

(1) 研究題目

※スペースが足りない場合は、枠を追加いただいて構いません。

賢く動く空調システムの開発～画像・音声認識技術を用いた新型コロナウイルス対策用移動式吸気送風機の開発～

(2) 本研究の期間

(西暦) 2021 年 4 月 ~ 2022 年 3 月

(3) 本研究の成果と今後の課題

2022 年 6 月現在、新型コロナウイルス感染症が流行して 2 年を経過し、ようやく日常を取り戻しつつある。しかし、屋内でのマスク着用や 3 密回避など感染症対策は、今後も継続され、空気環境の安全性確保の重要性はますます高まっている。ここでは、人との距離や位置関係を計測し、また発話の状態から空中飛沫量を推定することで気流を制御する、「自律型飛沫吸引装置 Air-VACCINE」の開発について報告する。開発課題別に、1)顔認証システムの開発、2)音声認識システムの開発、3)吸排気構造に関する検討、4)飛沫吸引実験、5)飛沫挙動シミュレーション、の 5 項目について順に報告を行う。

1) 顔認証システムの開発

Air-VACCINE は、顔を検出し距離測定を行い流量制御に利用する。ここでは、それぞれ特性の異なる顔検出の方式、画像での仮想的な測定による精度の高い距離測定、処理するデバイスの制約といった空気清浄システム開発における特有の条件の中で、どの組み合わせがシステムに組み込むのに適しているのかをいくつかの画像認識の方式、距離測定法、デバイスについてすべての組み合わせで構築、合計 16 組み合わせについて測定実験を行い、性能評価を行うことで総合的に判断をした上で空気清浄システムに組み込む組み合わせを検討することを目的とする。顔検出の方式については、Haar-Like 特徴量、LBP 特徴量、CNN(Yolo での顔検出)、CNN(YuNet での顔検出)について構築と実験を行った。Haar-Like 特徴量、LBP 特徴量は明暗差、輝度を特徴量にしており非ニューラルネットワークである。CNN はニューラルネットワークである。条件と制約の多い空気清浄システムの顔検出及び距離測定器として用いる場合は検出精度と距離測定との相性、処理速度のバランスが良いもので構築をする必要がある。

実験では各顔検出の精度と距離測定と処理速度についての測定を同時に行う。検出の精度を評価及び距離測定のデータを取るため、対象人物は 1 測定箇所につき椅子に着席した状態で向きや表情が異なる 10 シーンの動きを行う。シーンを表 1.1 に示す。対象人物は椅子に着席をして顔が床の距離を示すマーカーの真上に来るようとする。1 か所につき表 1.1 に示した 10 シーンの動作を 1 から 10 まで順番に数秒ずつ実行する。1 つのアプリケーション構築パターンにつき 1~5 m の位置で 1 m ごとに行う。よって対象者は 1 構築パターンにつき合計 50 回の動作を行う。この測定を対象人物 4 人 (A,B,C,D) に

表 1.1 顔検出のシーン

シーン番号	顔の状態
1	正面
2	左
3	斜め左
4	右
5	斜め右
6	後ろ向き
7	正面(笑顔)
8	正面(目を閉じる)
9	口を開ける(あー)
10	正面(マスクを着用)

※本書式に基づき収まるよう、本文は原則 10.5 ポイント以上の文字にてご記載願います。

対し 1 対象人物につき表 1.2 に示す 16 通りすべての構築パターンで行った。測定は、1 対象人物での 1 構築パターンを通じて実施し、測定の GUI 画面を動画で記録をした。記録した動画より、1 シーンの動作中で連続したフレームでバウンティボックスが表示された場合を検出、1 シーンの動作中に表示されなかった場合を非検出とし、その記録画面を静止画として切り出し、その 1 シーンでの検出・距離・処理速度の測定結果とした。

評価は、各測定箇所で記録した 10 シーンについて混同行列(Confusion Matrix)を用いて評価を行った。混同行列(Confusion Matrix)とは、機械学習での検出や分類器の性能を評価する際に多く使用され、二値分類（正事例と負事例の予測）の結果をまとめたものである。本実験では、顔を含むシーンで顔にバウンティボックスが表示された場合を TP（真陽性）、顔を含むシーンでバウンティボックスが表示されなかつた場合を FN（偽陰性）、顔を含まないシーンでバウンティボックスが表示または顔を含むシーンで顔以外の箇所に表示がされた場合を FP（偽陽性）、顔を含まないシーンでバウンティボッ

クスが表示されなければ TN（真陰性）とした。この混同行列を用いて 1 シーンずつ「TP」、「FP」、「FN」、「TN」であるかを判断し、1 測定箇所（10 シーン）においての正解率(Accuracy)、適合率(Precision)、再現率(Recall)、F 値(F-measure)といった指標を用いて評価した。

