

# 目次

第1章 序論.....	1
1.1 背景.....	2
1.1.1 卓上作業を支援するシステム.....	3
1.1.2 Attentive Workbench.....	5
1.1.3 卓上作業支援システム.....	7
1.1.4 関連研究.....	8
1.2 研究目的.....	10
1.3 本論文の構成.....	11
第2章 卓上作業支援システムの概要.....	13
2.1 はじめに.....	14
2.2 卓上作業支援システムの構成.....	15
2.3 本研究で使用する用語の定義.....	16
2.4 先行研究で開発された卓上作業支援システム.....	17
2.4.1 指差しジェスチャによるトレイの選択.....	17
2.4.2 卓上作業支援システムで使用される自走式トレイ.....	18
2.4.3 卓上作業支援システムの提案された機能.....	20
2.5 本研究での使用を想定する卓上作業支援システム.....	23
2.6 おわりに.....	25
第3章 提案手法.....	27
3.1 はじめに.....	28
3.2 提案手法の概要.....	29
3.2.1 卓上作業支援システムでの問題点.....	29
3.2.2 アプローチ.....	29
3.2.3 前提条件.....	30
3.3 対話的インタラクション支援機能で用いる手法.....	31
3.3.1 Incremental Search.....	31
3.3.2 Long Short-Term Memory.....	32
3.3.3 提案手法の詳細.....	35
3.4 提案手法のフロー.....	39
3.5 おわりに.....	40
第4章 評価実験.....	41
4.1 はじめに.....	42
4.2 Incremental Search と LSTM で行う作業予測の有用性評価.....	43

4.2.1 実験目的.....	43
4.2.2 実験対象システム.....	44
4.2.3 実験データ作成方法.....	45
4.2.4 実験手順.....	47
4.2.5 評価指標.....	52
4.2.6 実験結果.....	52
4.2.7 考察.....	57
4.3 被験者実験における提案手法の有用性評価.....	58
4.3.1 実験目的.....	58
4.3.2 学習データ収集方法.....	58
4.3.3 実験対象システム.....	60
4.3.4 実験手順.....	64
4.3.5 評価指標.....	65
4.3.6 実験結果.....	67
4.3.7 考察.....	70
4.4 おわりに.....	71
第5章 結論.....	73
5.1 結論.....	74
5.2 今後の展望.....	75
謝辞.....	77
参考文献.....	79
研究業績.....	85

# 目次

Fig. 1.1 ユーザの視線から意図を抽出するシステム[8] .....	3
Fig. 1.2 AR を用いた組み立て手順評価システム[9].....	3
Fig. 1.3 Digital Desk[10].....	4
Fig. 1.4 Attentive Workbench の概念図[11][12] .....	5
Fig. 1.5 バイタルサインモニタ[11][12].....	6
Fig. 1.6 自走式トレイ[13] .....	6
Fig. 1.7 物品選択の際のリーチング, 指差しジェスチャ[15][16].....	7
Fig. 1.8 1つの物品が複数の作業に使用される場合の例.....	10
Fig. 1.9 本論文の構成.....	12
Fig. 2.1 卓上作業支援システムの構成.....	15
Fig. 2.2 指差しジェスチャ認識[15][16].....	17
Fig. 2.3 西野らのシステムで 物品搬送の際に使用される自走式トレイ[25].....	18
Fig. 2.4 掛井らが開発した自走式トレイ[26] .....	19
Fig. 2.5 和田らが開発した自走式トレイ[27] .....	19
Fig. 2.6 西野らの提案した卓上作業支援システムの構成[17][18].....	20
Fig. 2.7 フットスイッチ[17][18].....	20
Fig. 2.8 自走式トレイのリアクションを用いた意図抽出方法[28].....	21
Fig. 2.9 物品自動片付け機能[29] .....	22
Fig. 2.10 想定する卓上作業支援システムの構成.....	24
Fig. 3.1 Incremental Search の挙動.....	31
Fig. 3.2 RNN の展開図 .....	32
Fig. 3.3 RNN .....	32
Fig. 3.4 RNN の長期依存性解決方法 .....	33
Fig. 3.5 LSTM Block の要素.....	33
Fig. 3.6 学習データの構成.....	34
Fig. 3.7 LSTM の出力 .....	34
Fig. 3.8 作業の絞り込み.....	35
Fig. 3.9 作業履歴を用いた学習データ作成例 .....	36
Fig. 3.10 作業履歴を用いた LSTM の出力結果例 .....	36
Fig. 3.11 作業予測方法.....	37
Fig. 3.12 LSTM の予測精度が悪い場合 .....	37
Fig. 3.13 対話的インタラクション .....	38
Fig. 3.14 提案手法のフロー .....	39

Fig. 4.1 実験データ生成時の作業と物品の例 .....	46
Fig. 4.2 作業履歴, 物品取得履歴の例 .....	47
Fig. 4.3 比較システム I の実験手順フローチャート .....	49
Fig. 4.4 比較システム II の実験手順フローチャート .....	50
Fig. 4.5 提案手法の実験手順フローチャート .....	51
Fig. 4.6 実験データ 1 の作業予測結果 .....	55
Fig. 4.7 実験データ 2 の作業予測結果 .....	55
Fig. 4.8 実験データ 2 の平均作業予測精度結果 .....	56
Fig. 4.9 実験データ 1 の平均作業予測精度結果 .....	56
Fig. 4.10 学習データ収集アプリケーション画面 .....	59
Fig. 4.11 比較システム実験用アプリケーション画面 .....	61
Fig. 4.12 提案システム用アプリケーション画面 .....	63
Fig. 4.13 NASA-TLX アプリケーション画面 .....	66
Fig. 4.14 作業予測精度 .....	68
Fig. 4.15 CR を基準としたシステムへの指示回数変化率 .....	68
Fig. 4.16 CR を基準とした際の物品選択数変化率 .....	69
Fig. 4.17 NASA-TLX 結果 .....	69

# 表目次

Table 4.1 初期作業確率表 .....	46
Table 4.2 作業状態遷移表 .....	46
Table 4.3 物品取り出し確率表 .....	46
Table 4.4 実験の作業数と物品数 .....	52
Table 4.5 作業内容 .....	53
Table 4.6 初期作業確率表 (再掲) .....	53
Table 4.7 作業状態遷移表 (再掲) .....	53
Table 4.8 物品取り出し確率表 (再掲).....	53
Table 4.9 実験データ 2 の作業内容 .....	54
Table 4.10 初期作業確率表 .....	54
Table 4.11 作業状態遷移表 .....	54
Table 4.12 物品取り出し確率表 .....	54
Table 4.13 作業特定精度結果 .....	67



# 第1章 序論

---

1.1 背景 .....	2
1.1.1 卓上作業を支援するシステム .....	3
1.1.2 Attentive Workbench.....	5
1.1.3 卓上作業支援システム .....	7
1.1.4 関連研究.....	8
1.2 研究目的.....	10
1.3 本論文の構成.....	11

---

## 1.1 背景

近年、知的システムによる人間への支援が注目を浴びている。ロボットなどの人間を支援する知的システムは、工場での作業支援のみならず、家庭やオフィスといった身近な環境でも使用されるようになってきている。このような身近な環境で使用される知的システムの例として掃除の支援をする Roomba[1]や洗濯や床掃除をするホームアシスタントロボット[2]が挙げられる。また、Robotic Room[3]や Intelligent Room[4]といった部屋そのものを知能化することによって人間を支援する研究もなされている。

上記のような人間と身近な環境で支援をするロボットは、工場で使用されるロボットと比較すると人間と協調して動作しなければならない状況に置かれることが多い。ロボットに人間と協調した動作を行わせるには、人間との干渉の回避、人間の状態や意図の推定などといった課題を解決する必要がある。そういった課題を解決するために様々な研究がなされている。例えば、人間との干渉を回避させるロボットの研究として、福井らの生活環境下でロボットが人間と干渉せずに共存し支援を行う天井移動プラットフォーム[5]や人間と共存するために様々な機能を1つのボディに収め、介護などの支援を行う人型ロボット TWENDY-ONE[6]がある。また、人間の意図を抽出するシステムの研究として、Jian らによる感圧センサを用いて人間の意図を抽出し、パワーアシストを行う研究[7]などがある。このように人間とロボットの共存を実現するための研究が盛んに行われていることから、ロボットを用いた知的システムによる人間への支援は日常生活にも広がってきていると言える。

人間は様々な場所で作業を行う。特に卓上での作業を考えると卓上作業は人間が作業を行う作業の大半を占めていることが分かる。例えば、料理、食事、勉強、書類や手紙などの作成、コンピュータの操作、物品の組み立てや分解などの軽作業などが挙げられ、卓上で行う作業は多岐に渡ると言える。こうした観点から、卓上作業の支援は人間の作業効率の大幅な向上につながると考える。



### 1.1.1 卓上作業を支援するシステム

卓上作業を支援するシステムには様々なものがある。小川原らは卓上でのレゴの組み立て作業を題材としたシステムの研究を行っている[8]。このシステムは、ユーザの視線からユーザの意図を推定する。この情報をもとにユーザが必要な物品の把持や組み立ての代行を行う (Fig. 1.1)。

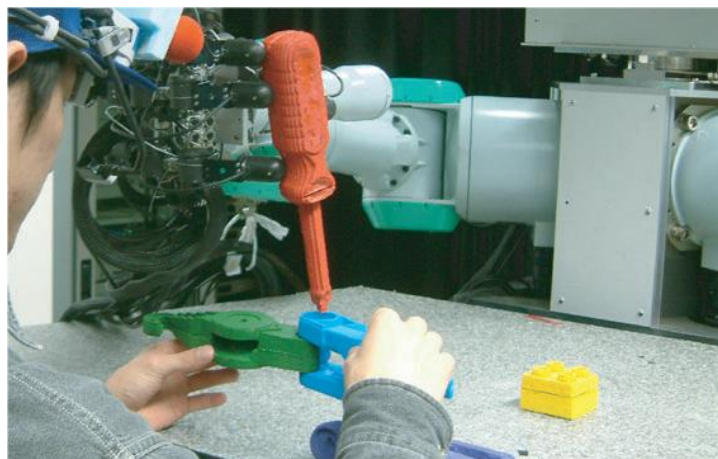


Fig. 1.1 ユーザの視線から意図を抽出するシステム[8]

またその他にも, Raghavan らによる組み立て手順の評価を行うシステムがある[9]. これは, Augmented Reality の技術を用いて開発されたものである. ユーザが透過型 HMD (Head-Mounted Display) を装着し実物体と仮想物体の両方を用いて製品プロトタイプ製作を行うことにより組み立て手順を評価する (Fig. 1.2)。

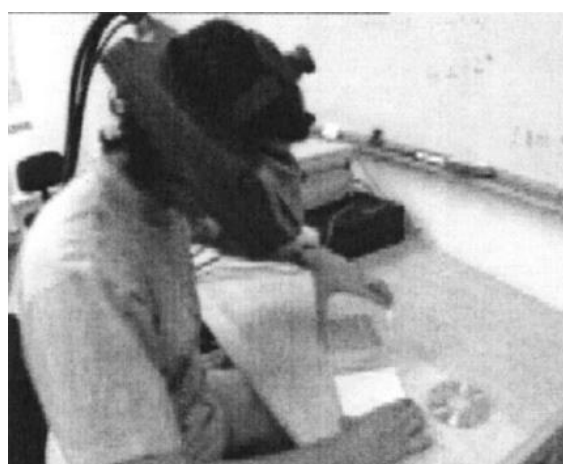


Fig. 1.2 AR を用いた組み立て手順評価システム[9]

Wellner は卓上にコンピュータを融合した Digital Desk を開発した[10]. コンピュータのコンセプトはコンピュータ上でドキュメント作成や計算などの作業を完結させることだが, Digital Desk では卓上で全ての作業を完結させることをコンセプトとして開発された. Fig. 1.3 で示すように卓上の上にはプロジェクタとカメラが設置されている. プロジェクタは情報を卓上に投影する. また, カメラは人間の動作や卓上にあるドキュメントを読み取る. カメラで読み取った情報をシステム上で統合しプロジェクタでその情報を投影することでユーザの支援を行う. 例えば, ドキュメントに書かれた数字をカメラで読み取り, その値をシステム上の電卓機能で計算し出力を卓上に投影することが出来る.

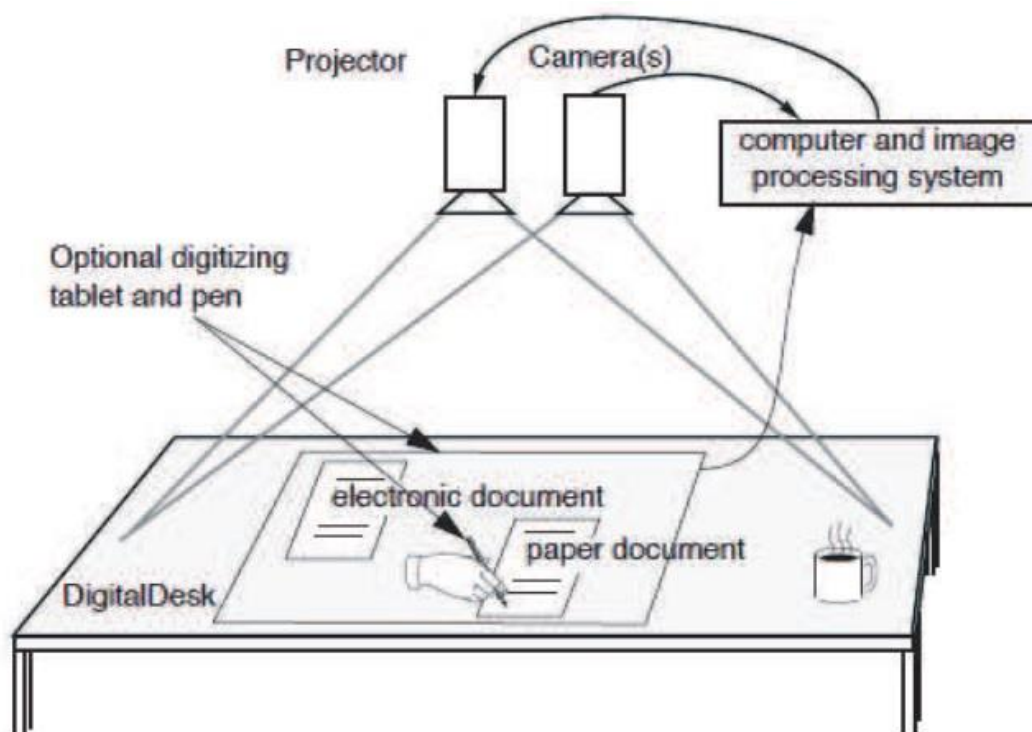


Fig. 1.3 Digital Desk[10]

### 1.1.2 Attentive Workbench

卓上作業を支援するシステムは多数あるが、ほとんどのシステムでは情報面のみ、または物理面のみの作業支援しか行っていない。それに対し、杉らは情報面・物理面の両方からの作業支援を行う Attentive Workbench (AWB) [11][12]を提案した。AWB の概念図を Fig. 1.4. に示す。

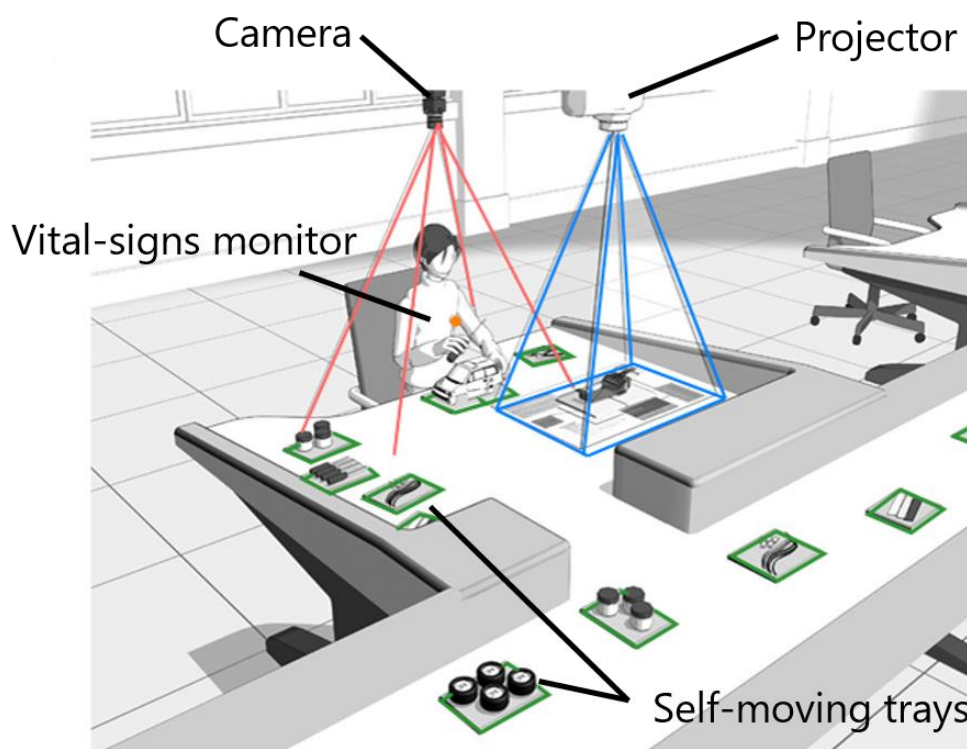


Fig. 1.4 Attentive Workbench の概念図[11][12]

AWB は、作業台、自走式トレイ、カメラ、プロジェクタ、バイタルサインモニタで構成されている。作業台の上には物品を載せた自走式トレイが設置されている。この自走式トレイは Sawyer 型平面リニアモータ (Fig. 1.5) [13]が使用されている。自走式トレイがユーザの元への物品搬送、不要な物品の片づけを行うことで物理的な支援を行う。また、ユーザの頭上に設置されているカメラはユーザの手や指の動きを認識し、ユーザの意図を推定するために使用される。推定したユーザの意図をもとにプロジェクタで卓上に適切な情報を提示する。これは岡らによって提案された Enhanced Desk[14]が利用されている。バイタルサインモニタでは、心電計や呼吸ピックアップなどを用いてユーザの心拍や呼吸を測定する。(Fig. 1.6) バイタルサインモニタによって得られた情報を用いてユーザの状態を推定することで適切な支援を行うことを想定している。

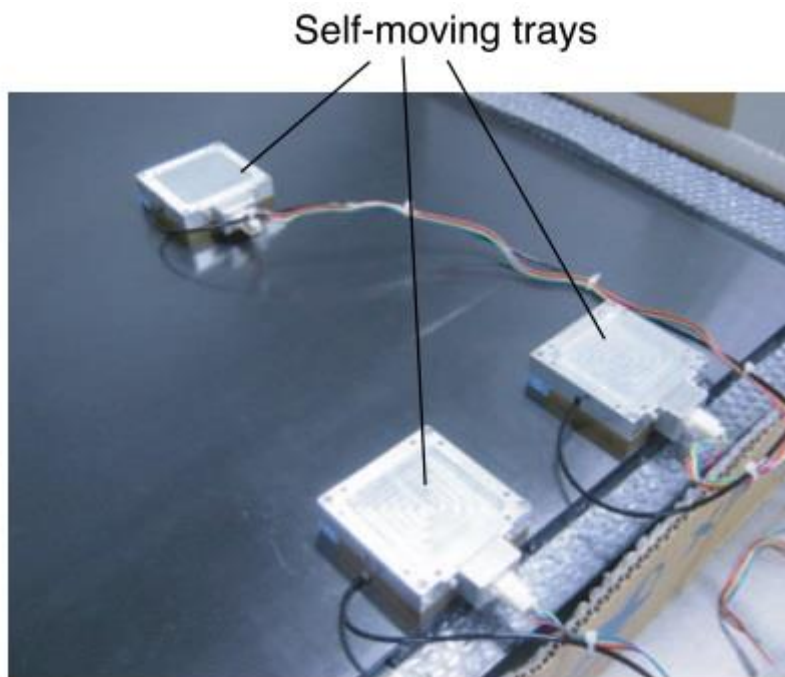


Fig. 1.5 自走式トレイ[13]

