

物片付け支援システムのための 片付け判定アルゴリズムの提案と評価

石崎美弓^{1,a)} 清原 良三² 寺島 美昭¹

概要: 近年、発達障害の診断数が増加し注目を集めている。このことから発達障害者の自立とそのサポートが必要である。本研究では発達障害者が日常で困難さを抱える片付けにおいて支援を行うことを目的とし、画像処理により机の上(以下部屋)の状況を読み取り片付けが必要か判定する物片付け支援システムの提案をする。本稿では、まず、システムの実現のために部屋の状況を表す片付け度と呼ばれる指標の定義を行った。さらに片付けの対象を複数のモデルに定義し片付け度を算出するシミュレーションを行い、片付け度が個人差を反映して適切に机の状況を数値化できることを確認した。次に、片付け度を画像から算出するために物体の動きを画像から数値化して可視化する必要があるため要素と呼ばれる物体の動きの定義とそれらの検出方法を提案した。また、物体をモデル化した画像から要素ごとに数値を取得する実験を行い提案手法の有効性を一部確認した。

Proposal and Evaluation of a Tidying Decision Algorithm for a Tidying Support System

1. はじめに

近年発達障害などの診断数が増えており [3], 関心が高まっている。発達障害とは脳機能の発達のバランスが通常と異なり, それによって自身の発達特性と環境とのミスマッチが生じ生活に困難さを抱えてしまうことである。[1][2][3] そのため, 自身の特性と環境のギャップを埋められる支援の必要性が高まっている。そこで発達障害の中でも ADHD(注意欠如多動性障害) の症状から引き起こされる片付けができないという生活上の困難さに注目する。片付けに注目する理由は, 片付けは物が対象であるため, 画像などを使用して数値化を行うことが可能だからである。

発達障害の人々は片付けに対して片付けるタイミングや片付ける手順がわからないと言った問題を抱えている。そこで本研究では画像処理を用いた片付け支援システムを提案する。本システムは画像から部屋の状態を読み取り適切な片付けのタイミングをユーザーに通知するシステムで

ある。

本稿ではこの片付け支援システムの実現のための片付け判定アルゴリズムの提案とシミュレーションによる個人差の網羅性の確認, また実際に画像から物体の動きを数値として取得可能であるかの検証を行う。

2章では本研究における物片付け支援について述べ, 3章では提案のシステム構成とそれらの実現に必要な片付け判定アルゴリズムについて説明する。4章ではシミュレーションによる片付け判定アルゴリズムの網羅性の確認や, 画像からの数値取得とその結果について説明し, 5章ではまとめと今後の展望について述べる。

2. 物片付け支援

2.1 物片付けとは

物片付けとは通常, 図1に示すように片付ける場所を目視して, 片付ける物体の選定や形状の認識, 最終的な配置などの部屋の状態の分析をはじめ, 散らかり具合, 片付けの要否の判定などを片付けを行う人自身が行う。この分析や判定が困難さの要因となり, 例えば ADHD の優先順位を決めることが苦手という症状や, 空間認知が苦手という症状によってミスマッチを引き起こし, 適切な片付けのタ

¹ 創価大学
Soka University, Tangicho, Hachioji, Tokyo 1-236, Japan

² 神奈川工科大学
Kanagawa Institute of Technology, Shimoogino, Atsugi,
Kanagawa 1030, Japan

a) e20m5324@soka-u.jp

イメージを自分で押し量ることができず極限まで部屋が散らかってしまう、片付けを始めても物体の動かす順番や適切な配置等の片づけ方がわからず片付けを完了することができないといった現象が起きてしまう。また、物片付けは個人の感覚によって片付けのタイミングや維持したい状態が異なるためさらに分析・判定が複雑化し、自力での解決が困難になってしまう。

