

FINDDrawers : 収納物を検索可能な引き出し型システム

鈴木 颯馬¹ 尹 泰明² 立花 巧樹³ 大和 佑輝⁴ 呉 健朗⁴ 富永 詩音⁴ 小林 稔⁵ 宮田 章裕^{2,a)}

受付日 2020年4月8日, 採録日 2020年10月6日

概要: 引き出し型収納家具は人間の生活空間にあふれるモノを片付ける手段として効果的である。しかし時に我々はモノの収納場所を忘れてしまい、必要なときに大事なモノを発見できなくなるという問題がある。この問題を解決するために、我々は、カメラ・開閉センサを装着した引き出し型デバイスと、ニューラルネットワークによる一般名称推定を組み合わせることにより、ユーザが引き出しにモノを収納するだけで、モノの名称・色・収納日時をクエリとして収納場所を検索できるシステムを提案する。本稿では、プロトタイプシステムを用いた検証実験を行った。提案手法により、モノを探すために引き出しを開ける回数やそれに付随する身体的負荷を削減できることを確認した。一方、モノを発見するまでに要する時間や精神的負荷の削減効果は認められなかった。

キーワード: 引き出し, 探し物, 実世界オブジェクト

FINDDrawers: Drawer-shaped Device Supporting Object Localization

SOMA SUZUKI¹ TEAMYOUNG YUN² KOKI TACHIBANA³ YUKI YAMATO⁴ KENRO GO⁴
SHION TOMINAGA⁴ MINORU KOBAYASHI⁵ AKIHIRO MIYATA^{2,a)}

Received: April 8, 2020, Accepted: October 6, 2020

Abstract: Pieces of furniture equipped with drawers help us to make living spaces organized. However, we sometimes fail to remember where we stored important objects. To address this issue, we propose a drawer-shaped system equipped with a camera and an open-closed sensor. This system enables users to search an object using a query that consists of name, color and timestamp. With the introduction of a neural network based model for object recognition, users do not need to register object information to the system; they simply store objects in drawers. We developed a proof of concept and conducted evaluation tasks, confirming that our approach can reduce the number of opening times of drawers and physical workload for finding objects. Meanwhile, the system did not reduce the amount of time required and mental load.

Keywords: drawer, object localization, real world objects

¹ 明治大学大学院先端数理科学研究科
Graduate School of Advanced Mathematical Sciences, Meiji University, Nakano, Tokyo 164–8525, Japan

² 日本大学文理学部
College of Humanities and Sciences, Nihon University, Setagaya, Tokyo 156–8550, Japan

³ 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科
Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, Ikoma, Nara 630–0192, Japan

⁴ 日本大学大学院総合基礎科学研究科
Graduate School of Integrated Basic Sciences, Nihon University, Setagaya, Tokyo 156–8550, Japan

⁵ 明治大学総合数理学部
Faculty of Interdisciplinary Mathematical Science at Meiji University, Nakano, Tokyo 164–8525, Japan

a) miyata.akihiro@acm.org

1. はじめに

多くの行為をサイバースペース上で行うようになった現代においても、我々の肉体が実世界に存在する以上、多くの実世界オブジェクト(モノ)を取り扱う必要がある。このため、電子機器・文具・食材・調理道具・衣服・医薬品など、多くのモノで我々の自宅やオフィスはあふれかえっている。これらのモノを常時生活空間中に出しっぱなしにするわけにはいかないので、人類は収納家具を発明し活用してきた。この代表例として、引き出し型収納家具があげられる。これは、中にモノを収納できる箱型収納家具であり、前後方向にスライドさせることで開け閉めができる。

日本においては筆筒という家具として江戸時代中期から用いられている [1]。しかし、人間の記憶は時間経過とともに薄れていくため [2]、我々はどこに何をしまったか忘れてしまうのである。必要なときに大事なモノが見つからず、時間・機会・金銭・信用を損失した経験は多くの人に共通するところである。問題を解決するために、これまでモノの管理・検索を行う研究は数多くされてきた。しかし、既存研究では、モノを管理・検索するために、事前に手動でモノの情報を付与したり、デバイスを取り付けたりするなどの手間がかかってしまう。

そこで本研究では、多くの引き出しからモノを探すシーンにおいて、収納場所が分からなくても、手間をかけずにモノを発見できるシステムを提案する [3], [4], [5]。本稿の貢献は次のとおりである。

- モノへのデバイス装着、システムへのメタ情報登録を行わずに、少ない手間でモノの収納場所を特定できる方式を示したこと。
- 上記方式に基づくプロトタイプシステムを実装し、想定利用シーンにおける手間軽減の効果を検証したこと。

2. 関連研究

本研究は、特定のモノの収納場所を検索する研究領域に属する。本章では、モノの収納場所の検索を支援する研究事例について、モノにデバイスを装着するものを 2.1 節、装着しないものを 2.2 節で紹介する。

2.1 モノにデバイスを装着する研究事例

手法 [6], [7] は、収納物と収納場所に RFID タグ・リーダーの組を装着することで、特定のモノが収納されている場所を電子的に検索可能にするシステムである。手法 [8] は、事前にタグを装着したモノの位置を、超音波と Active RFID を組み合わせて確率的に求めるシステムである。手法 [9] は、モノに装着したセンサから取得するデータを統計的に分析することで、モノの種類や状況を推定するシステムである。文献 [10] は、物理・電子的に管理・検索できるファイルキャビネットシステムを提案している。このシステムは、LED を装着した物理的なフォルダに、電子的に内容を管理してある紙媒体の文書を挟んで使用する。手法 [11] は、振動モータと加速度センサを用いて、モノの収納場所を検索する。具体的には、収納場所に振動源、モノに振動センサを装着し、振動センサで検知した振動データの分析結果から、収納場所におけるモノの位置を推定している。手法 [12] は、モノに光学マーカを装着し、天井に光学マーカを認識可能なカメラとプロジェクタで構成された操作可能なユニットを設置することで、モノを探すときに光学マーカと対応した ID を検索すると、そのモノの場所をプロジェクタで強調表示してユーザに探しているモノを提示する。手法 [13] は、デブスカメラと、液晶シャッター・

