

平成30年度 修士論文

論文題目

AR技術を用いた小児の手指衛生習慣
促進のためのばい菌表示システム

(AR Germs Display System to
Promote Pediatric Hand Hygiene Habits)

指導教員

舟橋 健司 准教授

名古屋工業大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

平成29年度入学 29414060 番

名前 島田 祥伍

目次

第1章	はじめに	1
第2章	AR マーカーを用いたばい菌表示システム	3
2.1	システム概要	3
2.2	評価実験	7
2.2.1	システム有効性の検証実験	7
2.2.2	従来指導との比較実験	10
第3章	物体検出アルゴリズム YOLOv3	13
3.1	YOLOv3 の概要	13
3.2	特徴量抽出	13
3.3	対象物検出	15
第4章	機械学習を用いたばい菌表示システム	19
4.1	学習モデルの作成	19
4.1.1	学習用画像の用意	19
4.1.2	アノテーションデータの作成	22
4.1.3	データセットを用いた学習	24
4.2	学習モデルを用いた AR ばい菌表示システム	26
4.2.1	ばい菌モデルの表示	26
4.2.2	動作実験	28
第5章	むすび	30
	謝辞	31
	参考文献	32
	発表論文リスト	33

第1章 はじめに

手指衛生は感染症を予防する上で最も基本的かつ効果的な方法である。病院などの医療施設内はもちろん、学校や家庭内での日々の手指衛生の意識が重要である。手指衛生とは手指の汚染を除去するために実施する行為であり、具体的には擦式アルコール製剤による手指の擦り、または、石けんと流水による手洗いで行われる。米国の CDC (Centers for Disease Control and Prevention) や APIC (The Association for Professionals in Infection Control and Epidemiology), 日本環境感染学会などがその重要性を強調しており [1][2][3], 手指衛生に関する教育が重要であるといえる。

特に小児期では、健康的な生活のために正しい衛生習慣を、発達に伴い身に付けていく必要がある。保育所保育指針第2版 [4] の「健康」の項目において、3歳児では保育士の手助けにより、自分で手洗いや鼻をかむなどして清潔を保つと記述されている。4歳児では自分で鼻をかみ、顔や手を洗うなど、体を清潔にする。5歳児ではうがい、手洗いの意味が分かり、体や身の回りを清潔にする。さらに6歳児では清潔にしておくことが、病気の予防と関係があることが分かり、体や衣服、持ち物などを清潔にすると記述されている。すなわち、年少児、年中児、年長児と成長に伴い、正しい手洗い方法と手指衛生の重要性を理解することが重要である。しかしながら、小児期の手洗いは衛生的な手洗い方法で洗うことがなく、50%以上が洗い残しがあるという報告 [5] や、家庭での食事前に手洗いを毎回行う家庭が46%という報告 [6] もあり、手指衛生に対する意識は十分とは言えない。

当研究室ではこれまでに、小児向けの VR 手洗い教育システムを提案してきた。[7] このシステムでは、ヘッドマウントディスプレイを介して両手にばい菌のイラストを重畳表示し、システム利用者の手を擦る等の適切なジェスチャーに応じて、表示されたばい菌のイラストを消滅させることで、手洗いの教育を行う。使用者の両手の位置、姿勢の取得は、可搬性を考慮して安価かつ小型な Leap motion[8] を利用した。このシ

システムを使用し、自身の動きによってばい菌を消滅させる体験を通して、小児は適切な手の洗い方とその重要性を直感的に遊びながら学ぶことができる。あいち小児保健医療総合センターで行った比較実験の結果、このシステムを利用することで、従来の手指衛生教育法よりも効率的に小児に手の洗い方を指導できることが示唆された。

ところで、感染症の感染経路の一つとして接触感染が挙げられる。接触感染とは患者周囲の物体表面を介しての間接的な接触で病原体が付着し、その結果、感染が成立するものである。接触感染を予防するには、こまめに手指衛生を行う必要がある。小児に身近な接触感染の経路として、ドアノブ、手すり、幼児用のおもちゃや電気スイッチなどがある。これらのものは一見すると汚れているようには見えないので、実際には汚れているということが小児には理解しにくい。その結果、これらのものを触った後に手を洗うという意識が薄れてしまう問題がある。そこで本研究では、タブレットPCの背面カメラにより撮影される映像において感染経路となりやすい対象物を認識し、ばい菌のイラストを重畳表示することで、小児の衛生意識を向上させるシステムを提案する。実際に目に見えないばい菌をシステムを通して発見、確認する経験により、小児の衛生意識が向上することが期待できる。

本研究ではまず、接触感染の経路の認識にARToolKit[9]のマーカ（以下ARマーカ）を用いて、簡易的にシステムを構築し、ばい菌を重畳表示することの有効性を評価する[10]。しかしながら、ARマーカを利用した対象物の認識ではシステムを準備する際にマーカの貼り付けが必要であり、システムの利用場所が変わればマーカの再貼り付け等の手間がかかる。これでは将来的なシステムの普及が期待できないので、ARマーカを使わずに、機械学習により接触感染の経路となる対象物を画像から直接認識することで、リアルタイムにばい菌のイラストを表示するシステムを構築する。

以下本稿では第2章でARマーカを用いたシステムの実装と評価実験について述べる。第3章では機械学習に関する背景知識について説明した上で、第4章では機械学習を用いたシステムの実装について述べる。最後に第5章で結論と今後の課題について述べる。

第2章 AR マーカーを用いたばい菌表示システム

目には見えないばい菌を可視化することで、小児の衛生意識が向上することを確かめるために、AR マーカーを用いて簡易的に実験システムを構築した。この章ではシステムの概要と行った実験、その結果について述べる。

2.1 システム概要

構築するシステムでは、小児がタブレットの画面を通してカメラで撮影された室内の様子を観察する。画面内では、接触感染の経路となりそうな対象物に「ばい菌」イラストを表示する。なおこれは、実際に細菌やウイルスにより汚染されているか否かを問わず、可能性の高い対象物を表示箇所として設定している。カメラ画像から接触感染の感染経路を認識するために、AR マーカーを使用する。AR マーカーをドアノブなどの対象物そのものに貼り付けてしまうと、ドアノブ自体が小児から見えにくくなるだけでなく、通常ドア開閉操作にも支障がある。そこで、AR マーカーを対象物から 15cm 下に貼り付けることにして、ばい菌を重畳表示する対象物の視認性を確保した(図 2.1)。AR マーカーの位置に常にばい菌モデルが表示されていると、小児に「AR マーカーがあるからばい菌がいる」と思わせてしまうので、本来の、ばい菌モデルを表示するためのマーカー 1 種類に加えて、ばい菌表示用マーカーと類似したダミーの AR マーカー 3 種類を用意する(図 2.2)。また、システムでは撮影された室内の様子に対して水平線の認識をせずに、加速度センサーも利用せずに、簡易な構成とする。このとき、小児が手に持つタブレットを常に水平に保つなどの制限をしないために、ばい菌は常に上向きに(頭が画面の上部にくるように)表示する。ばい菌イラストは 3D モデル 1 種類と 2D のイラスト 4 種類を用意する(図 2.3)。マーカーを斜め横から観察した時に 3D ばい菌モデルの側面を提示することも考えられるが、2D イラストの場合は側