そのため物片付けにおいて発達障害の人々を支援するためには以下の条件を満たす必要があると言える。

- 部屋の状態を追跡・可視化する
- 片付けの要否を判定する仕組み
- 個人の感覚を反映する

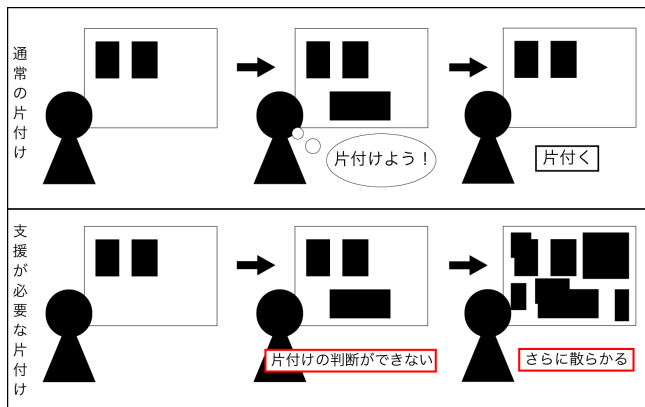


図 1 通常の片づけとの差異

2.2 物片付け支援システムの条件

2.2.1 物体追跡

物体の動きを追跡し、移動距離などの数値として検出する。これにより部屋の状態を時間経過ごとに追跡することが可能になり、さらに数値という共通の尺度が設定されることで部屋の状態の可視化を行うことができる。また画像処理を用いて視覚的な情報から数値化を行うことが可視化という点で適していると考えられる。

2.2.2 片付け判定

物体追跡によって検出した数値を用いて片付けの要否を判定する。この判定は片付けのタイミングや片付いたと感じる状態等の個人の感覚によって判定基準が変わるため、可変性のある判定基準を設定する必要がある。

3. 提案

3.1 片付け判定概要

システム構成を図2に示す。ユーザーはまず人モデルと机モデルから自分に一番近いモデルをそれぞれ選び、個人の好みや片付けに対する行動の傾向を反映した個別閾値 B を設定する。人モデルは一定時間ごとに物を動かす割合を示し、机モデルは設定した初期状態の物体の多さを表す。個別閾値 B の設定後、初期状態から定期的に部屋の画像を撮影し、画像処理を用いて物体の動きを数値化し片付け度

K の算出を行う。片付け度 K は、要素と呼ばれる物体の動きを複数に分解した項目ごとに検出した数値を用いて算出される。この片付け度 K が $K \geq B$ となる時、片付けが必要であると判定し、ユーザーに片付けの指示を行う。この指示は初期状態に戻すための指示である。指示を受けてユーザーは物体を動かす事で適切なタイミングで部屋を片付けることができる。

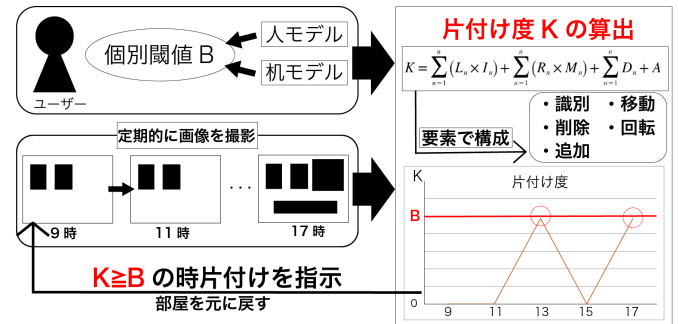


図 2 片付け判定の手順

3.2 要素

3.2.1 各要素の定義

各要素の定義を図3に示す。物体の動きを数値化して可視化するために物体の動きを識別・削除・追加・移動・回転の5つに分解し、要素と定義した。

識別は画像に写った物体が初期状態のどの物体であるかを識別番号を用いて検出する。ここで検出した識別番号をもとに移動や回転の数値に物体の大きさや形状を考慮した重み付けを行う。