再帰性反射材を用いたタグを組み合わせたシステムである。これにより、小型タグを遠方からでも検出できるようになり、空間内のモノ探しを効率化できる可能性がある。文献 [14] は、RFID タグを添付したモノの絶対位置およびモノの種別の推定手法を提案している。空間内における人の位置情報と人の移動により生じる RFID の電波変動から、モノどうしの空間内における位置や使われ方の類似性を導出する。その情報から RFID タグが添付されたモノの種別を推定するとともに、人の位置情報とモノの使用状況のタイミング同定することで、実環境において RFID タグが添付されたモノの絶対位置の推定を行っている。

2.2 モノにデバイスを装着しない研究事例

手法 [15] は、棚に設置されたボックスの使用頻度やボックスどうしの使用状況の相関関係を視覚的に表示することで、ユーザがボックスからモノを探すことを支援している。手法 [16] は、オフィスの引き出しにおいて、多くの書類の中から特定の書類を探すことを支援している。この手法では、引き出しにモノを収納するたびに引き出し内を撮影し、収納物を地層のように記録して管理することで、検索時には収納した時系列で想起しながらどの層に目的の書類があるか発見を可能にしている。文献 [17] は、モノを探すことが困難なときに、カメラで周辺を写すことで指定されたモノを探すシステムを提案している。ユーザが探す対象となる可能性があるモノを事前に複数の角度から撮影し登録しておくことで、物体にデバイスを取り付けることなく画像処理技術を用いたモノ探しを可能としている。手法 [18] は、棚の上部にカメラ、棚の各引き出しにマーカを装着することで、引き出し開閉時のカメラ画像の記録・参照を可能にしている。ユーザは過去の画像記録を振り返ることで、探しているモノがどこに収納されているか確認できる。文献 [19] は、収納物を検索することが可能な収納物管理システムを提案している。ユーザがカメラで収納物と収納場所を撮影し、撮影した写真に名前を手動で登録することで、登録順・収納した時間・収納物の名前で検索できる。文献 [20] は、HMD を用いて、ユーザが検索したモノを最後に見たシーン画像と方向・距離を提示することで、屋内におけるモノへのナビゲーションシステムを提案している。手法 [21] は、冷蔵庫内の食品を識別し、その状態を監視することで、食材管理を補助するスマート冷蔵庫である。カメラ・湿度・温度センサを用いて食品を検出し、機械学習を用いて食品を識別して管理することで、食品のリストやログ、推奨レシピを生成する。文献 [22] は、収納物をキーワード検索できる鞆状デバイスを提案している。鞆内には複数の区画があり、ユーザは各区画にモノを収納する際にキーワードを登録できる。モノを取り出す際、ユーザがキーワードを音声入力すると鞆内の機構が回転し、当該キーワードに関連付けられたモノが格納された区画が鞆

の取り出し口に移動する仕組みになっている。

3. 研究課題

人間の記憶は時間経過とともに薄れていくため [2], 多くの人は, どの引き出しに何を収納したのかを忘れてしまうことがある。それにより, 多くの引き出しからモノを発見しなければならないため, モノを探すのに手間がかかるという経験をしている。この状況に鑑み, 2章で述べたように, システムがモノを管理・検索する研究は数多く行われている。

モノにタグなどのデバイスを装着することでモノの検索を可能にするアプローチ [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12], [13], [14] を用いれば, システムが管理するデバイスの位置情報などを手がかりに特定のモノを少ない時間で発見できる。しかし, モノにデバイスを装着する作業に手間がかかり, また, モノの大きさ・形状によってはデバイスを装着できないこともある。モノに直接デバイスを装着しないアプローチ [15], [16], [17], [18], [19], [20], [21], [22] であれば, 上述のデバイス装着の手間は生じない。しかし, これらは検索を直接支援するものではない, あるいは, 検索を行うためにはユーザが事前にモノのメタ情報をシステムに登録する手間がかかるというものである。

上記をふまえて, 多くの引き出しから特定のモノを検索しやすくするシステムを構築するうえで, 下記3つの要件を満たす手法の確立を研究課題として設定する。

要件1: ユーザが少ない時間でモノの収納場所を特定できる。

要件2: 事前にデバイスをモノに装着する必要がある。

要件3: 事前に手動でメタ情報を登録する必要がある。

4. 提案方式

3章の要件を満たすために, 我々は現在の一般ユーザ向けコンピュータにおけるファイルの収納・検索モデルに着目する。現在, 多くのOSではファイルの自動インデキシング機能が提供されている。たとえば macOS では, Spotlight というアプリケーションが常時起動しており, ユーザが任意位置に格納したファイルの情報・場所を自動的にインデキシングしている。これにより, ユーザはファイル格納場