面の提示はできない。小児に常に正面から観察するなどの制限をしないために、マーカーを斜めから観察した場合にも正面方向からのイラストを表示する。それぞれのモデルにおいて、微小な変化をつけたモデルを用意し、毎フレーム交互に表示することで、動きのあるアニメーションとして表示する(図 2.3, 2.4)。

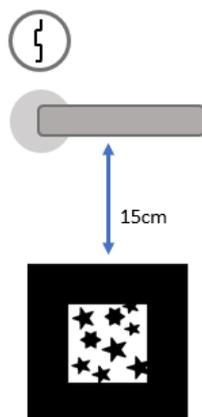


図 2.1: AR マーカーの貼り付け場所

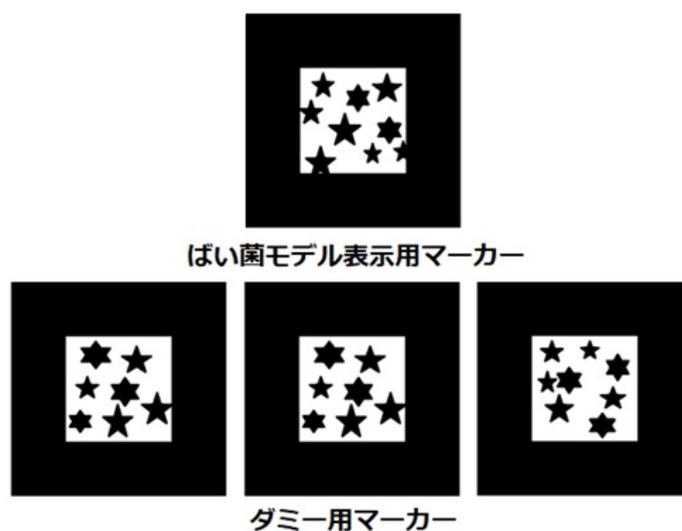


図 2.2: 使用する AR マーカー

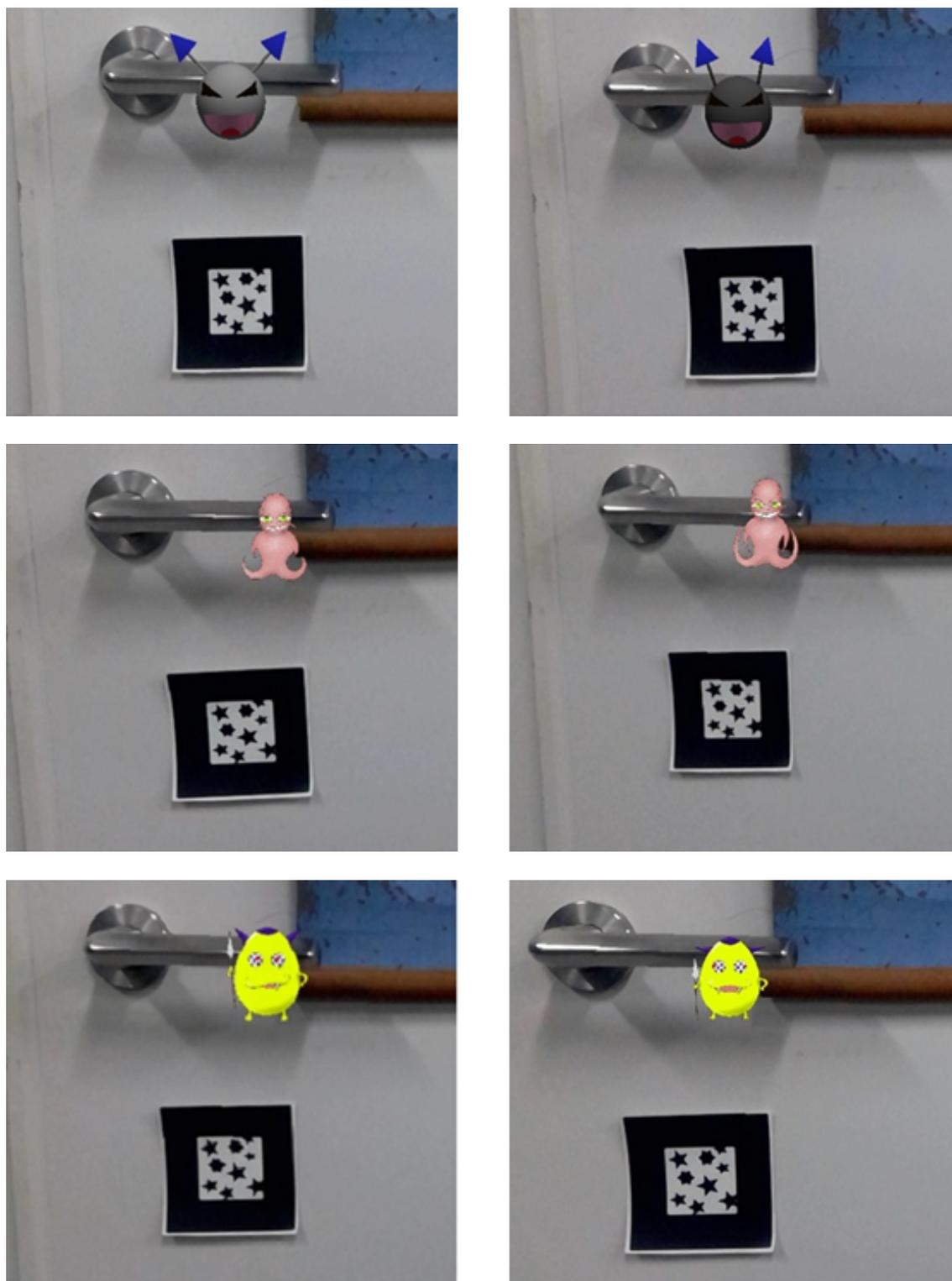


図 2.3: 表示するばい菌モデル

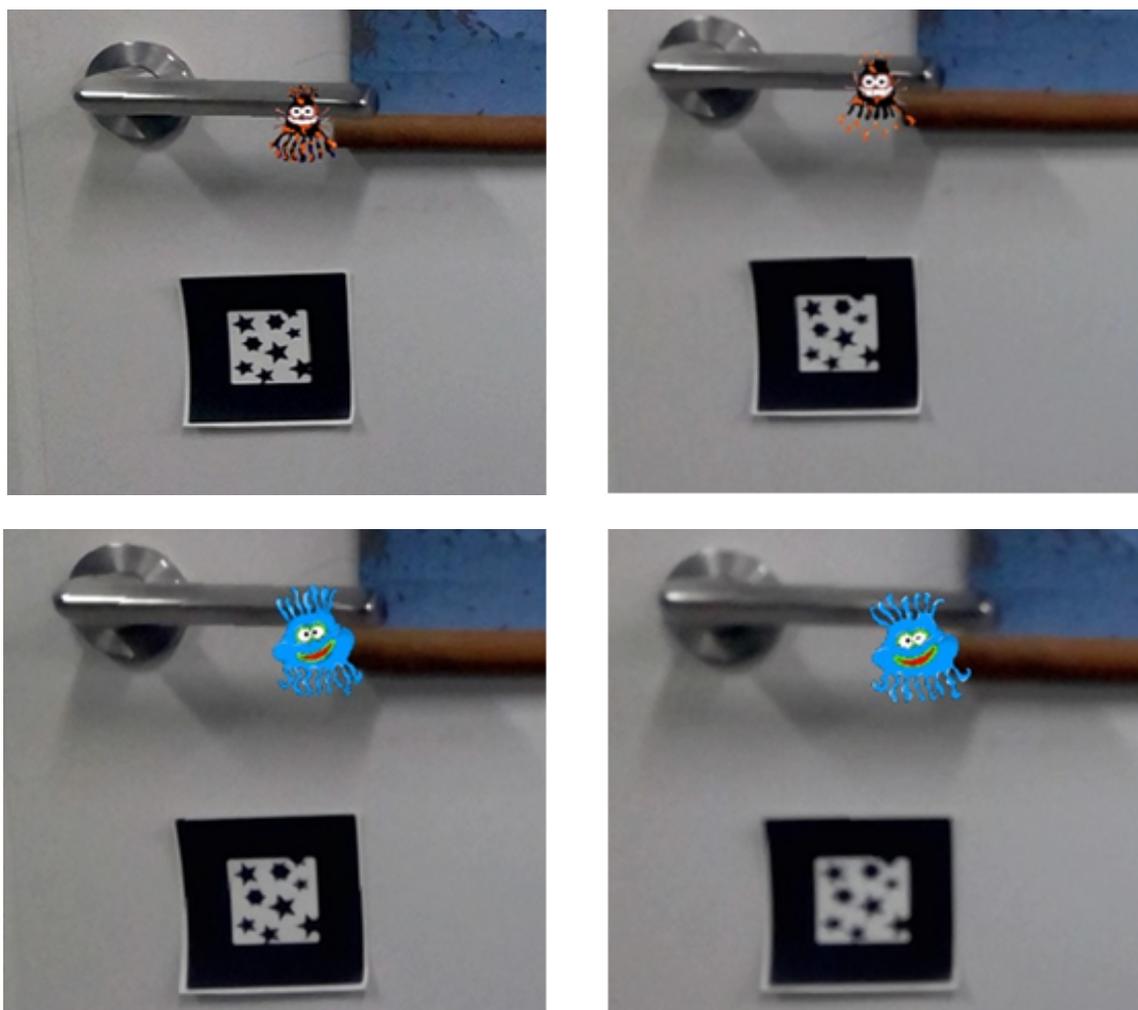


図 2.4: 表示するばい菌モデル (続き)

2.2 評価実験

構築したシステムを用いて本提案の有効性を検証するための実験を行う。実験は大府市にある「あいち小児医療保健総合センター」と、名古屋市守山区にある「ひまわり幼稚園」の2箇所で行った。

2.2.1 システム有効性の検証実験

構築したシステムの有効性を検証するために、システム使用前後の比較実験を行った(図2.5)。被験者はあいち小児医療保健総合センターに入院している患者9名であり、実験は園内の遊戯室で行った。実験の手順は以下の通りである。

1. 室内の12箇所についてばい菌がいると思うところをアンケート用紙に回答してもらおう(図2.6)
2. 手指衛生指導との位置付けで、構築した実験システムを自由に利用してもらい、室内でばい菌の隠れていそうなところを確認してもらおう
3. 10分後、同様にばい菌がいると思うところを、無記入の同じ内容のアンケート用紙に回答してもらおう(なお、この10分のあいだにVR手洗い教育システム[7]による指導を行った)

システム使用前後においてアンケートの正誤を12点満点で評価する。なお、ばい菌モデルの表示箇所は病院内の衛生士の方の意見をもとに決定した。