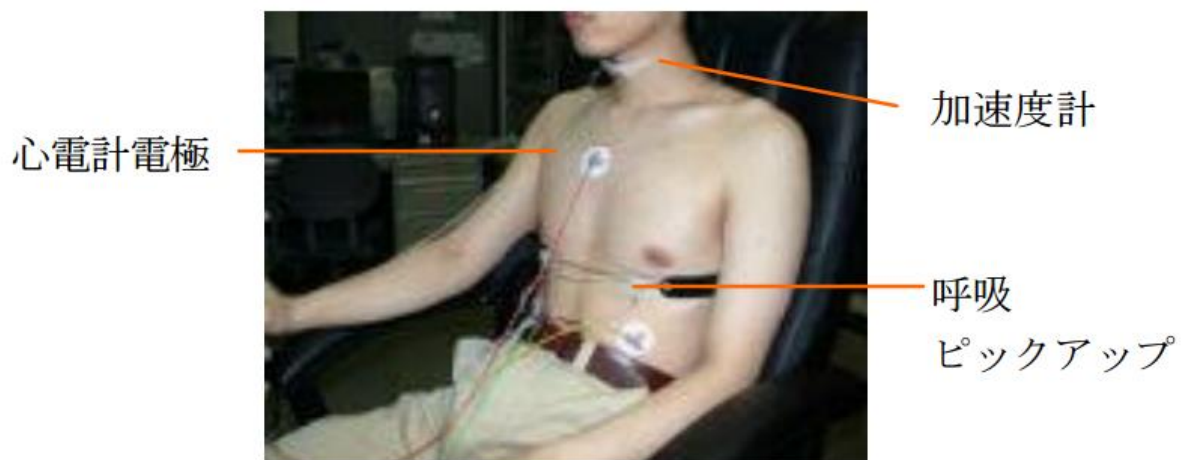


Fig. 1.6 バイタルサインモニタ[11][12]

AWB は工場におけるセル生産システムに利用することを前提に開発された。セル生産において、作業手順は不変である。そのため、AWB に事前に作業手順を教示しておくこと、AWB はユーザの支援要求を受けると、教示された手順に沿って物品を搬送するだけでユーザの支援を行うことができる。

### 1.1.3 卓上作業支援システム

前項で、AWB はセル生産を想定したシステムであると述べた。セル生産とは異なり、家庭やオフィスなどの空間で行う作業の場合、手順や物品は変化する。そのため、AWB を家庭やオフィス向けに拡張するには、ユーザの意図を的確に推定する機能が必要である。田村らは AWB を基本構想とし家庭やオフィス向けに拡張した「卓上作業支援システム」を提案した[15][16]。これは、作業の手順が変化する場合でもユーザが望む物品を推定し、ユーザの元へ搬送する支援を目的としたシステムである。

田村らはユーザの望む物品を推定するために指差しによる物品選択システムを提案した。これは、Fig. 1.7 で示すようにユーザが望む物品にリーチングする、もしくは指差しジェスチャを行うことでシステムがユーザの意図を推定するシステムである。リーチングや指差しジェスチャは直感的に物品を選択することができる手法であるため採用された。このシステムにより作業の手順が変化する場合にも対応することに成功した。

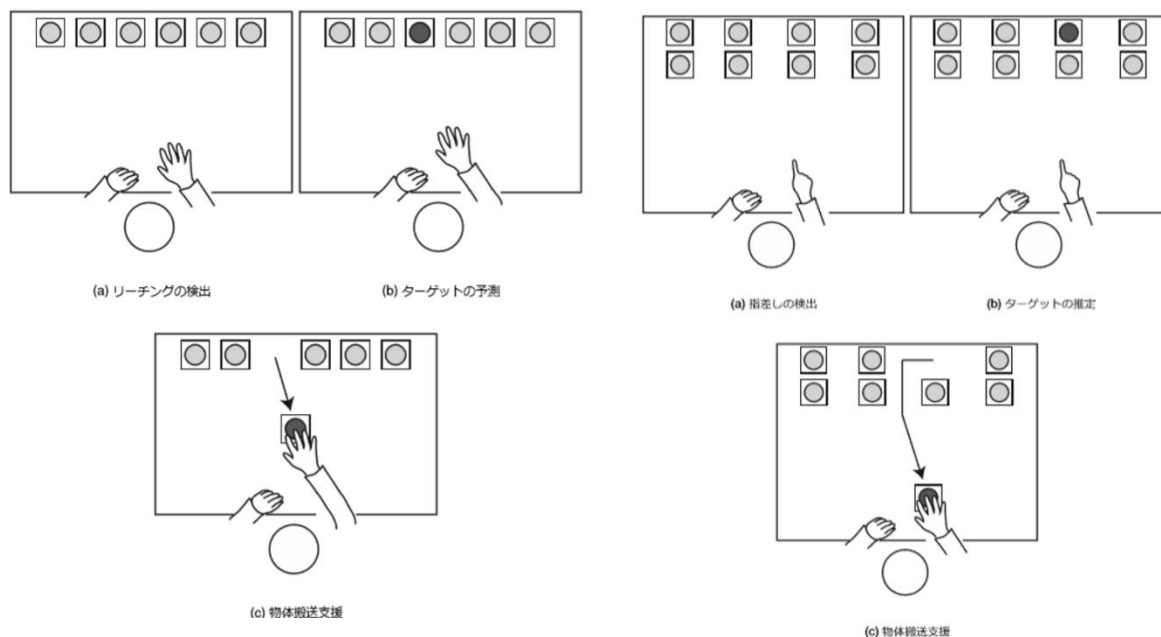


Fig. 1.7 物品選択の際のリーチング，指差しジェスチャ[15][16]

#### 1.1.4 関連研究

田村らによって提案された卓上作業支援システムではユーザが作業に必要な物品全てに対して指差しジェスチャを行う必要があった。そこで西野らは、ユーザの指示回数を極力減らすことを目的とし研究を行った[17][18]。具体的には、事前に物品を作業ごとにグループ化し、グループ単位で物品を搬送することでユーザによる指示回数を削減した。この手法を卓上作業支援システムに実装して被験者実験を実施した結果、指示回数の大幅な減少、作業効率の向上に成功した。また、実験後の主観的な心的負荷に関するアンケート結果から、西野らの提案手法を実装した卓上作業支援システムでは従来の物品単位で物品を搬送するシステムと比較するとユーザの心的負荷が軽減することが示された。しかし、西野らの物品グループ化手法では、ユーザがシステムに事前に物品情報を教示する必要があった。日常生活で行う作業や使用する物品は常に変化することを考慮すると、事前にシステムに物品情報を教示することは現実的でない。また、この研究での想定環境は1つの物品が1つの作業(物品グループ)に使用される場合であり、1つの物品が複数の作業に使用される場合は考慮していなかった。しかし現実では、鉛筆を“ノートをとる際”に使ったり、“手紙を書く”際に使ったりと、1つの物品(鉛筆)が複数の作業(ノートをとる、手紙を書く)に使用される場合は多数にある。



この問題に対し木村らは、ユーザが使用した物品の履歴情報と1つの物品が複数のグループに属することが可能なグループ化手法を使用する手法を提案した[19]. その結果、物品の使用履歴が十分にある場合に限り、同じ物品が複数の物品グループに含まれる場合でも、物品を作業ごとにグループ化することに成功した.

葛西らは木村らの提案手法をもとに、物品の使用履歴が少ない場合でも、物品をグループ化することを目的に研究を行った[20]. 木村らはユーザが使用した物品の履歴の前後関係のみから物品間の関連度を表現し、グループ化を行った. これに対して葛西らは物品履歴の前後関係に加えて、物品が使用された時刻を用いることで物品間の関連度を表現した. これによって、少ない物品の使用履歴で物品のグループ化を行うことに成功した.

## 1.2 研究目的

葛西らの提案手法のようなグループ化情報を卓上作業支援システムに適応することで、1つの物品が複数の作業に使用される場合でも物品をグループ単位で搬送することが可能になる。

西野らが提案した卓上作業支援システムでは、ユーザが任意の1つの物品を選択した際にその物品が所属している物品グループ（複数の物品）を搬送することで支援を行っていた。このシステムにおいては、各物品は1つの物品グループだけに所属することを前提としていた。そのため、システムはユーザが行っている作業を容易に特定することができた。しかし、1つの物品が複数の作業に使用される場合では、Fig. 1.8のようにシステムがどの物品グループを搬送する必要があるのか特定できない状況が生じることが想定される。従って、このような場合に対応できるような新たなインタフェースを検討する必要がある。

ユーザが必要とする物品グループの推定精度はシステムのユーザビリティに大きく影響するため、このインタフェースには高い精度でユーザの必要としている物品グループを推定する機能が必要とされる。

そこで本研究では、

「物品が複数の作業に使用される環境において、ユーザが行っている作業を適切に特定し物品取り出しの支援をするインタフェースの開発」を目指す。

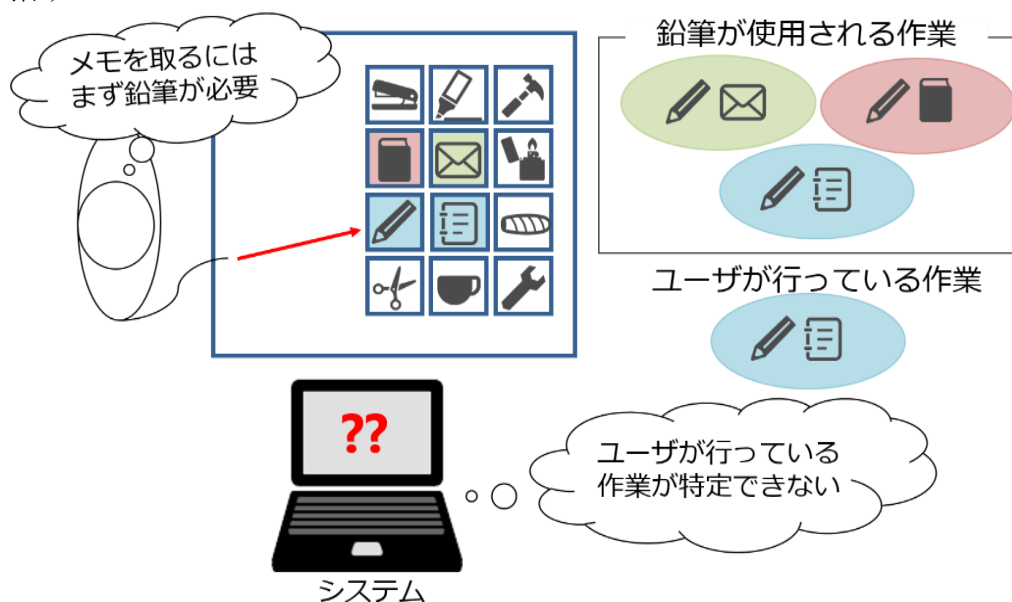


Fig. 1.8 1つの物品が複数の作業に使用される場合の例



## 1.3 本論文の構成

Fig. 1.9 に本論文の構成を示す.

第 1 章では, 本研究の背景, および関連研究について概説し, 本研究の目的について述べた.

第 2 章では, 本研究で使用する卓上作業支援システムについて述べる.

第 3 章では, 本研究で提案する手法について述べる.

第 4 章では, 本研究で提案する手法の有用性について検証するための実験, および実験結果について述べる.

第 5 章では, 本論文の結論および今後の展望を述べる.

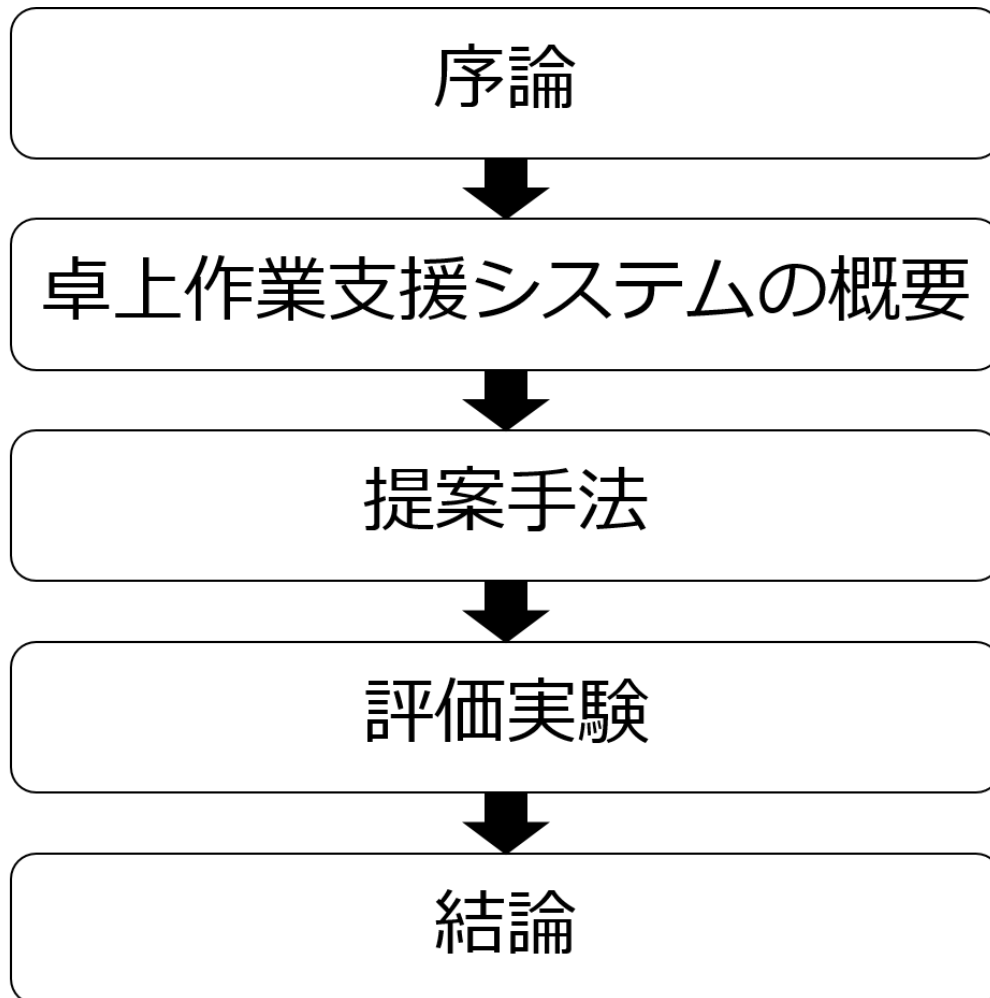


Fig. 1.9 本論文の構成

## 第2章 卓上作業支援システムの概要

---

2.1 はじめに.....	14
2.2 卓上作業支援システムの構成.....	15
2.3 本研究で使用する用語の定義.....	16
2.4 先行研究で開発された卓上作業支援システム.....	17
2.4.1 指差しジェスチャによるトレイの選択.....	17
2.4.2 卓上作業支援システムで使用される自走式トレイ.....	18
2.4.3 卓上作業支援システムの提案された機能.....	20
2.5 本研究での使用を想定する卓上作業支援システム.....	23
2.6 おわりに.....	25

---

## 2.1 はじめに

前章では、卓上作業支援システムに関する研究、問題点、それを解決するための研究目的について述べた。本章ではその問題点を解決する対象となる卓上作業支援システムについて述べる。

2.2 節では、卓上作業支援システムの概要について述べる。

2.3 節では、本研究で用いる用語の定義をする。

2.4 節では、先行研究で開発された卓上作業支援システムについて述べる。

2.5 節では、本研究での使用を想定する卓上作業支援システムについて述べる。

2.6 節では、本章のまとめを述べる。

## 2.2 卓上作業支援システムの構成

本節では、卓上作業支援システムの概要について説明する。

卓上作業支援システムの構成を Fig. 2.1 に示す。卓上作業支援システムはデスク 1 台、物品を載せた自走式トレイ群、そしてカメラ 1 台で構成されている。

自走式トレイはユーザの作業の妨げにならない場所に保管されている。手前のスペースはユーザが作業を行う作業スペースとなっている。

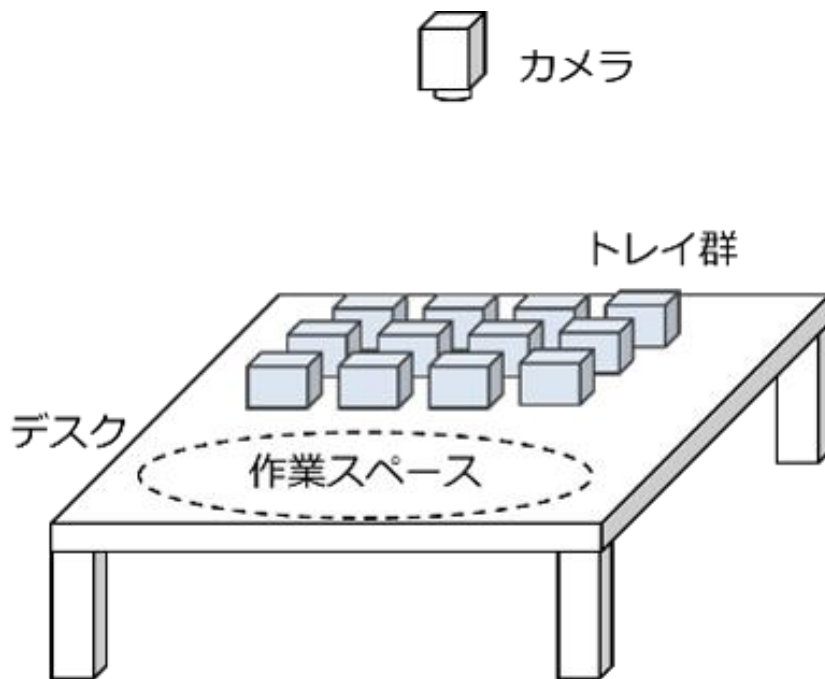


Fig. 2.1 卓上作業支援システムの構成

## 2.3 本研究で使用する用語の定義

前節では卓上作業システムの構成と挙動について述べた。本節では本研究で使用する用語の定義を行う。

- 物品

物品を積載したトレイがユーザの元へ走行することによって物品を搬送する。物品は常にトレイに付随しているため、本研究では物品とトレイを同義として使用する。

- 作業

本研究では、物品を作業ごとにグループ化した情報を用いるインタフェースの開発を目的としている。物品グループの中に含まれる物品は、ユーザの作業に必要な物品群である。そこで、本研究では物品グループと作業を同義として使用する。