所が思い出せなくても, ファイルに関する情報(例: 名称, 作成日時, ファイル中のキーワード)をクエリとしてシステムに入力することで, ファイルを発見できる。

我々は, この発想を実空間におけるモノの収納に適用するインタラクションモデルを提唱する。具体的には, (1) ユーザが収納したモノの情報・収納場所を自動的にインデキシングし, (2) ユーザのクエリに基づいて収納場所を特定できる, 収納システムを提案する。これは, ユーザが引き出しにモノを入れると, 一般名称推定でモノの名称を特定し, 収納されている引き出し・時刻などと関連付けてデータベース化するというものである。このコンセプトを図1に示す。これによって3章で述べた3つの要件を満たすことができる。要件1については, ユーザがクエリを入力するだけでモノが収納されている引き出しを特定できるため, ユーザが収納場所が分からないモノを探す際に手間がかからない。要件2については, ユーザがモノを収納するだけで収納物の特徴を抽出できるため, ユーザが手動で収納物に情報を付与する手間を省くことができる。要件3については, 引き出しに装着したデバイスで収納物の情報を自動抽出するため, 収納物にデバイスを装着する必要がない。

5. 実装

5.1 システム構成

本システムは, サーバ・クライアントモデルを採用する。システム構成を図2に示す。サーバは, クラウドや, 宅内などの引き出し外部に設置するPCを想定する。クライアント端末は, 引き出しクライアント端末とユーザクライアント端末の2種類がある。引き出しクライアント端末は, Raspberry Pi を用いる。Raspberry Pi には, 距離センサ, カメラ, LED を接続する。図3のように, 距離センサは引き出しの開閉を検知, カメラは引き出し内の撮影, LED は検索結果のフィードバックに用いる。

ユーザクライアント端末は, スマートフォンを用いる。サーバと引き出しクライアント端末は WebSocket でリアルタイム双方向通信を行う。サーバとユーザクライアント端末は HTTP による REST 型通信を行う。

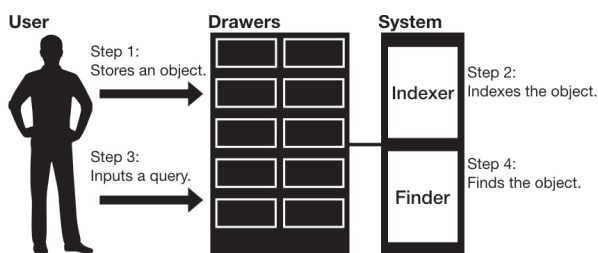


図1 提案コンセプト

Fig. 1 Proposed concept.

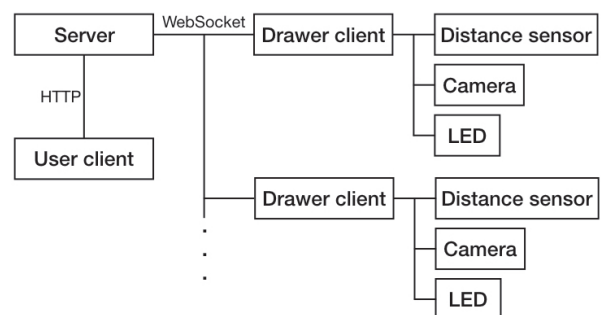


図2 システム構成図

Fig. 2 System configuration.

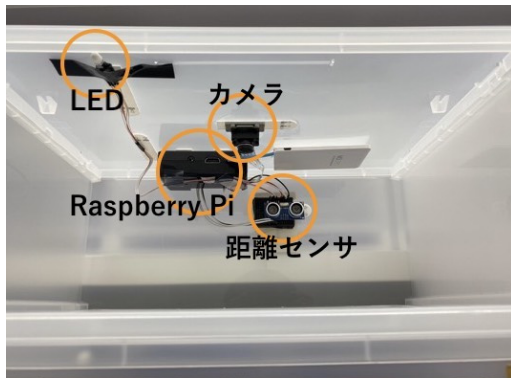


図 3 引き出し前方から見た各装置の配置
Fig. 3 Device layout (front view).

5.2 一般名称推定モデル構築

本システムでは、ニューラルネットワークを用いて一般名称推定を行う。モデルの訓練用に、ハサミ、ホチキス、ペン、カッターナイフ、付箋の5クラスの画像を100枚ずつ、計500枚の画像を含むデータセットを作成した。さらに、このデータセットに対して歪み・反転などの加工をランダムに行い、計5,000枚相当のデータセットになるようデータ拡張を行った。このデータセットを用い、VGG16 [23] を転移学習してモデルを構築する。具体的には、VGG16の全結合層以降を取り除いたものに、ユニット数1,024, 128, 5の全結合層を追加したネットワークに対して、上記データセットを用いて訓練を行う。オプティマイザはAdamを用い、学習率は0.001から動的に削減する。Early stoppingを導入して訓練を行ったところ、52エポック目で最良のモデルが獲得できた。テスト用データセットに対する適合率、再現率、F値（本稿におけるF値はすべてF1）はいずれも1.0であった。

5.3 収納時の処理フロー

本節では、提案システムにモノを収納する際の処理フローを説明する。ユーザがある引き出しにモノを収納する際、提案システムは次の順で処理を行う。

Step 1. 引き出しの開閉検知：引き出しクライアント端末は、距離センサを用いて引き出しが開けられた後、閉められたことを検知する。

Step 2. 引き出し内部の撮影：引き出しクライアント端末は、カメラを用いて、引き出しの内部を撮影し、撮影した画像をサーバに送信する。

Step 3. 新規オブジェクト検出：サーバは、当該引き出しの前回閉められた直後の写真と、今回閉められた直後の写真を比較し、背景差分法により新規に収納されたオブジェクトを検出する。加えて、オブジェクトの中で一番面積が大きい領域の色を取得する。

