

触覚と力覚を用いた手作業の認識に関する研究

2010年

松尾 一矢

|          |                                |           |
|----------|--------------------------------|-----------|
| <b>1</b> | <b>序論</b>                      | <b>1</b>  |
| 1.1      | 本研究の背景                         | 1         |
| 1.2      | 本研究の目的                         | 7         |
| 1.3      | 本論文の構成                         | 8         |
| <b>2</b> | <b>触覚センサ素子配置の決定手法</b>          | <b>10</b> |
| 2.1      | はじめに                           | 10        |
| 2.2      | Iterative Dichotomiser 3 (ID3) | 12        |
| 2.3      | ID3 を用いた触覚センサ素子配置の決定アルゴリズム     | 14        |
| 2.4      | まとめ                            | 16        |
| <b>3</b> | <b>作業時の手指の動作を計測するデバイスの構成</b>   | <b>17</b> |
| 3.1      | はじめに                           | 17        |
| 3.2      | 手と物体の接触状態の計測                   | 18        |
| 3.3      | 手指の関節角度の計測                     | 19        |
| 3.4      | まとめ                            | 21        |
| <b>4</b> | <b>触覚センサ素子配置決定手法の評価実験</b>      | <b>22</b> |
| 4.1      | はじめに                           | 22        |
| 4.2      | 鎌倉の把握分類の認識実験                   | 23        |
| 4.2.1    | 実験環境                           | 23        |
| 4.2.2    | 触覚センサ素子配置の決定                   | 26        |
| 4.2.3    | 把握の型の認識実験                      | 27        |

|          |  |           |
|----------|--|-----------|
| 4.2.4    | 決定された触覚センサ素子配置の汎化性能 . . . . .            | 30        |
| 4.3      | Cutkosky の把握分類の認識実験 . . . . .            | 31        |
| 4.3.1    | 実験環境 . . . . .                           | 31        |
| 4.3.2    | 触覚センサ素子配置の決定 . . . . .                   | 33        |
| 4.3.3    | 把握の型の認識実験 . . . . .                      | 34        |
| 4.3.4    | 決定された触覚センサ素子配置の汎化性能 . . . . .            | 35        |
| 4.4      | まとめ . . . . .                            | 36        |
| <b>5</b> | <b>決定木の枝刈りによる触覚センサ素子の削減</b>              | <b>37</b> |
| 5.1      | はじめに . . . . .                           | 37        |
| 5.2      | 決定木の枝刈り . . . . .                        | 38        |
| 5.3      | 評価実験 . . . . .                           | 39        |
| 5.3.1    | 削減された素子による鎌倉の把握分類の認識実験 . . . . .         | 39        |
| 5.3.2    | 削減された素子による Cutkosky の把握分類の認識実験 . . . . . | 41        |
| 5.4      | まとめ . . . . .                            | 42        |
| <b>6</b> | <b>人の手の触覚受容器分布との比較</b>                   | <b>43</b> |
| 6.1      | はじめに . . . . .                           | 43        |
| 6.2      | 人の手の触覚受容器 . . . . .                      | 44        |
| 6.3      | 提案手法による触覚センサ素子配置と人の手の機械受容器分布の比較          | 46        |
| 6.4      | まとめ . . . . .                            | 49        |
| <b>7</b> | <b>手が物体に加える力の計測に基づく手作業の分節化</b>           | <b>50</b> |
| 7.1      | はじめに . . . . .                           | 50        |
| 7.2      | 手作業分節化手法 . . . . .                       | 51        |
| 7.2.1    | 接触力特徴量 . . . . .                         | 52        |
| 7.2.2    | 接触力特徴量のクラスタリングによる手作業の分節化 . . . . .       | 53        |
| 7.3      | 手作業分節化実験 . . . . .                       | 55        |

|          |                        |           |
|----------|------------------------|-----------|
| 7.3.1    | 手が物体に加える力の計測 . . . . . | 55        |
| 7.3.2    | 筆記作業 . . . . .         | 58        |
| 7.3.3    | 筆記作業の分節化実験 . . . . .   | 60        |
| 7.4      | まとめ . . . . .          | 62        |
| <b>8</b> | <b>結論</b>              | <b>63</b> |
|          | 謝 辞                    | 64        |
|          | 参考文献                   | 65        |
|          | 付 録                    | 74        |
|          | A AdaBoost             | 75        |
|          | B 決定木の枝刈りにおける分類誤り率     | 77        |
|          | C EM アルゴリズム            | 78        |

# 1 序論

## 1.1 本研究の背景

日常生活における人の作業を支援するロボットの開発が期待されている。日常生活での作業の多くが、手によって物体を把握したり操作したりすることで行われる。そこで、人の手作業を代行しうるロボットハンドとして、複数の関節で構成された指を複数本もつ多関節多指ロボットハンド [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13] の研究が行われている。

多関節多指ロボットハンドに作業を代行させるためには、正確な動作を行うプログラムを用意しなければならない。そのためには、以下の2つの問題がある。

- 複数の指に存在する複数の関節を協調的に動かす必要がある。
- 多関節多指ロボットハンドは冗長系であることが多いため、作業対象物体の目標軌跡が与えられても、それを実現する関節角度軌跡が一意に定まらない。例えば、単純な3本指のロボットハンドである Barrett Hand [14] (Barrett Technology Inc.) でさえ10自由度を持つため、3次元空間上で物体が任意の位置・姿勢を取るために必要な6自由度より自由度が多い冗長系となる。

これら2つの問題のため、多関節多指ロボットハンドに器用な作業をさせる動作プログラムを、人が直接に記述するのは困難である。Millerらは、日常生活で使用する物体を Barrett Hand で把握するための動作プログラムを生成する手法 [15] を提案した。しかし、この手法で実行できる把握は特定の4種類のみであるため、日常生活で使用する多種多様な物体のすべてを対象とすると、適切な把握を行えない場合がある。

人は、日常生活で使用する多様な物体を対象として、器用な作業を行うことができる。そこで、作業を行うときの人の手指の連続動作を計測し、ロボットハンドにマッピングする手法が提案されている。Kyriakopoulosらは、手指の関節角度軌跡をロボットハンドに直接マッピングする手法 [16] を提案した。しかし、この手法は、人の手と構造がわずかでも異なるロボットハンドには適用できない。そこで、Hongらは、手の指先位置をロボットハンドにマッピングする手法 [17] を提案している。この手法は、マッピングされたロボットハンドの指先位置軌跡から逆運動学によりロボットハンドの関節角度軌跡を求め、動作プログラムを生成する。

しかし、この手法では、指先位置のわずかな計測誤差のために、ロボットハンドが物体を取り落とすなどの致命的な失敗が生じる可能性がある。それに加えて、手と物体の接触が指先以外の手のひらなどで起こる場合、生成されるロボットハンドの動作プログラムで、その接触が再現されるという保証はない。ロボットハンドは人の手と似た構造をしていますが、手と比較して指の本数や関節の数、リンク長などの構造上の差があるのが普通である。したがって、作業時の手の関節角度軌跡や指先位置軌跡を、ロボットハンドにそのままマッピングしても、人と同様の作業は実現できない。人と同様の作業を実現するためには、人の手とロボットハンドの構造の差を考慮してマッピングを行う必要がある。Wangらは、その構造の差を考慮すべく、円形の仮想物体を媒介として、手の指先位置を3本指のロボットハンドの指先位置に変換する手法 [18] を提案した。しかし、この手法は手の指先位置のみに着目しており、作業の内容を考慮していない。そのため、人の手が指先で出している力の大きさと方向がロボットハンドでは再現されず、作業中に把握している物体を取り落としてしまう可能性がある。