結果を表2.1に示す。全ての被験者について、指導前後で得点が向上した。このことから、目には見えないばい菌の可視化は小児の衛生意識の向上に繋がることが示唆された。



図 2.5: 病院での実験の様子

表 2.1: 実験結果

性別/年齢	指導前	指導後	指導前と指導後の差
男/7	7	9	+2
男/10	6	11	+5
男/12	8	11	+3
男/12	9	12	+3
男/19	7	9	+2
女/8	7	11	+4
女/11	9	12	3
女/13	6	12	+6
女/16	1	10	+9
平均値	6.66	10.77	+4.11

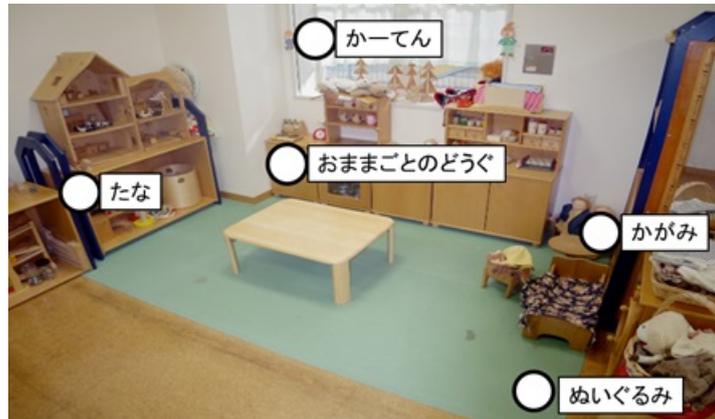
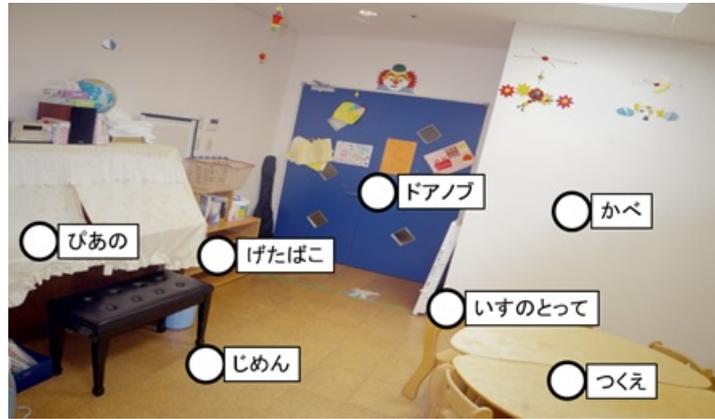


図 2.6: 使用するアンケート用紙 (病院)

2.2.2 従来指導との比較実験

病院での実験では多くの被験者を集めることができず、従来の指導との比較実験を行うことが難しかった。そこで、名古屋市守山区にあるひまわり幼稚園に協力してもらい、従来の指導、すなわち口頭やイラスト、ビデオなどを利用した手指衛生指導との比較実験を行った(図2.7)。被験者はひまわり幼稚園に通う4歳の園児16名であり、実験は園内の遊戯室で行った。被験者16名を二つのグループに分け、9名は口頭での指導、7名は構築したシステムを用いての指導を行った。実験の手順は以下の通りである。

従来の指導を行うグループ	システムでの指導を行うグループ
1. 室内の13箇所についてばい菌がいると思うところをアンケート用紙に回答してもらう(図2.8) 2. 従来の口頭での指導を行う 3. 10分後、同様にばい菌がいると思うところを無記入の同じアンケート用紙に回答してもらう	1. 室内の13箇所についてばい菌がいると思うところをアンケート用紙に回答してもらう(図2.8) 2. 実験システムでの指導を行う 3. 10分後、同様にばい菌がいると思うところを無記入の同じアンケート用紙に回答してもらう