各構築パターンでの処理速度については、1 シーンに記録されたフレームレートを 10 シーン分平均さらに測定 5 箇所分 × 4 人分を全て平均した。各構築パターンでの平均フレームレート (FPS) を図 1.1 に示す。グラフよりパターン 5, 13, 1, 7, 15 の順で高いフレームレートが示され、30FPS 以上の処理速度をしていることがわかる。パターン 5, 13, 1, 7, 15 をはじめとした奇数のパターンはデバイスが PC のため、非常に高速な処理をしていることが示されている。逆に偶数のパターンは Raspberry Pi で処理をしているため顔検出や距離測定法が同じでも PC に比べて大幅に処理速度が低下する。これは PC と Raspberry Pi の搭載 CPU の処理能力を比較すれば自明である。各顔検出パターンで比較すると LBP 特徴量の処理速度が一番速く、次に YuNet, Haar-Like 特徴量の順に速いことが示された。YOLO については処理速度が PC でも遅めのフレームレートであり Raspberry Pi では 0.1FPS を下回る非常に低速であることが示されている。また、カメラの台数に関しては顔検出の方法とデバイスの条件が同一の場合、カメラ 1 台での処理時間は 2 台の半分となっている。これは処理する画像が 2 つになることから、単純計算にて 1 つのときの 2 倍の処理時間を要するか

表 1.2 構築アプリケーション組み合わせ

顔検出の方式	カメラ数(測定方式)	処理デバイス
1 Haar-Like特徴量	1(面積値を利用)	PC
2 Haar-Like特徴量	1(面積値を利用)	Raspberry Pi
3 Haar-Like特徴量	2(三角測量)	PC
4 Haar-Like特徴量	2(三角測量)	Raspberry Pi
5 LBP特徴量	1(面積値を利用)	PC
6 LBP特徴量	1(面積値を利用)	Raspberry Pi
7 LBP特徴量	2(三角測量)	PC
8 LBP特徴量	2(三角測量)	Raspberry Pi
9 CNN (Yolo顔検出モデル)	1(面積値を利用)	PC
10 CNN (Yolo顔検出モデル)	1(面積値を利用)	Raspberry Pi
11 CNN (Yolo顔検出モデル)	2(三角測量)	PC
12 CNN (Yolo顔検出モデル)	2(三角測量)	Raspberry Pi
13 CNN (YuNet顔検出モデル)	1(面積値を利用)	PC
14 CNN (YuNet顔検出モデル)	1(面積値を利用)	Raspberry Pi
15 CNN (YuNet顔検出モデル)	2(三角測量)	PC
16 CNN (YuNet顔検出モデル)	2(三角測量)	Raspberry Pi

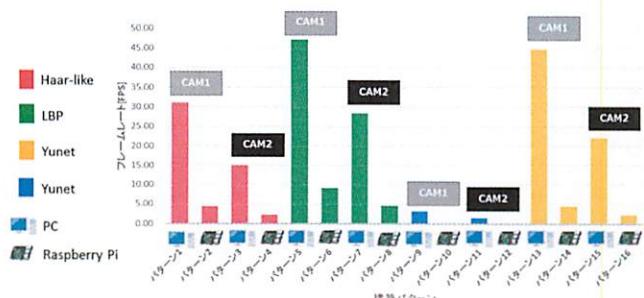


図 1.1 各構築パターンでの平均フレームレート

らだと考えられる。

以上、16通りの構築パターンについて、顔検出の精度、距離測定の精度、処理速度について要素ごと評価を行ったが、顔検出の精度では YuNet での構築パターンが一番高い精度を示し、距離測定ではカスケード分類機が高い精度となった。YuNet では補正值を与えることでカスケード分類同等の測定精度を持たせることができると評価した。またカメラが2台の方が距離測定の精度は高い傾向を示した。動作速度は LBP 特徴量が一番早く、カメラの台数が増加するほど処理に時間がかかることが示された。また、デバイスの違いは検出と距離測定に関しては影響を与えず動作速度にのみ直結することが分かった。

最終的に、要素ごとの評価を総合的に判断するため 16 構築パターンでの F 値、平均誤差、処理速度を 1~16 まで 3 つ要素ごとにランク付けを行い、そのランクの和をさらにランク付けを行い、最終的な総合評価とした。また、空気清浄システム開発において主軸となるデバイスは Raspberry Pi であると考えているため、可能な限り Raspberry Pi で動作する総合ランクからデバイスで PC を除外した RasPi ランクを求めた。総合ランク及び RasPi ランクの表を表 1.3 に示す。これより、空気清浄システム開発における顔検出及び距離測定器として用いる構築パ

ターンについて、検出精度と距離測定との相性、処理速度のバランスを総合的に判断した結果パターン 14 で空気清浄システムに利用するのが最適であると評価した。また、次点としてパターン 16 とパターン 8 についても適していると評価した。

2) 音声認識システムの開発

Air-VACCINE の制御に音声認識システムの導入を検討した。飛沫源は人であるため、人間の音声のみを音声認識の対象とする。方式として音声波形の特徴を変換するためのモジュールを MFE (Mel-Frequency-Energy) 機能と MFCC (Mel-Frequency-Cepstral-Coefficient) 機能の 2 種類を用いた。このときの両方の認識率の比較を行い、どちらが正しく判別できるのかを確認した。