## 2.4 先行研究で開発された卓上作業支援システム

### 2.4.1 指差しジェスチャによるトレイの選択

田村らは、第1章で述べた杉らの Attentive Workbench (AWB) を基本構想とした卓上作業支援システムを開発した。このシステムはユーザが望む物品に向けてリーチングもしくは指差しジェスチャを行うことで、システムがユーザの望む物品を推定することができる。これにより AWB では定型的な作業のみに対応していたのに対し、田村らの卓上作業支援システムでは非定型的な作業に対応することに成功した。

指差し認識手法には様々なものがある。例えば、手指に角度センサなどを取り付ける手法[21]や肌色抽出によって手指の認識を行う方法[22]、中赤外領域を撮像する赤外線カメラを用いユーザの手の熱放射を計測する方法[23][24]などがある。赤外線カメラを用いる手法は、光環境の変化などにもロバストに対応することができる。しかし、本研究では人間の体表とほぼ同程度に発熱するロボットを使用するため使用できない。また、手指にセンサを取り付ける方法はあまり現実的でない。そこで、本研究では指差しの検出と指差し方向の認識を、肌色抽出を用いて行う。肌色の手領域は HSV 空間上で適当な閾値を用いて2値化することで抽出する。指差し方向の認識は、肌色抽出で得られた手領域の輪郭線から重心と主軸を求め、重心と主軸を結んだ直線を指先方向と定める (Fig. 2.2)。

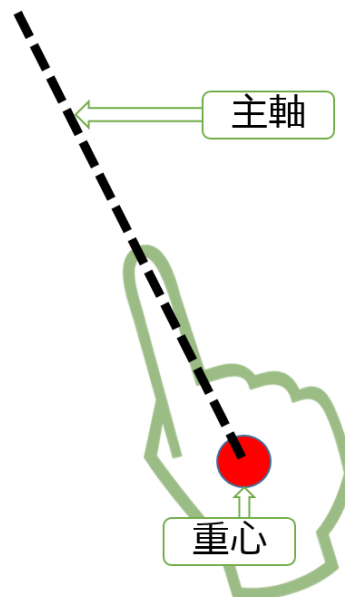


Fig. 2.2 指差しジェスチャ認識[15][16]

## 2.4.2 卓上作業支援システムで使用される自走式トレイ

西野が田村らのシステムに作業選択の補助機能を実装した際、自走式トレイには吉田らが開発したワイヤレス型の小型物品搬送ロボットを使用した[25]。このロボットには歯車型車輪が使用されている。この車輪は直行する2軸に対して取り付けられており、2自由度の移動を行うことができる。また、卓上には2次元ラックが設置されている。歯車車輪と2次元ラックがかみ合うため車輪の空転が発生しづらい。そのため、ロータリエンコーダのみで高精度に自己位置推定を行うことができる。さらに、このロボットは多数のロボットが移動してユーザを支援する卓上作業支援システムにおいて、配線を持たないため動作制約を受けないという利点がある (Fig. 2.3)。

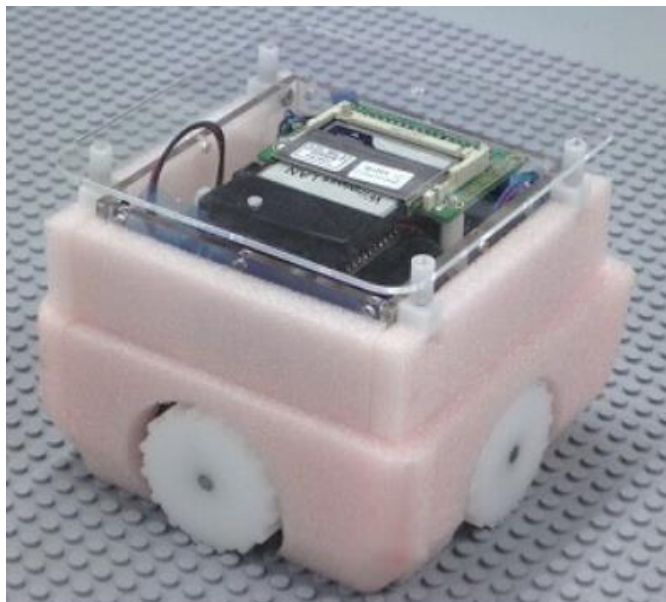


Fig. 2.3 西野らのシステムで  
物品搬送の際に使用される自走式トレイ[25]



掛井らは小型物品搬送ロボット（自走式トレイ）の最大速度を向上させるための改良を行った (Fig. 2.4) [26].

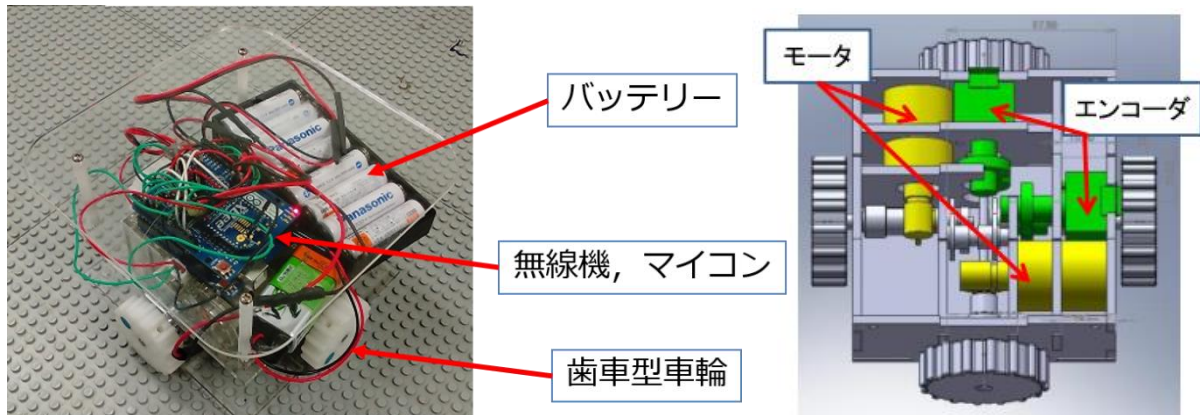


Fig. 2.4 掛井らが開発した自走式トレイ [26]

和田らは2次元ラックを設置していると卓上が使用しづらくなる問題を解決するために、2次元ラックを使用せずに自走式トレイが自己位置推定を行うことが可能なシステムを提案した (Fig. 2.5)[27]. 機構は掛井らのものが使用されているが、車輪は歯車型車輪からオムニホイールへと変更された。また、自走式トレイには2つのLEDが搭載された。このシステムでは、まず卓上作業支援システムに取り付けられているカラーカメラを用いて2つのLEDを検出し、自走式トレイの自己位置の推定を行う。この自己位置推定情報から、システムが目的地までの距離を計算し自走式トレイの制御を行う。このシステムにより、2次元ラックを使用することなく自走式トレイが目的位置まで走行できるようになった。しかし、走行途中に回転誤差が生じた。この誤差を解消する機構が和田らの用いた自走式トレイにはないため回転誤差の解消が課題として残っている。

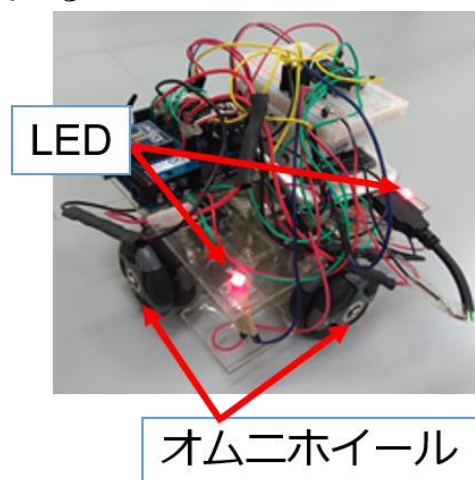


Fig. 2.5 和田らが開発した自走式トレイ [27]

### 2.4.3 卓上作業支援システムの提案された機能

前章でも述べたが、西野らはユーザの作業選択を補助するシステムを提案した (Fig. 2.6) . このシステムには作業選択モードと単体選択モードがある. これらのモードはフットスイッチ (Fig. 2.7) を使用して切り替えることが可能になっている. システムはユーザによって事前に教示された物品の種類と, 選択モード時にユーザが使用した物品の使用順から物品グループの作成を行う. 作業モード時には, システムがグループ化した物品グループを用い支援を行う. ユーザが任意の物品を選択した際に, その物品が所属している物品グループをユーザまで搬送する.

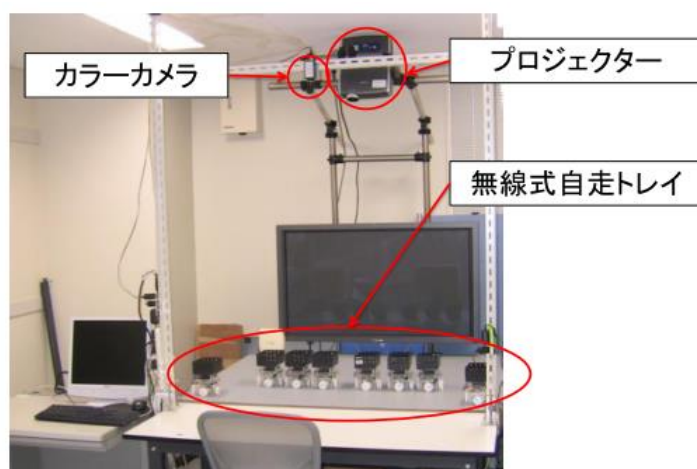


Fig. 2.6 西野らの提案した卓上作業支援システムの構成[17][18]



Fig. 2.7 フットスイッチ[17][18]

安藤らは自走式トレイが密集して配置されている場合でもユーザが精度高く、望んでいる自走式トレイを取り出すための手法を提案した (Fig. 2.8)[28]. 具体的には, 自走式トレイが指差しジェスチャに対してリアクションすることで解決した. これにより, 密集したトレイ群の中から正確に目的のトレイを選択することが可能になった.

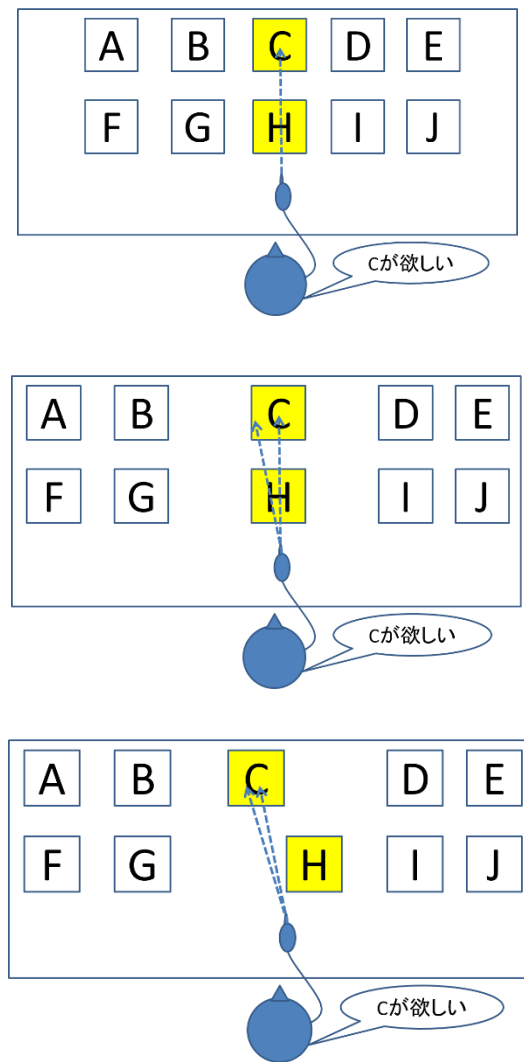


Fig. 2.8 自走式トレイのリアクションを用いた意図抽出方法[28]

樽木らはシステムが自動的に物品の片づけを行う機能を提案した (Fig) [29]. このシステムでは, 物品の取り出し頻度や使用時間に応じて自走式トレイがユーザの手元に滞在する時間を設定している. この手法によりユーザの作業効率が向上した.

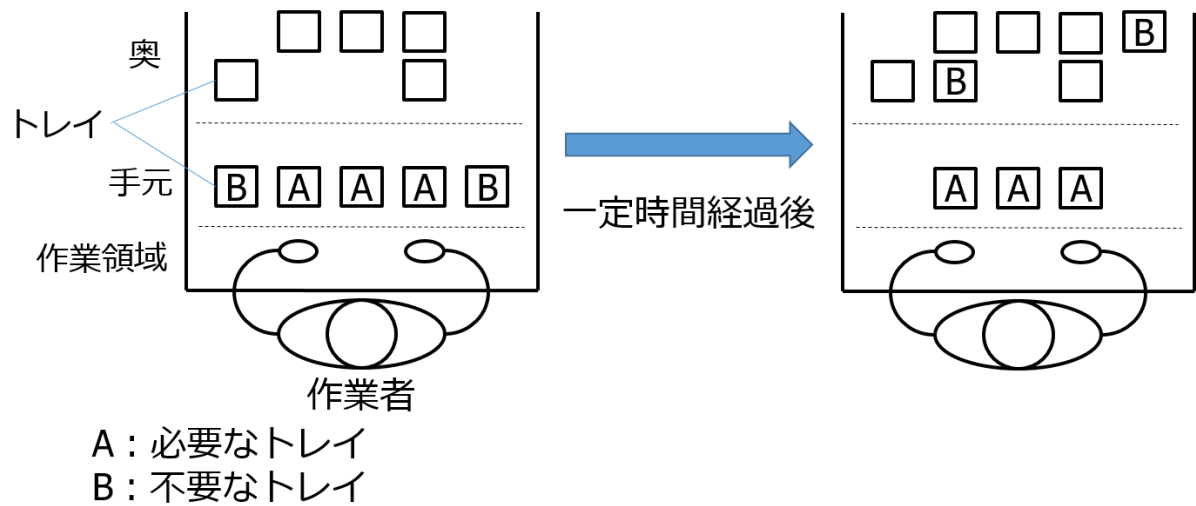


Fig. 2.9 物品自動片付け機能[29]

## 2.5 本研究での使用を想定する卓上作業支援システム

本研究では実機を扱わない。しかし、実際の卓上作業支援システムを使用すると想定して研究を進める。

そこで、本研究での使用を想定する卓上作業支援システムについて説明する。本研究での使用を想定する卓上作業支援システムを Fig. 2.10 に示す。和田らの開発した自走式トレイは回転誤差の課題が残っており実用には向かないという観点から、自走式トレイには掛井らのものを使用することを想定する (2.4.2 項参照)。

本研究での使用を想定する卓上作業支援システムには以下のような特徴を持つ。

- 自走式トレイにはそれぞれ ID が付与されている。システムはこの ID によって自走式トレイの管理を行う。
- 卓上作業支援システムはシステムに設置されているカメラを用いて、ユーザが望む物品を搭載している自走式トレイを判断する。
- Arduino UNO に Xbee シールドを取り付け、ZigBee による無線通信を行う。この通信を用いて自走式トレイの制御をシステム側で行う。
- 選択された物品トレイの ID を記録し履歴として保持する。
- 自走式トレイの移動方向は前後左右のどちらか一方のみである。斜め方向の移動は出来ない。
- 自走式トレイの移動最高速度は 0.4m/s 以上 0.6m/s 以下に設定する。これは、ユーザにストレスを与えない速度かつロボットの安全基準に基づいた速度である[30]。

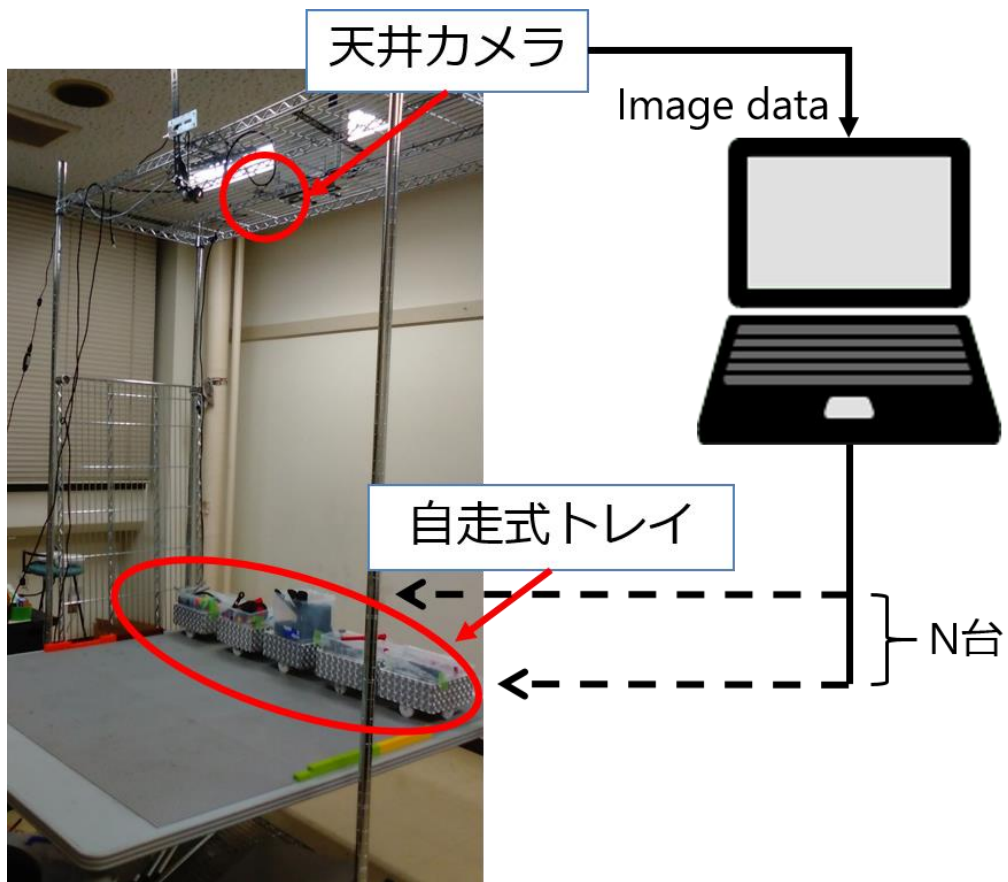


Fig. 2.10 想定する卓上作業支援システムの構成

## 2.6 おわりに

本章では，本研究において使用を想定している卓上作業支援システムについて述べた。

2.2 節では，卓上作業支援システムの概要について述べた。卓上作業支援システムは，デスク 1 台，物品を載せた自走式トレイ群，そしてカメラ 1 台で構成されている。

2.3 節では，本研究で用いる用語について述べた。本研究では「トレイ」と「物品」，「作業」と「物品グループ」は同義として使用する。

2.4 節では，先行研究で開発された卓上作業支援システムについて述べた。

2.5 節では，本研究で使用を想定する卓上作業支援システムについて述べた。本研究では実機を使用せず，シミュレーションを用いて提案手法の評価を行う。





## 第3章 提案手法

---

3.1 はじめに.....	28
3.2 提案手法の概要.....	29
3.2.1 卓上作業支援システムでの問題点.....	29
3.2.2 アプローチ.....	29
3.2.3 前提条件.....	30
3.3 対話的インタラクション支援機能で用いる手法.....	31
3.3.1 Incremental Search.....	31
3.3.2 Long Short-Term Memory.....	32
3.3.3 提案手法の詳細.....	35
3.4 提案手法のフロー.....	39
3.5 おわりに.....	40

---

### 3.1 はじめに

本章では，本研究で提案する対話的インタラクション支援機能について述べる．

3.2 節では，提案手法の概要について述べる．

3.3 節では，提案手法に用いる手法について述べる．

3.4 節では，提案手法のフローについて述べる．

3.5 節では，本章のまとめを述べる．

## 3.2 提案手法の概要

本項では提案手法である対話的インタラクション支援機能の概要について述べる。

### 3.2.1 卓上作業支援システムでの問題点

1.1.4 項で述べた通り、従来の卓上作業支援システムでは1つの物品が複数の作業に使用される場合に対応していなかった。卓上作業支援システムを1つの物品が複数の作業に使用される場合に対応させるためにはユーザが行っている作業を特定する機能が必要である。

### 3.2.2 アプローチ

ユーザが行っている作業を特定する際の精度はユーザビリティに大きく影響する。そこで本研究ではシステムがユーザと対話形式でインタラクションを行う手法を用いる。具体的には、システムの推定する作業が実際にユーザの行っている作業と一致するかどうかをシステムがユーザに対話的に確認することで作業の特定精度を向上させる。本研究ではこれを対話的インタラクションと呼ぶ。

対話的インタラクションを行っている際、ユーザは、ユーザが望む物品をシステムが提示するまでシステムとインタラクションを行わなければならない。ユーザがシステムと対話的にインタラクションを行わなければいけない回数が増加すると作業効率が悪くなると考える。そこで対話的インタラクションを行う前にユーザが取り出した物品情報から、ユーザが行っている作業を絞り込む。さらに、ユーザが過去に行った作業から、作業の順番の規則性を見つける。この2つの情報を用いて作業の予測を行うことで、システムとの対話的インタラクションを減らす。この予測には **Incremental Search**, **Long Short-Term Memory (LSTM)** を使用する。詳細は3.3節で述べる。

### 3.2.3 前提条件

本研究の前提条件を以下に述べる.