それぞれのグループについて、指導前後のアンケートの正誤を13点満点で評価する。ばい菌モデルの表示箇所は病院での実験と同じく、衛生士の方の意見をもとに決定した。

実験結果を表2.2と2.3に示す。それぞれのグループで指導前の平均値はほぼ同じであるのに対して、指導後の平均値は構築したシステムで指導を行ったグループの方が1点以上高くなっている。また、被験者からは「意外なところにばい菌がいた」、「手洗いの大切さがわかった」等、衛生知識の向上とともに、手洗いに対して意欲的な意見が得られた。このことから、目には見えないばい菌を可視化することは、従来の指導よりも効率的に小児の衛生知識を向上させることができると言える。



図 2.7: 幼稚園での実験の様子

表 2.2: 従来の指導を行ったグループ

被験者	指導前	指導後	指導前と指導後の差
A	8	8	0
B	8	9	+1
C	8	8	0
D	7	8	+1
E	7	11	+4
F	8	13	+5
G	6	6	0
H	5	7	+2
I	7	6	-1
平均値	7.11	8.44	+1.33

表 2.3: 構築したシステムで指導を行ったグループ

被験者	指導前	指導後	指導前と指導後の差
J	8	11	+3
K	9	8	-1
L	10	12	+2
M	8	11	+3
N	7	11	+4
O	4	8	+4
P	5	7	+2
平均値	7.28	9.7	+2.42

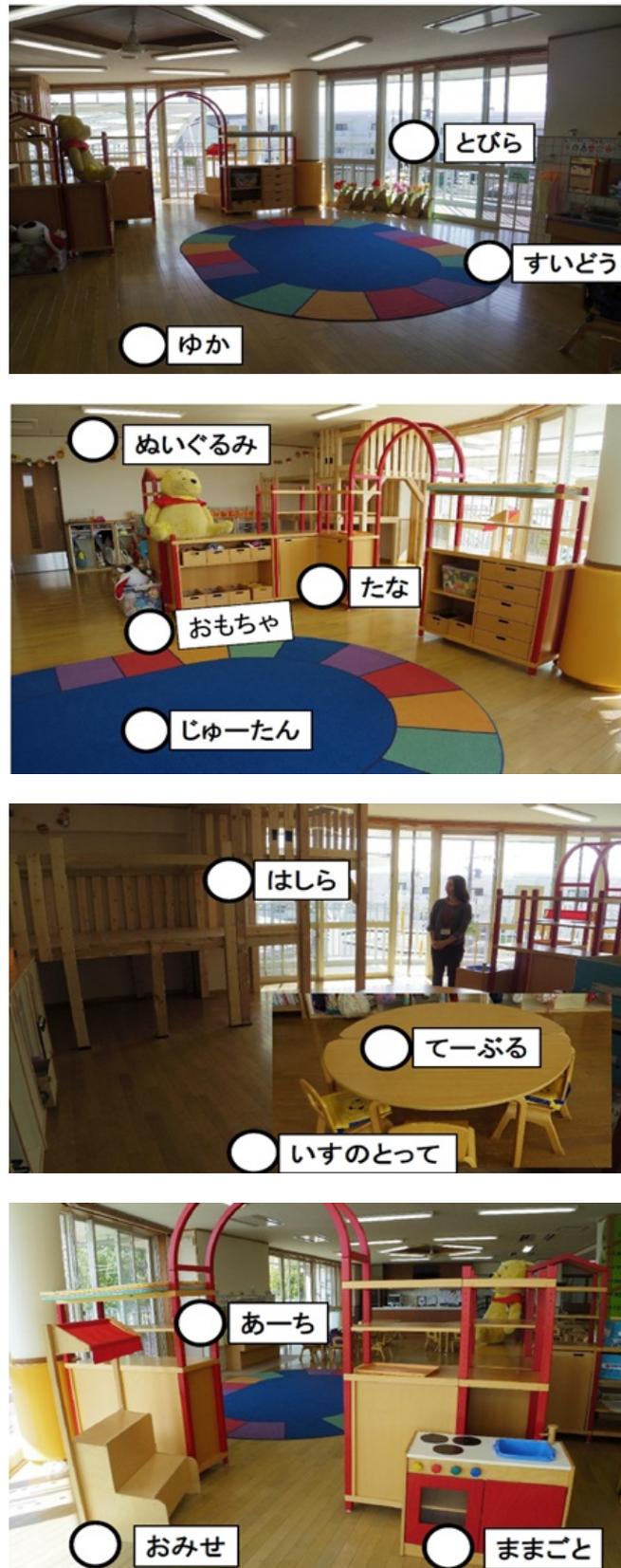


図 2.8: 使用するアンケート用紙 (幼稚園)

第3章 物体検出アルゴリズム YOLOv3

第2章ではAR マーカーを用いて接触感染の感染経路になり得る場所を認識し、ばい菌のモデルを表示した。しかし、この方法ではシステムを使用するたびにAR マーカーの貼り付け作業が必要であり、手間がかかる。そこで機械学習を用いて接触感染の経路を認識するシステムを構築したい。本章では、次章で述べるシステムにおいて利用した物体検出アルゴリズム YOLOv3[11] について述べる。

3.1 YOLOv3の概要

YOLO は入力画像をグリッド分割し、領域ごとにバウンディングボックスとクラス確率を求める物体認識手法の一つである。HOG 機能を用いた物体検出のようにバウンディングボックスを動かしながら学習するスライディングウィンドウを用いる手法や、R-CNN のような領域候補を用いる手法と違い、画像全体を学習に利用するために対象物体周辺の様子も同時に学習することができる。これにより、背景の誤検出を抑えることができる。また、Faster R-CNN などの他のアルゴリズムと異なり一つの CNN ネットワークで処理が完結しており、処理速度が速いことが特徴である。本研究ではタブレット PC の背面カメラの映像中の物体をリアルタイムに検出する必要があるため、この手法を採用した。

3.2 特徴量抽出

YOLOv3 ではまず、darknet53 という独自の特徴量抽出器をベースに学習を行う。表 3.1 に darknet53 のネットワーク構造の詳細を示す。表に示す通り、darknet53 では 53 の畳み込み層で形成されており、畳み込み層と Residual Block を繰り返す構造となっている。Residual Block とはネットワーク構造にショートカットパスを加えることで、「ある層で求める最適な出力を学習するのではなく、前の層の入力を参照にした残差関

数を学習する」ことにより特徴量の学習をしやすくする構造である (図 3.1). 本来は複雑である特徴量 $H(x)$ が, 古い特徴量 x に新しく学習した残差 $F(x)$ を足し合わせれば求められるので, 学習の難易度が落ち, 精度の向上につながっている.