今回学習データの作成にあたり、機械学習を利用した開発者向けのプラットホーム「edge impulse」を利用した。人間の声のみに反応させるために老若男女の音声データを 1 時間分収集した。また、音声を含まないバックグラウンドも学習させるため、生活音や動物の鳴き声など 1 時間収集し、計 2 時間分の音声データを収集した。このとき音声を voice、音声以外を other とラベル付けした。

この音声データから学習データの構築を行う。音声波形の特徴量抽出の方法として MFE 機能と MFCC

表 1.3 総合評価

	F値	F値ランク	平均誤差	平均誤差ランク	FPS	FPSランク	ランクの和	総合ランク	RasPi ランクの和	RasPi ランク
パターン1	0.77	5	0.18	9	31.1	3	17	4		
パターン2	0.76	6	0.19	10	4.4	10	26	9	46	4
パターン3	0.71	7	0.06	5	15.0	6	18	5		
パターン4	0.69	8	0.09	7	2.2	13	28	10	48	5
パターン5	0.52	10	0.19	11	47.2	1	22	8		
パターン6	0.51	11	0.20	12	9.0	7	30	12	49	6
パターン7	0.53	9	0.08	6	28.3	4	19	7		
パターン8	0.46	12	0.10	8	4.6	8	28	10	44	3
パターン9	0.27	13	1.75	13	3.1	11	37	13		
パターン10	0.23	14	2.43	14	0.2	15	43	14	72	7
パターン11	0.21	15	2.70	15	1.5	14	44	15		
パターン12	0.15	16	2.77	16	0.1	16	48	16	80	8
パターン13	1.00	1	0.00	1	44.7	2	4	1		
パターン14	0.99	3	0.02	3	4.5	9	15	3	27	1
パターン15	1.00	2	0.05	4	22.1	5	11	2		
パターン16	0.98	4	0.02	2	2.2	12	18	5	32	2

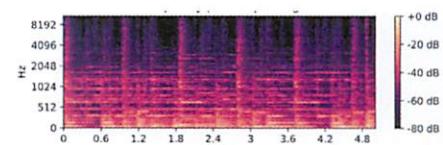


図 2.1 音声のスペクトログラム

※本書式に基づき取まるよう、本文は原則 10.5 ポイント以上の文字にてご記載願います。

機能の 2 種類のモジュールを使用した。MFE は主に音声以外の音を識別するときに使用され、MFCC は人間の声帯に特化しているため音声を識別するときに使用される。次に、各データの処理を音声波形からスペクトログラムに変換する。音声のスペクトログラムの 1 つを図 2.1 に示す。図 2.1 は横軸が時間、縦軸は周波数となり色の濃さで強度を示している。

音声波形からスペクトログラムに変換した後ニューラルネットワークでトレーニングを行う。トレーニングの結果正しく学習された割合は、MFE では 96.9%，MFCC では 93.3% の学習データを作成した。

作成した学習データを使用し、音の判別を行った。測定の概要を Fig. 2 に示す。結果の出力として、voice と other の両方の認識率の割合が表示される。使用するデバイスとして Raspberry Pi4、マイクを単一指向性タイプの USB マイクを使用した。

認識させる音として男性と女性の声、流水音、クラシック音楽、サーフィンの音とした。これらの音を 30 秒間認識させた。そのため、人の音声を認識した場合には voice の認識率が高くなり、音声以外だと other の認識率が高くなる。また、音源とマイクとの距離を 0m, 1m, 2m, 3m, 4m と変化させ、これを MFE と MFCC の 2 種類のモジュールで測定した。

距離 0m での認識率の平均を図 2.3 に、各距離の MFE 法と MFCC 法での認識率の変化を図 2.4 と図 2.5 に示す。このとき、正解のほうのラベルのみを示した。つまり音声のときは voice、音声以外は other のほうの認識率の変化である。

図 2.3 から全体的に正しい認識率が得られた。特に MFE 法での流水音とクラシック音楽は 99% の結果が得られた。音声においては MFE 法、MFCC 法ともに 80% 前後の認識率となった。これは話しているときの呼吸の間や呂律が回らずマイクが音声を拾えなかことによる認識率の低下だと考える。また、モジュールごとに比較すると音声だと MFCC 法が高くなり、音声以外だと MFE 法のが認識率が高くなかった。これはモジュールの特性の通りとなった。

次に距離ごとの変化だが、MFCC のモジュールの場合には多少の増減はあるものの距離が遠くなってしまっても正しく認識できている。しかし、MFE モジュールでは最大で 20% の認識率の低下がありバラツキみられた。

