

実世界情報システムプロジェクト アテンティブエンバイロメント研究グループ
Attentive Workbench のための自走式トレイの適応的配置

太田順 杉正夫 新井民夫
工学系研究科精密機械工学専攻

概要

筆者らは、Attentive Workbench を用いた卓上作業支援システムとして、作業者が指さした物品をユーザに手渡すシステムを提案している。これまで本研究では、ユーザの作業履歴と指差し情報とを統合して作業意図を精度よく推定する手法を提案してきた。本報告では、自走式トレイの配置を変更することで作業意図の推定精度を高めること、および具体的なトレイ配置手法を提案する。提案手法に従ってトレイを配置した場合とトレイをランダムに配置した場合を比較実験し、提案手法によってユーザ意図の認識精度が高くなることを確認した。

1 はじめに

卓上で行われる作業は、PC の操作、文書の読み書き、食事、組立作業など多岐にわたり、我々人間の生活において非常に重要な位置を占めていると言える。卓上作業においては、多様な行為が多様な物体を用いて行われるため、作業者は作業毎に必要な物体を取り出し、不要な物体を片付けなければならない。このような、本来行うべき作業に付随する「無駄」な作業に関わる負担を軽減するために、知的システムによって卓上作業者に対する支援を行うことは非常に有益であると考えられる。しかし、このような観点から卓上作業者を物理的に支援する試みはあまりなされていない。

これに対して我々は、卓上作業者に対して情報面、物理面の双方から支援することを目的としたシステムである Attentive Workbench(AWB) を提案している。

AWB を用いた卓上作業支援の一つとして、ユーザが必要としている物体をユーザの手元まで自走式トレイで搬送することが挙げられる。我々はこれまでに、指差しジェスチャとユーザの過去

の行為系列から、ユーザの意図するトレイを適切に推定する手法を提案している。

しかし、これまでの研究では、トレイの配置は固定されており、自走式トレイの可動性という特徴は考慮されていなかった。また、多数の自走式トレイ各々に様々な物体が載っている状況では、トレイの配置を適切に行うことで、以下のようなことが期待できる。

- 指差しジェスチャの認識精度の向上
- 作業効率の向上
- 快適性の向上
- ユーザのシステムに対する学習速度の向上

そこで本研究では、ユーザの過去の行為系列に応じて自走式トレイを適切に配置する手法を提案することを目的とする。AWB における自走式トレイ配置問題が、セル生産システムにおける部品配置や、GUI のボタン配置などの問題と大きく異なる点として、人間にとって認識しやすいだけでなく、システムにとっても認識しやすいことが必要であるという点が挙げられる。

システムは、ユーザによる指差しジェスチャとユーザの過去の行為系列を基にターゲットとなるトレイを推定するため、行為系列の類似したトレイが近接して配置されている場合、誤認識を起こす可能性が高くなる。したがって、システムにとっての認識しやすさを最優先に考えると、行為系列の類似したトレイはできる限り離れた場所に配置することが望ましい。一方で人間にとっては、意味的関連のあるものが近接して配置されていた方が、一つの作業をするときに必要な物体を探し出す手間が省けるという利点がある。

このように、人間にとっての認識しやすさとシステムにとっての認識しやすさを同時に実現するようなトレイ配置を行うことは容易ではない。本

研究では、自走式トレイの配置問題を、人間にとって認識しやすい配置とシステムにとって認識しやすい配置の二つのステップに分け、前者を実現した後に後者を実現することによって、この問題を解決する。

2 行為系列に基づいた自走式トレイの配置

AWB において、システムにとっての認識しやすさは、ユーザが各トレイを指差したときの方向（トレイ方向）によって決まる。これに対し、人間にとっての認識しやすさは、トレイ間の距離やばらつき具合などをはじめとする様々な要因によって決まると考えられるが、ここでは、以下のような仮説を立てる。

仮説：人間にとって認識しやすい配置とは、意味的関連のある物体間の距離が小さくなるような配置である。

本研究では、この仮説に基づいた自走式トレイ配置手法を提案する。

以下に提案手法の流れを示す（図 1）。

1. 物体をノード、各物体間の関係をバネとして表現し、エネルギーを最小化するようにノードを平面上に配置する。バネの自然長は、ユーザの過去の行為系列から得られる遷移確率をもとに決定する。
2. 平面上に配置されたノードをクラスタリングし、意味的関連のあるものをまとめる。
3. 各クラスタに対応する領域をトレイ配置領域に変換する。
4. 各クラスタ内で、行為系列の類似度に基づいた自然長を持つバネモデルを用い、トレイ配置を決定する。