手指の連続動作を、関節角度軌跡や指先位置軌跡のレベルでマッピングするのではなく、手指の連続動作から認識した作業の内容を、個別のロボットハンドの構造と機能に合わせてマッピングすれば、ロボットでも人と同様の作業を実現できると考えられている [19, 20, 21]。この考え方では、まず、作業を抽象化して表現し、手が何をしているのかという作業の内容を認識する。そして、認識した作業内容をロボットハンドへの作業指令とする。ロボットハンド側では、各作業指令に対応した作業ライブラリを用意しておき、作業指令に応じて動作プログラムを生成する。こうすることで、人が望んだ目的を達成できると考えられる。

人が行う作業の内容は多様であるため、そのすべてを認識するのは難しい。しかし、手作業は、把握する・運ぶ・置くなどの単位動作のシーケンスとして構成されていると考えられる。そのため、手作業内容の認識に関する従来研究では、作業の分節の候補となる単位動作を用意し、それらの単位動作のシーケンスとして作業内容を認識している。そうすれば、用意した特定の単位動作を認識するだけで、多様な内容の作業を認識することができる。

手作業内容を認識するために、様々な研究が行われている。池内らは、データグローブにより計測した手指の関節角度と、ステレオカメラによる視覚情報から求めた手と物体の接触状態に基づき、手作業を11種類の把握のシーケンスとして認識した [22, 23]。さらに、作業の認識結果から、ロボットハンドの把握動作を生成する手法 [24] を提案している。小川原らは、データグローブと9眼ステレオカメラを用いて、机上的における手作業を、握力把握 [25] やOKサインなどの6種類の動作のシーケンスとして認識した [26]。さらに、ロボットハンドで作業を再現する実験を行っている。Bernardinらは、データグローブと接触センサを用いて、机上的における手作業を、12種類の把握のシーケンスとして認識する手法 [27] を提案した。この12種類の把握は、鎌倉により定義された把握の分類 [28, 29] から2種類を除いたものであ

る。Ekvallらは、データグローブと複数の3次元位置姿勢センサから得た指先位置に基づいて、日常生活に存在する15種類の物体に対する手作業を、10種類の把握のシーケンスとして認識する手法[30]を提案している。そして、認識した作業をRobonaut Hand[8]とBarrett Hand[14]で再現する実験を行っている[31]。なお、この10種類の把握は、Cutkoskyにより定義された把握の分類[32]から6種類を除いたものである。Aleottiらは、データグローブと3次元位置姿勢センサを使用して、仮想空間内で7種類の物体に対して行った手作業を、11種類の把握のシーケンスとして認識し、ロボットハンドの把握前の手先軌道と把握時の動作プログラムを生成する手法[33]を提案した。この11種類の把握は、Cutkoskyの把握分類から5種類を除いたものである。近藤らは、円柱物体の表面に配置した接触センサから得られる接触状態の遷移に対してDPマッチングを適用し、その円柱物体に対する手作業を、6種類の動作のシーケンスとして認識した[34]。Zollnerらは、データグローブと3次元位置姿勢センサ、接触センサを用いて取得したデータにSupport Vector Machine[35]を適用し、ピックアッププレースタスクを独自の13種類の動作のシーケンスとして認識する手法[36]を提案した。川崎らは、データグローブと3次元位置姿勢センサ、接触センサを用いて、ピックアッププレースタスクを独自の6種類の動作のシーケンスとして認識し、シミュレーションロボットによる再現実験を行った[37]。Changらは、手の甲側に視覚マーカ群を装着し、カメラで計測したマーカ間の相対位置から、Cutkoskyの把握分類を参考に定義した6種類の把握を認識した[38]。Liuらは、腕表面の筋電図を計測し、Cutkoskyの把握分類を参考に定義した8種類の把握を認識している[39]。

手作業内容の認識に関するこれらの従来研究には、未解決の課題がいくつかある。それらの課題は、以下の2種類に大別される。

- (1) 手作業内容を認識するために、手指の連続動作について何を計測すべきかという課題がある。計測する対象が違えば、異なる情報が得られるため、認識できる作業内容も違うものになる。その違いを考慮し、計測する対象を決定する必要がある。
- (2) 手作業の分節の候補となる単位動作として、何を用いるべきかという課題がある。ロボットハンドが器用な作業を行うためには、手が物体に加える力を再現することが重要である。そのため、その力を反映した単位動作を、作業の分節の候補として用いることが望ましい。

まず、第一の課題について考察する。手指の関節角度からは、手のかたちや指先位置の情報が得られるので、作業時の手指の関節角度軌跡の計測に基づいて、手作業内容を認識している研究[22, 23, 24, 26, 27, 30, 31, 33, 34, 36, 37]は多い。しかし、関節角度軌跡だけでは、手と作業対象物体の接触状態が得られない。したがって、指と手のひらでしっかりと物体を

把握しているのか、指先のみで物体を持っているのかを識別できない。また、手が物体を把握していない状態から把握している状態へと遷移する瞬間を、正確に認識することもできない。これらの問題を解決するために、手と物体の接触状態の計測に基づいて作業内容を認識する必要がある。

関節角度軌跡に加えて接触状態を補完的に用いることで、作業内容の認識精度が向上することが報告されている [27, 34]。ただし、作業をカメラで撮影して得た視覚情報を用いて、手と物体の接触状態を求める手法 [22, 23] には、物体により手が隠れてしまいやすいという問題がある。そこで、素子分散型触覚センサを用いて、手と物体の接触状態を計測することが試みられている [27, 34, 36, 37, 40]。

手作業内容の認識のために素子分散型触覚センサを用いる場合は、触覚センサ素子の配置を考慮する必要がある。なぜなら、素子の数が多ければそれだけ多くの接触情報が得られるが、多数の素子は作業の妨げとなるし、コストの面からも望ましくないからである。素子分散型触覚センサを用いて手作業内容を認識する従来研究 [27, 34, 36, 37] では、素子の配置は人の直観で決められており、その効果的な配置については研究がされてこなかった。したがって、少ない数の素子で、多くの素子を用いた場合と同等の認識精度が得られる配置を、数理的に決定する手法が必要である。

第一の課題の考察はこれくらいにして、手作業の分節の候補として用いる単位動作に関する課題の検討に移ろう。把握は手作業の基礎動作であるため、手作業内容を認識し分節化している従来研究では、作業の分節の候補として、Napier [25] や鎌倉 [28, 29]、Cutkosky [32] により定義された把握の型がよく用いられている [22, 23, 24, 26, 27, 30, 31, 33, 38, 39]。Napier は、把握の型は物体の形や大きさではなく使用目的によって決定されるとし、把握を握力把握 (Power Grip) と精密把握 (Precision Grip) の2種類の型に分類した。握力把握は、物体に巻きつけた指と手のひらでしっかりと物体を把握する型であり、物体は手に対して固定されており腕によって操作される。精密把握は、手のひらを物体に接触させず指先のみで物体を把握する型であり、指先の動きで物体を巧みに操作することができる。鎌倉は、リハビリを行う作業療法士の観点から、外見上の手のかたちと、手と物体の接触状態に基づいて、日常生活で人が行う把握を14種類の型 (Fig. 1.1) に分類している。Cutkosky は、大まかな作業内容と作業対象物体に基づいて、工場内での道具や金属部品に対する把握を16種類の型 (Fig. 1.2) に分類している。