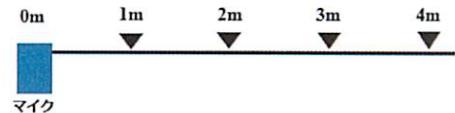


図 2.2 実験の概要

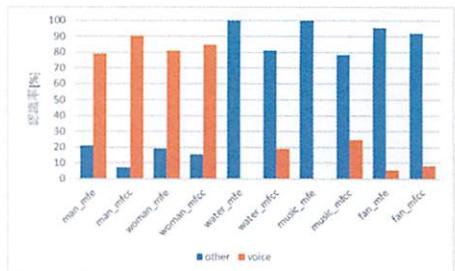


図 2.3 方式ごとの認識率

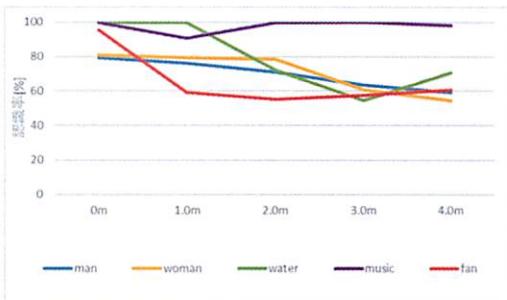


図 2.4 MFE による距離ごとの認識率の変化

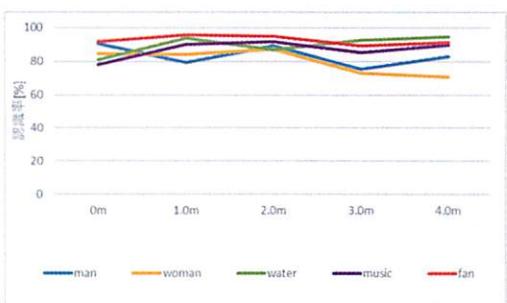


図 2.5 MFCC による距離ごとの認識率の変化

3) 吸排気構造に関する検討

Air-VACCINE 装置開発において飛沫を十分に吸引する風量が要求され、ファンの選定や吸排気構造の開発は重要である。このため、ファンの種類・大きさやフィルタ有無による影響をシミュレーション及び実験を行った。

実験・シミュレーションは、100 mm シロッコファン×1, 100 mm シロッコファン×4, 250 mm 軸流ファン×1, 250 mm シロッコファン×1 で行った。ファン二つ直列使用をこ

こではタンデムと称し、上：シロッコ、下：軸流の場合と、上：軸流、下：シロッコの場合の二通りの実験を行った。それぞれフィルタ有・無で実験を行った（図 3.1 参照）。

図 3.2 に示すように、フィルタ無では 250 mm 軸流ファンで最大風量 $0.127 \text{ m}^3/\text{s}$ 、フィルタ有では上に 250 mm シロッコファン・下に 250 mm 軸流ファンを設置した場合において最大風量 $0.0209 \text{ m}^3/\text{s}$ となった。軸流ファンは静圧に弱く、大きく風量が減少したのに対し、シロッコファンは静圧に強いため、軸流ファンほどは減少しなかった。

また、小さいファン 4 つ使用したときは、小さいファン 1 つ回した時の 4 倍とはならなかったが、これはファン同士の風による相互作用が影響したためと考えられる。

ファン 2 つ使用のタンデム実験では、上にシロッコファン、下に軸流ファンを使うことで、風量が多くなり、シロッコファンの流量不足の点、軸流ファンの静圧に対する弱さを、相互にカバーしあっている