表 3.1: darknet53 の構造

	Type	Filters	Size/Stride	Output		Type	Filters	Size/Stride	Output
	Convolutional	32	3×3	256×256		Convolutional	512	$3 \times 3/2$	16×16
	Convolutional	64	$3 \times 3/2$	128×128		8 ×	Convolutional	256	1×1
1 ×	Convolutional	32	1×1		Convolutional		512	3×3	
	Convolutional	64	3×3		Residual			16×16	
	Residual			128×128		Convolutional	1024	$3 \times 3/2$	8×8
	Convolutional	128	$3 \times 3/2$	64×64		4 ×	Convolutional	512	1×1
2 ×	Convolutional	64	1×1		Convolutional		1024	3×3	
	Convolutional	128	3×3		Residual			8×8	
	Residual			64×64		Avgpool		Global	
	Convolutional	256	$3 \times 3/2$	32×32		Connected		1000	
	Convolutional	128	1×1			Softmax			
8 ×	Convolutional	256	3×3						
	Residual			32×32					

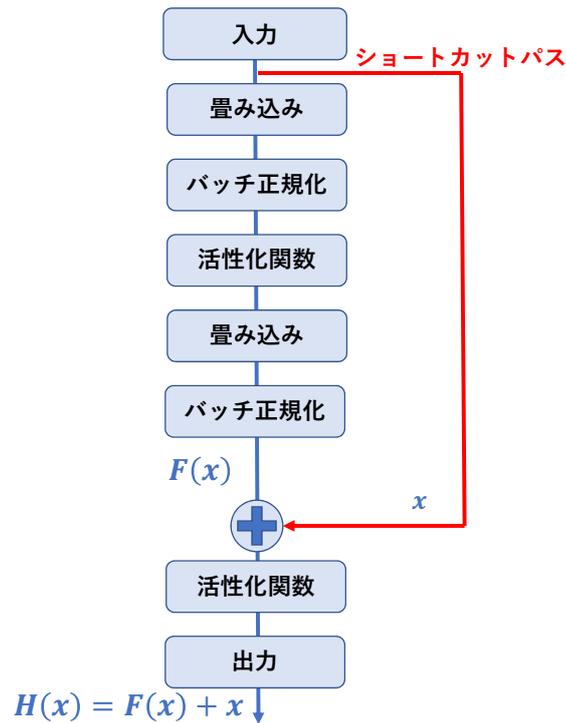


図 3.1: Residual Block の構造

3.3 対象物検出

YOLOv3 では特徴量の抽出後，入力画像毎に対応するスケールを予測し，入力画像を $N \times N$ に分割し，3D テンソルによって対象物の検出を行う．これにより，様々な大きさの対象物に対応できる．対象物検出の手順を以下に示す (図 3.2)．

- (a). 入力画像をスケールに応じて $N \times N$ の領域に分割
- (b). 領域内の物体のクラス確率 $P_r(C_i|Obj)$ を導出
- (c). 領域ごとに予測したバウンディングボックスの信頼度 q とパラメータ (x, y, w, h) を計算
- (d). 物体クラス確率と，各バウンディングボックスの信頼度の積により，対象物を検出する

バウンディングボックスの信頼度 q は

$$q = P_r(Obj) \times IOU_{pred}^{truth} \quad (3.1)$$

で表される。 IOU_{pred}^{truth} は予測したバウンディングボックスの正解との一致度であり、予測したバウンディングボックスを B_p 、正解のバウンディングボックスを B_c として以下の式で表される。

$$IOU_{pred}^{truth} = \frac{area(B_p \cap B_c)}{area(B_p \cup B_c)} \quad (3.2)$$

パラメータ (x, y) はバウンディングボックスの中心座標であり、 (h, w) は高さと幅である。検出するクラスの数 N_C とすると、これらの予測はバウンディングボックスの5つのパラメータを3つのスケールで予測するので、 $N \times N \times [3 \times (5 + N_C)]$ の3Dテンソルとして符号化される。すなわち YOLOv3 のネットワークは図3.3のようになる。物体クラス確率と各バウンディングボックスの信頼度の積が次式のように閾値 $Threshold$ 以上なら、そのバウンディングボックスが対象物検出結果となる。

$$P_r(C_i|Obj) \times P_r(Obj) \times IOU_{pred}^{truth} \geq Threshold \quad (3.3)$$