ロボットハンドが器用な作業を行うためには、手が物体に加えている力を再現することが重要である。しかし、従来研究で手作業の分節の候補としてよく用いられている把握の型は、手が物体に加える力による分類ではない。そのため、人が行っている把握の型をロボットハンドにマッピングしても、外見上の手のかたちや大まかな作業内容が再現されるだけであり、



人の手が物体に加えている力は再現されない。人は作業を行う際、作業対象物体が同じであっても、作業内容の違いに応じて物体に加える力の大きさと方向を変化させている。例えば、ハンマーを持ち運ぶ場合と釘を打つために握る場合とでは、外見上の手のかたちと同じであっても、手がハンマーに加える力の大きさは異なる。このように、作業の内容は、外見上の手のかたちではなく、手が物体に加える力に反映されている。したがって、作業内容を認識するためには、手が物体に加える力による作業の分節が必要である。手が物体に加える力の計測に基づき、作業を分節化する手法については、これまで研究がされてこなかった。

本論文では、未解決の課題のうち、上記で述べた次の2つを解決する。

- (1) 把握の型を効果的に認識できる触覚センサ素子配置を数理的に決定する手法の開発
- (2) 手が物体に加える力の計測に基づき手作業を分節化する手法の開発

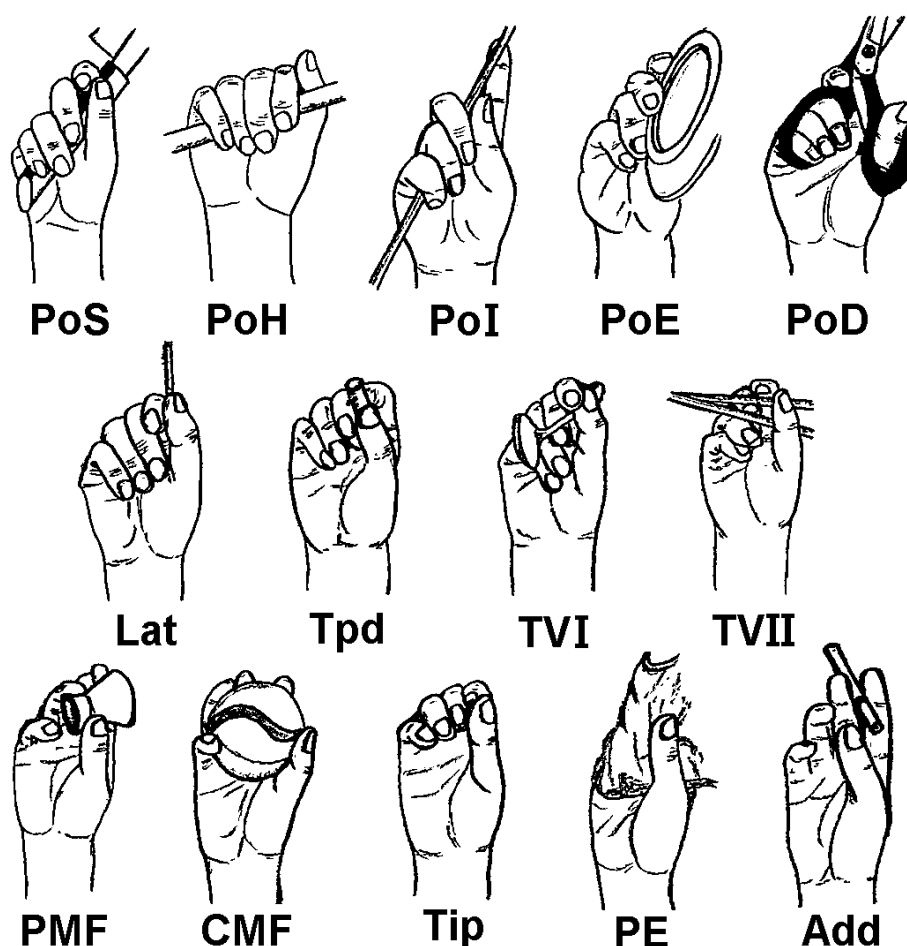


Fig. 1.1: Kamakura's taxonomy of prehension (鎌倉, 1989, [29])

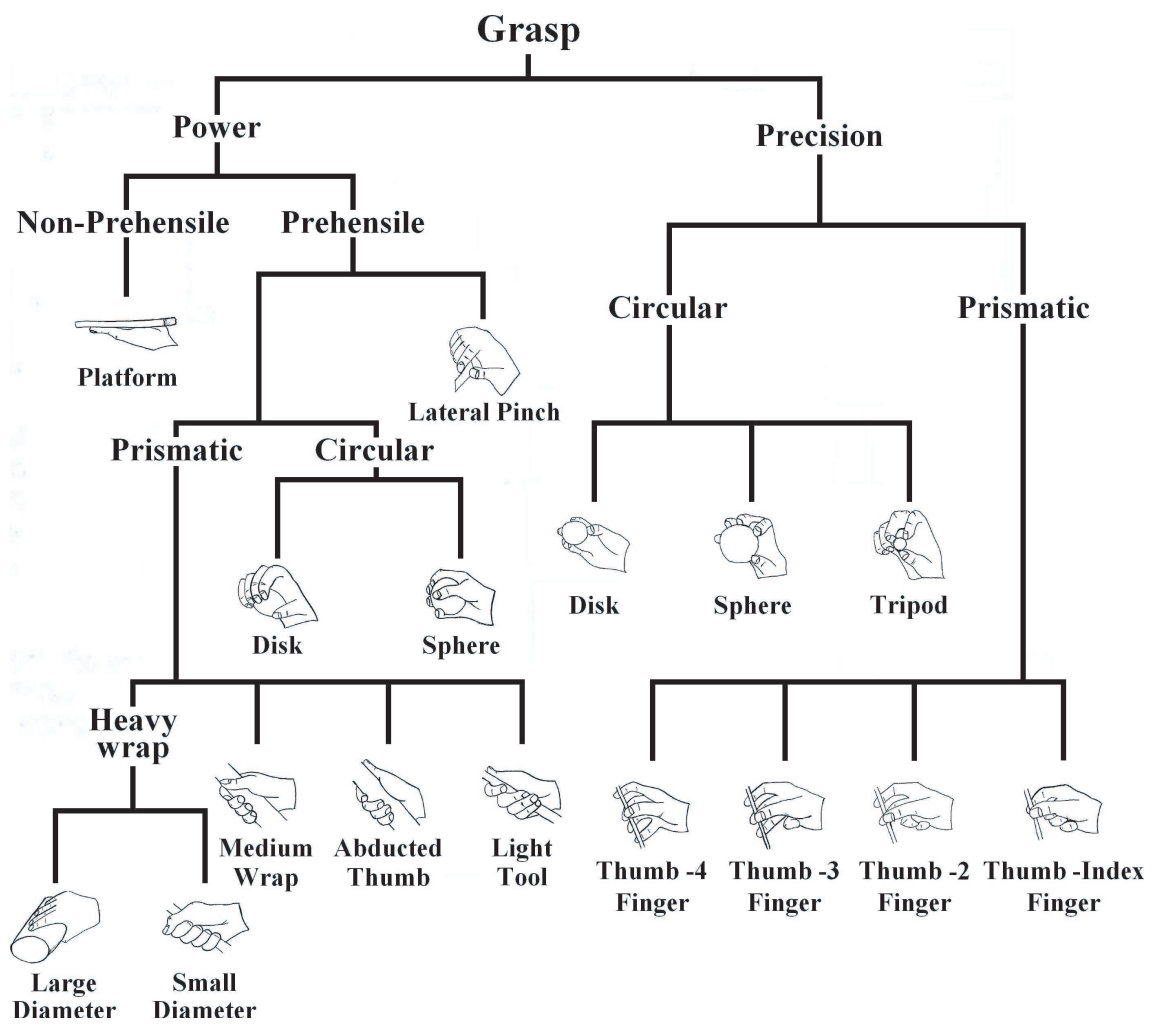


Fig. 1.2: Cutkosky's taxonomy of prehension (M. R. Cutkosky, 1989, [32])