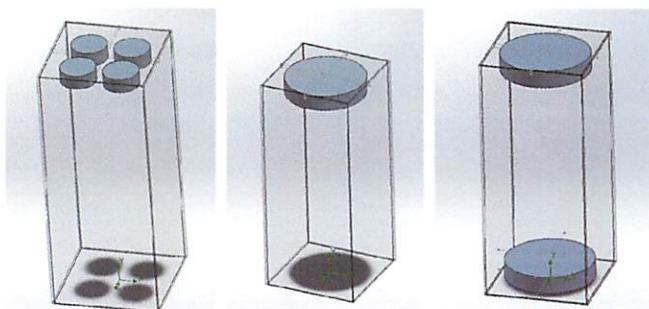


図 3.1 吸引装置の 3 パターン

(左) 小型ファン複数、(中) 大型ファン単体、(右) 上下タンデム

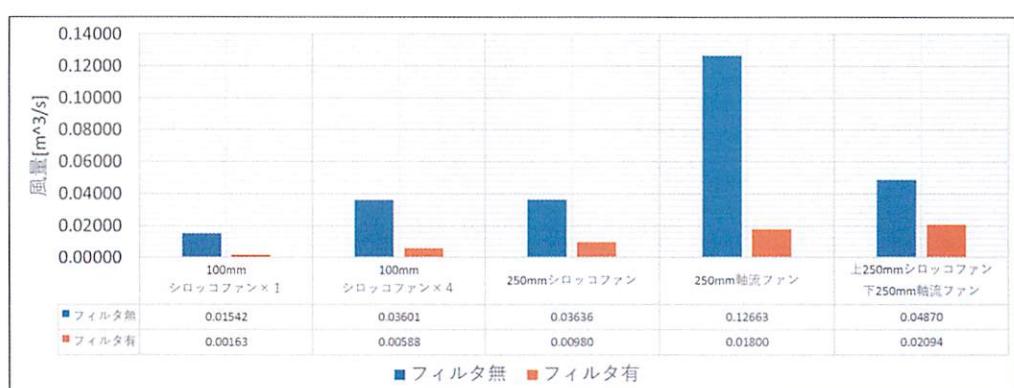


図 3.2 実験結果の風量比較



図 3.3 フォグマシンの気流可視化

(左) 軸流ファンのみ、(右) 軸流+シロッコのタンデム

ということがわかった。図 3.3 に示すように、上：軸流、下：シロッコは、逆流が起きていたため図 3.2 には記載していない。

4) 飛沫吸引実験

吸引装置による飛沫除去を実証するために、擬似粒子とパーティクルカウンターを用いて実験を行った。粒子の測定にパーティクルプラス社のハンドヘルドパーティクルカウンター 8506-30 を用了。以下、パーティクルカウンターと略す。今回はこのパーティクルカウンターによって粒子の粒径ごとの個数を測定し、データをまとめた。

また、測定に使用する擬似飛沫として石松子(lycopodium)を用いて実験を行った。石松子は非アレルゲン物質であること、吸湿せず相互に付着しないこと、安価であるなどといった特性を持っているため、各種試験の標準粉体に用いられている。

実験を行った際の概要図を図 4.1 に示す。また、図 4.1 を真上から見た図を図 4.2 に示す。まず、エアワクチンの代わりとなるサーキュレーターを置き、その位置を原点として x, y, z 軸を図のようにとる。パーティクルカウンターはサーキュレーターの排気部側に置いた。石松子を落とす位置を変えてそれぞれの地点で 1 分間の計測を 3 回ずつ行った。また、サーキュレーターの吸気部を上向き、横向きの時の 2 パターンでそれぞれ測定を行った。

石松子の粒径が $20 \mu\text{m}$ 以上であることから、パーティクルカウンターのレンジの $20 \mu\text{m}$, $30 \mu\text{m}$ で計測された粒子についてデータをまとめた。

図 4.2 で示した位置から見た位置で 1Lあたりの個数をもとに測定された粒子を円の大きさで表した図を吸気部が上向き、横向きの時でそれぞれ図 4.3 (左上・右上) に示す。また、3 回測定した時の標準偏差を計算し、ばらつきを円の大きさで比較したものも吸気部が上向き、横向きの時でそれぞれ図 4.3 (左下・右下) に示す。

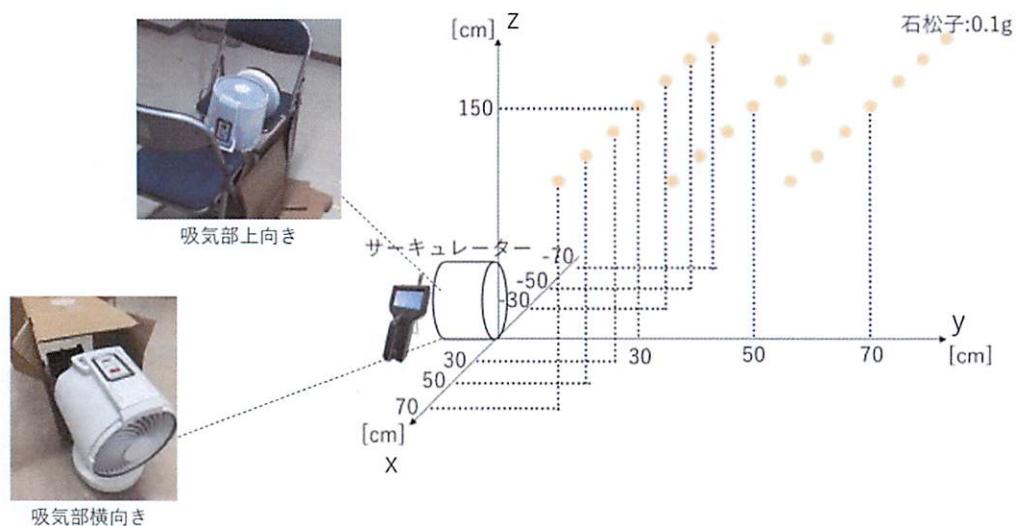


図 4.1 パーティクルカウンターとサーキュレーター、粒子の位置関係。

吸気部上向きの時では、局所的に取れている粒子数は多くなっているが、粒子が多くとれているところではばらつきも大きくなっている。吸気部横向きの時では、x 方向に離れているところでは、あまり