削除は初期状態の物体が画像から削除されているかまた、それがどの物体であるかを検出する。

追加は初期状態にない物体の有無と混入した物体の個数、それらの大まかな位置を検出する。移動は初期状態の物体の移動距離を検出する。回転は物体の回転角度を検出する。

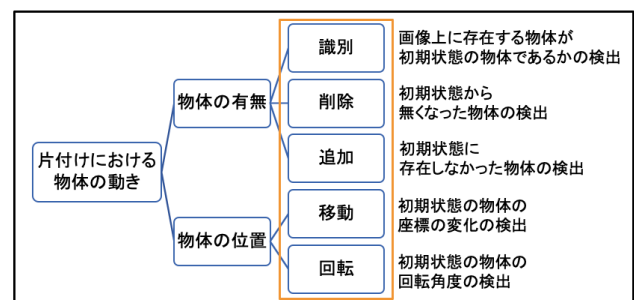


図 3 各要素の定義

3.2.2 画像処理による検出方法

各要素の検出方法を図4に示す。識別と削除では ArUco マーカー [4][5] を用いたマーカー検出を行う。ArUco マーカーとは OpenCV に用意されているライブラリの一つで、軽量の動作でマーカー検出を行うことができ、ライブラリ

自身が ID と対応したマーカーの辞書を持っている。

初期状態の物体に予め ID を割り当て、該当するマーカーを貼付する。画像から ID を検出した場合、その ID と対応する物体が画像上に存在すると判定し、検出した ID をもとに移動距離などに重み付けを行う。初期状態の物体に貼付したかつ検出されないマーカーがある場合は対応した物体が削除されたと判定し片付け度に数値を加算する。

追加・移動・回転の検出にはマーカー検出とラベリング処理を用いる。ラベリング処理とは二値化した画像内の連続した点の集まりごとに、個別の番号を割り当てる処理で、オブジェクト識別などに使用される。

まず、ラベリング処理により物体の領域の検出をし、その領域内のマーカーの有無を調べる。マーカーが存在する場合はその物体が初期状態の物体であると判断し座標の取得をし、移動距離や回転角度の算出を行い、移動・角度として検出する。領域内にマーカーが存在しなかった場合はその物体が初期状態に存在しない物体である判断し片付け度の追加の項目に数値を加算する。

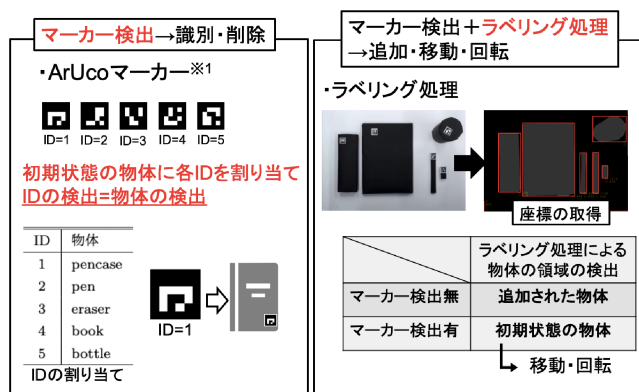


図 4 各要素の検出方法

3.3 片付け判定アルゴリズム

本アルゴリズムは先述した要素に加え、後述する片付け度と個別閾値、人モデル、机モデルを用いて片付け判定を行う。

3.3.1 算出式

片付け度は以下の式 (1) で算出される。

$$K = \sum_{n=1}^n (L_n \times I_n) + \sum_{n=1}^n (R_n \times J_n) + D + A \quad (1)$$

K は片づけ度、 L_n は移動距離、 I_n は物体ごとの移動距離の重み値、 R_n は回転角度、 J_n は物体ごとの回転角度の重み値、D は初期状態の物体が削除されない場合は 0、削除された時は一定の数値その個数に応じて加算する。A は追加された物体の個数に応じて数値が加算される。K の値は初期状態の時 $K=0$ を最小値とし、初期状態の物体全てが削除される、または初期状態の物体全てが最大距離移動している状態を最大値とする。表 1 に構成を示す。