## 1.2 本研究の目的

多関節多指ロボットハンドで作業を代行するためには、作業時の手指の連続動作から認識した作業内容を、ロボットハンドにマッピングすればよい。作業内容の認識を行うとき、手指の関節角度軌跡に加えて手と物体の接触状態を用いることで、認識精度を向上できる。本研究の目的は、効率よく接触状態を取得し、手が物体に加える力の計測に基づいた単位動作のシーケンスとして作業内容を認識することである。この目的を達成するために、以下の2つの手法を開発する。

- (1) 少数の触覚センサ素子により、多数の素子を使用した場合と同程度の精度で手作業の認識が可能な素子配置を決定する手法を開発する。素子分散型触覚センサを用いて接触状態を計測する際は、触覚センサ素子の配置が重要となるが、従来研究では素子の配置は人の直観で決められており、その効果的な配置については研究がされてこなかった。
- (2) 手が物体に加える力の計測に基づいて、手作業を分節化する手法を開発する。この手法による作業の分節化結果をロボットハンドにマッピングすれば、手が物体に加える力を再現できるため、ロボットハンドに器用な作業をさせる動作プログラムを生成できる。

## 1.3 本論文の構成

本論文は、第1章「序論」、第2章「触覚センサ素子配置の決定手法」、第3章「作業時の手指の動作を計測するデバイスの構成」、第4章「触覚センサ素子配置決定手法の評価実験」、第5章「決定木の枝刈りによる触覚センサ素子の削減」、第6章「人の手の触覚受容器分布との比較」、第7章「手が物体に加える力の計測に基づく手作業の分節化」、及び第8章「結論」から構成される。以下に各章の概要を述べる。

第2章では、少数の触覚センサ素子で、多数の素子を用いた場合と同程度の精度で手作業を認識できる素子配置を決定する手法を提案する。この手法は、手掌部全体に配置した多数の素子の作業時における出力を取得し、取得した出力に対して Iterative Dichotomiser 3 (ID3) を適用することで素子配置を決定するものである。まず、ID3 について説明する。そして、手作業を認識するために効果的な素子配置を決定するアルゴリズムを述べる。

第3章では、第2章で提案した手法を実装するために開発した、手と物体の接触状態を計測するデバイスについて説明する。また、作業の認識実験で開発したデバイスに加えて用いる、手指の関節角度を計測する市販のデバイスについて述べる。

第4章では、鎌倉と Cutkosky の把握分類を対象として、提案手法により認識に効果的な素子配置を決定した実験について述べる。そして、決定した素子配置に基づいて各把握分類の認識実験を行い、対象とする把握分類にかかわらず提案手法が認識に効果的な素子配置を決定できることを示す。

第5章では、ID3 が出力した決定木の枝刈りを行うことで、提案手法により選択された素子を減らす手法について述べる。多くの被験者から取得したデータに提案手法を適用すると、被験者の差異について汎化性能が高い素子配置が得られるが、選択される素子が増えてしまう。そこで、ID3 が出力した決定木に対して枝刈りを行い、選択された素子を削減する。まず、決定木の枝刈りについて説明する。そして、削減された素子を用いて、把握分類を認識した実験について述べる。

第6章では、提案手法により決定された素子配置を、解剖学の知見による人の手の触覚受容器分布と比較する。人の手には、手と物体の接触を検出する触覚受容器が存在している。触覚受容器の分布密度は手の各部位で異なるが、その理由はよく分かっていない。そこで、提案手法による素子配置を人の手の触覚受容器分布と比較し、両者の類似点を示すと共に、触覚受容器の分布密度が偏っている理由について考察する。

第7章では、手が物体に加える力の計測に基づいて、手作業を分節化する手法を提案する。手作業の認識を行っている従来研究では、作業分節としてよく把握の型が用いられている。しかし、把握の型は外見上の手のかたちに基づく分類であるため、人が行っている把握の型を

ロボットハンドにマッピングしても，手が物体に加えている力は再現されない．ロボットハンドが作業を再現するためには，手が物体に加えている力を再現することが重要である．そこで，手が物体に加える力の計測に基づいて，作業を分節化する手法を提案する．さらに，手が物体に加えている力を計測し，作業を分節化した実験について述べる．

第8章では，本論文で得られた結果を総括し，今後の課題を述べる．

## 2 触覚センサ素子配置の決定手法

### 2.1 はじめに

関節角度軌跡に加えて手と物体の接触状態を補完的に用いることで、手作業の認識精度が向上することが報告されている [27, 34]. 接触状態を計測するために素子分散型触覚センサを用いる場合は、触覚センサ素子の配置を考慮する必要がある. なぜなら、素子の数が多ければそれだけ多くの接触情報が得られるが、多数の素子は作業の妨げとなるし、コストの面からも望ましくないからである. 従来研究 [27, 34, 36, 37, 40] では、素子の配置は人の直観で決められており、その効果的な配置については研究がされてこなかった. 関らが開発した素子分散型触覚センサ [40] を Fig. 2.1(a) に示す. このセンサでは、素子が手掌部全体に配置されている (Fig. 2.1(b)).