- 片付け, 取り出し, また自走式トレイの搬送経路は本論文では扱わない.
- 自走式トレイの台数は制限しない
- 本研究の提案手法は第2章で述べたシステムに実装することを想定している.
- 作業 (物品グループ) の構成は既知である. また, 各物品はあらかじめ与えられた1つ以上の作業に使用される.
- 卓上作業支援システムは過去にユーザが行った作業とその際に取得した物品情報をそれぞれ作業履歴, 物品取得履歴として保持する.
- システムとユーザの対話的インタラクションにはフットスイッチを使用して行うと想定する. 詳細は後述する.

### 3.3 対話的インタラクション支援機能で用いる手法

本節では、対話的インタラクション支援機能を構築する際に使用する手法について説明する。

#### 3.3.1 Incremental Search

Incremental Search とは動的なクエリが実行できる Dynamic Query [31]の一種である。逐語検索、逐次検索と呼ばれることもある。Incremental Search は入力たびに結果を出力するという特徴を持つ。一般的には、検索が主体となる電子辞書やアドレス帳、Web ページ内の単語検索などに用いられる。

辞書を例にとって以下に Incremental Search の挙動を説明する。例として検索対象を「Lychee」とする。通常の検索では検索対象の文字列「Lychee」を入力とすることで検索を行う。Incremental Search では完全な文字列を入力として渡さずに検索を行うことができる。例えば Fig. 3.1 上で示すように L が入力されると L を含んでいる文字列が出力される。また、Fig. 3.1 下のように LY が入力されると LY を含む文字列が出力される。

このように Incremental Search を用いると少ない入力情報で、該当する情報を絞り込むことができるというメリットがある。

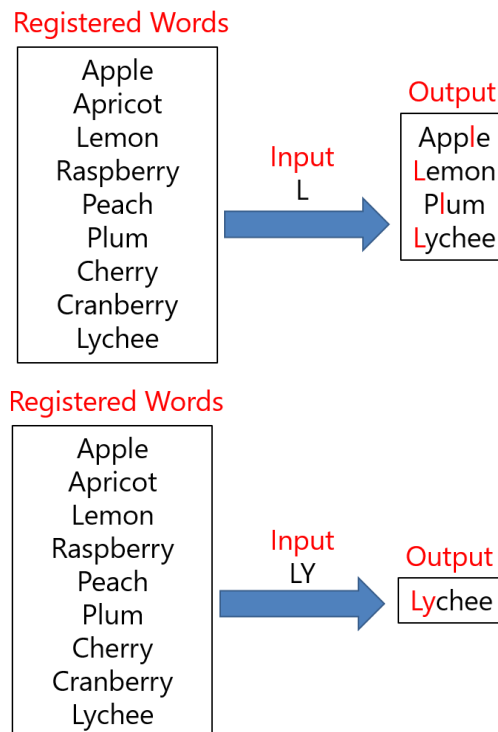


Fig. 3.1 Incremental Search の挙動

### 3.3.2 Long Short-Term Memory

Long Short-Term Memory (LSTM) は教師ありの機械学習モデルの一種である[32]. 時系列データの学習に特化している Recurrent Neural Network (RNN) [33]が拡張されたものである. 以下に詳細を述べる.

#### A) Recurrent Neural Network (RNN)

RNN を Fig. 3.3 に示す. これを展開すると Fig. 3.2 のようになる. 図の通り, RNN では1つ前の Neural Network で学んだ情報が次の Neural Network へと受け渡される. これにより過去の状態から未来の状態を予測することができる. 例えば, 「The clouds are in the sky.」という文の最後の単語「sky」を RNN で予測させたい場合, 「The clouds are in the」を入力として与えると, その文脈から「sky」を予測することができる. しかし「I grew up in France. . . . I speak fluent French.」という文の最後の単語「French」を RNN で予測させようとするとう脈が読み取れず上手くいかない. これは, 最初の「I grew up in France.」という情報と「I speak fluent」の間が大きく離れており, 情報の伝達が上手くできていないためである. これは, 長期依存性の問題[34]とされている.

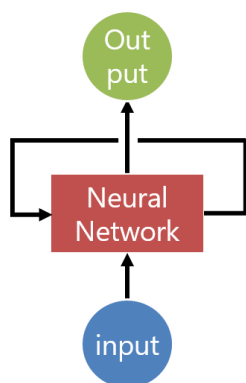


Fig. 3.3 RNN

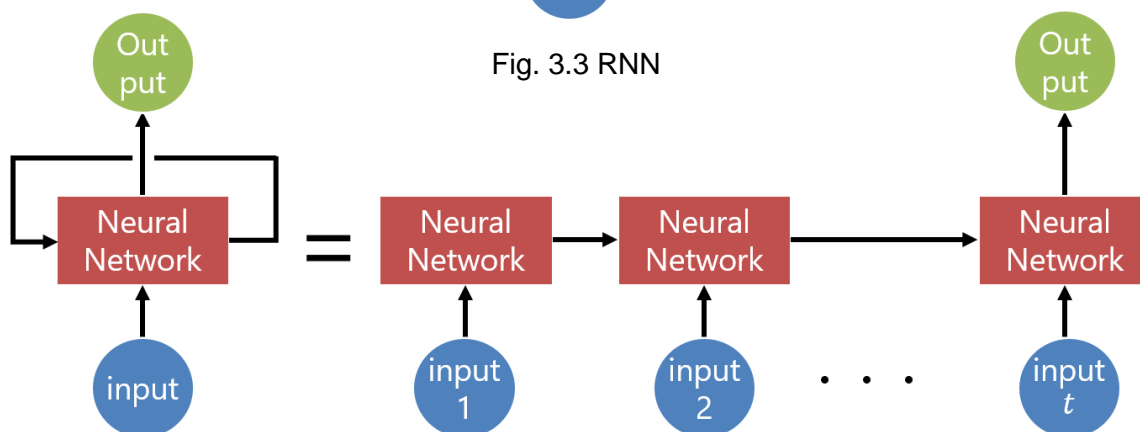


Fig. 3.2 RNN の展開図

## B) Long Short-Term Memory (LSTM)

RNN の長期依存性の問題は、RNN で用いられていた Neural Network に情報の取捨選択を行うためのゲートを導入した LSTM Block を使用することで解決する (Fig. 3.4) . LSTM Block には Input gate, Forget gate, Output gate の3つのゲートが導入されている (Fig. 3.5) . Input gate では学習する情報を取捨選択する. また, Forget gate では学習して得た情報の中から不要なものを忘却する. Output gate では, 学んだ情報の中から出力する情報を取捨選択する. この3つのゲートにより長期依存性の問題が解決されたため, LSTM では長周期規則性の学習が期待される.

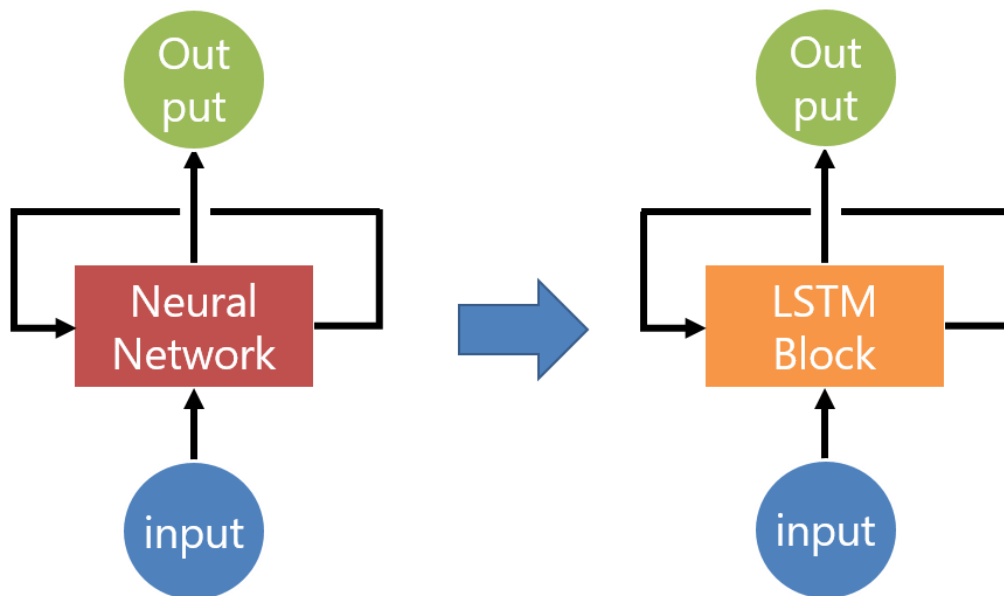


Fig. 3.4 RNN の長期依存性解決方法

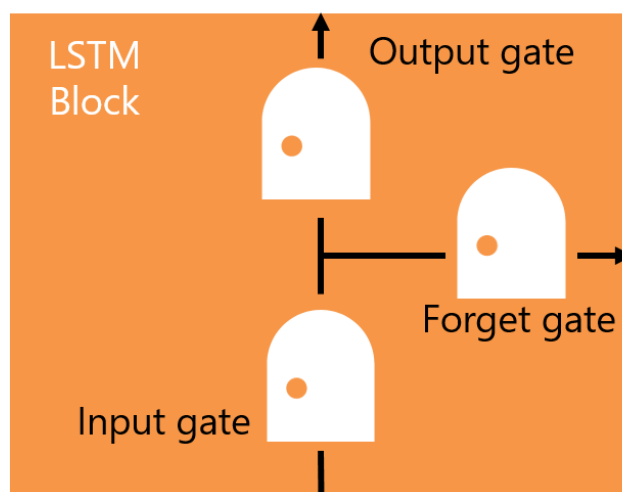


Fig. 3.5 LSTM Block の要素

LSTM は教師ありの機械学習であるため学習データには正解ラベルが付属したデータが用いられる。学習データの例を Fig. 3.6 に示す。青色の四角の中はデータを示し緑色の四角の中は左のデータに対応する正解ラベルを示す。このような学習データを大量に用意し LSTM に学習させることで、LSTM の予測モデルを作成する。

例として Fig. 3.6 で示した学習データを学習した LSTM に予測したいデータを Fig. 3.7 のように入力すると、この文字列の次に来ると予想される単語が出力される。この時、予測結果は確率尤度で出力される。Fig. 3.7 の場合、確率尤度が最も高いものは”guitar”であるため guitar が予測結果として採用される。

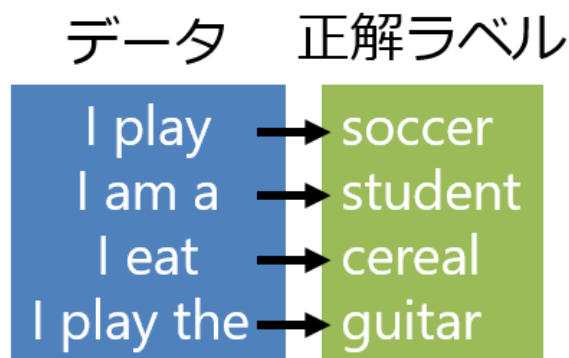


Fig. 3.6 学習データの構成

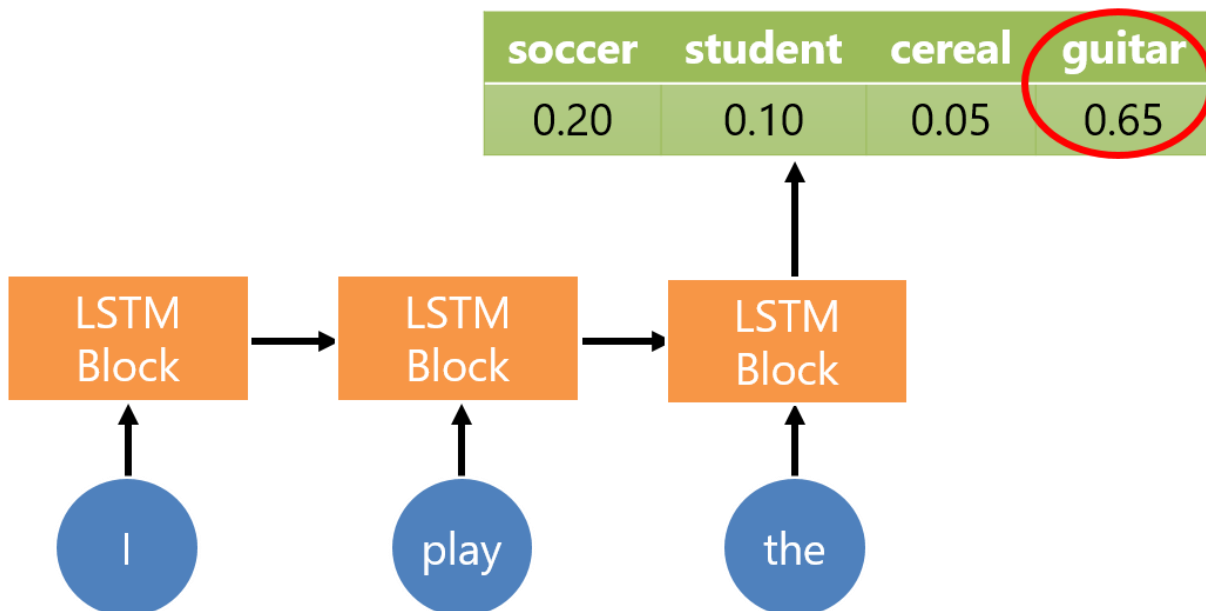


Fig. 3.7 LSTM の出力



### 3.3.3 提案手法の詳細

提案手法では3つのステップを踏む。1つ目は作業の絞り込み。2つ目は作業予測。3つ目は作業の確定である。これら3つのステップからユーザの行っている作業の特定を行う。以下にそれぞれのステップの説明をする。

#### A) 作業の絞り込み

作業の絞り込みには、Incremental Search を用いる。Incremental Search は事前に登録された情報の中から、入力に該当する情報を絞り込むことができる。これを利用し全ての作業の中からユーザが行っている作業を絞り込む。この時、入力はユーザが選択した物品とする。作業の絞り込みの例を Fig. 3.8 に示す。Fig. 3.8 のようにユーザが「メモを取る」作業を行う際に「鉛筆」を取り出す指示をシステムに出すとする。この時システムは「鉛筆」を入力として Incremental Search を行う。システムは登録された作業情報の中から、鉛筆を使用する作業を3件検出し作業の絞り込みを行う。

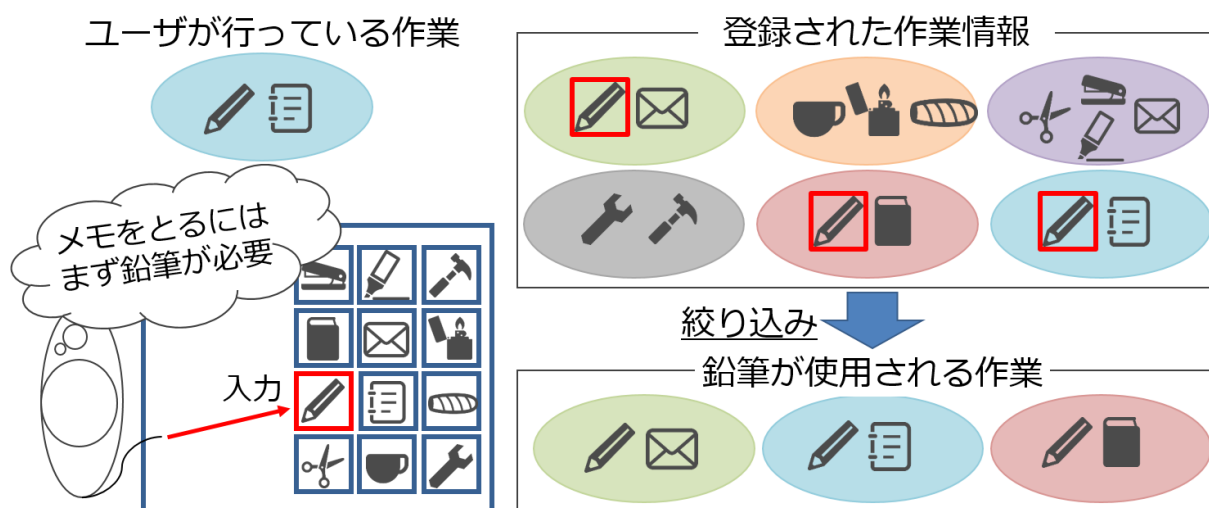


Fig. 3.8 作業の絞り込み

## B) 作業予測

作業予測には Incremental Search の出力と LSTM の予測結果を用いて行う。LSTM は前項の単語予測のように、時系列データからデータの規則性を学習することが出来る。この特徴を利用し、ユーザの作業履歴の特徴から、現在ユーザが行っている作業を予測する。詳細は以下に述べる。

作業予測には Incremental Search を用いた作業の絞り込みで得た結果と LSTM で作成したモデルを用いる。LSTM の予測は作業履歴が少ない場合、作業予測精度が低いことが考えられる。そこで、Incremental Search と LSTM を組み合わせて使用することで作業予測精度の向上を図る。

まず、LSTM でのモデル作成について説明する。LSTM を用いてモデルを作成する際、学習データをユーザの作業履歴とする。また学習データの正解ラベルは1つ先の作業とする。例えば、Fig. 3.9 のような作業履歴がある場合、図中の作業履歴の下に示しているデータとその正解ラベルを使用する。作業履歴の始点を1つ右にずらしたものの(1つ先に行う作業)正解ラベルとすることにより、ユーザが行う未来の作業を予測する。この学習データを学習したモデルに「タバコを吸う、コーヒーを飲む」を入力した場合の出力の例を Fig. 3.10 に示す。この場合、「メモをとる」の確率尤度が一番高いため、LSTM の予測結果として「メモをとる」が採用される。