片付けを行う際、机の大きさや物体の大きさ、形状に

表 1 片付け度 K の構成

L_n	移動距離	D	削除
I_n	移動重み	A	追加
R_n	回転角度	n	マーカー ID
J_n	回転重み		

よって物体の動いた時に感じる乱雑さが異なる。それらを考慮するために移動距離では机との面積の割合と回転では形状による重み値を設定する。まず移動距離の重み I_n について説明する。物体の大きさによる移動距離が周りの物体に及ぼす影響の差を、机の面積に対する物体の面積の割合から算出する。

図 5 にあるように、まず、各物体の面積の机に対する割合を算出する。割合が 2%~8%の物体は重み値を 1 とし、それ以外の物体は重み値が 1 である物体の平均面積に対する割合を重み値に設定する。これにより机の広さが変化した時の影響と、置いている物体の大きさによる影響を考慮することができる。重み値を 1 とする物体の割合の範囲 2% 8%は実験的に得られた値を用いている。

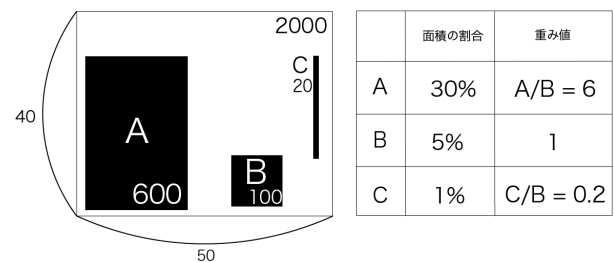


図 5 重み値による乱雑さの反映

次に回転の重み J_n について説明する。細長いペンのような棒状の物体とボールのような球体のように、形状が異なる物体が回転した場合、ペンは回転によって他の物体との各辺の距離が変わるが、球体は回転による円周と他物体との距離の変化は起こらない。このような物体の形状による影響の差を重み値 J_n を用いて表現する。円、もしくは球体の物体の場合は $J_n=0$ とし回転による影響を片付け度に加算しない。その他の物体は $J_n=1$ とする。

削除 D_n については初期状態の物体が画像から検出されない時に固定の数値を片付け度 K に加算する。加算に用いる数値は机の大きさや物体の個数、大きさによって変化し、削除された初期状態の物体の個数を d 、机の対角線の長さを P 、物体の総数を N としたとき、式 (2) を用いて計算を行う。

$$D = \frac{\sum_{n=1}^n P \times I_n}{N} \times d \quad (2)$$

追加についても追加された物体の個数を a とした時、その数に応じて式 (3) を用いて片付け度に加算する。

$$A = \frac{\sum_{n=1}^n P \times I_n}{N} \times a \quad (3)$$

これらの各項の総和で片付け度 K が算出され、机の上の変化の大きさを表現することができる。さらにこの片付け度に各個人の片付けに対する感覚の差を反映した個別閾値 B を設けることで片付けの要否を判定し、ユーザーに片付けの指示を送ることができる。

3.3.2 個別閾値の設定方法

個別閾値 B に個人差を反映するために人モデルと机モデルを定義した。人モデルは物に対する人の行動の頻度のモデルで、表 2 のように 2 時間で動かす物体の個数の割合 0%~90% を 30% ずつ低、中、高の 3 段階に分割している。図 6 にあるように、動かす物体の個数が多いと片付け度 K の値が増加しやすくなるため個別閾値 B を上げることで過剰な片付け判定を防止する。これにより物を動かす頻度という個人差の反映をすることが可能になる。机モデルは

表 2 人モデル 分類の内訳

物体を動かす頻度	2h おきに動かす物体の割合 y (%)
低	$0 \leq y < 30$
中	$30 \leq y < 60$
高	$60 \leq y < 90$