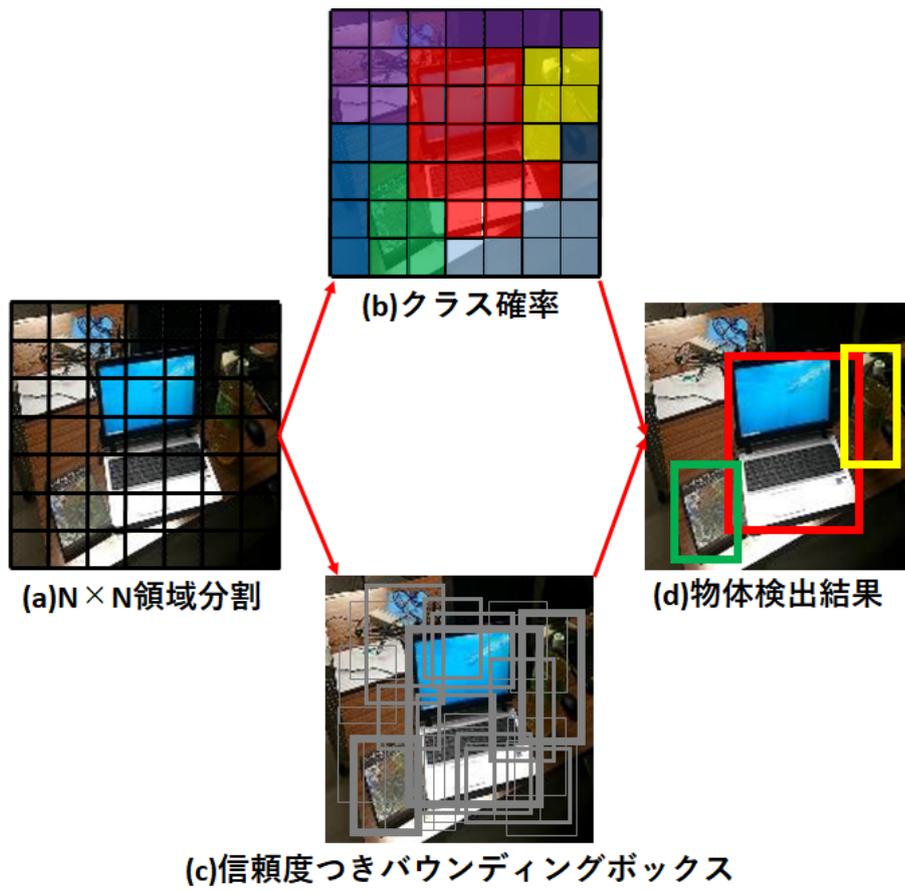


図 3.2: 対象物検出の手順

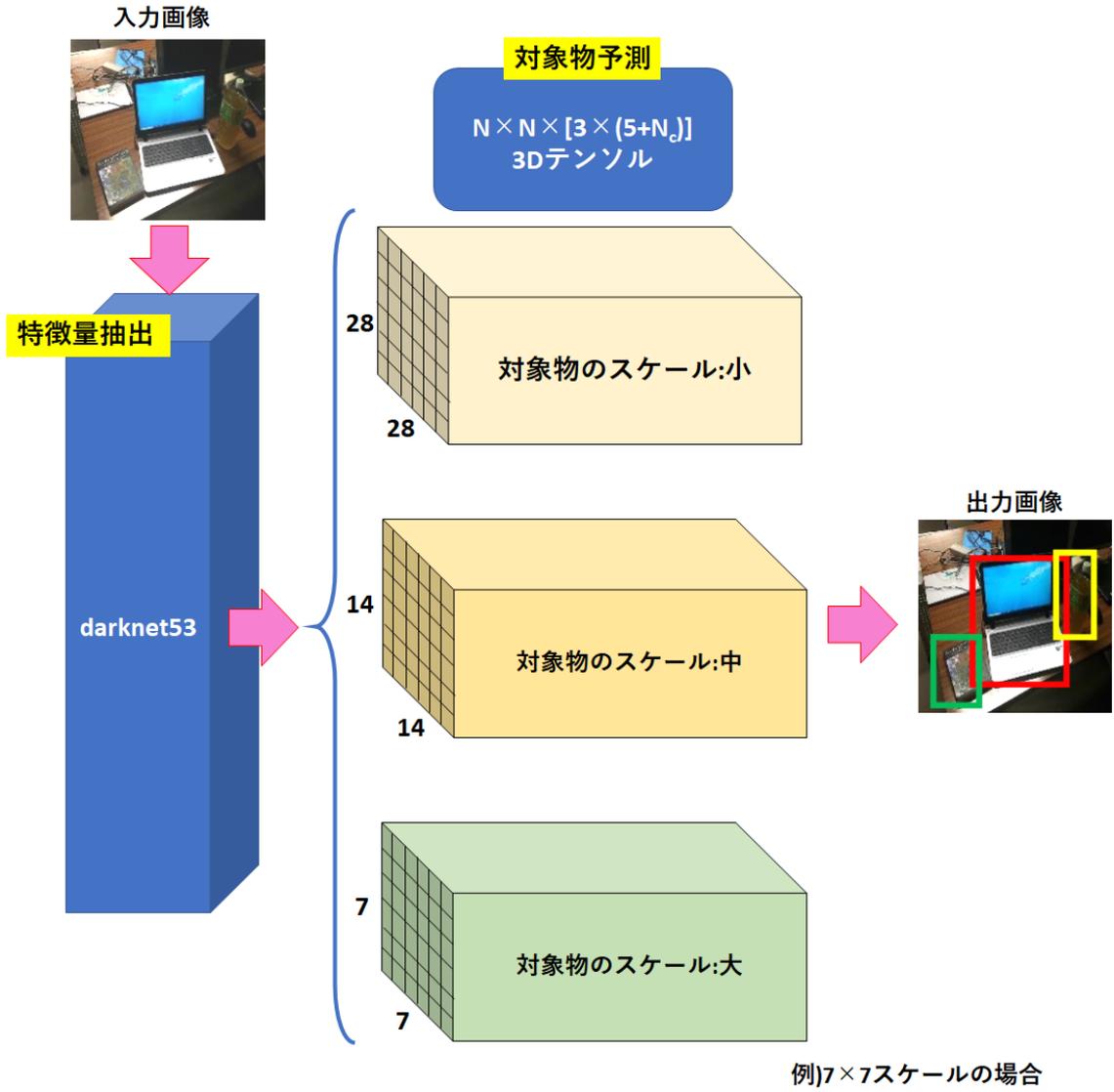


図 3.3: YOLOv3 のネットワーク構造

第4章 機械学習を用いたばい菌表示システム

本章では第3章で説明したYOLOv3を用いて接触感染の経路を認識する手順について述べる。また、本研究では機械学習で検出する接触感染の経路を、「ドアノブ」「手すり」「ピアノ」「照明スイッチ」の4クラスとする。

4.1 学習モデルの作成

機械学習を用いて物体認識をするには、認識させたい対象物をコンピューターに学習させる必要がある。この節では学習用データセットの作成と、データセットを使った学習モデルの作成について説明する。

4.1.1 学習用画像の用意

機械学習に必要な画像をインターネット上と学校内での撮影によって1クラスあたり20枚の計80枚用意した。用意した画像1枚につき表4.1に示す範囲でランダムに変換し10枚相当として扱う。

表 4.1: 画像の水増しに使用した変換

変換の種類	変換範囲
回転 (図 4.1)	$\pm \frac{\pi}{6}$
水平方向にシフト (図 4.2)	± 0.1 (横幅に対する割合)
垂直方向にシフト (図 4.2)	± 0.1 (横幅に対する割合)
RGB チャンネルのシフト (図 4.3)	± 20
シアー変換 (斜め方向への引っ張り)(図 4.4)	$\pm \frac{\pi}{8}$
水平方向に反転	True or False



図 4.1: 画像の回転

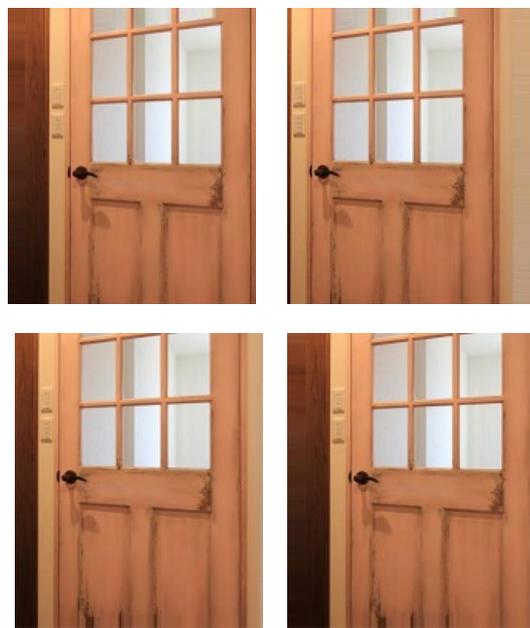


図 4.2: 水平・垂直方向のシフト



図 4.3: RGB チャンネルのシフト

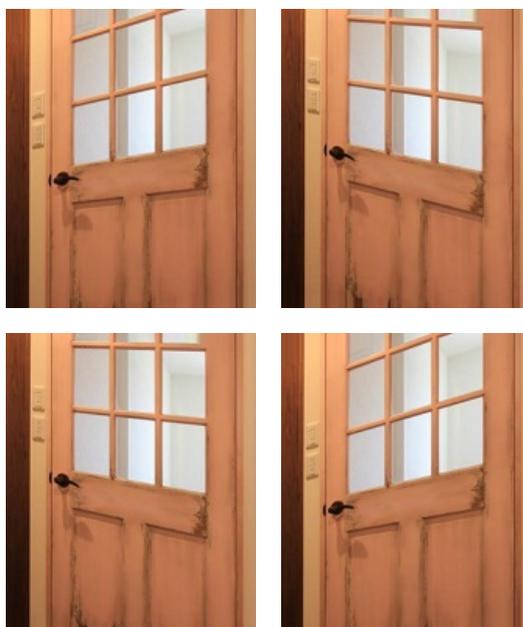


図 4.4: シアー変換

本研究では動画での物体認識を行うため、タブレット PC を持つ手の動きによって認識を行う画像がブレている場合がある。そこで、1 クラスあたり 200 枚の画像それぞれに 5×5 の平均値フィルタを適用することで画像がブレている場合にも対応する (図 4.5)。