作業履歴「タバコを吸う、コーヒーを飲む、メモをとる、手紙を書く」

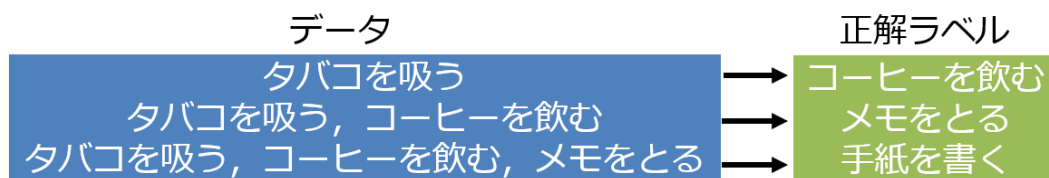


Fig. 3.9 作業履歴を用いた学習データ作成例

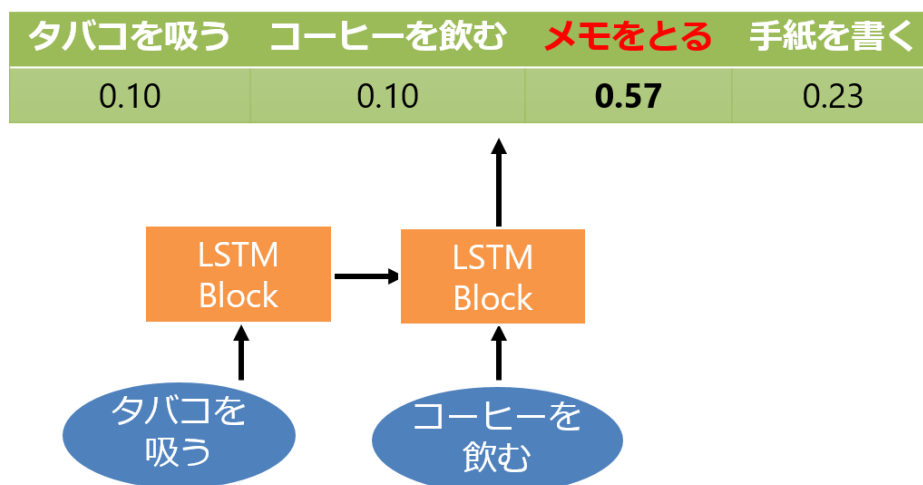


Fig. 3.10 作業履歴を用いた LSTM の出力結果例

LSTM で得る出力結果と比較すると Incremental Search で得る出力結果のほうが作業予測の信頼度が高いと考える。そこで提案手法の作業予測では、Fig. 3.11 のように、作成した LSTM のモデルから得た確率尤度の中で最も確率尤度の高い「コーヒーを飲む」ではなく、Incremental Search で絞り込まれた作業の確率尤度を参照し、その中の確率尤度の高いものから (Fig. 3.11 の場合「メモをとる」, 「手紙を書く」の順で) ユーザに提示する。Incremental Search で絞り込まれた作業を参照することで、Fig. 3.12 のように間違っただ作業を予測する確率を低くする。

#### Incremental Searchで絞り込まれた作業

タバコを吸う	コーヒーを飲む	メモをとる	手紙を書く
0.10	0.10	<b>0.57</b>	0.23

Fig. 3.11 作業予測方法

#### Incremental Searchで絞り込まれた作業

タバコを吸う	コーヒーを飲む	メモをとる	手紙を書く
0.10	<b>0.42</b>	0.38	0.10

Fig. 3.12 LSTM の予測精度が悪い場合

C) 作業特定

ユーザが行っている作業の特定をする際には対話的インタラクションを行う。対話的インタラクションを通してユーザが行っている作業とシステムがユーザの行っていると予測した作業が一致しているか確認する。なお作業の提示はステップ B で予測した確率尤度の高い作業から行う。システムが予測した作業とユーザが行っている作業が一致している場合、ユーザはフットスイッチの「はい」に対応しているスイッチを押す。この場合、システムはユーザが必要な物品を搬送する。一致していない場合、ユーザは「いいえ」に対応しているスイッチを押す。この時、システムは次に高い確率尤度の作業を提示する (Fig. 3.13)。この動作をユーザが「はい」のスイッチを押すまで繰り返す。

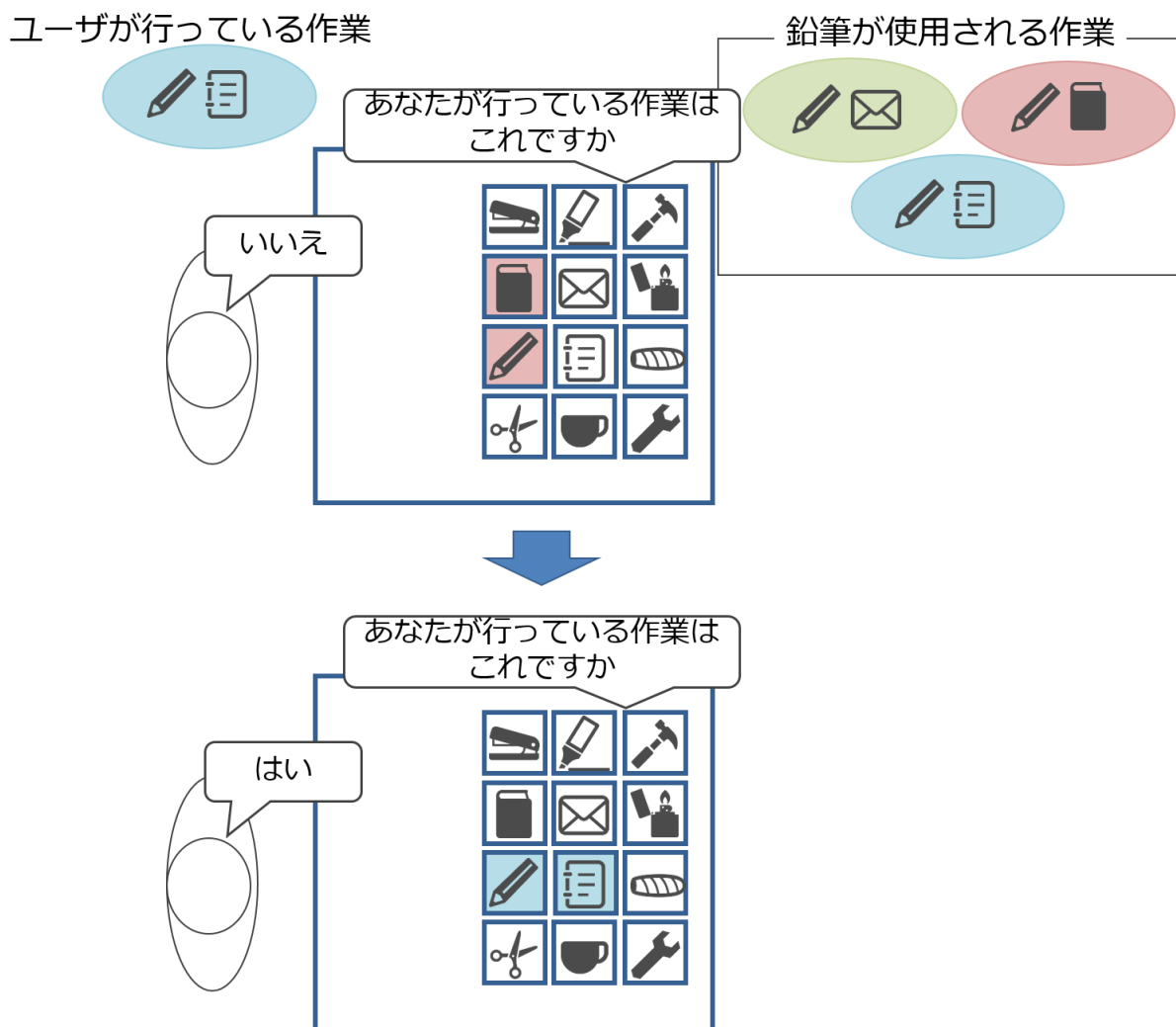


Fig. 3.13 対話的インタラクション

### 3.4 提案手法のフロー

前節では、提案手法に用いる手法の説明をした。本節では提案手法のフローについて述べる。提案手法の処理フローをシーケンス図で表すと Fig. 3.14 のようになる。図中の番号は以下のステップを示す番号に対応する。

1. ユーザが任意の作業を行う際に、ユーザは作業に必要な物品を取り出す指示を卓上作業支援システムに出す。
2. 卓上作業支援システムは、ユーザが取り出している物品情報と Incremental Search を用いて物品グループの絞り込みを行う。
3. ユーザの過去の作業履歴を LSTM で学習させたモデルに、ユーザの直近の作業履歴情報を入力する。
4. ステップ3の出力結果である全作業の確率尤度の中から Incremental Search で絞った物品グループの確率尤度を参照し、確率尤度が最も高い物品グループをユーザに提示する。その際、ユーザが望む物品グループと卓上作業支援システムが提示した物品グループが一致している場合、ステップ6へ進む。一致していない場合は、現在提示している物品グループを Incremental Search で絞られた物品グループの中から削除し、ステップ4を繰り返す。
5. システムは提示している物品をユーザの元へ搬送する。

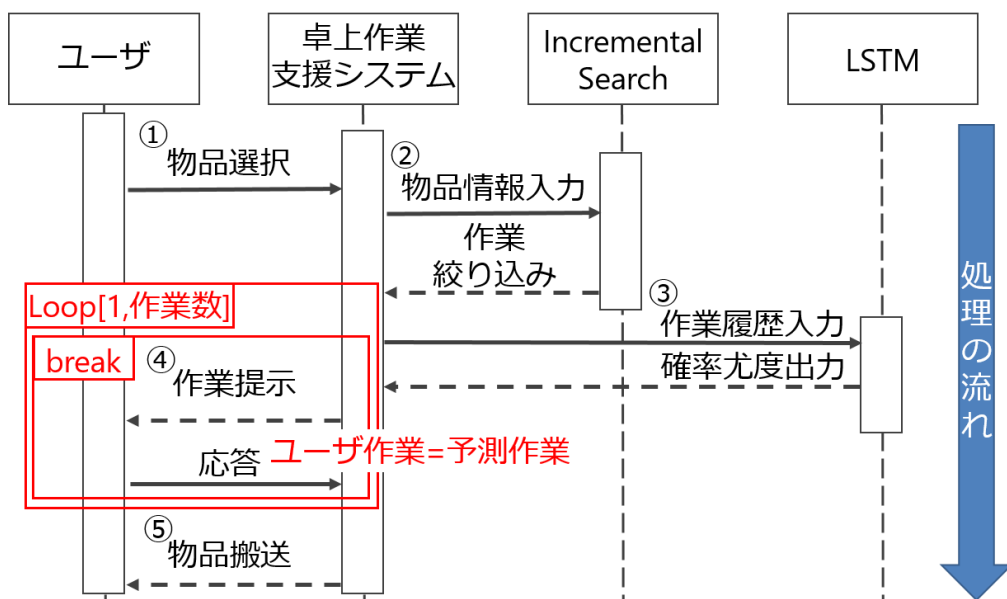


Fig. 3.14 提案手法のフロー

### 3.5 おわりに

本章では，本研究で提案する対話的インタラクション支援機能について述べた．

3.2 節では，提案種本の概要について述べた．本研究では，ユーザが次に行う作業予測を行う機能と対話的インタラクション機能を組み合わせることによってユーザが行っている作業特定を行う手法を提案した．

3.3 節では，提案手法で使用する手法について述べた．提案手法で用いる **Incremental Search** と **LSTM** の詳細について説明した．**Incremental Search** を用いることにより，動的にユーザが行っている作業を絞り込む．また，過去のユーザの作業履歴を **LSTM** で学習させ，モデルを作成することにより，ユーザが行っている作業予測を行う．

3.4 節では，提案手法のフローについて述べた．提案手法フローは，まず **Incremental Search** と **LSTM** を用いて作業の予測を行い，その作業を提示する．その後，対話的インタラクションにより，提示した作業がユーザの行っている作業の場合，その作業に対応する物品グループを搬送する．異なる場合，次に予測する作業を提示する．この動作を繰り返し，作業の特定を行う．

## 第4章 評価実験

---

4.1 はじめに.....	42
4.2 Incremental Search と LSTM で行う作業予測の有用性評価.....	43
4.2.1 実験目的.....	43
4.2.2 実験対象システム.....	44
4.2.3 実験データ作成方法.....	45
4.2.4 評価指標.....	52
4.2.5 実験結果.....	52
4.2.6 考察.....	57
4.3 被験者実験における提案手法の有用性評価.....	58
4.3.1 実験目的.....	58
4.3.2 学習データ収集方法.....	58
4.3.3 実験対象システム.....	60
4.3.4 実験手順.....	64
4.3.5 評価指標.....	65
4.3.6 実験結果.....	67
4.3.7 考察.....	70
4.4 おわりに.....	71

---

## 4.1 はじめに

本章では、前章までに述べた対話的インタラクション支援機能を用いた実験に関して述べる。

4.2 節では、提案手法の作業予測で使用する手法の有用性を評価するシミュレーション実験に関して述べる。シミュレーションには、模擬的に生成するデータを使用する。

4.3 節では、提案手法の有用性を評価する被験者実験に関して述べる。実験はシミュレータを用いて行う。なお、実験には、被験者実験により得られたデータを使用する。

4.4 節では、本章のまとめを述べる。



## 4.2 Incremental Search と LSTM で行う作業予測の有用性評価

本節では、Incremental Search と Long Short-Term Memory (LSTM) を用いて行う作業予測機能の有用性を評価するためのシミュレーション実験について述べる。

### 4.2.1 実験目的

提案手法の一部である Incremental Search と LSTM を組み合わせて行う作業予測機能の有用性を確認する必要がある。そこで実験目的を、シミュレーションを用いた卓上作業における Incremental Search と LSTM を用いた作業予測機能の評価とする。

具体的には、提案システムと 2 つの比較システムの 3 つのシステムに同一のデータを使用しシミュレーションを実施する。実験後、それぞれの作業予測精度を比較する。

## 4.2.2 実験対象システム

本項では、実験対象とする提案システムと 2 つの比較システムについて説明する。

- 比較システム I

比較システム I は、Incremental Search のみを用いて作業を提示するシステムとする。具体的には、物品情報を、Incremental Search に入力として与え、作業の絞り込みを行う。その後、絞り込んだ物作業の中からランダムで 1 つ選択する。

- 比較システム II

比較システム II は、LSTM のみを用いて作業を提示するシステムである。作業履歴を LSTM で学習させたモデルに、最新の作業履歴を与え、出力として得る確率尤度の中で一番高い作業を選択する。

- 提案システム

提案システムは、Incremental Search と LSTM を用いて作業提示を行うシステムである。先述した通り、物品取得履歴を Incremental Search に入力として与え、作業を絞る。その後、LSTM で学習したモデルに最新の作業履歴を与え確率尤度を得る。この確率尤度の中から Incremental Search で絞り込んだ作業のものを参照し、一番高い確率尤度の作業を選択する。

比較システム I, II の結果から、Incremental Search と LSTM のそれぞれの予測精度から、作業予測にどのくらい寄与しているのか確認する。また、比較システム I, II と提案システムを比較することで、Incremental Search と LSTM を組み合わせる手法の有用性を検証する。

上記の実験対象システムを用いたシミュレーションは Jupyter Notebook 上でプログラミング言語 Python を用いて製作する。この際、Incremental Search はアルゴリズムに基づき実装する。また、LSTM の学習は Keras[35]のライブラリを使用する。

実験に使用するデータは疑似的に作成する。データ作成方法の詳細は次項で説明する。

### 4.2.3 実験データ作成方法

本研究では人間の行動はマルコフ性[36]を伴うと仮定する。マルコフ性とは現在の状態 (行動) が一時点前の状態に依存し、確率的に決まる特性を指す。卓上作業支援システムにおいての人間の行動を例に考える。例えばユーザが「タバコ」を取り出したとする。次に取り出す物品の選択肢として「コーヒー、メモ帳、ライター」があった場合、タバコを吸うには「ライター」が必要になることから、次に取り出す物品は「ライター」になる可能性が確率的に高い事が想像できる。しかし、「タバコ」を取り出した後、「コーヒー」や「メモ帳」を取り出す可能性はゼロではないことも考慮に入れる必要がある。この仮定をもとに状態遷移表を作成し実験データを作成する。

Fig. 4.1 のような場合の実験データを作成する方法を例として説明する。アルファベット A~E を作業、数字 1~18 を物品の ID とする。実験データ作成には Table 4.1 で示す 3 つの状態遷移表を使用する。Table 4.1 のアルファベットの A~E は Fig. 4.1 実験データ生成時の作業と物品の例と対応している。また、Table 4.1 中の数字は確率を示している。Table 4.1 の初期作業確率表は、ユーザが作業開始して 1 番初めに行う作業をルーレット選択するための確率表である。1 行目の作業に対応した確率が 2 行目に示されている。例えば、この状態遷移表では一番初めに B の作業をする確率は 50% であることが示されている。

また、Table 4.1 の作業状態遷移表は、作業間にマルコフ性があることを考慮した状態遷移表である。1 列目のアルファベットは現在ユーザが行っている作業を示している。1 行目は次に行う作業を示している。例えば、現在の作業が B の場合 B の行を参照する。この行の確率に基づいて次の作業を決める。初期作業確率表と作業状態遷移表は作業履歴生成時に使用する。

Table 4.1 の物品取り出し確率表はユーザが作業時に、はじめにどの物品を取り出すかをルーレット選択するための確率表である。この表の 1 列目は作業を表しており、1 行目は物品を表している。作業によって使用される物品は異なるため、図中の物品 1~7 までは、作業ごとの物品 ID の若い順と対応している。例えば、作業 A で使用される物品は Fig. 4.1 より物品 ID 「1, 2, 3, 4」であるため、物品 1~4 は物品 ID1~4 にそれぞれ対応していることになる。物品取り出し確率表は物品取得履歴を生成する際に使用する。

物品：1～18の18個 作業：A～Eの5つ

A 「1, 2, 3, 4」

B 「3, 4, 5, 6」

C 「7, 8, 9, 10, 14, 15, 16」

D 「9, 10, 11, 12, 13, 15, 16」

E 「13, 14, 15, 16, 17, 18」

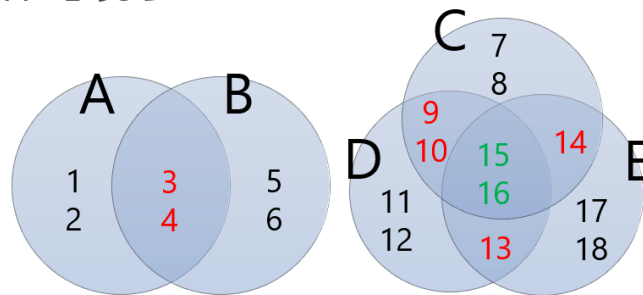


Fig. 4.1 実験データ生成時の作業と物品の例

Table 4.1 初期作業確率表

A	B	C	D	E
5	50	25	10	10

Table 4.2 作業状態遷移表

	A	B	C	D	E
A	5	50	25	10	10
B	20	5	55	10	10
C	25	10	5	45	15
D	10	10	15	5	60
E	40	30	10	15	5

Table 4.3 物品取り出し確率表

	物品1	物品2	物品3	物品4	物品5	物品6	物品7
A	10	10	20	60	0	0	0
B	60	20	10	10	0	0	0
C	10	10	20	30	10	10	10
D	10	10	10	10	10	30	20
E	10	20	20	30	10	10	0