※本書式に基づき取まるよう、本文は原則 10.5 ポイント以上の文字にてご記載願います。

粒子が取れていなかったがサーキュレーターの正面付近では一定量の粒子がとれていた。また、吸気部上向きの時に比べ、全体的にばらつきが小さくなっていた。粒子の動きや、サーキュレーターの気流に注目し図 4.4 のように考えた。黄色の丸が石松子を表し、青い矢印、赤い矢印はそれぞれ粒子の動き、サーキュレーターの気流の予測を表している。サーキュレーターの吸気部が横向きの時では、粒子が重力によって落下していった際に、サーキュレーターの気流上に粒子が来たことによって、一定量の粒子が取れたと考えられる。また、吸気部が上向きの時では、図のようにサーキュレーターの気流上に粒子がなかったことが、一定の粒子が取れなかった原因であると考えられる。赤い点線で示した矢印のような気流に乗ったときに多くの粒子が取れたことで局所的に粒子がとれ、ばらつきが出てしまったと考えた。

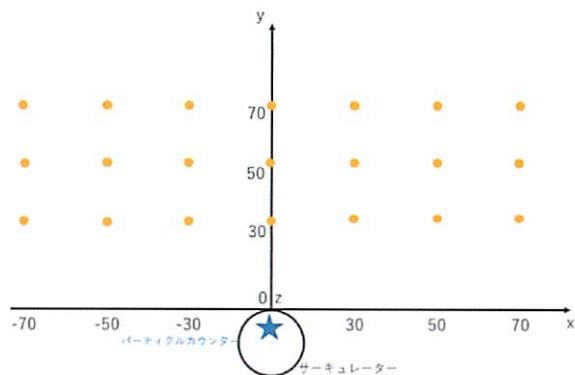


図 4.2 z 軸正方向の真上からから見た図。

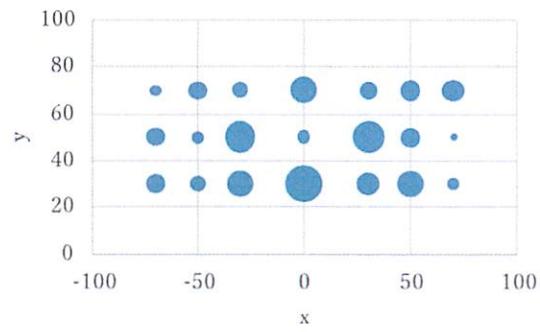
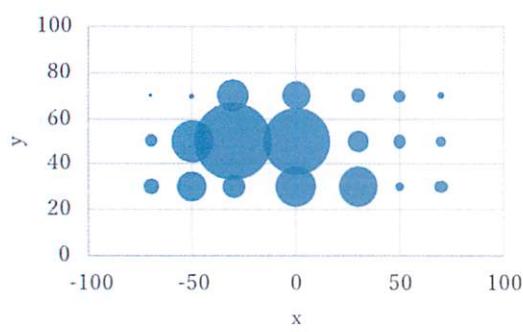
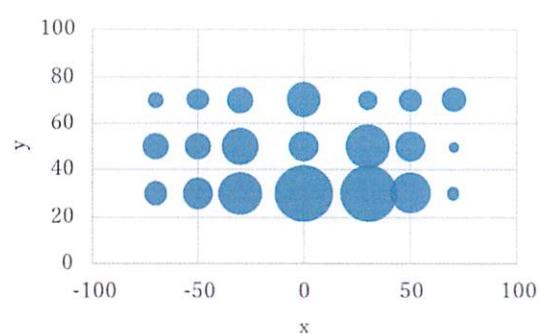
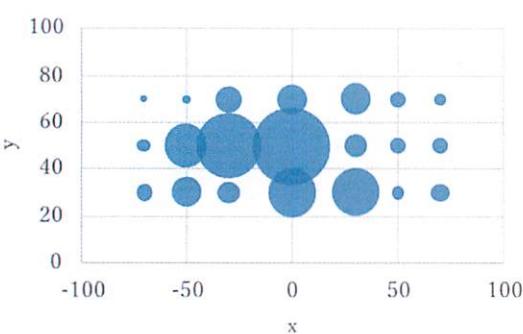


図 4.3 除去粒子数分布（左上：吸気部上向き、右上：吸気部横向き）とそのばらつき（左下：吸気部上向き、右下：吸気部横向き）。

横向き、上向きの時でも、サーキュレーターの正面から離れた端の位置では粒子が取れていなかった。これは、サーキュレーターの気流が直線状であることから、正面より外側にある粒子は取れなかつたと考えられる。

これらのことから、粒子を効率よく吸引するためには、吸気部の向きを粒子の方向に向けた方が良

いことがわかる。

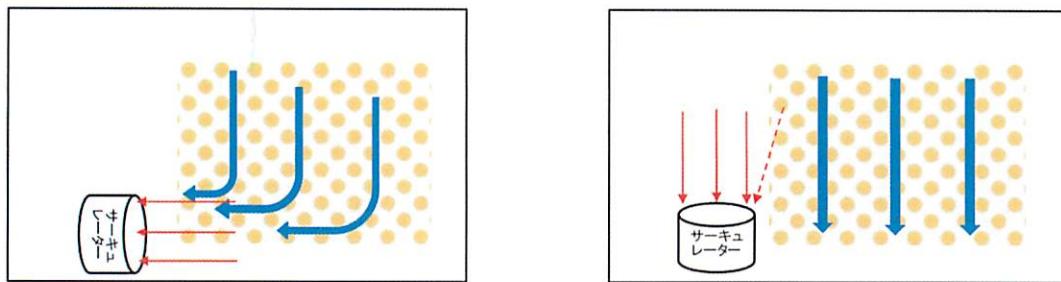


図 4.4 実験時の粒子の動きとサーキュレーターの気流の予測.