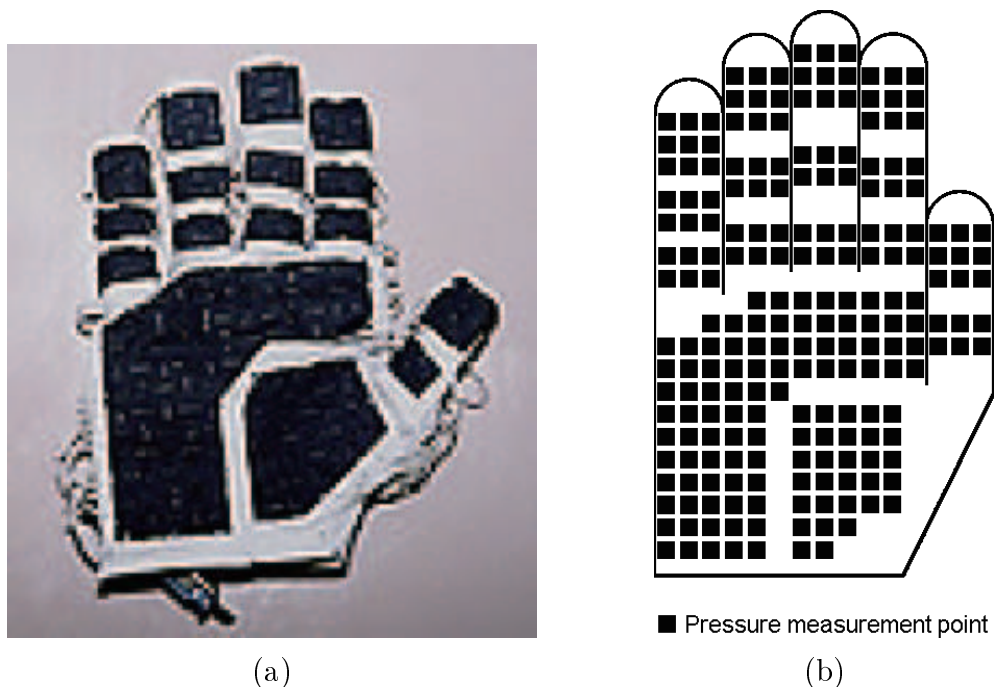


Fig. 2.1: (a) Sensor Glove markII (b) Distribution of the pressure measurement points (関ら, 1995, [40])

本章では、少数の触覚センサ素子で、多数の素子を用いた場合と同程度の精度で手作業を認識できる素子配置を決定する手法を提案する。提案手法では、多数の触覚センサ素子を手掌部全体に配置し、それらの素子から作業の認識に役立つ少数の素子を選択する (Fig. 2.2)。作業の認識に役立つ素子とは、認識を行う際に多くの情報量が得られる素子であると考え、入力変数から得られる情報量に基づいて決定木を作成する手法である Iterative Dichotomiser 3 (ID3) [41, 42, 43] を利用する。具体的には、人が作業を行った際の触覚センサ素子の出力を取得し、取得した出力を入力変数として ID3 を適用する。そして、ID3 が作成した決定木から、作業を認識するために効果的な素子の配置を決定する。

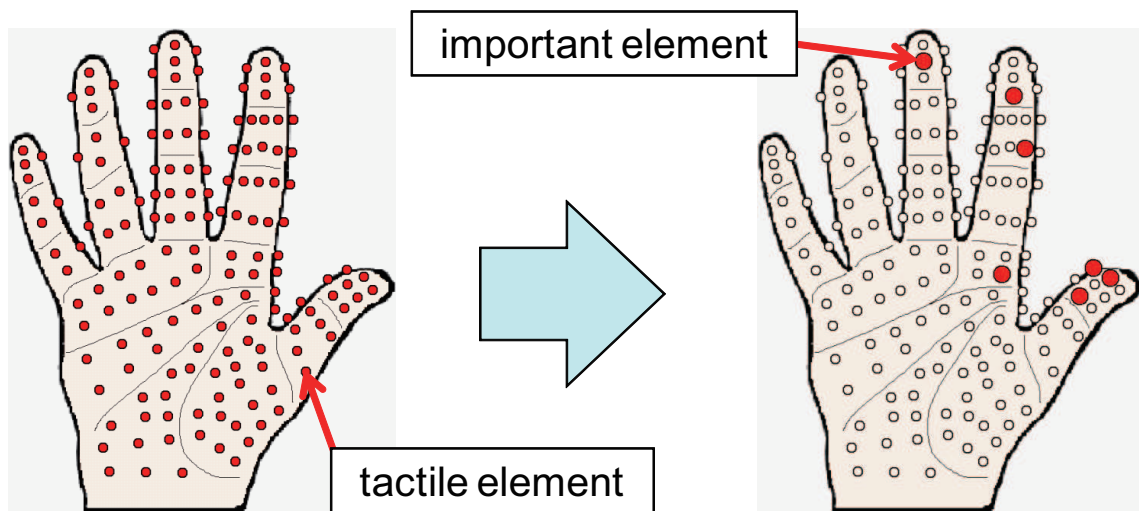


Fig. 2.2: Selection of an effective placement of tactile elements on a sensor glove for the recognition of manipulation tasks

まず、ID3 について説明する。そして、ID3 が作成した決定木から、手作業を認識するために効果的な触覚センサ素子配置を決定するアルゴリズムを述べる。

## 2.2 Iterative Dichotomiser 3 (ID3)

手作業の認識に効果的な触覚センサ素子の配置を決定するため、手掌部全体に配置した多数の素子から、認識を行う際に多くの情報量が得られる少数の素子を選択する。素子を選択する際は ID3 を用いる。ID3 は教師あり学習アルゴリズムであり、各入力変数から得られる情報量に基づいて決定木を作成する。ID3 は、1979 年に John Ross Quinlan により提案された [41]。その学習方法は、オッカムの剃刀の原理 [44] に基づいている。すなわち、最低限の仮説による事象の決定を行う。具体的には、各入力変数の情報利得を求め、情報利得が最大の入力変数を決定木の判別ノードのラベルにする操作を再帰的に行う。そうすることで、ID3 は最低限の入力変数から出力変数の値を決定する決定木を作成する。

各入力変数の情報利得とは、各入力変数の値を決定した場合における平均情報量の期待値である。つまり、出力変数と各入力変数の相互情報量であり、以下の数式で表される：

$$gain(x_i) = H(C) - H(C | x_i), \quad (2.1)$$

$$H(C) = - \sum_{y_j \in Y} p_{y_j}(C) \log p_{y_j}(C), \quad (2.2)$$

$$H(C | x_i) = - \sum_{k=1}^{L_i} \frac{|C_{i,k}|}{|C|} \sum_{y_j \in Y} p_{y_j}(C_{i,k}) \log p_{y_j}(C_{i,k}), \quad (2.3)$$

$$x_i = v_k \quad (k = 1, \dots, L_i). \quad (2.4)$$

ただし、これらの数式における記号の意味は、以下の通りである： $gain(x_i)$ ,  $x_i$  の情報利得； $x_i$ , 入力変数； $y_j$ , 出力変数； $Y$ , 出力変数集合； $C$ , サンプルデータ集合； $v_k$ ,  $x_i$  の取り得る値； $L_i$ ,  $x_i$  の取り得る値の数； $H(C)$ ,  $C$  の平均情報量； $p_{y_j}(C)$ ,  $C$  において出力が  $y_j$  である確率； $C_{i,k}$ ,  $x_i = v_k$  である  $C$  の部分集合。

情報利得から決定木を作成する ID3 のアルゴリズムを以下に示す。

- (1) ノード  $N$  を作成し、 $C$  のすべての要素を  $N$  に所属させる。
- (2) もし  $N$  に所属するすべてのサンプルデータが同じ出力変数  $y_j$  を与えるならば、 $N$  を  $y_j$  とラベル付けされた終端ノードにして終了する。
- (3) 各入力変数  $x_i$  の情報利得を求める。
- (4) 情報利得が最大となる入力変数を  $x_{max}$  とする。
- (5)  $N$  を  $x_{max}$  とラベル付けされた判別ノードにする。 $N$  の子ノード  $N_k$  を作成し、それぞれに  $C_{max,k}$  を所属させる。



- (6) それぞれの子ノードに対して,  $N = N_k$ ,  $C = C_{max,k}$  として, (2) 以下の処理を再帰的に行う.

ID3 には, 学習効率が良く, 多数のサンプルデータを用いて学習を行えるという利点がある. 一方, 入力変数が連続値を取る場合は利用できないという問題点もあるが, 入力変数として用いる触覚センサ素子の出力を, 接触しているか否かの 2 値とすれば対応できる.