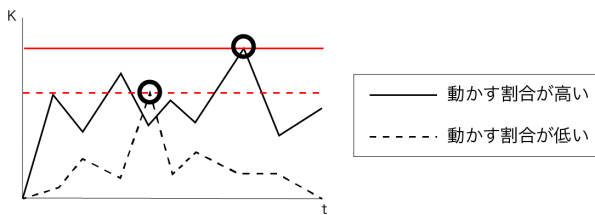


図 6 人モデルの違いによる片づけ度の変化

ユーザーが設定した初期状態の物体の量を分類するモデルで、表 3 のように、机に対する初期状態の物体の総面積の割合で 0%~90% を 30% ずつ少量、中量、多量の 3 段階に分けている。初期状態の物体の量が多いと物体が動く可能性も高くなり、物体が少ない時と比べて片付け度が増加しやすい、また、同程度の動きでも動いた物体の面積が大きいほど片付け度が増加しやすくなる。そのため物体の面積に応じて個別閾値 B を適切な値に上げることで過剰な検出を防ぐ。これにより各個人が理想とする初期状態に合わせて片付け判定がされるため、個人差を反映することができる。

表 3 机モデル 分類の内訳

初期状態の物体の量	机に対する面積の割合 x (%)
少量	$0 \leq x < 30$
中量	$30 \leq x < 60$
多量	$60 \leq x < 90$

4. 評価

3 章で述べた提案手法を用いて、片付け度と各モデルから設定した個別閾値を用いた網羅性確認のための片付け判定シミュレーションと画像処理による実現性確認のための要素ごとの物体検出の実験を行った。

4.1 片付け判定シミュレーション

4.1.1 シミュレーション概要

人モデル 3 種類と机モデル 3 種類を用いて個別閾値 B を 9 パターン算出し、各個別閾値 B で物体の動かし方を初期状態の物体の移動、初期状態の物体の削除、新たな物体の追加の 3 つに設定し、合計 27 パターンの片付け度 K が変動させたシミュレーションを行った。各モデルに合わせて物体を動かし片付け度 K を変動させ、グラフの生成が行える人モデル机モデルと個別閾値の網羅性を確かめた。

想定する環境は 40cm × 90cm の机の上で、使用する物体は机モデルごとに表 4 のように定めた。人モデルは選択した机モデルをもとに 2h おきに動かす物体の個数を算出した。

表 4 机モデルごとの配置する物体

初期状態の物体の量	配置する物体
少量	PC × 1, ペン × 1 計 2 個
中量	PC × 1, マウス × 1 ペン × 3 iPad × 1, ノート (小) × 2 計 8 個
多量	PC × 1, マウス × 1 ペン × 3 iPad × 1, ノート (小) × 2 ノート (大) × 2 計 10 個

4.1.2 シミュレーション結果

シミュレーション結果について説明する。図 7 は机モデルを物体が多い、人モデルを頻度が高いに設定した場合のシミュレーション結果のグラフで、横軸が時間、縦軸が片付け度 K を表している。赤線が設定した個別閾値 B で、黄色のグラフは移動のみの K の変動を、緑は追加のみの場合、青は削除のみの場合を示している。

2 時間おきに人モデルで選択した個数の物体を動かし、片付け度 K が個別閾値 B を超えた場合は片付けを行ったと判定し片付け度 K を大幅に下げた。他のモデルの組み合わせでも過剰な片付け判定等は起こらず、片付け度 K が物体の動きに合わせて変動するグラフを生成することができたため、移動・削除・追加における片付け判定アルゴリズムによる網羅性を確認することができた。

4.2 画像処理による実現性の評価

先述した各要素のうち識別・削除・追加について検出方法の精度を確かめるため実験を 2 種類行った。実験に用いる画像は図のように机の上を著者の身長の高さ (約 157cm)