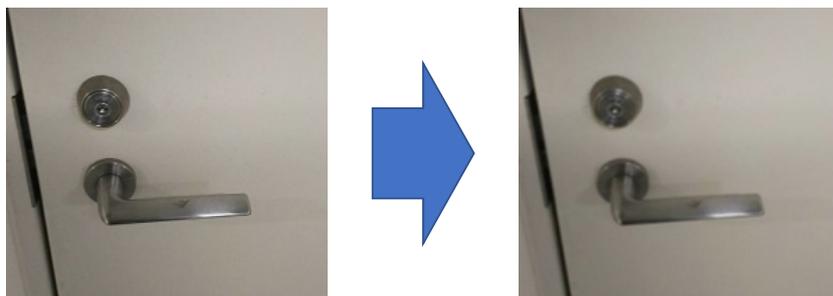


図 4.5: 5×5 の平滑化フィルタリング

4.1.2 アノテーションデータの作成

YOLOv3 のような画像内の対象物を認識する機械学習には、学習に使用する画像のデータセットの他に、各画像に紐づけられた画像中の認識したい対象物がある領域を、対象物を囲む矩形で表すデータが必要である。このデータをアノテーションデータと呼び、機械学習のアルゴリズムによって形式が異なる。アノテーションデータは画像 1 枚 1 枚に対して、矩形を手動で入力する必要がある、作成には様々なツールが存在する。今回は labelImg[12] というツールを用いる (図 4.6)。YOLOv3 におけるアノテーションデータはプレーンテキストファイルであり、形式は以下のようにになっている。

[(クラス番号) (矩形の中心 x 座標) (矩形の中心 y 座標) (矩形の幅) (矩形の高さ)]

今回認識する対象物は 4 種類なので、クラス番号は 0~3 の値とし、座標と幅、高さについては矩形の左上を原点として、0~1 の間に正規化されている。図 4.6 でのアノテーションデータを図 4.7 に示す。このアノテーションデータは、クラス番号 0 (今回の場合はドアノブ) の物体が、幅と高さが画像全体の半分程度で画像の中央やや下に中心がある矩形の領域内にあることを表している。



図 4.6: labelImg を用いたアノテーションデータの作成



図 4.7: アノテーションデータの構造

4.1.3 データセットを用いた学習

これまでの節で作成したデータセットを用いて、学習モデルを作成する。使用する画像は各クラスにつき400枚の計1600枚であり、そのうち1280枚を学習データ、320枚をテストデータとする。バッチサイズを32、エポック数は30000で学習を行う。学習に使用したPCのスペックを以下に示す。

- CPU: Intel(R) Core(TM) i5-6500 3.20Hz
- GPU: NVIDIA GeForce GTX 1050 3GB
- メモリ: 8192MB

学習経過を図4.8に示す。縦軸が損失関数の値、横軸が学習回数である。作成した学習モデルでの静止画の物体検出結果を図4.9に示す。なお、YOLOv3では学習・検出の際に、入力画像を正方形に変形した後に処理を行っている。閾値25%では、対象物が映っていない場合の誤認識がないことも確認した(図4.9下段)

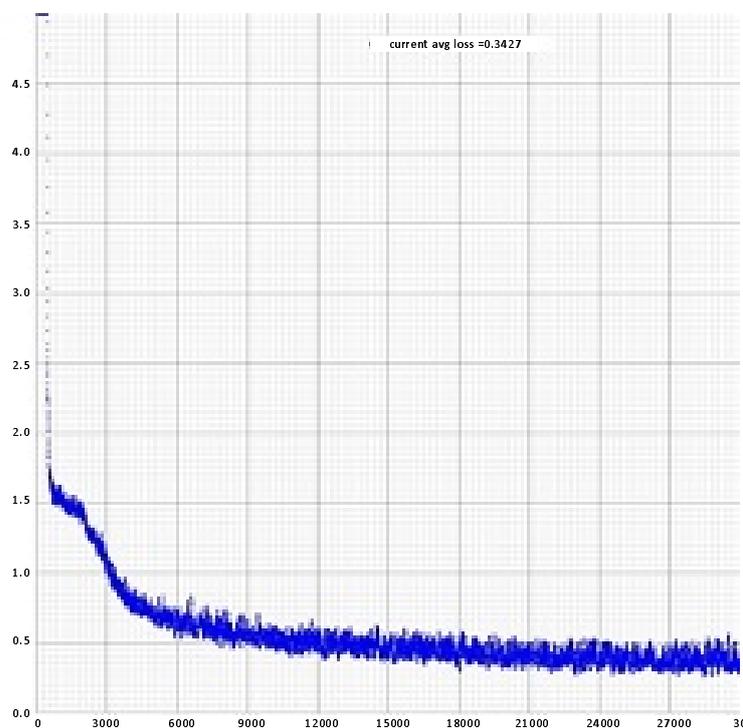


図 4.8: 学習経過



図 4.9: 静止画の検出 (閾値 25 %)

4.2 学習モデルを用いた AR ばい菌表示システム

作成した学習モデルを用いて、タブレットの背面カメラからリアルタイムに対象物を検出し、ばい菌のモデルを表示するシステムを作成する。

4.2.1 ばい菌モデルの表示

ばい菌モデルは第2章で述べた2Dのイラスト4種類を使用し、ARマーカーを用いたシステムと同様に、ばい菌イラストは動きのあるアニメーションとして表示する。本システムではばい菌イラスト4種類を4つの対象物それぞれに割り当て、カメラ画像中に対象物を検出した場合、対象物に対応したばい菌イラストを検出領域の中央に表示する。検出の閾値は静止画での認識と同じく25%とするが、稀に対象物が存在しない空間に対して誤検出をすることがある(図4.10)。誤検出する場合は正常な検出(図4.11)と比べて、領域のサイズが大きくなる傾向にあるので、対象物毎に閾値を設けて、検出した領域のサイズが閾値以上の時は、ばい菌イラストの表示を行わないことで誤検出に対応する。また、ばい菌イラストが対象物全体を覆い隠さないようにするために、ばい菌イラストは、一片の長さが「領域の高さの1/2」の正方形にリサイズし表示する。システムの実行速度が分かりやすいように、カメラ画像の左上にフレームレートを表示する。



図 4.10: 誤検出



図 4.11: 正常な検出

4.2.2 動作実験

構築したシステムが接触感染の感染経路を正常に検出し、手指衛生教育用のARばい菌表示システムとして機能するかどうか確認した(図4.12)。使用したタブレットPCのスペックを以下に示す。

- CPU: Intel(R) Core(TM) i3-7100 2.40Hz
- GPU: Intel(R) HD Graphics 620 2GB
- メモリ: 4096MB

システムを用いた感染経路の検出結果を図4.13に示す。4つの感染経路に対して、それぞれ別のばい菌のイラストが正しく検出された。また、システムの動作速度は平均5fpsであった。