## 2.3 ID3を用いた触覚センサ素子配置の決定アルゴリズム

人の手掌部に配置した多数の触覚センサ素子から、手作業を認識するために効果的な素子を選択する。手掌部に配置した各素子の出力を ID3 の入力変数  $x_i$  とし、認識対象とする把握の型を出力変数  $y_j$  とする。人が各把握の型を行い取得した接触データ集合をサンプルデータ集合  $C$  として与えると、ID3 は情報利得が最大の素子の出力値を用いて接触データ集合を分割する決定木を出力する。接触データとは、人が各把握の型を行った際の触覚センサ素子の出力である (Fig. 2.3) 。出力された決定木において判別ノードのラベルになっている素子をすべて選び出し、把握の型の認識に効果的な素子配置とする (Fig. 2.4) 。

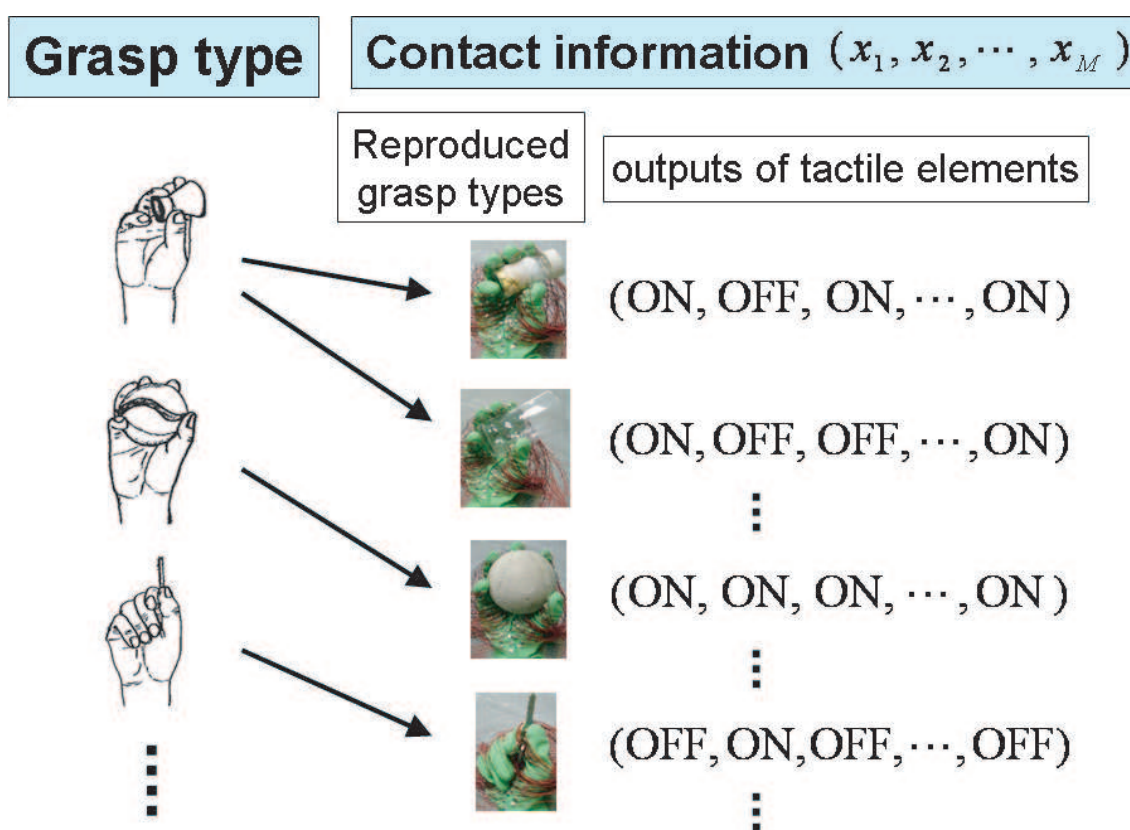


Fig. 2.3: Contact information measured by reproduction of the grasp types

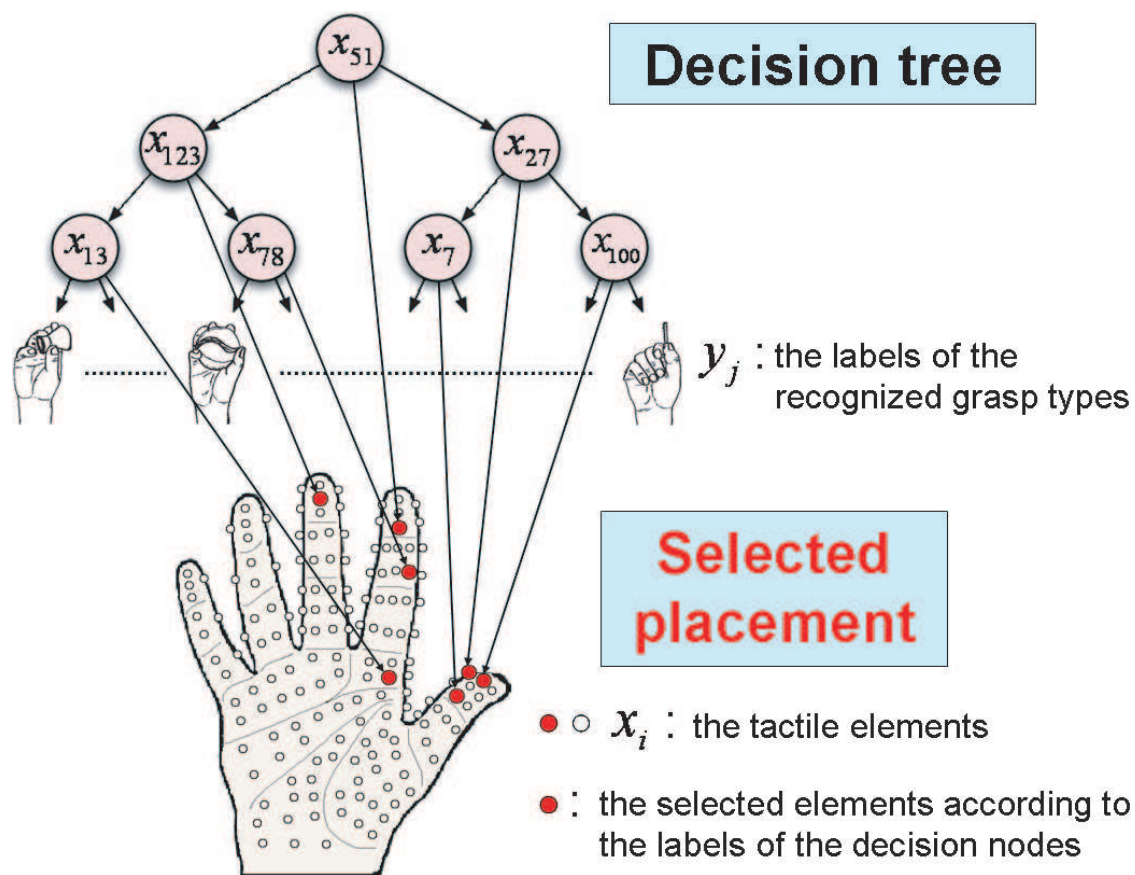


Fig. 2.4: Selected placement for recognizing the grasp types by using the tactile elements as the labels for the decision nodes of the tree