Step 4. 新規オブジェクト識別：サーバは、5.2節のモデルを用いて新規オブジェクトの一般名称推定を行う。

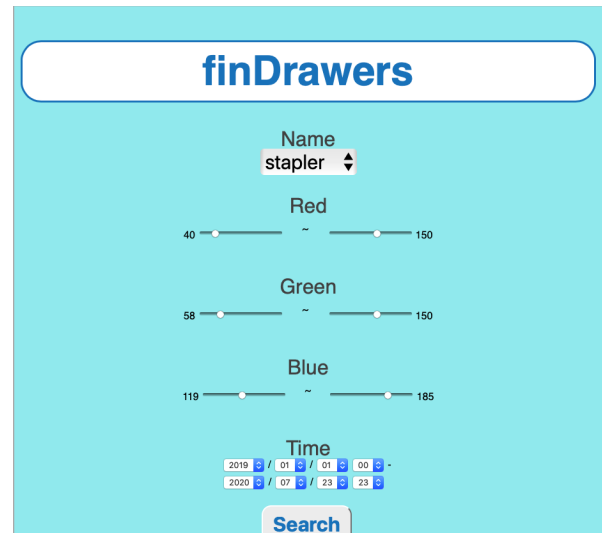


図 4 検索画面
Fig. 4 User interface.

Step 5. 新規オブジェクト登録：サーバは、新規オブジェクトの一般名称、色、収納場所（引き出しクライアント端末のID）、収納時刻をDBに記録する。

上記の処理により、ユーザが引き出しにモノを収納するだけで、モノの属性と収納場所が関連付けられてシステムに登録される。

5.4 検索時の処理フロー

ユーザがあるモノがどの引き出しに収納されているか検索する際、システムは下記の処理を行う。

Step 1. 検索クエリの受け付け：図4に示すUIを持つユーザクライアント端末は、ユーザから検索対象の名称、色、収納時刻のうち1つ以上の情報を取得し、これを検索クエリとして端末に送信する。現在の実装では、検索対象の名称はプルダウンリストで選択する。今後、オブジェクトの種類が増加した場合は自由なオブジェクト名をテキスト入力できるようにする予定である。色はRGB値をスライドバーで入力する。収納時刻はプルダウンリストで区間を指定して入力する。

Step 2. 検索の実行：サーバがDBから検索クエリに合致するオブジェクトの検索結果を受け取り、ユーザクライアント端末が合致したオブジェクトを一覧表示する（例：図5）。ユーザが対象の画像を選択することで、当該オブジェクトが収納されている引き出しを特定する。

Step 3. 検索結果の提示：サーバは当該引き出しに装着されている引き出しクライアント端末に信号を送り、引き出しクライアント端末に装着されているLEDを点灯させる。

上記の処理により、ユーザはモノの属性を手がかりにして、そのモノが収納されている引き出しを特定できる。

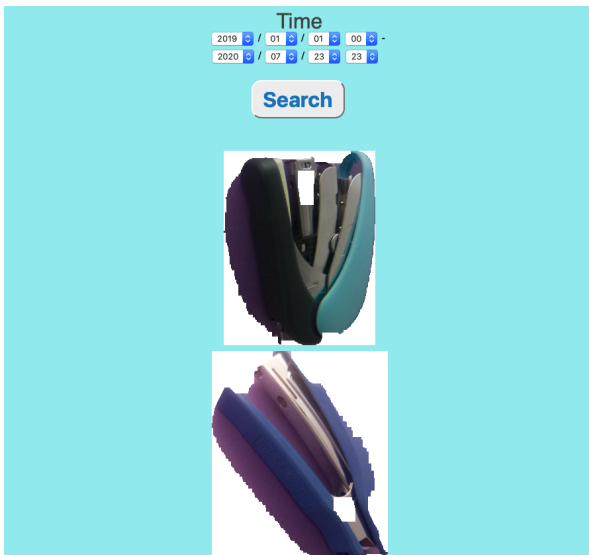


図 5 検索結果の例

Fig. 5 Example of Search result.

6. 実験

6.1 実験目的

本実験の目的は、多くの引き出しから特定のモノを探すシーンにおいて、提案システムがどの程度、手間を軽減できるか明らかにすることである。これを検証するための指標として、モノの発見までに引き出しを開けた回数、発見までに要した時間、システム使用時の身体的・精神的負担を用いる。

6.2 実験条件

被験者は 20 代の学生 10 名である。実験には我々の研究室で普段から利用している引き出し 30 個を用いる。ただし、研究リソースの制約上、提案システムを導入できた引き出しは 8 個である。残り 22 個の引き出し（以降、ダミーの引き出し）には提案システムは導入していない。なお、提案システムを導入した引き出しとダミーの引き出しは外見が同じであるため、被験者にはこれらを区別できない。30 個の引き出しは部屋の壁 2 面にまたがるように配置する（図 6）。提案システムを導入した引き出しとダミーの引き出しの配置は被験者ごとにランダムに配置する。引き出しに収納するモノとして、ハサミ、ホチキス、ペン、カッターナイフ、付箋の 5 種類をそれぞれ 8 個ずつ用意した。各モノと各引き出しには重複しないように番号を書いたテープを貼り、「オブジェクト名→引き出し識別子（例：ハサミ 1→引き出し 10）」のフォーマットで格納指示を記載したメモを用意した。このフォーマットを言語として記憶することは困難なため、各被験者は物体の格納位置を空間と結び付けて記憶できると考えられる。本実験では次の 2 条件を比較する。

- ベースライン：記憶を頼りに複数の引き出しの中から



図 6 実験時の引き出し配置

Fig. 6 Arrangement of drawers for experiment.