5) 飛沫挙動シミュレーション

ここでは Air-VACCINE の開発に役立てるため、数値流体力学および浮遊粒子状物質挙動特性解析ソフト CAMPAS を使用し、シミュレーションによる仮想室内を飛散する飛沫を模した粒子及び吸引装置を用いた際の室内環境の解析を行った。

今回使用した、シミュレーションルームは $5.0\text{ m} \times 3.0\text{ m} \times 5.0\text{ m}$ である。モデルルームと吸引装置の配置を図 5.1 に示す。また、ルーム内に配置された異なる用途の吸引装置を H 型(Horizontal-type)V 型(Vertical-type)

type)とし、その概要を図 5.2 に示す。H 型は床面と水平方向に吸気及び排気を行うものであり、大きさは $0.2\text{ m} \times 0.3\text{ m} \times 0.85\text{ m}$ で吸気部および排気部は $0.2\text{ m} \times 0.25\text{ m}$ となっており、一方で V 型は床面と水平方向に吸気及び排気を行うものであり、大きさは $0.35\text{ m} \times 0.3\text{ m} \times 0.5\text{ m}$ で足が 4 本ついている。吸気部および排気部は $0.25\text{ m} \times 0.20\text{ m}$ となっている。

30000 個の粒子を $2.6\text{ m} \times 1.3\text{ m}$ の yz 平面上に配置し、吸引装置から 1m と 2m 離した条件で比較し、吸引装置の流量は $0.083\text{ m}^3/\text{s}$ として V 型と H 型それぞれシミュレーションを行った。粒子を配置した概要図を図 5.3 に示す。この配置により、吸引装置の飛沫除去範囲を調べることができる。全粒子 30000 個の内、吸引装置の吸気部に付着した粒子数の割合を除去率とした。

まず、図 5.3 の配置についての結果を表 5.1 に示す。V 型では距離によらず僅かな粒子しか取れていないことが分かる。一方で H 型は 2 m 離した時の除去率は少ないものの、 1 m 離した時は多くの粒子が取れていることが分かる。またこのときの吸引率分布を図 5.4 に示す。装置正面の上部において吸引率が高いことから、効率的な除去のために飛沫が飛散している領域の正面に装置を配置する必要があることがわかる。

次に、浮遊した状態とは異なり人から発せられた飛沫の除去に対して検討した。30000 個の粒子を $0.05\text{ m} \times 0.05\text{ m}$ の yz 平面上で、床から 1.6 m 吸引装置から 2 m 離れた場所に配置した。また、人の咳を再現した最大風速 10 m/s の風に乗せて噴出するように設定した。

粒子を配置した概要図を図 5.5 に示す。吸引装置の流量は $0.15\text{ m}^3/\text{s}$, $0.083\text{ m}^3/\text{s}$, $0.02\text{ m}^3/\text{s}$ の 3 パターンに設定した。