## 2.4 まとめ

少数の触覚センサ素子で、多数の素子を用いた場合と同程度の精度で人が行っている手作業を認識できる素子配置を決定する手法を提案した。まず、人が作業を行った際の触覚センサ素子の出力から効果的な素子配置を決定するために用いた ID3 について説明した。そして、素子配置を決定するアルゴリズムを述べた。

## 3 作業時の手指の動作を計測するデバイスの構成

### 3.1 はじめに

第2章で提案した手法を実装するため、手と物体の接触状態を計測するデバイスを開発した。また、第4章で述べる実験では、開発したデバイスに加えて人の手指の関節角度を計測するデバイスを用いる。本章では、開発した接触状態を計測するデバイスと、手指の関節角度を計測するデバイスについて説明する。

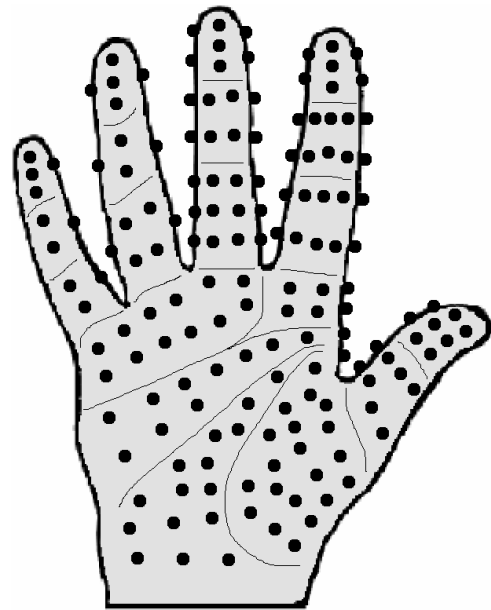
### 3.2 手と物体の接触状態の計測

提案手法では、手掌部に配置した多数の触覚センサ素子から、認識に効果的な素子が選択される。そこで、手掌部全体に 160 個のスイッチ (EVQPLDA15 1.0: 松下電器産業) を配置したセンサグローブを開発した。このスイッチが、提案手法における触覚センサ素子に相当する。手掌部全体に配置しても手指の動きを妨げないほど薄いアナログ触覚センサ [45, 46, 47, 48] は、物体と接触しなくても手指の関節を曲げただけで変形し、出力値が変化してしまう。そのため、手と物体の接触状態を正確に計測できない。そこで、手指の関節を曲げただけでは出力値が変わらない機械式のスイッチを用いた。開発したセンサグローブの外観と 160 個のスイッチの配置を Fig. 3.1 に示す。Fig. 3.1(b) の黒丸はスイッチの配置を表している。なお、指の輪郭外の点は、指の側面に配置したスイッチを意味している。

使用したスイッチは機械式であり、オンかオフかの 2 値を出力する。スイッチの動作部は円形であり、その直径は 3.2 mm、厚さは 0.4 mm である。動作部に 1.0[N] 以上の力が加わると、スイッチはオン値を出力する。センサグローブに配置した 160 個のスイッチから得られる 160 次元の 2 値データを、提案手法で用いる接触データとした。



(a)



(b)

Fig. 3.1: (a) Sensing glove with 160 switches (b) 160-switch placement

### 3.3 手指の関節角度の計測

手と物体の接触状態を手指の関節角度軌跡と共に用いると把握の認識精度が向上することを確認するため、手指の関節角度を計測する。手指の関節角度を計測するために、様々なデバイスが開発されている [49]。本研究では、手指の関節角度を計測する入力デバイスとして Cyber Glove (CG1802-R: Immersion 社) を用いる。その外観を Fig. 3.2 に、仕様を Table 3.1 に示す。Cyber Glove では、手首部の 2ヶ所と手指部の 16ヶ所の計 18ヶ所の関節角度を計測できる。本研究では、把握の型を認識するために手指部の 16ヶ所の角度を関節角度データとして用いる。その 16ヶ所の角度に対応する計測箇所を Fig. 3.3 と Table 3.2 に示す。図において、左図の親指根元の関節のみが 2 自由度であり、他はすべて 1 自由度である。



Fig. 3.2: Photograph of the Cyber Glove

Table 3.1: Specifications of Cyber Glove

|                   |             |
|-------------------|-------------|
| Number of Sensors | 18          |
| Sensor Resolution | 0.5 degrees |
| Interface         | RS-232      |
| Maximum Data Rate | 115.2 kbaud |

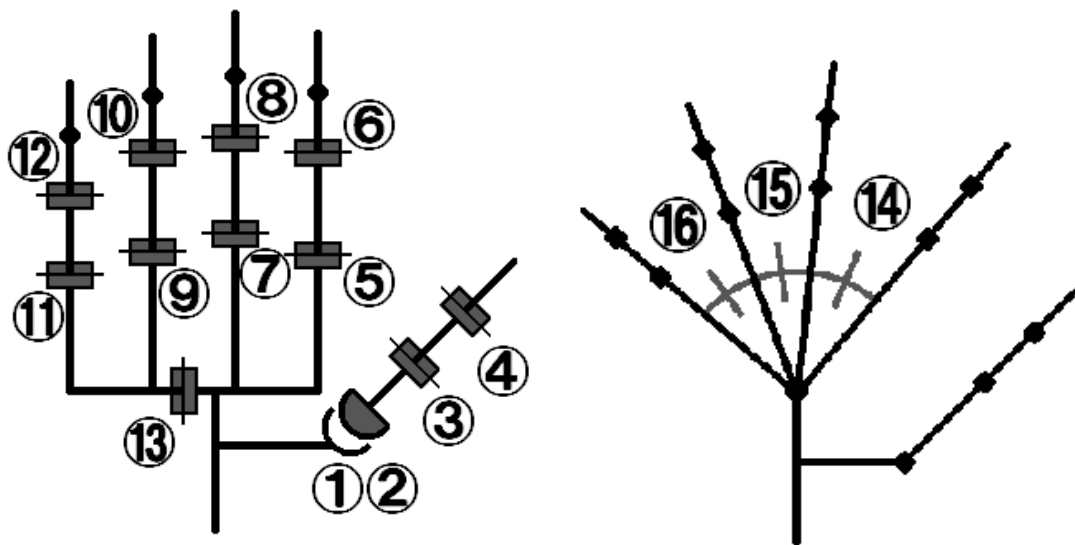


Fig. 3.3: Positions of the measured joints of the Cyber Glove

Table 3.2: The measured joints of the Cyber Glove

|   |                            |   |                           |
|---|----------------------------|---|---------------------------|
| ① | Thumb roll joint           | ⑨ | Ring finger inner joint   |
| ② | Thumb-Index abduction      | ⑩ | Ring finger middle joint  |
| ③ | Thumb inner joint          | ⑪ | Pinky finger inner joint  |
| ④ | Thumb outer joint          | ⑫ | Pinky finger middle joint |
| ⑤ | Index finger inner joint   | ⑬ | Palm arch joint           |
| ⑥ | Index finger middle joint  | ⑭ | Middle-Index abduction    |
| ⑦ | Middle finger inner joint  | ⑮ | Ring-Middle abduction     |
| ⑧ | Middle finger middle joint | ⑯ | Pinky-Ring abduction      |