特定のモノを発見する。

- 提案手法条件：提案システムを用いて複数の引き出しの中から特定のモノを発見する。

提案手法条件では、必ず提案システムを用いてモノを探してもらうようにする。提案手法条件において、被験者に検索クエリに関する制約はなく、入力するクエリは最低 1 つから利用できる。また、1 回で発見できなかった場合は、発見できるまでクエリを検討し検索しなおしてもらう。提案手法条件のユーザクライアント端末にはスマートフォンを用いる。

6.3 実験手順

実験は 2 日に分けて行い、1 日目は収納フェーズのみ、2 日目は収納フェーズと探索フェーズを設ける。収納後の経過時間によりモノの収納場所の記憶の鮮明さが失われると想定される。このような日常的な収納で起こることを再現するために、収納フェーズを探索フェーズの数日前と直前の 2 日に分けて行い、モノをしまった場所の記憶が鮮明な状態とそうでない状態におけるタスク実行にかかる手間の差についても、同時に調査する。1 日目と 2 日目の間隔は、被験者ごとに異なり平均 6 日（最大 15 日、最小 1 日）であった。これは被験者が実験に参加可能な日が異なっていたためである。収納フェーズでは、被験者は実験者から渡されたメモに従ってモノを引き出しに収納する。探索フェーズでは、被験者は収納フェーズで引き出しに収納したモノを探す。

6.3.1 1 日目：収納フェーズ

Step 1. 被験者は各モノを収納する引き出しが明記されたメモを実験者から受け取る。

Step 2. 被験者は各モノを 4 個ずつ、合計 20 個をメモの指示に従って引き出しに収納する。

Step 3. 実験者はシステム内を参照し、撮影画像に起因する一般名称推定の失敗（例：モノが撮影範囲外にある）があった場合は、モノを引き出しに収納し直して再度撮影画像を取得し、何らかの一般名称推定結果がシステム内に登録されるようにする。



図 7 被験者に見せた探索対象の画像の例
Fig. 7 Example of search target image.

表 1 実験アンケートの質問項目

Table 1 Questionnaire items.

質問項目	回答方法
Q1. 提案手法条件において身体的負荷が少ないと感じましたか	5段階リッカート尺度
Q2. ベースラインにおいて身体的負荷が少ないと感じましたか	
Q3. 提案手法条件において精神的負荷が少ないと感じましたか	
Q4. ベースラインにおいて精神的負荷が少ないと感じましたか	

6.3.2 2日目：収納フェーズ・探索フェーズ

Step 1. 被験者は各モノを収納する引き出しが明記されたメモを実験者から受け取る。

Step 2. 被験者は各モノを4個ずつ、合計20個をメモの指示に従って引き出しに収納する。

Step 3. 実験者は、6.3.1項 Step 3と同じ作業を行う。

Step 4. 被験者は、伏せてある2枚の紙から1枚を引き、条件を決定する。

Step 5. 被験者は実験者に探すモノの画像(例：図7)を見せてもらい、Step 4で決定した条件で引き出しからモノを探すタスクを8回行う。被験者はモノを引き出しから発見した場合、モノを手にとって挙手をしてもらう。このとき、実験者は、モノを探すタスクを開始してから挙手するまでに引き出しを開けた回数と、要した時間を計測する。

Step 6. 被験者はStep 4で選択されなかった条件を用いてもう1度Step 5を行う。

Step 7. 被験者は「とても感じた」～「まったく感じなかった」の5段階リッカート尺度でアンケート(表1)に回答する。

6.4 結果・考察

各条件における、引き出しを開けた回数、発見までにかかった時間、アンケート結果を、それぞれ図8、図9、図10に示す。図8において、提案手法の値が読み取れないため、表2に各条件における引き出しを開けた回数の詳細を記載する。図8・表2・図9のt1、t2は、それぞれ、1日目に収納したモノを探すタスク、2日目に収納したモノを探すタスクを指す。以降、項目ごとに結果の確認と考察を行う。

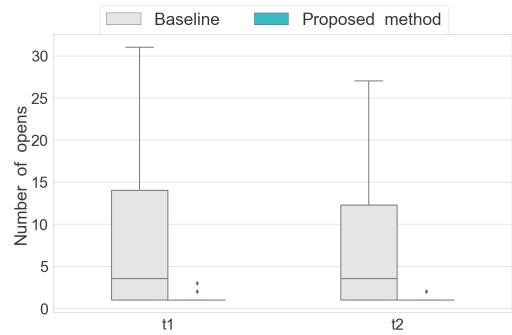


図 8 発見までに引き出しを開けた回数 (N=10)
Fig. 8 Number of opening of drawer for finding object (N=10).

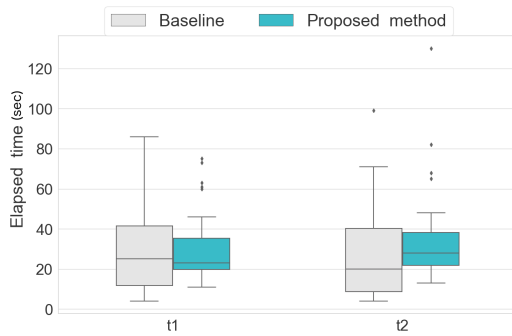


図 9 発見までに要した時間 (N=10)
Fig. 9 Elapsed time for finding object (N=10).