#### 4.2.4 実験手順

まず、4.2.3 項で説明した状態遷移表を用いて作成する作業履歴、物品取得履歴について説明する。

以下に作業履歴の生成手順を述べる。

1. 初期作業確率表を用いて、最初の作業を決定する。
2. 作業状態遷移表の直前の作業の列を参照して、次の作業を決める。
3. 作業履歴中の作業数が作業の種類数  $\times$  5 に達するまでステップ 2 の動作を繰り返す。

上記の動作を 50 回繰り返し、作業履歴を 50 セット生成する。

以下に物品取得履歴の生成手順を述べる。

1. 生成した作業履歴中の作業を参照する。
2. 参照した作業と物品取り出し確率表を用いて、取得物品情報を生成する。

上記の動作を作業数繰り返し、物品取得履歴を生成する。作業履歴と物品取得履歴は Fig. 4.2 のようになる。

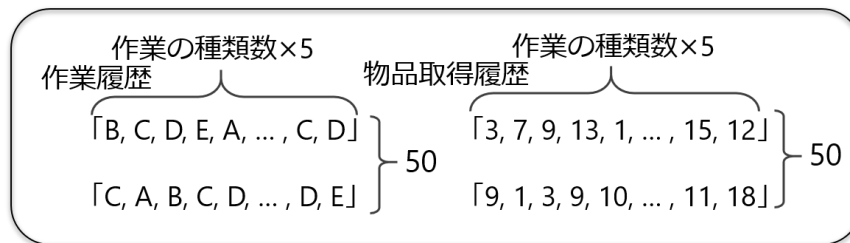


Fig. 4.2 作業履歴, 物品取得履歴の例

比較システム I の実験手順について説明する。比較システム I では作業履歴の 1 セット目から 50 セット目まで順に使用し実験を実施する。その際、各作業履歴に対応する物品取得履歴内の物品を Incremental Search に入力として渡すことで作業予測を行う。比較システム I のフローチャートを Fig. 4.3 に示す。

比較システム II と提案システムの実験手順を説明する前に、生成データを用いた LSTM のモデル作成方法について説明する。比較システム II と提案システムにおいては、作業履歴を順に LSTM で学習させモデルを作成する。例えば、 $I(I=1, 2, \dots, \text{合計作業履歴セット数})$  セット目の作業履歴を使用して学習させる場合は、 $I$  セット目までの全ての作業履歴を用いて学習させモデルを作成する。実験は作成した全てのモデル

を用いて実施する。Iセット目までを学習させたモデルにはI+1セット目の作業履歴を入力し作業を予測する。

作成したモデルを用いた比較システム II の実験手順について述べる。Iセット目までを学習したモデルで実験する場合、I+1セット目の作業履歴内のJ ( $J = 1, 2, \dots$ , 物品取得数) 番目までの作業履歴をIセット目まで学習させたモデルに入力として渡す。その後、LSTM のモデルによる出力結果からJ+1番目の作業の予測を行い評価する。比較システム II の実験手順のフローチャートを Fig. 4.4 に示す。

提案システムの実験手順について述べる。Iセット目までを学習させたモデルを使用する場合は、まずI+1セット目の作業履歴に対応する物品取得履歴を参照する。次に参照した物品取得履歴内のJ番目の物品取得情報を Incremental Search の入力として渡す。そして、I+1セット目の作業履歴内のJ番目までの作業履歴をIセット目まで学習させたモデルに入力として渡す。Incremental Search と LSTM のモデルによる出力結果からJ+1番目の作業の予測を行い評価する。提案システムの実験手順のフローチャートを Fig. 4.5 に示す。

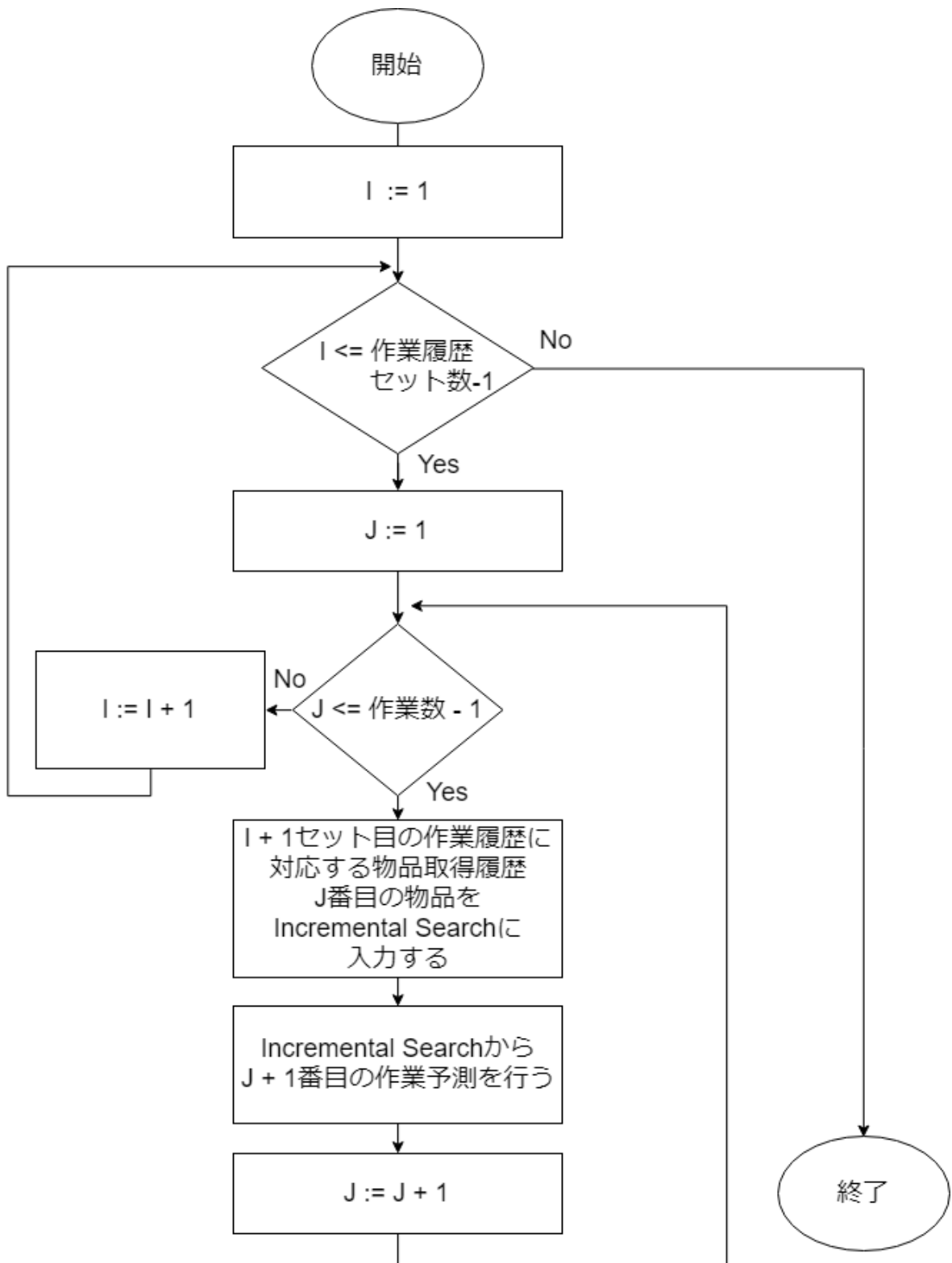


Fig. 4.3 比較システム I の実験手順フローチャート

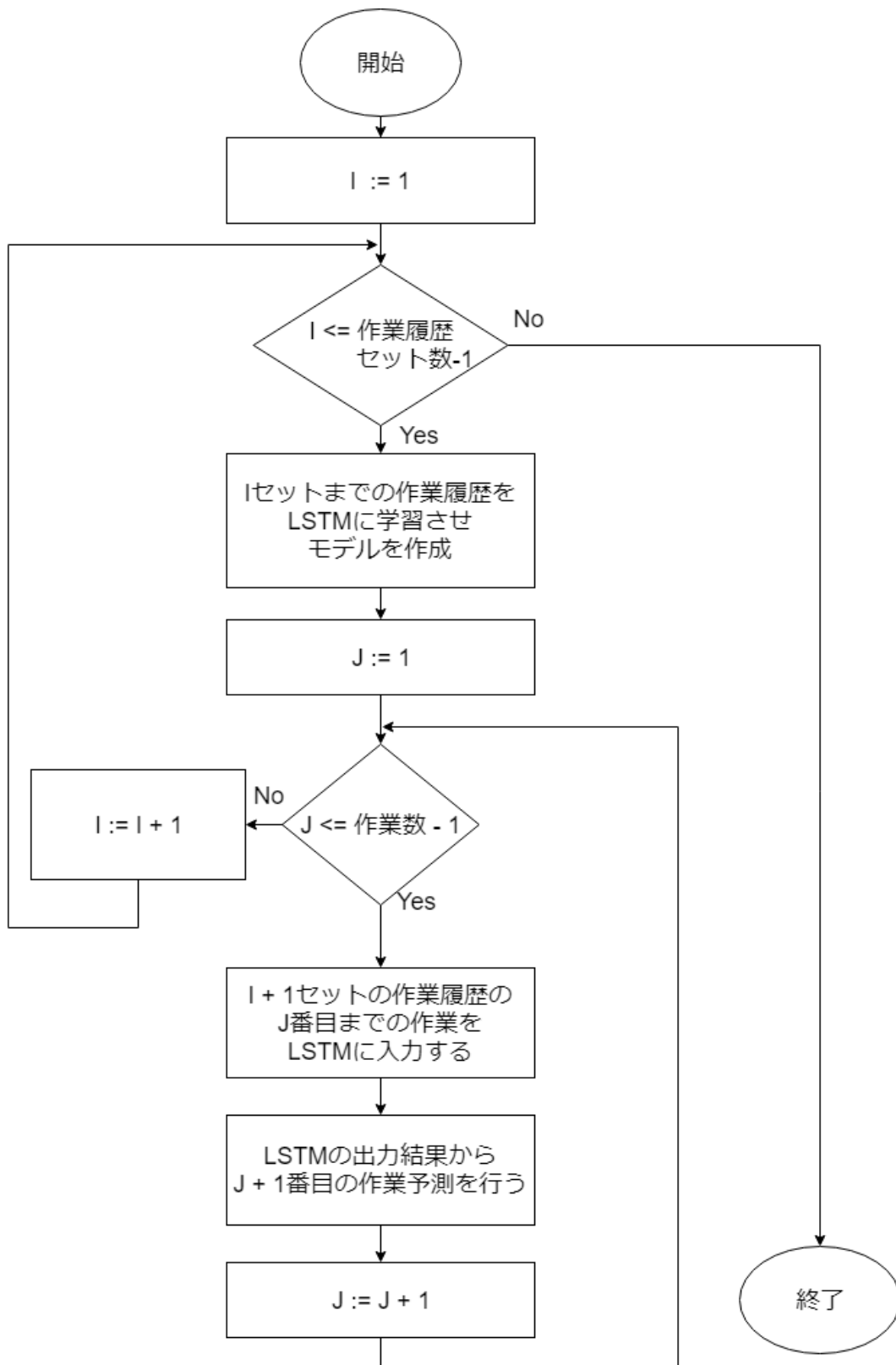


Fig. 4.4 比較システム II の実験手順フローチャート



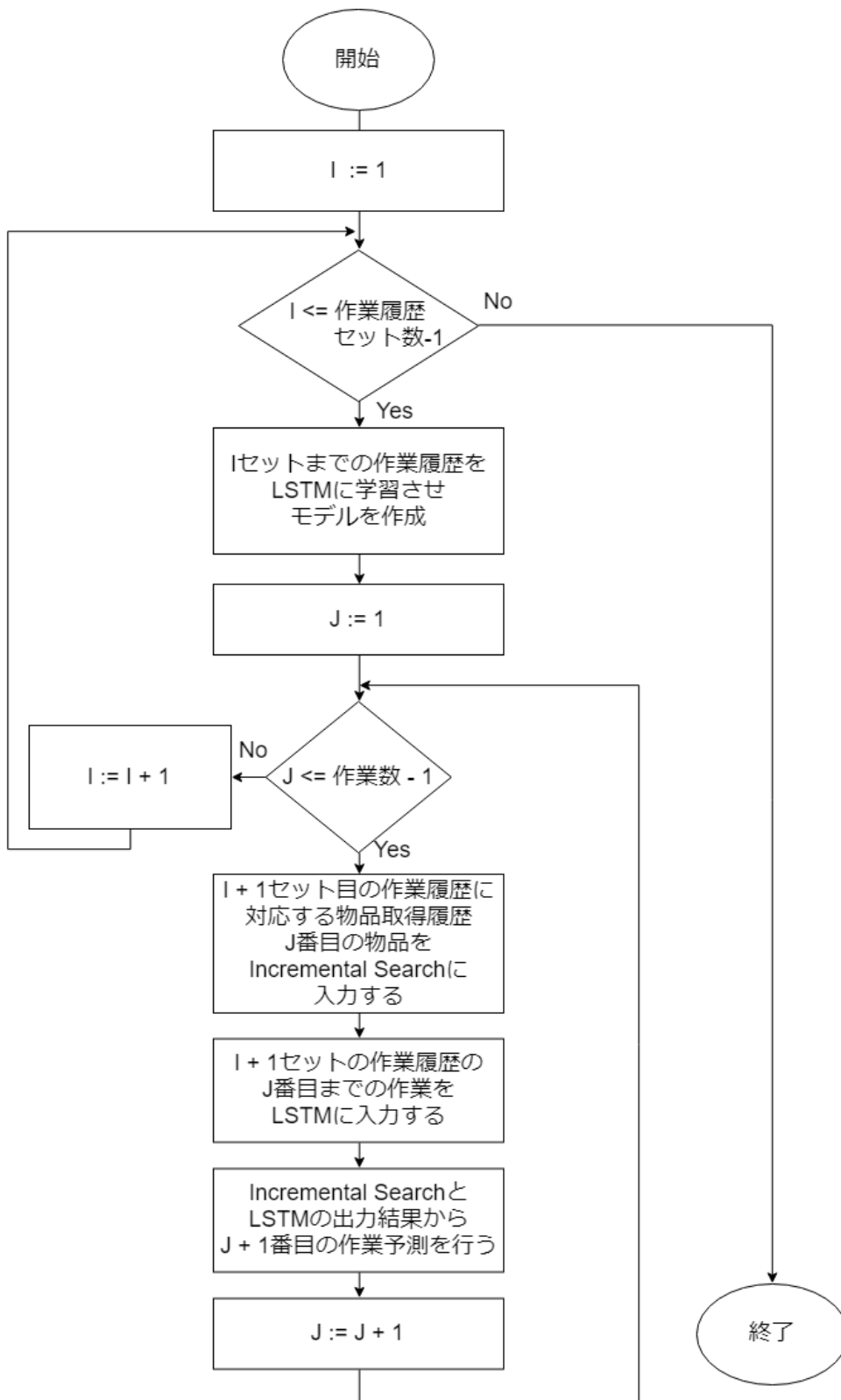


Fig. 4.5 提案手法の実験手順フローチャート

#### 4.2.5 評価指標

本研究では Incremental Search と LSTM での作業予測機能の評価指標として作業予測精度を用いる。なお作業予測精度は以下の式で計算するものとする。

$$\text{作業予測精度} = \frac{\text{1 回目の予測で正解した回数}}{\text{1 セット分の作業履歴数}} \times 100$$

#### 4.2.6 実験結果

2 種類の実験データを生成し実験を実施した。各実験データの作業数と物品数を Table 4.4 に示す。最大物品数、最大物品重複度は、1 つの作業に含まれる最大物品数、複数の作業に重複して使用される物品の中で最も重複している物品の重複回数である。

実験データを生成するために使用した状態遷移表を Table 4.5, Table 4.9 に示す。

Table 4.4 実験の作業数と物品数

	実験データ 1	実験データ 2
作業数	5	10
物品数	18	25
最大物品数	7	6
最大物品重複度	3	6

Table 4.5 作業内容

	物品1	物品2	物品3	物品4	物品5	物品6	物品7
A	1	2	3	4	-	-	-
B	3	4	5	6	-	-	-
C	7	8	9	10	14	15	16
D	9	10	11	12	13	15	16
E	13	14	15	16	17	18	-

Table 4.6 初期作業確率表 (再掲)

A	B	C	D	E
5	50	25	10	10

Table 4.7 作業状態遷移表 (再掲)

	A	B	C	D	E
A	5	50	25	10	10
B	20	5	55	10	10
C	25	10	5	45	15
D	10	10	15	5	60
E	40	30	10	15	5

Table 4.8 物品取り出し確率表 (再掲)

	物品1	物品2	物品3	物品4	物品5	物品6	物品7
A	10	10	20	60	0	0	0
B	60	20	10	10	0	0	0
C	10	10	20	30	10	10	10
D	10	10	10	10	10	30	20
E	10	20	20	30	10	10	0

Table 4.9 実験データ 2 の作業内容

	物品1	物品2	物品3	物品4	物品5	物品6
A	1	2	3	4	9	19
B	2	4	5	6	9	-
C	1	5	7	8	9	10
D	1	3	11	13	-	-
E	11	12	13	-	-	-
F	4	12	14	19	-	-
G	15	16	17	19	20	-
H	5	7	16	18	19	-
I	19	20	21	22	-	-
J	19	23	24	25	-	-

Table 4.10 初期作業確率表

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
20	10	20	10	10	0	30	0	0	0

Table 4.11 作業状態遷移表

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
A	2	5	5	9	4	5	60	4	5	1
B	10	22	1	1	1	1	2	50	2	10
C	2	50	5	10	13	2	4	5	6	3
D	2	1	1	2	8	53	20	3	2	8
E	50	1	8	2	1	5	5	22	1	5
F	32	10	10	5	1	13	3	10	6	10
G	15	10	53	6	2	2	6	1	4	1
H	5	10	10	10	5	5	2	3	49	1
I	2	5	2	10	2	15	5	1	8	50
J	4	5	7	50	5	11	10	3	3	2

Table 4.12 物品取り出し確率表

	物品1	物品2	物品3	物品4	物品5	物品6
A	10	10	10	10	50	10
B	10	5	5	5	75	0
C	5	5	5	5	55	25
D	70	10	10	10	0	0
E	60	20	20	0	0	0
F	20	10	10	60	0	0
G	10	20	10	50	10	0
H	10	10	20	10	50	0
I	30	50	10	10	0	0
J	10	40	30	20	0	0

上記の表を用いて実施した実験の結果を Fig. 4.6, Fig. 4.7 に示す. 縦軸は作業予測精度, 横軸は実験のサイクル数を示す. 使用する生成データのセット数とサイクル数は対応している. 例えば, Cycle が 10 の結果は, 比較システム I においては, 10 セット目のデータを使用して実験を行っている. また, 比較システム II, 提案システムにおいては, 10 セット目までの生成データを学習させた LSTM のモデルを使用して実験を行った.