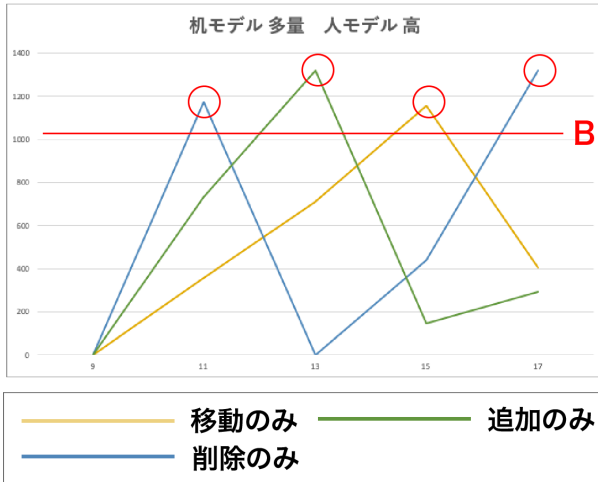


図 7 シミュレーション結果

の真上から撮影したものを使用している。また、物体の色や柄による誤検出などの影響を減らすために机面の色を白、物体の色を黒にモデル化した画像を用いている。使用した物体は本・ペン・筆箱・消しゴム・ボトルの種類、机のサイズは縦が約 40cm、横が約 55cm である。使用したマーカーのサイズは約 2cm である。

4.2.1 実験 1 識別・削除

本実験では識別・削除の提案手法の精度を確かめた。初期状態に存在する物体に予め ID を割り当て、該当するマーカーを貼付し、画像からマーカーを検出することで画像上にある物体の有無を調べた。画像は 10 種類の初期状態と、それぞれから物体を 1 2 個削除した状態の画像の計 20 枚を使用した。どの初期状態も物体とそれらに割り当てたマーカーの ID は共通しており、1=pencase, 2=pen, 3=eraser, 4=book, 5=bottle とした。さらにそれらの画像を $\frac{9}{10}$ $\frac{1}{10}$ まで縮小し同様にマーカー検出を行うことで精度の検証を行った。初期状態の物体の個数を N [個] とし、正しく検出できた物体の個数を D_c [個] とした時、検出率 D_p [%] を $D_p = \frac{D_c}{N}$ のように定義し 90%以上を維持できる画像サイズを調べた。90%は今回の実験において誤検出の物体が 1 個未満になる検出率である。

4.2.2 実験 1 結果

実験 1 の結果について述べていく。画像の縮小を行わない状態では、使用した全ての画像において誤検出は発生せず、画像から識別と削除の情報の読み取りが可能なることを確かめた。図 8 に実際のマーカー検出の様子を示す。

次に縮小した場合の検出率の変化である。このグラフは縦軸が検出したオブジェクトの数(最大 5)、横軸が初期状態 1 又は 2 での識別か削除の実験のいずれか(初期状態 1 の識別の場合、識別 1 とする)を画像の縮小率ごとに表したものである。 $\frac{4}{10}$ の縮小率までは 90%以上を維持できる結果となった。 $\frac{4}{10}$ に縮小したとき机のサイズは縦が約 25cm、横が約 35cm、マーカーのサイズは約 1.3cm のもの

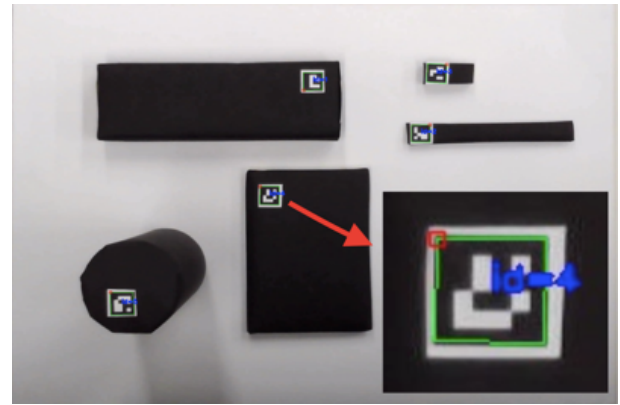


図 8 マーカー検出の様子

を撮影した画像と同じ大きさで画像に映る。このことから 1.3cm のマーカーが貼れない物体以外は高い精度で検出が可能なることが分かった。

以上の結果から、識別と削除における提案手法は 1.3cm 以上のマーカーが貼付できる物体に対して有効であり、また 2cm 以上の大きさのマーカーを使用する場合はより高い精度で利用できることを確認した。