1~3 で人間にとって認識しやすい配置を実現し、4 でシステムにとって認識しやすい配置を実現する。

2.1 バネモデルを用いたノード配置

物体 i を表すノードを v_i ($i = 1, \dots, n$)、ノード v_i, v_j 間を繋ぐバネの自然長を d_{ij} とし、以下のように定義されるエネルギー E を最小化するようなノード配置を求める。

$$E = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \frac{1}{2} k_{ij} (|v_i - v_j| - d_{ij})^2 \quad (1)$$

ここで、バネ定数 k_{ij} は、

$$k_{ij} = \frac{K}{d_{ij}^2}, \quad K = \text{const.} \quad (2)$$

とし、バネの自然長は、

$$d_{ij} = \frac{1}{\max(p_{ij}, p_{ji})} \quad (3)$$

とした。また、 p_{ij} はステップ $t-1$ において使用した物体が i である時に、ステップ t において使用する物体が j である条件付き確率（遷移確率）である。

この定義により、連続して用いられる確率の高い物体に対応したノードは近くに、連続して用いられる確率の低い物体に対応したノードは遠くに配置されることになる（図 1-1）。また、上記の遷移確率はユーザとシステムとのインタラクションから学習される。

2.2 ノードのクラスタリング

前節の手法によって配置されたノードをクラスタリングする（図 1-2）。クラスタリングの手法としては x-means 法を用いた。

x-means 法は、クラスタリングの代表的手法である k-means 法を、クラスタ数 k が未知である場合に拡張した手法である。x-means 法を用いたノードのクラスタリングの流れを以下に示す。

1. まず、 $k = 2$ として、k-means 法を適用する。分割後のクラスタを C_1, C_2 とする。
2. $i = 1, 2$ に対し、3~8 のステップを繰り返す。
3. クラスタ C_i に対して $k = 2$ として k-means 法を適用する。分割後のクラスタを C_i^1, C_i^2 とする。

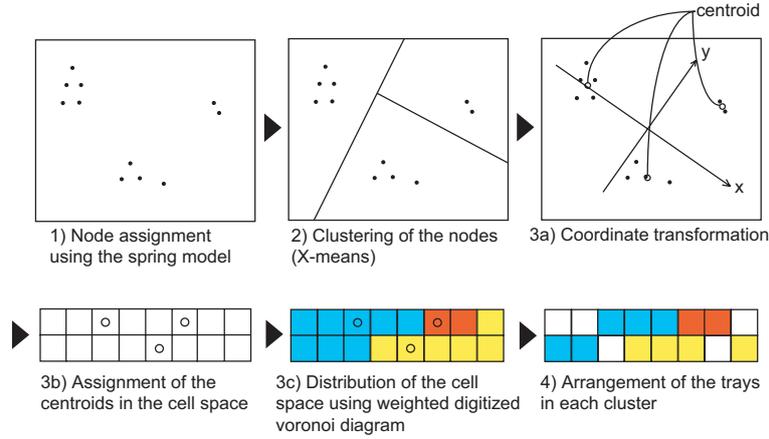


図 1: 提案手法の流れ

4. C_i に含まれるデータに対して, 2 変量正規分布を仮定し, その時の BIC (Bayesian Information Criterion, ベイズ情報量規準) を計算し, B とする.
5. C_i^1, C_i^2 のそれぞれに対して, 2 変量正規分布を仮定し, 同様に BIC を計算し, B' とする.
6. $B > B'$ ならば, 2 分割したモデルをより好ましいと判断し, $C_i \leftarrow C_i^1$ とする. C_i^2 はスタックに積む. 3 へ.
7. $B \leq B'$ ならば, 2 分割しないモデルをより好ましいと判断し, 分割を停止する. スタックからデータを取り出し, 3 へ. スタックが空なら 8 へ.
8. C_i における 2 分割が終了.
9. クラスタリング終了.

2.3 トレイ配置領域への変換

各トレイをクラスタ毎に配置するため, まず各クラスタ領域をトレイ配置領域に対応するように変換する. ここで, トレイ配置領域とはトレイサイズのセルに区切られた矩形領域で, 卓上的一部分を占めるものとする.

図 1-3a のように, 2.1 節で得られたノード分布の長軸方向を X 軸とし, それに直交する方向を Y 軸とした上で, ノード分布領域をトレイ配置領域に収まるように変換する.

次に, 各クラスタの重心をトレイ配置領域内のセルに対応づける (図 1-3b). 複数のクラスタ重心が同一のセルに対応づけられた場合は, 4 近傍のセルのうちの適切なものへ移動する. 移動できるセルがない場合は配置失敗として, 最初から計算し直す.