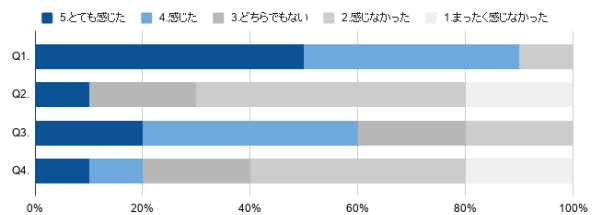


図 10 アンケート結果 (N=10)
Fig. 10 Distribution of responses (N=10).

表 2 発見までに引き出しを開けた回数 (N=10)
Table 2 Number of opening of drawer for finding object (N=10).

	平均	標準偏差	MAX	MIN
ベースライン t1	8.4	8.54	31	1
ベースライン t2	7.3	7.51	27	1
提案手法 t1	1.1	0.35	3	1
提案手法 t2	1.0	0.16	2	1

6.4.1 引き出しを開けた回数について

引き出しを開けた回数の結果を確認する。図8、表2のとおり、被験者はモノを発見するまでに、ベースラインの場合はt1で平均8.4回(標準偏差8.54)引き出しを開け、t2で平均7.3回(標準偏差7.51)引き出しを開けるという結果になった。提案手法条件使用時は、必ず提案システムで収納場所を特定してから引き出しを開けるよう指示し

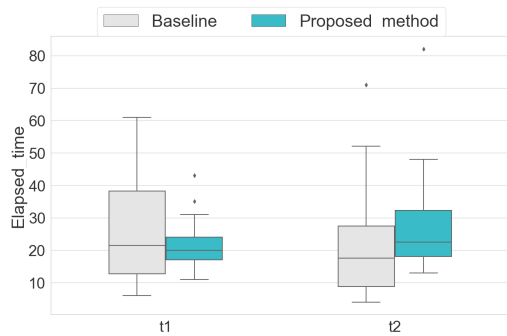


図 11 後半 4 回の探索における発見までに要した時間 (N=10)

Fig. 11 Elapsed time for finding object in the last four searches (N=10).

ていたため、t1 で平均 1.1 回 (標準偏差 0.35) 引き出しを開け、t2 で平均 1.0 回 (標準偏差 0.16) 引き出しを開けるという結果になった。大半の被験者は、提案システムにより、正しい収納場所を特定でき、引き出しを 1 回開ければ目標のモノを発見できたことになる。ベースライン・提案手法条件間で対応のある t 検定を行うと、t1, t2 のいずれの場合も、1%水準の有意差が認められた。一方、t1 と t2 の間では、ベースライン内、提案手法条件内のいずれも有意差は認められなかった。ベースラインでは平均・標準偏差ともに大きいことから、たとえ当日に収納したモノでもうまく記憶できなかったため、探索に回数を要したと考えられる。つまり本実験では、記憶が鮮明な状態を実現できていなかったことになる。収納した対象物や引き出しが多かったことなどが原因である可能性がある。少ない対象物を扱った場合については、本実験では明らかにしていないので、さらなる調査が必要である。

6.4.2 発見までにかかった時間について

図 9 のとおり、被験者はモノを発見するまでに、ベースラインの場合は t1 で平均 29.8 秒、t2 で平均 26.7 秒かかった。一方、提案手法条件の場合は t1 で平均 29.8 秒、t2 で平均 33.5 秒であった。図 6 を見ると、提案手法において外れ値が多いことが分かる。大きく値が外れている 2 件は、1 回の探索で見つけられなかったものであった。その他の 3 件は、8 回行う探索試行のうち序盤の試行であったため、操作に慣れていなかったことが原因だと考えられる。そこで、8 回行う探索のうち、序盤の 4 回を除き後半の 4 回の探索だけのグラフを図 11 に示す。図 11 のとおり、被験者はモノを発見するまでに、ベースラインの場合は t1 で平均 25.0 秒、t2 で平均 21.6 秒かかった。一方、提案手法条件の場合は t1 で平均 22.8 秒、t2 で平均 27.6 秒であった。ベースライン・提案手法条件間で対応のある t 検定を行うと、t1, t2 いずれの場合も有意差は認められなかった。ここから、今回のシーンにおいて、提案手法条件は発見に要する時間を削減する効果は認められないといえる。6.4.1 項のとおり、提案手法条件は引き出しを開ける回数が少ない

にもかかわらず、発見までに要する時間を削減できなかったのは、主に検索インタフェースと、検索精度が原因であると考えられる。これらの点については、6.4.4 項で議論を深める。提案手法における目的のモノを発見するまでにかかった検索回数の平均は 1.2 回であった。検索回数の平均が 1 番多かった被験者は、前半の 4 回の検索回数の平均は 2.3 回、後半の 4 回の検索回数の平均は 1.5 回であったことから、システムに慣れるまでに時間はかからないと考えられる。

6.4.3 身体的負荷について

身体的負荷について質問した Q1, Q2 の結果を確認する。図 10 における提案手法条件 (Q1) とベースライン (Q2) の結果に対して、ウィルコクソンの符号付き順位和検定を行ったところ、1%水準の有意差が認められた。このことから、提案システムを用いることによって、収納場所が分からないモノを探す際に身体的負荷を減少させられたといえる。これは、提案手法条件では、引き出しのある場所まで行き、引き出しを開けて中を確認するという身体作業を行う回数を大幅に減らせたことの効果であると考えられる。