各サイズの検出率 (1/10~10/10にリサイズ)

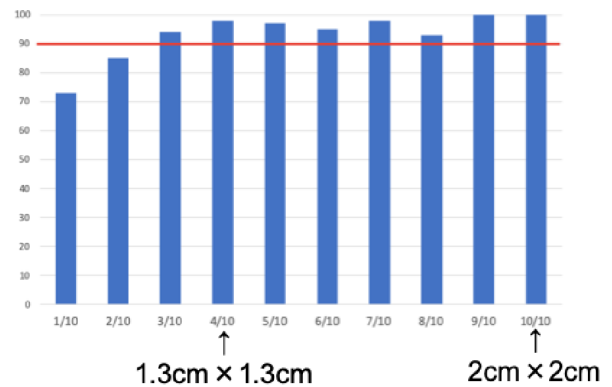


図 9 縮小した場合の検出率の変化

4.2.3 実験 2

実験 2 では要素のうち追加にあたる、初期状態以外の物体が追加された場合に画像上のどの位置に追加された物体がいても提案手法を用いて検出可能かを確かめた。実験 1 と同様の物体、ID の割り当てとマーカーを使用し、混入する物体として新たにモデル化したペン A を追加した。ペン A にはマーカーは貼付されていない。

画像は以下のように物体混入時のペン A の状態を変えた 16 種類(1~16)を使用したこれらの画像から追加したペン A が検出できるかを確かめる。

- 他の物体に触れていない 1
- 他の物体に辺同士が触れている 5 種類 2~7
- 他の物体と一部分のみ重なっている 5 種類 8~12
- 他の物体の上であり完全に重なっている 2 種類 13,14
- 他の物体の下であり完全に重なっている 2 種類 15,16

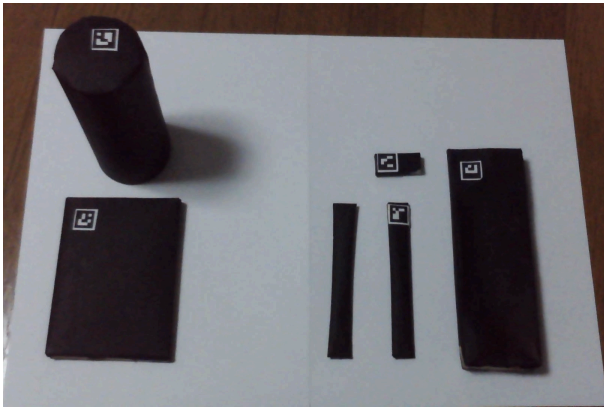


図 10 実験 2 使用画像 1

4.2.4 実験 2 結果

実験 2 の結果について述べる。図 11 の 1 の画像では追加した物体を検出することができたが、初期状態の物体のマーカが検出されず追加された物体と判定され誤検出が起きた。この誤検出は他の画像全てで発生しており、使用した物体や貼付したマーカ劣化が理由として挙げられる。また、図 11 右の 2 の画像のように追加したペン A が他の物体と接している、または重なっている場合は同じ物体と認識され検出することができなかった。これらの結果から追加における提案手法の実現性は低いことが確認できた。解決案として、検出した物体の領域をマーカの有無で比較するのに加え面積を比較しその差分が追加の物体であると判定する方法を提案する。