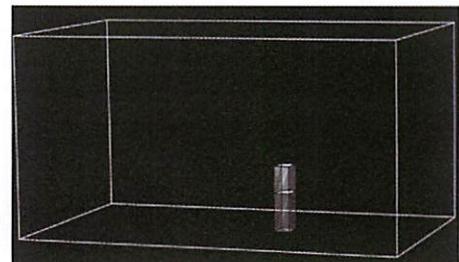


図 5.1 シミュレーションモデル空間

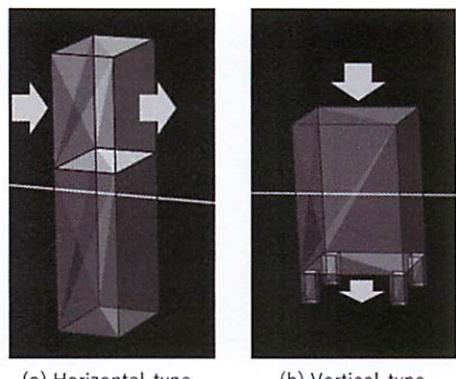


図 5.2 検討した吸引機. (a) Horizontal-type, (b) vertical-type

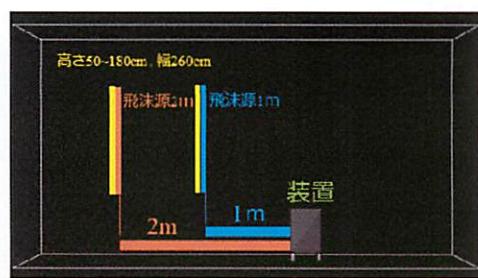


図 5.3 浮遊を模擬した飛沫粒子の配置

3パターン、2タイプに対する6ケースのシミュレーション結果を図5.6に示す。V型及び風量 $0.02\text{ m}^3/\text{s}$ のH型では除去率が少なかつたものの、V型の $0.15\text{ m}^3/\text{s}$ では50%以上の除去が見られた。飛沫量は粒径分布しており、粒径ごとの吸引率を調べた結果を図5.7に示す。大きな粒径の飛沫は重力沈降する結果、除去が難しいことがわかる。一方、 $0.15\text{ m}^3/\text{s}$ の風量があれば粒子数の多い $10\text{ }\mu\text{m}$ の粒子を高い確率で除去できることも明らかになった。ただし、図5.8に示すように、一部取り残し吸引できていない粒子も見られる。シミュレーションによって、除去に適した構造を提案することが今後の課題となる。

表5.1 除去率

	1m	2m
Vertical-type	0.6%	0.2%
Horizontal-type	41.2%	19.6%

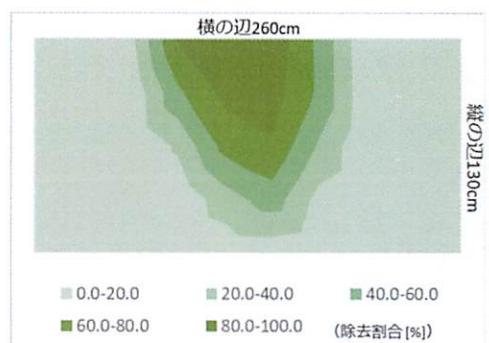


図5.4 1mの距離のH型吸引率分布

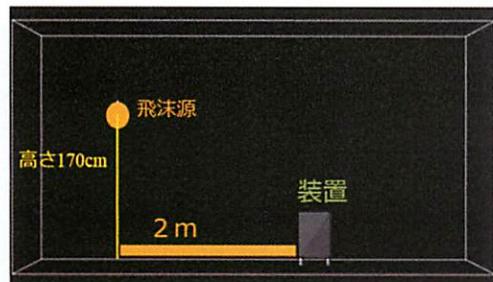


図5.5 咳や会話を模擬した飛沫粒子の配置

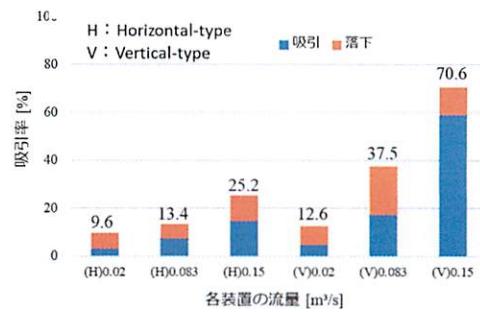


図5.6 ケースごとの吸引率

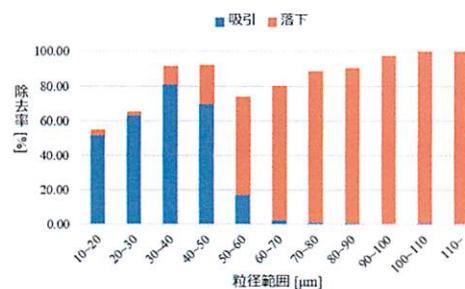


図5.7 粒径ごとの吸引率

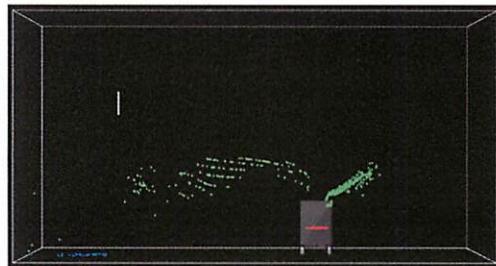


図5.8 V型による飛沫除去の様子

今後の課題

自律移動と顔認証による風向調整機能を実装したAir-VACCINE初号機を製作し、現在は2021年度の研究を総括して、画像と音声を活用した風量・風向制御装置を開発しているところである。しかし、本報告書の3)吸排気構造の検討や5)飛沫挙動シミュレーションにあるように、まずは十分な風量の吸引機を設計製作することが必要となり、このためには機械系の高度な装置製作技術が求められることが明らかになった。また、新型コロナウイルス感染状況も装置開発のスピード以上に変化が大きく、開発スピードが追いつかない状況であった。しかし、コロナウイルスに関わらず、今後も室内の空気質を改善

する装置は求められる。画像認識と音声認識を実装した飛沫除去装置の開発を今後も続けていきたい。
この契機を与えてくださったカインズデジタルイノベーション財団には、感謝申し上げる。

※本書式に基づき収まるよう、本文は原則 10.5 ポイント以上の文字にてご記載願います。