6.4.4 精神的負荷について

精神的負荷について質問した Q3, Q4 の結果を確認する。図 10 にあるとおり、提案手法条件 (Q3) の方が、ベースライン (Q4) よりも精神的負荷が小さいと感じた被験者が多く見えるが、ウィルコクソンの符号付き順位和検定においては有意差は認められなかった。この原因を詳細に分析するため、Q3 において 2 以下の評価をした 4 名の被験者に追加ヒアリングを実施した。得られた主要意見と、問題解決のための考察を示す。

色検索が難しかった。

色を検索クエリとする場合、R 値、G 値、B 値をそれぞれ指定する必要がある (図 4)、目的の色を表現する RGB 値を考えるのが困難であったとのことである。これは、カラーパレットで色を指定できるようにすれば解決できると考えられる。

検索結果の画像群から目的のモノを探すのが手間だった。名称をクエリとした場合の検索精度が高くなかったため、検索結果の画像群 (例: 図 5) に検索対象以外のモノが含まれている、あるいは、検索対象が含まれていないことがあり、再度検索し直すことを手間を感じたとのことである。5.2 節では、手で把持したスマートフォンのカメラで撮影したモノの画像をテスト画像としたためテスト結果の F 値は 1.0 であったが、システムが撮影した画像に対して推定を行った場合は、様々な物理的外因が混入するため精度が大きく低下した可能性がある。これを検証するため、実験者 1 名が、システムに実際に各モノを 30 回ずつ、計 150 回収納した場合の一般名称推定精度を測定すると、平均 F 値は 0.60 であった。これは、モデルの洗練で解決できる可能性がある。5.2 節のモデルに対して、ファインチューニ

ング, すなわち, VGG16 の最後の畳み込み層・プーリング層のグループのパラメータも訓練し直したうえで, 再度実験者が上記 150 回の試行をしたところ, 平均 F 値は 0.75 まで向上した.

6.4.5 考察のまとめ

上記の結果・考察に基づくと, 提案手法条件はモノの収納場所を検索できるため, 引き出しを開ける回数を削減でき, 身体的負荷を軽減する効果があることが確認できた. 加えて, 自明であるため今回の実験では検証していないが, 提案システムは, 事前にモノにデバイスを装着したり, メタ情報をシステムに登録したりする手間を削減する効果があることも述べておきたい.

一方, 現時点の提案システムには検索インタフェース・検索精度に改善の余地があり, 発見までに要する時間や精神的負荷を削減する効果は認められなかった. この現象が, プロトタイプシステムの未洗練さによるものなのか, 提案システムの本質的な問題によるものなのか, 6.4.4 項で述べたシステム改善を行ったうえで, 再度検証を行い, 明らかにする必要がある.

7. 制約

提案手法は, ニューラルネットワークによる一般名称推定を行うことで, ユーザによるモノの名称を登録する手間を省き, モノの名称による検索を可能にしている. このため, 一般名称推定が困難な対象 (例: ユニークな形状の文房具) に対しては, 色情報や収納日時の情報しか利用できず, 既存研究との差はほとんどないといえる.

8. おわりに

本稿では, カメラ・開閉センサを装着した引き出し型デバイスと, ニューラルネットワークによる一般名称推定を組み合わせることで, ユーザがモノにデバイスを装着したり, モノのメタ情報をシステムに登録したりしなくても, モノの収納場所を検索できるシステムを提案した. プロトタイプシステムを用いた検証実験では, 提案手法により, モノを探すために引き出しを開ける回数やそれに付随する身体的負荷を削減できることを確認した. 一方, モノを発見するまでに要する時間や精神的負荷の削減効果は認められなかった.

今後は, プロトタイプシステムの検索インタフェースや検索性能の改善を行い, 発見までに要する時間・精神的負荷の削減を目指す. また, システムの動作環境を物体識別モデルの学習時の撮影環境に近づける方法を検討し, 一般名称推定精度の向上を目指す. さらに, 今回は提案システムを用いなくても平均 8 回引き出しを開けることで探しているモノを発見できる条件で検証を行ったが, より多くの引き出しがあるシーンや, 数カ月前に収納したモノを探すシーンなどにおける検証も行う必要がある.