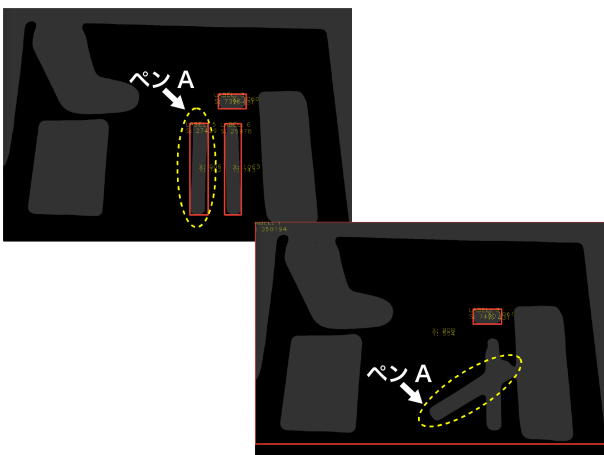


図 11 実験 2 検出結果 左 1 右 2

4.3 考察

4.1 章では 9 パターンの個別閾値と 3 パターンの物体の動き方の組み合わせから合計で 27 パターンの片付け判定のシミュレーションを行った。これにより部屋の状況が物体の移動、物体の削除、物体の追加のうちどれか一つの動きのみによって変わる場合、提案手法での網羅性があることがわかった。今後は動きが 2 つ以上の組み合わせでシミュレーションを行い網羅性を確かめる必要がある。

4.2 章では実験 1 では識別と削除についての画像処理を

用いて検出の実現性を確認でき、実験 2 では追加についての提案手法の実現性が十分でないことを確認した。このことからマーカの有無に加え面積を比較の対象に入れる解決案を提案した。

以上から初期状態の物体の有無によって発生する部屋の散らかりについては提案手法による片付け判定の網羅性と画像処理による数値取得の実現性を確認することができた。物体の移動や追加については追加実験や手法の改良を行い数値取得の実現性を確認する必要がある。

5. おわりに

本稿では発達障害を持つ人々が困難を抱えるの物片付けについて支援を行うことを目的とした物片付け支援システムを提案した。提案システムは画像処理を用いて画像から物体の動きを読み取り片付け度と呼ばれる部屋の状態の変化を表す数値の算出を行うことで部屋の状態を追跡し、片付けの適切なタイミングをユーザーに通知することができるシステムである。システムの実現のために片付け判定アルゴリズムの提案をし、それらを構成する要素や片付け度、個別閾値、人モデル、机モデルなどの定義を行った。

さらに、片付け判定アルゴリズムを用いてシミュレーションを行い部屋の状況が物体の移動、物体の削除、物体の追加のうちどれか一つの動きのみによって変わる場合、提案手法での網羅性があることを確認した。また提案手法の画像処理を用いた物体の動きの数値化の実験を要素のうち識別、削除、追加について行い、識別と削除について実現性を確認した。この 2 つの結果から初期状態の物体の有無によって発生する部屋の散らかりについては提案手法を用いて片付け判定を行う実現性を示した。

今後は物体の動きが 2 つ以上の組み合わせのシミュレーションによる網羅性の向上や、画像処理によつ物体の移動や追加についての数値検出の追加実験や手法の改良を行い実現性を向上する必要がある。

参考文献

- [1] 村上 佳津美, "注意欠如・多動症 (ADHD) 特性の理解", 心身医学, vol.57, No.1, pp.27-38, 2017.
- [2] "みんなのメンタルヘルス | 厚生労働省" 入手先 <<https://www.mhlw.go.jp/kokoro/>> (参照 2019-03-01).
- [3] 厚生労働省 厚生統計要覧 (令和 2 年度) 入手先 <<https://www.mhlw.go.jp/toukei/youran/index-kousei.html>> (参照 2021-7-10).
- [4] "Speeded up detection of squared fiducial markers", Francisco J.Romero-Ramirez, Rafael Muñoz-Salinas, Rafael Medina-Carnicer, Image and Vision Computing, vol 76, pages 38-47, year 2018
- [5] "Generation of fiducial marker dictionaries using mixed integer linear programming", S. Garrido-Jurado, R. Muñoz Salinas, F.J. Madrid-Cuevas, R. Medina-Carnicer, Pattern Recognition:51, 481-491,2016