場光希・安原拓未
『「見えてる?!」視程の新たな観測方法の開発とその分析』
- 4) 2020 第 9 回高校・高専気象観測機器コンテスト 立川高校：新川凌央 竹添麟
『富士山観測装置 芙蓉～富士山の見え方と気象現象の関係を探る～』
- 5) 2021 第 10 回高校・高専気象観測機器コンテスト 立川高校：井上晴貴 安原拓未 戸田晃太
『視程観測の自動化と気象観測システムの構築』
- 6) 2021 第 3 回中高生情報学研究コンテスト 浜島悠哉・田中陽登・馬場光希・安原拓未
『カメラと Raspberry Pi を用いた視程観測装置の自作』
- 7) 2021 全国高校生総合文化祭自然科学部発表 立川高校 天文気象部 新川凌央 安原拓未 牛坂友哉
『視程の新たな観測方法の開発とその分析～50 年間続いた視程観測を再開し、その自動化を目指す～』
- 8) 2022 全国高校生総合文化祭自然科学部発表 立川高校 天文気象部 井上晴貴 安原拓未 戸田晃太
『視程観測の自動化と気象観測システムの構築』
- 9) 2022 第 11 回高校・高専気象観測機器コンテスト『視程観測の自動化と気象観測システム「Shu」の構築』 立川高校：安原拓未 井上晴貴 戸田晃太 安原知廣 山野辺縁
- 10) 2023 第 5 回中高生情報学研究コンテスト 立川高校：戸田晃太 井上晴貴 安原知廣 『視程の自動判定に向けた撮影画像のずれ補正と自作サーバーの構築』
- 11) 気象庁ホームページ
- 12) 気象予報士ハンドブック
- 13) 野本真一「視程の変動」1976, 天気 5
- 14) 川端康弘ほか『東京都心における視程の変化』気象 2021
- 15) 清水崇博, 大野希一, 遠藤邦彦, 山川修治
『ライブカメラにより観察された富士山の笠雲・吊るし雲』日本大学文理学部自然科学研究所研究紀要 2004
- 16) ゼロから作る Deep Learning Python で学ぶディープラーニングの理論と実装
- 17) 2016 IEEE transactions on medical imaging 35.5, Tajbakhsh, Nima, et al. "Convolutional neural networks for medical image analysis: Full training or fine tuning?"
- 18) 2013 British Machine Vision Conference (BMVC) At: Bristol, UK, Pablo F. Alcantarilla, Jesús Nuevo and Adrien Bartoli "Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces."
- 19) 1951 Fix, Evelyn; Hodges, Joseph L. "Discriminatory Analysis. Nonparametric Discrimination: Consistency Properties"
- 20) 2015 International Conference on Learning Representations (ICLR), San Diego K. S. a. A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition"
- 21) image-net HP
- 22) 気象観測の手引き
- 23) 国立環境研究所ライダーネットワーク HP
- 24) 環境省黄砂情報提供 HP
- 25) purpleair HP (<https://www2.purpleair.com/>)
- 26) 環境省大気汚染物質広域監視システムそらまめくん HP (<https://soramame.env.go.jp/>)
- 27) FastAPI. "FastAPI documentation." <http://fastapi.tiangolo.com/>
- 28) MySQL "MySQL documentation." <https://dev.mysql.com/doc/>
- 29) Vuetify "Vuetify documentation." <https://vuetifyjs.com/en/components/all/>
- 30) 東京都環境局 HP ([東京都環境局 \(tokyo.lg.jp\)](http://tokyo.lg.jp))
- 31) Detectron2 -Meta AI (<https://ai.meta.com/tools/detectron2/>)