図 4.12: 動作実験の様子

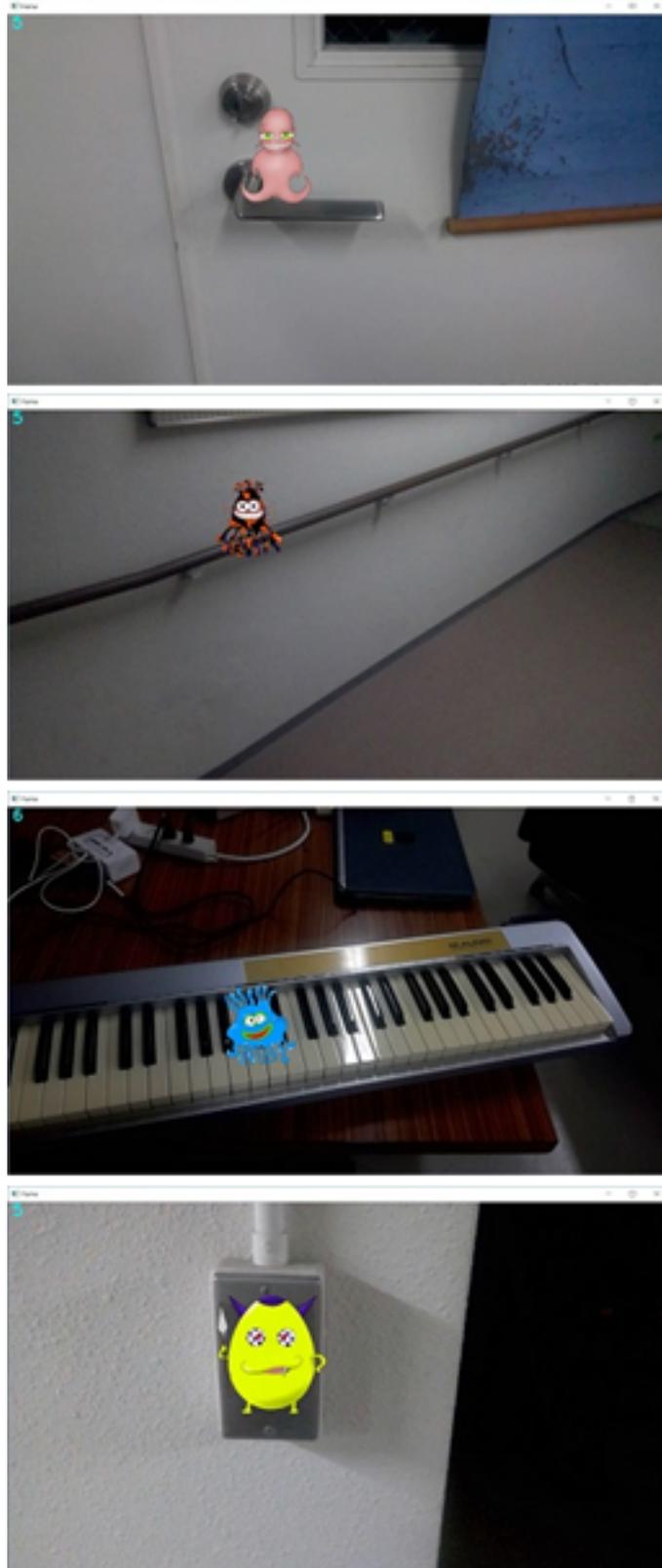


図 4.13: システムによる感染経路の検出

第5章 むすび

本研究では小児の手指衛生の意識を向上させるために、接触感染の感染経路にばい菌のイラストを重畳表示する手法を提案した上で、その有効性を評価した。AR マーカーを用いて簡易的に構築したシステムで行った実験では、実際のシステムを小児に使用してもらい、提案した手法が従来の口頭での指導と比べて、効果があることを確認した。

また、AR マーカーを用いたシステムでは汎用性に欠けるため、検出速度の速い機械学習のアルゴリズムである YOLOv3 を用いて、AR マーカーを使わずに感染経路の検出を行い、ばい菌イラストを重畳表示するシステムを構築した。実際に「ドアノブ」「手すり」「ピアノ」「照明スイッチ」の4つの感染経路となりやすい対象物について、合計 1600 枚の画像で学習を行い、学習モデルを作成した。動作実験では、AR マーカー無しでも感染経路の検出が可能であり、事前準備なしにシステムを利用した手指衛生教育が可能であることを確認した。

今後の課題として、機械学習に用いる画像をさらに増やしてシステムの汎用性を向上することや、機械学習を用いて構築したシステムの評価実験、一般家庭への導入に向けた携帯端末での実装などが挙げられる。

謝辞

本研究を進めるにあたって、日頃から多大なご尽力を頂き、ご指導を賜りました名古屋工業大学、舟橋健司 准教授、伊藤宏隆 助教に心から感謝致します。また、本研究は株式会社NTTドコモ東海支社とあいち小児保健医療総合センターとの共同研究の一部であり、研究の機会を与えてくださったNTTドコモの長谷川靖起 様、あいち小児保健医療総合センターの棚瀬佳見 様、実験の協力をしてくださったひまわり幼稚園の齋藤路子 様、ほか皆様に深く感謝致します。最後に、本研究に多大な御協力頂きました舟橋研究室諸氏に心から感謝致します。

参考文献

- [1] John M. Boyce, Didier Pittet, “医療現場における手指衛生のための CDC ガイドライン”, 満田 年宏 (監訳), 国際医学出版株式会社, 2003
- [2] Elaine L. Larson, “APIC Guideline for Hand Washing and Hand Antisepsis in HealthCare Settings”, American Journal of Infection Control, 1995
- [3] 辻 明良, “病院感染防止マニュアル”, 日本環境感染学会, 2001
- [4] 厚生省, “保育所保育指針第2版”, 保育指針研究会, 2005
- [5] 原田 眞澄, “幼児の手洗い技術に関する研究”, 中国学園紀要, 97-102, 2004
- [6] 静岡県総合健康センター, “第2回幼児の生活習慣に関する調査報告書”, 2009
- [7] Shogo Shimada, Kenji Funahashi, Kenta Ito, Yoshimi Tanase, Kumiko Iwazaki, “VR Hand Hygiene Training System That Visualizes Germs to Be Washed and Removed”, Proc. IEEE-GCCE, pp.480-483, 2017
- [8] Leap Motion 社, Leap Motion, <https://www.leapmotion.com/>
- [9] 株式会社エム・ソフト, ARToolKit, <https://www.msoft.co.jp/ar/>
- [10] 島田祥伍, 舟橋健司, 伊藤健太, 棚瀬佳見, “小児の衛生意識向上のための AR ばい菌表示システム”, 平成 30 年度電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会講演論文集, L3-2, 2018.
- [11] Joseph Redmon, Ali Farhadi, “YOLOv3: An Incremental Improvement”, arXiv:1804.02767, 2018.
- [12] labelImg, <https://github.com/tzutalin/labelImg/>

発表論文リスト

1. 島田祥伍, 舟橋健司, 伊藤健太, 棚瀬佳見, 岩崎公弥子, “小児医療保育現場のための VR 手洗い教育システムの検討”, 日本バーチャルリアリティ学会第 22 回大会講演論文集, 1G4-01, 2017.
2. Shogo Shimada, Kenji Funahashi, Kenta Ito, Yoshimi Tanase, Kumiko Iwazaki “VR Hand Hygiene Training System That Visualizes Germs to Be Washed and Removed”, Proc. IEEE-GCCE, pp.480-483, 2017
3. 島田祥伍, 舟橋健司, 伊藤健太, 棚瀬佳見, “小児の衛生意識向上のための AR ばい菌表示システム”, 平成 30 年度電気・電子・情報関係学会東海支部連合大会講演論文集, L3-2, 2018.