各クラスタ重心に対応づけられたセルをポロノイ母点とし, 重み付き離散ポロノイ図を構成することで, 各クラスタ領域をトレイ配置領域に変換する (図 1-3c). i 番目の母点 $P_i(x_i, y_i)$ とセル $P(x, y)$ との重み付き楕円距離 $d(P, P_i)$ を,

$$d(P, P_i) = \frac{1}{\sqrt{n_i}} \sqrt{(x - x_i)^2 + \alpha(y - y_i)^2} \quad (4)$$

とすると, P_i に対応する離散ポロノイ領域 V_i は,

$$V_i = \left\{ x, y \left| \begin{array}{l} d(P, P_i) < d(P, P_j) \\ \text{for } j \neq i \\ \text{or} \\ d(P, P_i) = d(P, P_j) < d(P, P_k) \\ \text{for } (i < j) \neq k \end{array} \right. \right\} \quad (5)$$

となる. ここで, n_i は, i 番目の母点に対応するクラスタに属するノードの数を表す. 離散ポロノイ領域 V_i に属するセル数 m_i が制約条件 $m_i \geq n_i$ をできる限り満たすようにするために, ノード数に応じた重み $1/\sqrt{n_i}$ を付けた距離を定義している. また, α は楕円距離の係数であり, 値が大きいほど, 各ポロノイ領域が X 軸方向に広がることになる. $m_i < n_i$ となった場合は最初から計算し直す.

2.4 クラスタ内でのトレイ配置

各クラスタ領域内でトレイを配置する．システムにとっての認識しやすさを考えると，行為系列の類似した物体同士はトレイ方向角度が離れていることが望ましい．そこで，同一クラスタに属するノードに対して，行為系列の類似度を基にしたバネモデルを適用する．具体的には，式3に示した自然長の定義を以下のように変更して用いる．

$$d_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^n |p_{ki} - p_{kj}|} \quad (6)$$

右辺の分母は，物体 i と物体 j の行為系列の類似度を表しており，値が小さいほど類似していることを示す．

このようにして得られたノード配置に対して，平均二乗誤差最小基準に基づいて次元を削減し，角度に変換した上で適切なセルに配置する (図 1-4) ．

3 実験

前章で述べた提案手法の評価を行うため，以下のような実験を行った．ただし実機のトレイの代わりとして，仮想トレイ (頭上に設置したプロジェクタから机面に投影した映像) を用いた．

数字 (1, 2, 3, 4) / 漢数字 (一, 二, 三, 四) / アルファベット大文字 (A, B, C, D) / アルファベット小文字 (a, b, c, d) が描かれた一辺 8cm の仮想トレイ計 16 個をプロジェクタにより卓上に投影する．被験者はこれらに対して指差しジェスチャを行う．各タスク (例：数字) の中では順番 (例：1 → 2 → 3 → 4) に指差しを行い，タスク間の順序関係は無作為に行うものとした．

全てのトレイを指差すことを 1 セットとして，10 セット行うことによって学習されたデータをもとにトレイ配置を行った．ここで，トレイ配置領域は 10 × 2 のセルによって構成される矩形領域とした．

提案手法を用いた場合のトレイ配置と，ランダムなトレイ配置の比較を行った．提案手法を用いたときのトレイ配置例を図 2 に，ランダム配置例を図 3 に示す．提案手法において，楕円距離の係数は $\alpha = 2$ とした．

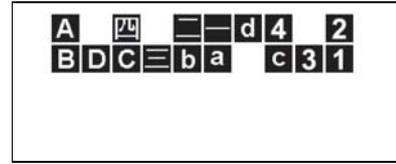


図 2: 提案手法による自走式トレイの配置例

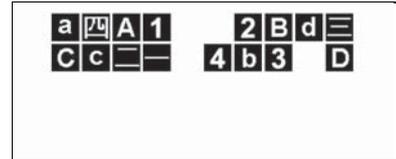


図 3: ランダムに自走式トレイ配置を行った例

各々の配置に対して指差しジェスチャを 5 セット行った結果，ランダム配置ではターゲット推定正解率が 95% であったのに対し，提案手法では 100% であった．このことから，自走式トレイの配置を適切に行うことで，ターゲット推定の精度を高めることが可能であると言える．

提案手法について，上述した学習済みデータに基づいてトレイ配置計算を 100 回行ったところ，配置が一回で成功する確率は 72%，一回の計算に要する時間は平均で 0.083 秒であった．トレイ配置に失敗した場合は最初から計算し直すとするとき，トレイ配置に要する時間の期待値は 0.115 秒である．実際の作業において，ユーザのシステムに対する指示の間隔は，これよりも十分長いと言えるため，計算時間は十分実用に耐え得るものである．

4 結論と今後の展望

本稿では，ユーザの過去の行為系列に基づいた自走式トレイの配置手法を提案した．実験によって，人間にとっての認識しやすさとシステムにとっての認識しやすさの双方を満足する配置の実現可能性を示した．

今後は実機のトレイシステムと提案手法とを統合し，実際の作業支援を行う．複数の被験者による実験を行い，提案したトレイ配置手法の有用性を評価するとともに，トレイ配置を変更するタイミング等を検討する予定である．