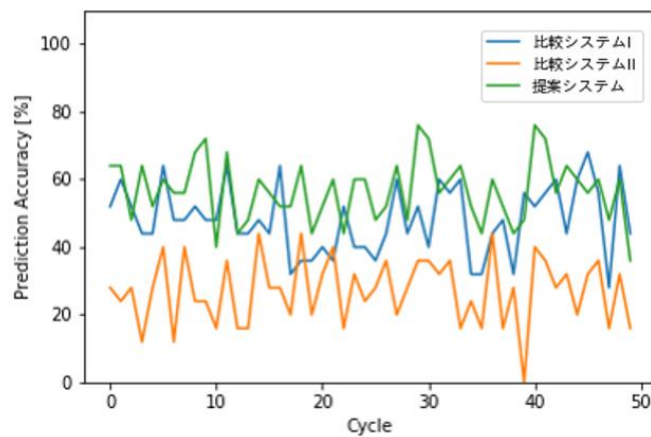


Fig. 4.6 実験データ 1 の作業予測結果

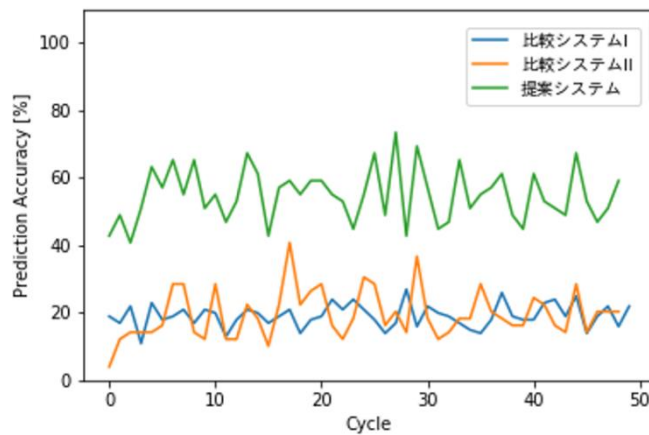


Fig. 4.7 実験データ 2 の作業予測結果

実験データの平均作業予測精度を Fig. 4.9, Fig. 4.10 に示す. 縦軸は作業予測精度である, Barlett 検定を用いて実験データ 1, 実験データ 2 の等分散性を調べた結果, 不等分散であった. そこでノンパラメトリック検定的一种である Kruskal-Wallis 検定で分散分析を実施した. その結果, 両方の実験データにおいて有意水準 5% で 3 つのシステム間に有意差が認められた. そのため, 提案システムと比較システム I, II 間の有意差を調べるために Wilcoxon の符号付順位和検定を行った. その際, 有意水準 5% を Bonferroni の補正によって 1.67% に修正した. その結果, すべてのシステム間に有意差が認められた.

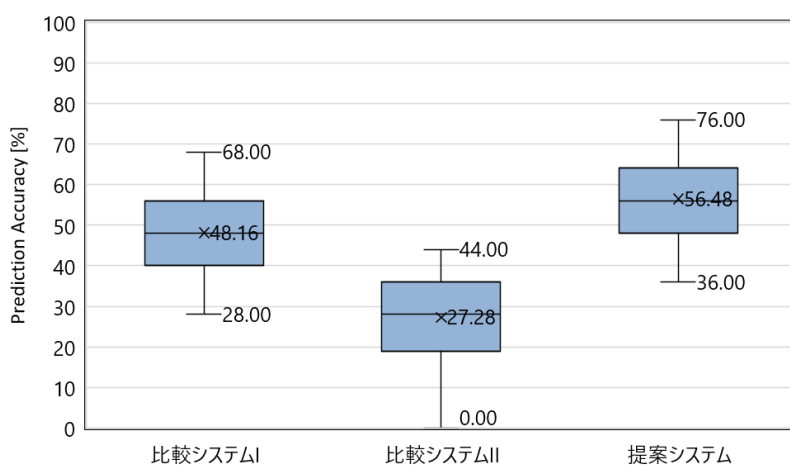


Fig. 4.9 実験データ 1 の平均作業予測精度結果

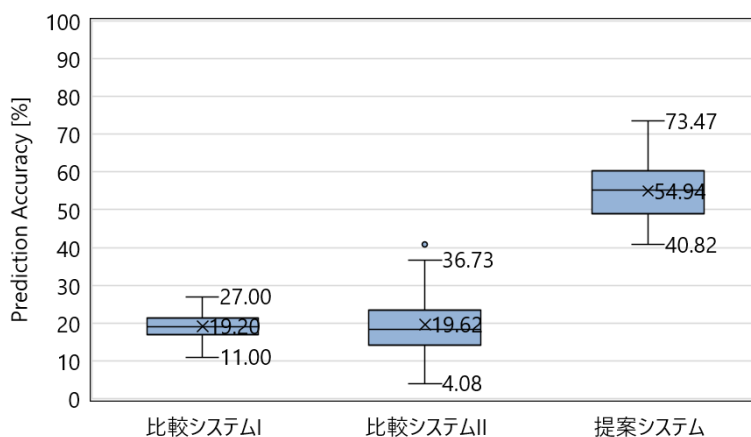


Fig. 4.8 実験データ 2 の平均作業予測精度結果

### 4.2.7 考察

Incremental Search のみで予測を行う比較システム I において、実験データ 1 と比較すると実験データ 2 では平均作業予測精度が約 30% 低下している。これは、実験データ 1 と比較すると実験データ 2 の平均重複度、最大重複度が高いためと考えられる。多くの作業に使用される物品（重複度が高い物品）が物品取得情報として Incremental Search に入力された場合、システムが適切な物品を提示できる可能性が低下する。

LSTM のみで予測を行う比較システム II において、実験データ 1 と比較すると実験データ 2 では平均作業予測精度が約 8% 低下している。これは、実験データ 2 の作業数が実験データ 1 よりも多かったことが原因と考えられる。

Incremental Search と LSTM を組み合わせることで作業予測を行う提案システムでは比較システムと比較すると実験データの内容に関わらず作業予測精度が向上している。このことから、Incremental Search, LSTM を単体で使用するより、組み合わせて使用することで作業予測の精度を向上させることが可能であることが分かる。

## 4.3 被験者実験における提案手法の有用性評価

本節では，被験者実験を実施結果から対話的インタラクション支援機能の有用性の評価について述べる．

### 4.3.1 実験目的

提案手法を用いるシステム（提案システム）と比較のシステム（比較システム）でシミュレータを用いた被験者実験を行い，作業効率と作業負荷の比較から提案手法の有用性の評価を実験目的とする．

### 4.3.2 学習データ収集方法

提案システムを用いた実験を実施する際に，被験者の作業履歴を LSTM に学習データとして学習させる必要がある．そこで，本項では学習データの収集方法について述べる．

学習データの収集は Fig. 4.10 で示す Python を用いて製作したアプリケーションを用いる．アプリケーションの左部には一般的に日常で行われる 47 作業のボタンを表示している．各作業名に加えて被験者がそれぞれの作業内容をイメージしやすくするために，作業に関連する画像を表示している．また，学習データ収集アプリケーションの右上には時計を表示する．この時計の時間は被験者が 1 日の行動を思い出す際の補助として用いる．なお，この時計は実際の時計とは連動しておらず，被験者自身が時間の操作を行う．時計の下部の枠には，被験者の作業履歴を表示する．左部の作業をクリックするとクリックされた作業が作業履歴として表示される．





Fig. 4.10 学習データ収集アプリケーション画面

1 回の実験用データ収集で、月曜日から日曜日の 7 日分のデータを収集する。これを 3 回繰り返す、合計 3 週間分のデータを収集する。データ収集を行うたびに 1 日以上の間隔を設ける。これは被験者が入力順番を覚えるのを防ぐためである。

以下に 1 日分の作業履歴データを収集する際の流れについて述べる。作業入力は月曜日のものから開始する。

1. 1 日の開始時刻を右上の時計に入力する。
2. 右上の時刻を参考にし、普段その曜日に行う作業を思い出しながらアプリケーションの左部にある作業を選択する。
3. 現在の時刻で行う作業がなくなった場合、時間を 1 時間進め、ステップ 2 に戻る。24 時間分の作業選択を完了した場合、ステップ 1 に戻り、次の曜日のデータ入力を開始する。

### 4.3.3 実験対象システム

- 比較システム

比較システムは、ユーザ支援の際に物品を 1 つずつ搬送する従来の卓上作業支援システムである。この比較システムを CR と呼ぶ。

比較システムを用いての実験は、Fig. 4.11 で示す Python で製作したアプリケーションを使用する。左部には、実験データ収集用の左部に表示している 47 作業で使用される物品 80 個のボタンを表示する。右上には実験データ収集用アプリケーションと同様に時計を表示する。時計の下部には、ユーザが左部で選択した取得物品を表示する。取得物品の下部には、ユーザが行った作業履歴を表示する。左部から物品が選択されると、作業履歴の下部に選択された物品が使用される作業と、その作業に必要な物品情報が記載されたボタン (作業情報ボタン) が表示される。

ユーザが任意の作業を行う際に必要な物品を左部の物品群の中から全て選択することで物品搬送が完了したとみなす。実験結果を評価する際に、ユーザがどの作業を行ったか記録する必要があるため、ユーザが行っている作業と一致する作業情報ボタンを選択してもらう。



Fig. 4.11 比較システム実験用アプリケーション画面

- 提案システム

提案システムは提案手法を実装したシステムである。これはユーザが行っている作業特定を行い物品グループ単位で物品を搬送しユーザを支援する。提案システムにおいて LSTM の学習データは被験者の実際の作業履歴を使用する。本研究では前述した通り被験者ごとに 3 週間分の学習データを収集する。このデータの 1 週間分、2 週間分、3 週間分を学習させたモデルを使用する提案システムをそれぞれ PR1, PR2, PR3 と呼ぶ。

提案システムを用いて行う実験は、比較システムのアプリケーションに提案手法を実装した Fig. 4.12 に示すアプリケーションを使用する。なお、Incremental Search の実装はアルゴリズムに沿って実装し、LSTM の実装には Keras の LSTM ライブラリを使用する。

提案システムでは左部の物品が選択されると、Incremental Search と LSTM を用いて被験者が行っている作業を予測する。システムは予測した物品グループは物品のボタンをオレンジ色に表示することによって提示する。被験者はこの提示された物品がユーザの行っている作業に必要な物品と一致する場合、キーボードの Y ボタンを押すことで物品搬送を完了する。一致しない場合は、N ボタンを押すことで、システムが次に被験者が行っている確率尤度の高い物品グループを提示する。この動作を被験者が必要とする作業が提示されるまで行う。

比較システムと同様、実験結果の評価で被験者が実際に行った作業を記録する必要があるため、被験者には物品選択時に作業履歴の下部に表示される作業情報ボタンを選択してもらう。



Fig. 4.12 提案システム用アプリケーション画面

#### 4.3.4 実験手順

本節では、上記の実験対象システムを用いた被験者実験の内容を具体的に述べる。まず被験者はシステムに慣れるために実験前に約 20 分間練習を行なう。その際に、被験者に各作業に必要な物品、各物品の場所を把握するように指示を出す。

実験を開始する前に、被験者は月曜日から日曜日までの曜日を 1 つ選択する。被験者はこの選択した曜日に行う行動を参考にし、比較システムと 3 つの提案システムで実験を行う。

実験を開始する際に、まず被験者はアプリケーション右上の時計の時刻を設定する。この時刻は、被験者の 1 日の開始時刻とする。時計と実験前に選択した曜日を参考にし、作業に必要な物品の選択を行う。物品の選択を行う際は作業履歴の下部に表示される作業情報ボタンの中から、現在行っている作業と一致するものを選択する。また、物品の選択時、作業に必要な物品が分からなくなった場合は、作業情報ボタンに記載されている作業ごとに必要な物品の情報を参照する。この動作を被験者は 1 日の作業分行う。この実験を全てのシステムに対して行う。また、それぞれの実験終了後に NASA-TLX を実施する。NASA-TLX は精神的な作業負荷を計測する手法である。NASA-TLX の詳細に関しては次項で説明する。

NASA-TLX の評価値の信頼性を高めるために、初めに基準課題として比較システム (CR) を使用した実験を行う。その後、提案システム 1 (PR1)、提案システム 2 (PR2)、提案システム 3 (PR3) の順に行う。慣れによる実験結果の誤差を防ぐため実験前の十分な練習時間の確保を行っているため、順序効果の影響は極めて小さいと考える。

### 4.3.5 評価指標

実験結果を評価する際の評価指標を以下に述べる。作業効率の評価は、作業特定精度、ユーザによる物品選択回数、システムへの指示回数によって行う。精神的な作業負荷は NASA-TLX を用いて評価を行う。詳細は後述する。

#### A) 作業特定精度

提案システムがユーザの行っている作業を特定する際の精度を作業特定精度とする。作業特定精度は以下の式で計算する。

$$\text{作業特定精度} = \frac{\text{正解作業の特定数}}{\text{ユーザが行った作業数}} \times 100$$

#### B) 作業予測精度

Incremental Search と LSTM で作業予測を行う際の精度を作業予測精度とする。作業予測精度は以下の式で計算する。

$$\text{作業予測精度} = \frac{\text{提示 1 回目で正解作業が予測できた数}}{\text{ユーザが行った作業数}} \times 100$$

#### C) 指示回数変化率

比較システムと提案システムの指示回数を比較する。指示回数は物品選択時の指示回数と対話的インタラクション時の指示回数の合計とする。比較システムの指示回数は作業に必要な物品数と等しい。そこで、以下の式を用いて比較システムを基準とした提案システムの指示回数の変化率を求める。

$$\text{指示回数変化率} = \frac{\text{指示回数}}{\text{作業に必要な物品数の総数}} \times 100$$

#### D) 物品選択変化率

比較システムを基準とし提案システムの物品選択回数を比較する。物品選択回数の変化率は以下の式で求める。

$$\text{物品選択数変化率} = \frac{\text{選択された物品数}}{\text{作業に必要な物品数の総数}} \times 100$$

#### E) 心的負荷

ユーザが卓上作業において感じる精神的な負担を心的負荷とする。心的負荷は

NASA-TLX を用いて測定する。

NASA-TLX とは，Mental Demand (精神的負担) ， Physical Demand (身体的負担) ， Temporal Demand (時間的切迫感) ， Effort (努力) ， Performance (作業達成度) ， Frustration (不満) の 6 つの評価尺度から主観的な心的負荷を評価する手法である[37][38]。

NASA-TLX の測定には公式のアプリケーションを使用する (Fig. 4.13) [39]。測定の具体的な手順は，まず被験者に任意のタスクを行ってもらい，タスク終了後に上記の 6 つを一对比較する質問に回答してもらい，その後，上記 6 つに関する質問に答えてもらう。質問に対する回答は 100 段階で行ってもらい，なお回答の評価は左に行くほど良く，右に行くほど悪くなる。NASA-TLX の質問は以下に示す。

1. どの程度精神的かつ知的活動が要求されましたか？ (Mental Demand)
2. どの程度身体的活動が必要でしたか？ (Physical Demand)
3. どの程度時間的圧迫感を感じましたか？ (Temporal Demand)
4. 作業の達成目標の遂行について，どの程度成功したと思いますか？この作業成績にどのくらい満足していますか？ (Performance)
5. 作業達成レベルに到達するのにどのくらい一生懸命 (精神的および身体的に) 作業を行わなければなりませんでしたが？ (Effort)
6. どのくらい不安，落胆，いらいら，ストレス，不快感，あるいは安心，喜び，満足，リラックス，自己満足を感じましたか？ (Frustration)



Fig. 4.13 NASA-TLX アプリケーション画面



### 4.3.6 実験結果

先述した被験者実験を6名に対して実施した。以下に実験結果を示す。

- 作業効率に関する実験結果

- A) 作業特定精度

対話的インタラクション機能が実装されている提案システムにおいて、システムが作業を特定した際の正解率は Table 4.13 で示す通り PR1, PR2, PR3 共に 100%となった。

- B) 作業予測精度

LSTM のみでの作業予測、LSTM と Incremental Search を組み合わせて行った作業予測の精度は Fig. 4.14 に示す通りになった。また、Wilcoxon の符号付き順位和検定を行った結果、LSTM のみの予測精度と、Incremental Search と LSTM を組み合わせた予測精度間には有意水準 5% の有意差が認められた。

- C) 指示回数変化率

Fig. 4.15 で示す通り、CR と比較すると PR1, PR2, PR3 それぞれ約 20% 指示回数が減少している。また分散分析をした結果、有意水準 5% では差が認められなかった。

- D) 物品選択変化率

Fig. 4.16 で示す通りそれぞれの実験において、ユーザが必要とした物品数と実際にユーザが選択した物品の比は、CR と比較すると PR1, PR2, PR3 全て約 90% 減少した。で、CR と PR1, PR2, PR3 間に有意差が認められた

Table 4.13 作業特定精度結果

	PR1	PR2	PR3
被験者 1	100%	100%	100%
被験者 2	100%	100%	100%
被験者 3	100%	100%	100%
被験者 4	100%	100%	100%
被験者 5	100%	100%	100%
被験者 6	100%	100%	100%

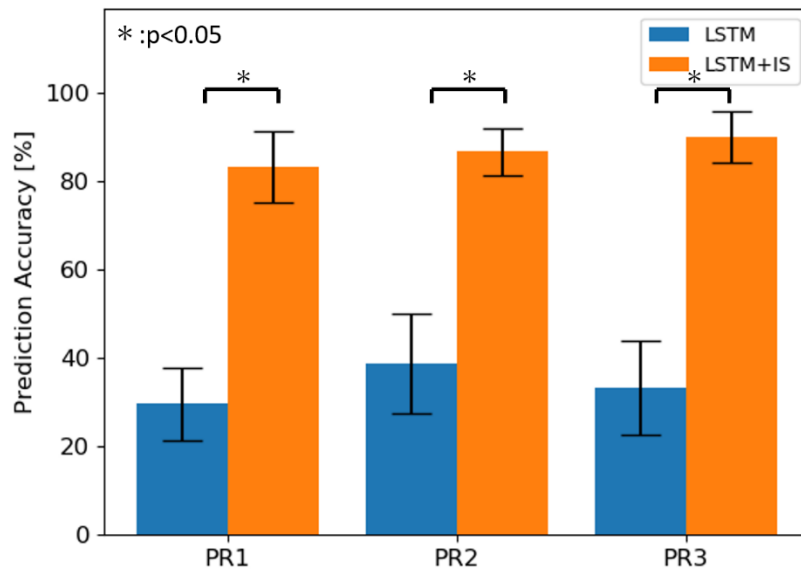


Fig. 4.14 作業予測精度

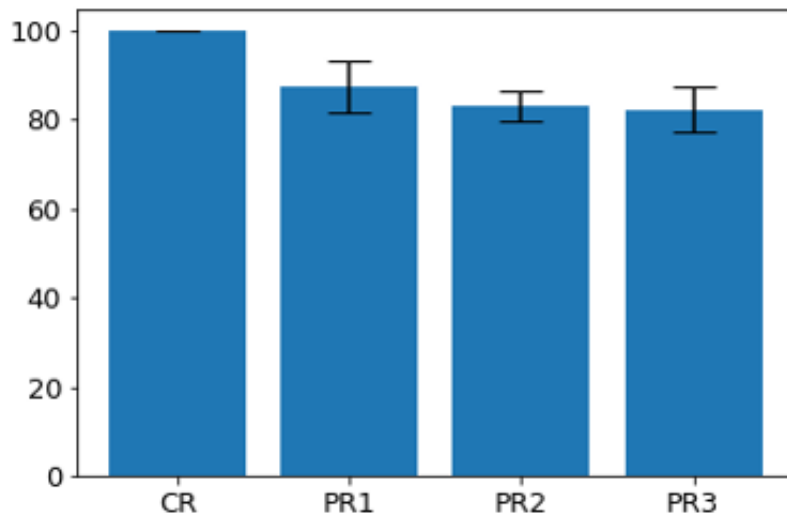


Fig. 4.15 CR を基準としたシステムへの指示回数変化率

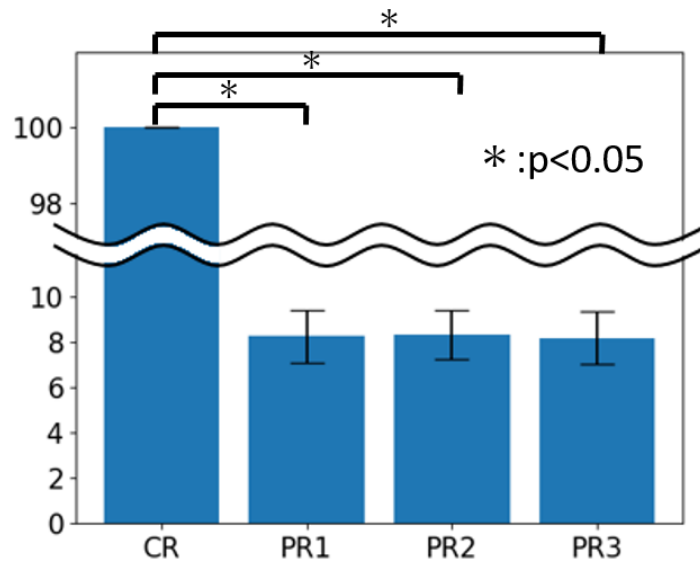


Fig. 4.16 CR を基準とした際の物品選択数変化率

- 心的負荷に関する実験結果

## E) 心的負荷

6名の NASA-TLX の結果の平均と分散を Fig. 4.17 に示す。どの要素においても CR と比較すると PR1, PR2, PR3 の心的負担は少なくなっている。