参考文献

- [1] 小泉和子: 室内と家具の歴史, 中公文庫 (2005).
- [2] Ebbinghaus, H.: *Memory: A Contribution to Experimental Psychology* (1885).
- [3] 鈴木颯馬, 立花巧樹, 大和祐輝, 呉 健朗, 富永詩音, 宮田章裕: finDrawers: 収納物を検索可能な引き出しの基礎検討, 情報処理学会インタラクシオン 2019 論文集, pp.864–866 (2019).
- [4] 鈴木颯馬, 立花巧樹, 大和祐輝, 呉 健朗, 富永詩音, 宮田章裕: finDrawers: 収納物を検索可能な引き出しの実装, 情報処理学会シンポジウム論文集, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル, Vol.2019, pp.1739–1745 (2019).
- [5] 鈴木颯馬, 尹 泰明, 立花巧樹, 大和祐輝, 呉 健朗, 富永詩音, 宮田章裕: finDrawers: 収納物を検索可能な引き出しの検証, 情報処理学会グループウェアとネットワークサービスワークショップ 2019 論文集, Vol.2019, pp.120–124 (2019).
- [6] Arregui, D., Fernstrom, C., Pacull, F., Rondeau, G. and Willamowski, J.: Paper-based Communicating Objects in the Future Office, *Proc. Smart Object Conference* (2003).
- [7] 小田賀一, 伊藤雅仁, 松下 温: RFID を用いた貴重品管理, 探し物支援システム, 情報処理学会全国大会講演論文集, Vol.2006, No.1, pp.299–300 (2006).
- [8] 中田豊久, 金井秀明, 國藤 進: スポットライトを用いた屋内での探し物発見支援システム, 情報処理学会論文誌, Vol.48, No.12, pp.3962–3976 (2008).
- [9] 前川卓也, 柳沢 豊, 岡留 剛: Tag and Think: モノに添付したセンサノードのためのモノ自身の推定, 情報処理学会論文誌, Vol.49, No.6, pp.1896–1906 (2008).
- [10] Seifried, T., Jervis, M., Haller, M., Masoodian, M. and Villar, N.: Integration of virtual and real document organization, *Proc. 2nd International Conference on Tangible and Embedded Interaction 2008*, pp.82–88 (2008).
- [11] 柳沢 豊, 前川卓也, 岸野泰恵, 亀井剛次, 櫻井保志, 岡留 剛: 低周波振動の伝播を利用した屋内での作業道具の位置検出手法, 情報処理学会論文誌, Vol.50, No.6, pp.1575–1586 (2009).
- [12] Butz, A., Schneider, M. and Spassova, M.: SearchLight – A Lightweight Search Function for Pervasive Environments, *Proc. International Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.3189–3198 (2011).
- [13] 真鍋宏幸, 山田 渉, 稲村 浩: ToF 方式のデブスカメラで読み取る小型で低消費電力なタグ, 情報処理学会論文誌, Vol.58, No.10, pp.1642–1654 (2017).
- [14] 扇田幹一, 山口弘純, 東野輝夫: 人間行動を活用した RFID によるモノの位置と種別推定, 第 27 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, pp.28–38 (2019).
- [15] Yarin, P. and Ishii, H.: TouchCounters: Designing Interactive Electronic Labels for Physical Containers, *Proc. SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.362–369 (1999).
- [16] Siio, I., Rowan, J. and Mynatt, E.: Finding objects in “strata drawer”, *Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp.982–983 (2003).
- [17] 佐藤 喬, 多田好克: 低価格カメラを使った探し物支援システム, 情報処理学会第 71 回全国大会論文集, pp.11–12 (2009).
- [18] Komatsuzaki, M., Tsukada, K. and Siio, I.: DrawerFinder: Finding items in storage boxes using pictures and visual markers, *Proc. 2011 International Conference on Intelligent User Interfaces*, pp.363–366 (2011).
- [19] 藤原潤也, 服部 哲, 速水治夫: 手軽に所有物と収納場所を管理するための Android アプリ, 情報処理学会研究報告, Vol.2012-GN-83, No.9, pp.1–8 (2012).

- [20] Funk, M., Boldt, R., Pfleging, B., Pfeiffer, M., Henze, N. and Schmidt, A.: Representing indoor location of objects on wearable computers with head-mounted displays, *Proc. 5th Augmented Human International*, pp.1-4 (2014).
- [21] Kwon, T., Park, E. and Chang, H.: Smart Refrigerator for Healthcare Using Food Image Classification, *Proc. 7th ACM International Conference on Bioinformatics*, pp.483-484 (2016).
- [22] 黒木優人, 渡邊恵太: CallBag: 探す必要なく最適な荷物を提供する靴, 情報処理学会インタラクション2018論文集, pp.569-570 (2018).
- [23] Simonyan, K., Zisserman, A., Simonyan, K. and Zisserman, A.: Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, arXiv preprint arXiv:1409.1556 (2014).



鈴木 颯馬 (学生会員)

2020年日本大学文理学部情報科学科卒業。同年明治大学大学院先端数理科学研究科先端メディアサイエンス専攻博士前期課程に進学。ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事。



伊 泰明 (学生会員)

日本大学文理学部情報科学科に在学。ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事。



立花 巧樹 (学生会員)

2020年日本大学文理学部情報科学科卒業。同年奈良先端科学技術大学院大学先端技術研究科博士前期課程に進学。ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事。



大和 佑輝 (学生会員)

2019年日本大学文理学部情報科学科卒業。同年日本大学大学院総合基礎科学研究科博士前期課程に進学。ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事。



吳 健朗 (正会員)

2020年日本大学大学院総合基礎科学研究科博士前期課程修了。ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事。2017年VR学会サイバースペース研究賞, 2018年情報処理学会GN研究賞, 山下記念研究賞。



富永 詩音 (学生会員)

2019年日本大学文理学部情報科学科卒業。同年日本大学大学院総合基礎科学研究科博士前期課程に進学, 現在に至る。2018年情報処理学会DICOMO2018最優秀プレゼンテーション賞。ヒューマンコンピュータインタラクションの研究に従事。



小林 稔 (正会員)

1988年慶應義塾大学理工学部計測工学科卒業。1990年同大学大学院修士課程修了。同年日本電信電話株式会社入社。1996年マサチューセッツ工科大学修士課程修了。2014年より明治大学総合数理学部先端メディアサイエンス学科教授。主にCSCW, ヒューマンインタフェースの研究に従事。博士(工学)。ACM, IEEE, 電子情報通信学会, 日本バーチャルリアリティ学会各会員。本会フェロー。



宮田 章裕 (正会員)

日本大学文理学部情報科学科准教授。2005年日本電信電話株式会社入社。2008年慶應義塾大学大学院博士課程修了。2016年より現職。インタラクション, 実世界指向インタフェース, バリアフリーの研究に従事。情報処理学会2017年度・2018年度論文賞。ACM, HI学会, 日本VR学会, 日本DB学会各会員。博士(工学)。本会シニア会員。