これらの結果に対して分散分析を行ったところ 5%水準で有意差は認められなかった。

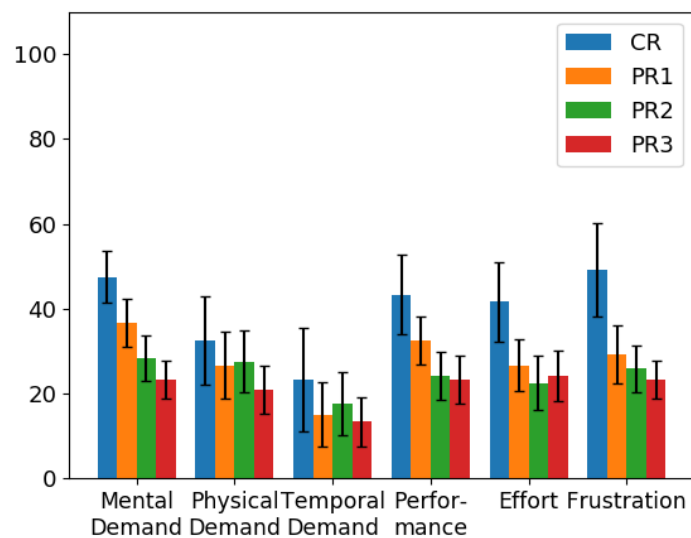


Fig. 4.17 NASA-TLX 結果

### 4.3.7 考察

作業特定精度の結果 Table 4.13 から提案システムにおける正解率を見ると、全て 100%となっている。これより提案手法を用いることによってユーザの作業を確実に特定することができると言える。このことから、提案手法を用いると物品が複数の物品グループに属している場合でも的確な作業特定が可能となり、ユーザが必要とする物品グループを搬送できるシステムの構築が可能と言える。

作業予測精度の結果 Fig. 4.14 より LSTM のみの作業予測の精度は約 3 割から 4 割となっている。しかし、Incremental Search を組み合わせることで、作業予測精度の大幅な向上が見られる。従って、実際のユーザのデータを使用した場合でも LSTM と Incremental Search を組み合わせるのは有用であると考えられる。

指示回数変化率の結果 Fig. 4.15 より、CR と比較すると PR1, PR2, PR3 では約 20% の指示回数が減少している。この結果から、提案手法を用いると従来の物品単位で搬送するシステムよりも少ない指示回数で物品の取り出しが可能になることが分かる。

また、物品選択数変化率の結果 Fig. 4.16 より、PR1, PR2, PR3 を CR と比較すると、物品の選択回数が約 90% と大幅に減少している。2 章で述べた通り、物品の選択には指差しジェスチャを用いて行うため作業効率の低下に繋がる。したがって、本研究の提案システムは作業効率の大幅な向上に繋がると考える。

心的負荷の結果 Fig. 4.17 より、比較システムと 3 つの提案システム間には心的負荷の有意的な差はみられなかった。しかし、Fig. 4.17 で示す通り比較システムと比較すると提案システムでは全ての項目で心的負荷が減少している。そのため、提案手法では心的負荷を軽減することが可能であることが示唆される。

## 4.4 おわりに

本章では、前章までに述べた対話的インタラクション支援機能を用いた実験に関して述べた。

4.2 節では、提案手法の作業予測で使用する手法の有用性を評価するシミュレーション実験に関して述べた。模擬的に生成したデータでシミュレーション実験を実施ところ、Incremental Search と LSTM を組み合わせることで、高精度な予測が行えることが確認できた。

4.3 節では、提案手法の有用性を評価する被験者実験に関して述べた。また、実験の結果から得られる考察を述べた。被験者実験により得られた生データを使用し、被験者実験を行ったところ、提案手法は、高精度の作業特定、またユーザビリティの向上に繋がることが示唆された。



## 第5章 結論

---

5.1 結論 .....	74
5.2 今後の展望 .....	75

---

## 5.1 結論

近年，日常生活の支援を行うシステムが研究されている．日常生活の中でも卓上における作業の割合が多いことから卓上作業を支援するシステムが注目されている．

卓上作業支援システムの研究で物品を作業ごとにグループ化し，ユーザの元までグループ単位で物品を搬送することは作業効率の向上に繋がることが分かった．この研究では，1つの物品が1つのグループに所属する（1つの物品が1つの作業のみに使用される）環境を想定していた．しかし，実際の環境では物品は複数の作業に使用される．

そこで，本研究では「物品が複数の作業に使用される環境において，ユーザが行っている作業を適切に特定し物品取り出しの支援をするインタフェースの開発」を目的とし研究を行った．

この研究目標を達成するために，以下の機能を持つシステムの開発を行った．

- 機能1. ユーザの取得した物品情報と作業履歴から，ユーザが行っている作業を予測する．
- 機能2. 予測した作業をユーザに提示し，ユーザと対話的にインタラクションすることでユーザが行っている作業を特定する．

本研究では上記の機能の有用性を確認するために2つの実験を行った．1つ目の実験では，マルコフ性を仮定して模擬的に生成したデータに対して，シミュレーションを行った．これにより，機能1の有用性を確認した．2つ目の実験では，実際に被験者6名の作業履歴，物品取得履歴を収集し機能1と機能2の有用性の検証を行った．これにより，機能1と機能2を組み合わせることで作業効率の向上，ユーザの心的負荷の減少に繋がることが示唆された．また，本研究で提案システムの機能2を用いることで，ユーザが行っている作業を適切に特定できることが確認された．

上記の結果より本研究での提案システムは，物品が複数の作業に使用される環境での支援に有用であることが分かった．そのため，本研究の目的は達成できたと考えられる．



## 5.2 今後の展望

- 作業履歴を増加させた場合の作業予測精度の検証

本研究では LSTM の学習データとして、シミュレーション実験においては 50 日分の作業履歴、被験者実験においては 23 日分の作業履歴を用いた。今後の展望として、作業履歴数と作業予測精度の関連性を調査する必要がある。

- 卓上作業支援システムの実機に提案システムを実装し有用性の検証

本研究では、卓上作業支援システムのアプリケーションを製作し実験を行った。そのため、提案手法を実機に実装し実機を用いた被験者実験で提案システムの有用性を検証する必要がある。また、本論文ではフットスイッチを用いて対話的インタラクションを行うと想定したが、この方法でシステムのユーザビリティが高まるかどうか検証する必要がある。



# 謝辭

本修士論文は、電気通信大学大学院 情報理工学研究科 知能機械工学専攻 杉研究室において、執筆されたものです。執筆にあたり杉研究室の方々をはじめ、多くの方々に支えられ、本論文を完成させることが出来ました。ここに、深く感謝の意を表したいと思います。

はじめに、筆者の指導教員であられる

電気通信大学 知能機械工学専攻 准教授 杉正夫 先生

に心より御礼申し上げます。

本研究の指導教員であられる電気通信大学 杉正夫准教授には、お忙しい中、ミーティングの機会を設けて頂き、的確な助言をいただきました。本当にお世話になりました。深く感謝致します。

電気通信大学 教授の横井浩史先生をはじめ、横井研究室の皆様には、研究会など様々なところで支えていただきました。深く感謝致します。

電気通信大学 准教授の宮脇陽一先生をはじめ、宮脇研究室の皆様には、研究会など様々な場面で支えていただき、深く感謝致します。

研究室の同期である、海老原くん、岡野くんのおかげで、研究室生活が楽しいものになりました。ありがとうございました。

研究室の後輩である、畠沢くん、松澤くん、今川くん、田澤くん、山田くん、永瀬くんのおかげで研究室が明るくなりました。深く感謝申し上げます。

最後に、心の支えとなってくれた、大学で出会った友人、教員の皆様、そして家族に感謝して終わりにしたいと思います。

2019年2月 陣山 岳

## 参考文献

- [1] アイロボット公式サイト: <https://www.irobot-jp.com/>
- [2] 東京大学 IRT 研究機構: <http://www.irt.i.u-tokyo.ac.jp/reform/081024/index.shtml>
- [3] 森武俊, 佐藤知正: "9. ロボティックルーム 1・2・3 の開発 (< 特集> ネットワーク ロボット最前線)." 電子情報通信学会誌 91.5 (2008): 402-410.
- [4] Rodney A. Brooks, The Intelligent Room Project, Proceedings of the International Conference on Cognitive Technology, pp.271–278, 1997.
- [5] 福井類, 森下広, 原田達也, 森武俊, 佐藤知正: “生活環境中で人と共棲可能な永久磁石誘導型天井移動ロボットプラットフォーム”, 日本ロボット学会誌, Vol.28, No.9, pp.1120~1130, 2010
- [6] Iwata, Hiroyasu, and Shigeki Sugano. "Design of human symbiotic robot TWENDY-ONE." Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on. IEEE, 2009.
- [7] Huang, Jian, et al. "Control of upper-limb power-assist exoskeleton using a human-robot interface based on motion intention recognition." IEEE transactions on automation science and engineering 12.4 (2015): 1257-1270.
- [8] 小川原光一, 崎田健二, 池内克史: 視線運動からの意図推定に基づいたロボットによる行動支援, インタラクション 2005 情報処理学会シンポジウム, pp.103-110, 2005.
- [9] V. Raghavan, J. Molineros, and R. Sharma: Interactive Evaluation of Assembly Sequences Using Augmented Reality, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol.15, No.3, pp.435–449, 1999.
- [10] Pierre Wellner, Interacting with Paper on the DigitalDesk, Communications of the ACM, Vol.36, No.7, pp.87–96, 1993.
- [11] 杉正夫, 田村雄介, 太田順, 新井民夫, 木村文彦, 高増潔, 鈴木宏正, 新誠一, 佐藤洋一, 山本晃生, 小谷潔: Attentive Workbench — 手を差し伸べる生産システム 第 1 報: 自走式トレイ群の制御システム, 第 21 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 2B27, 2003.

---

[12] Masao Sugi, Ippei Matsumura, Yusuke Tamura, Makoto Nikaido, Jun Ota, Tamio Arai, Kiyoshi Kotani, Kiyoshi Takamasu, Hiromasa Suzuki, Akio Yamamoto, Yoichi Sato, Seiichi Shin, Fumihiko Kimura: Quantitative Evaluation of Automatic Parts Delivery in "Attentive Workbench" Supporting Workers in Cell Production, *Journal of Robotics and Mechatronics*, Vol. 21, No. 1, pp. 135-145, 2009.

[13] X. Chen, K. Takamasu, and M. Nikaidou: Evaluation of Thrust Force and Positioning Accuracy of a New Linear Motor, *Proceedings of the 6th International Symposium on Measurement Technology and Intelligent Instruments*, p.126, 2003.

[14] 岡兼司, 陳欣蕾, 中西泰人, 佐藤洋一, 小池 英樹: 拡張机型インタフェースのための複数指先の追跡とその応用, *情報処理学会論文誌コンピュータビジョンとイメージメディア*, Vol.44, No.SIG 5 (CVIM 6), pp.74-84, 2003.

[15] 田村 雄介, 杉 正夫, 太田 順, 新井 民夫: 卓上作業支援システムのための作業  
者意 図推定, *計測自動制御学会論文集*, Vol.41, No.7, pp.612~pp.618, 2005.

[16] Yusuke Tamura, Masao Sugi, Tamio Arai and Jun Ota: Attentive Deskwork Support System, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol. 14 No. 7, pp. 758-769, 2010.

[17] 西野正孝: ユーザの作業選択を補助する卓上作業支援システム, *東京大学大学院  
修士 論文*, 2009.

[18] 杉正夫, 西野正孝, 太田順: ユーザの作業選択を補助する卓上作業支援システム  
の 設計, *Design シンポジウム 2010 予稿集*, DSS10-100 (2010).

[19] 木村拓海, 相楽翔太, 杉正夫: 卓上作業支援システムにおける作業履歴に基づい  
た 物品情報のグループ化, *2015 年度精密工学会春季大会講演論文集*, pp.951-952,  
2015

[20] 葛西光晟, 木村拓海, 西村俊一, 田代朋哉, 杉正夫. (2017, March). 卓上作業支援  
システムにおける作業履歴に基づいた物品情報のグループ化. In *精密工学会学術講演  
会講演論文集 2017 年度精密工学会春季大会* (pp. 751-752). 公益社団法人 精密工学  
会.

- [21] Koji Tsukada and Michiaki Yasumura, Ubi-Finger: Gesture Input Device for Mobile Use, Proceedings of the Asia-Pacific Conference on Computer-Human Interaction, pp.388-400, 2002.
- [22] 若村 直弘, 入江 耕太: ジェスチャ認識を利用したマン・マシン・インタフェースの構築 -インテリジェントルームへの適用-, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'03, 講演論文集, 2003.
- [23] Hideki Koike, Yoichi Sato, and Yoshinori Kobayashi, Integrating Paper and Digital Information on Enhanced Desk: A Method for Real time Finger Tracking on an Augmented Desk System, ACM Transactions on Computer-Human Interaction, Vol.8, No.4, pp.307-322, 2001.
- [24] Kenji Oka, Yoichi Sato, and Hideki Koike, Real-Time Fingertip Tracking and Gesture Recognition, IEEE Computer Graphics and Applications, Vol.22, No.6, pp.64-71, 2002.
- [25] 吉田 敬亮, 高増 潔, 小谷 潔, 陳 欣, 妹尾 達也: 平面リニアモータシステムの開発 -Bluetooth を用いたワイヤレス移動トレイシステム-, 2006 年度精密工学会秋季大会学術講演会講演論文集, E43, 2006.
- [26] 掛井 祐伸, 杉 正夫, 高増 潔, 太田 順: 卓上作業支援システムにおける可動式物品箱の移動機構の改良, 精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, H34, pp.637~pp.638, 2012.
- [27] 和田太一, 陣山岳, 杉正夫. "小型物品搬送ロボット群を用いた卓上作業支援システムのための自己位置推定および補正機能." 精密工学会学術講演会講演論文集 2018 年度精密工学会春季大会. 公益社団法人 精密工学会, 2018.
- [28] 安藤 啓祐, 加藤 龍, 中村 達弘, 杉 正夫: 小型物品搬送ロボットを用いた卓上作業支援システムにおけるロボットのリアクションを用いたユーザ意図推定手法, 2015 年度精密工学会春季大会講演論文集, pp.949-950, 2015.
- [29] 樽木孝至, 奥田貴紀, 杉正夫. "卓上作業支援システムにおける物品自動片付け機能の提案." 精密工学会学術講演会講演論文集 2016 年度精密工学会春季大会. 公益社団法人 精密工学会, 2016.



---

[30] 宅間敬晃, 杉正夫, 安藤啓祐. "卓上作業支援システムにおける自走トレイの動作がユーザーに与える心理的影響." 精密工学会学術講演会講演論文集 2013 年度精密工学会春季大会. 公益社団法人 精密工学会, 2013.

[31] Shneiderman, Ben. "Dynamic queries for visual information seeking." *IEEE software* 11.6 (1994): 70-77.

[32] Hochreiter, S., Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.

[33] Rumelhart, David E., Geoffrey E. Hinton, and Ronald J. Williams. "Learning representations by back-propagating errors." *nature* 323.6088 (1986): 533.

[34] Y. Bengio, P. Simard, and P. Frasconi. "Learning longterm dependencies with gradient descent is difficult." *Trans. Neur. Netw.*, Vol. 5, No. 2, pp. 157166, 1994.

[35] Chollet: Keras, <https://github.com/fchollet/keras>, 2015.

[36] 石井健一郎, 上田修功: 続パターン認識 教師なし学習入門, 株式会社オーム社, 2014.

[37] 三宅晋司, 神代雅晴: メンタルワークロードの主観的評価法-NASA-TLX と SWAT の 紹介および簡便法の提案, 人間工学 Vol.29, No.6 (1993), pp. 399~408

[38] 芳賀繁, 水上直樹: 日本語版 NASA-TLX によるメンタルワークロード測定-各種室内 実験課題の困難度に対するワークロード得点の感度-, 人間工学, Vol.32, No.2 (1996),pp. 71-79

[39] Nasa-TLX: <https://itunes.apple.com/jp/app/nasa-tlx/id1168110608?mt=8>



# 研究業績

## 国内学会

### 査読なし

### 口頭発表

- (1) 陣山岳, 田代朋哉, 西村俊一, 杉正夫: 卓上作業支援システムにおける物品搬送トレイの並列動作計画, 精密工学会学術講演会講演論文集, 2017年度精密工学会春季大会 (pp. 749-750), 公益社団法人 精密工学会.
- (2) 陣山岳, 永渕将, 松澤弘一, 杉正夫: 卓上作業支援システムにおける対話的インタラクション支援機能の提案, 精密工学会学術講演会講演論文集, 2019年度精密工学会春季大会 (予定)

## 共著

## 国内学会

### 査読なし

### 口頭発表

- (1) 和田太一, 陣山岳, 杉正夫: 小型物品搬送ロボット群を用いた卓上作業支援システムのための自己位置推定および補正機能, 精密工学会学術講演会講演論文集 2018年度精密工学会春季大会 (pp. 839-840), 公益社団法人 精密工学会.
- (2) 永渕将, 松澤弘一, 杉正夫: 卓上作業支援システムにおける力学モデルを用いた小型自走式トレイ群の入れ替え整列, 精密工学会学術講演会講演論文集, 2019年度精密工学会春季大会 (予定)
- (3) 松澤弘一, 永渕将, 杉正夫: 卓上作業支援システムにおける物品の履歴情報とグラフ分割手法を用いたグループ化手法の提案, 精密工学会学術講演会講演論文集, 2019年度精密工学会春季大会 (予定)