### 3.4 まとめ

第2章で提案した手法を実装するために開発した手と物体の接触状態を計測するセンサグローブと、第4章の実験で用いる人の手指の関節角度を計測する Cyber Glove について説明した。センサグローブは、手掌部全体に 160 個のスイッチが配置されており、接触データとして 160 次元の 2 値データを取得する。Cyber Glove は、関節角度データとして手指部の 16 個の角度を計測する。

## 4 触覚センサ素子配置決定手法の評価実験

### 4.1 はじめに

第2章で提案した手法を用いて、鎌倉と Cutkosky によりそれぞれ定義された把握分類を認識するために効果的な触覚センサ素子配置を決定した実験について述べる。そして、決定した素子配置に基づき、各把握分類の認識実験を行う。これら2種類の把握分類に対する認識実験を通して、提案手法が対象とする把握分類にかかわらず認識に効果的な素子配置を決定できることを確認する。

まず、鎌倉の把握分類を対象として、認識に効果的な素子配置を決定する実験について述べる。次に、決定した素子配置に基づいて鎌倉の把握分類の認識実験を行い、提案手法の有用性を確認する。さらに、Cutkosky の把握分類に対しても同様の実験を行い、提案手法が対象とする把握分類にかかわらず有用であることを示す。

## 4.2 鎌倉の把握分類の認識実験

手作業を認識する目的は、日常生活で現れる作業をロボットハンドに代行させることである。手作業の基礎動作である把握を認識すれば、ロボットハンドに作業を代行させるために役立つ。そこで、日常生活で現れる把握の分類である鎌倉 [28, 29] の把握の分類 (Fig. 1.1) を対象として、認識実験を行った。作業療法士である鎌倉は、日常生活に現れる把握を 14 種類に分類している。

### 4.2.1 実験環境

センサグローブの下に Cyber Glove を装着した状態で鎌倉の 14 種類の把握を行い、各デバイスによる計測を通して接触データと関節角度データから成るデータセットを取得した。データセットの取得は、3 人の被験者 (Subject-A, Subject-B, Subject-C) について行った。3 人の被験者は、23 歳から 32 歳の男性である。14 種類の把握ごとに形状が異なる 2 種類の物体を用い、各物体ごとに 50 回ずつ把握を行うことで、3 人の被験者それぞれについて計 1400 組のデータセットを取得した。また、把握対象には日常生活で使用する物体を用いた (Fig. 4.1)。これらの物体の質量は、0.9–334.9[g] である。把握対象とした日常生活用品はどれも軽量であるため、把握を行う際に物体質量がセンサグローブの出力に与える影響を考慮する必要はない。

センサグローブと Cyber Glove の厚みや配線のために、手を動かす際の接触部位や関節角度に制限があるが、14 種類の把握がすべて達成できていることを目視で確認した (Fig. 4.2)。



Fig. 4.1: Grasped objects for Kamakura's grasp types

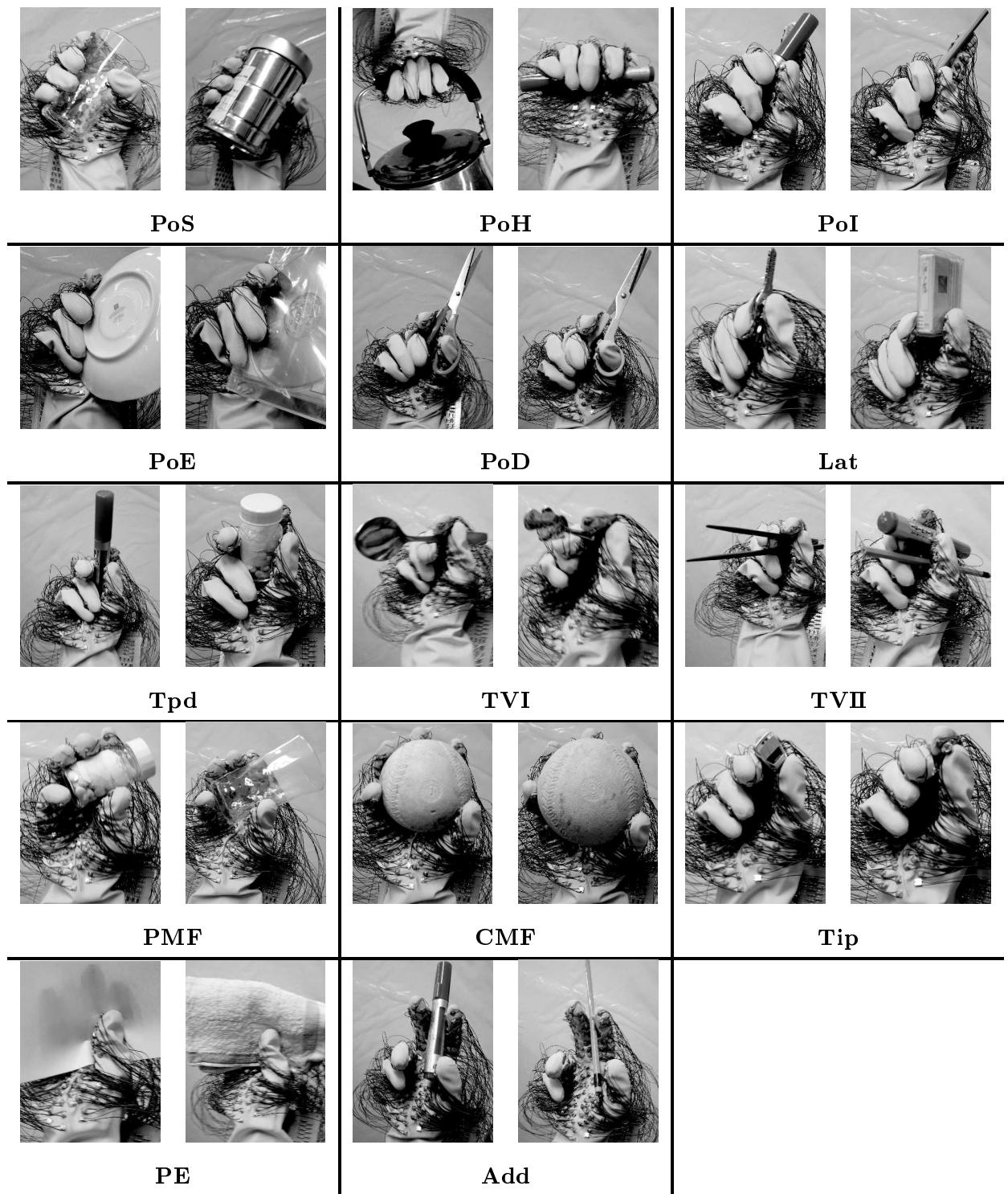


Fig. 4.2: Appearances of the Kamakura's grasp types with the tactile sensing glove and the Cyber Glove

#### 4.2.2 触覚センサ素子配置の決定

取得したデータセットの接触データに提案手法を適用し、鎌倉の把握の認識に効果的な触覚センサ素子配置を決定した。被験者 A について、作成された決定木の判別ノードのラベルと選択された素子の対応を Fig. 4.3 に示す。また、全被験者について、決定された素子配置を Fig. 4.4 に示す。A, B, C の 3 人の被験者に対して、それぞれ 27, 27, 33 個の素子が選択された。選択された素子は拇指と示指には密に、他の指と手のひらには粗に分布しており、人の直観にも合った配置が得られている。

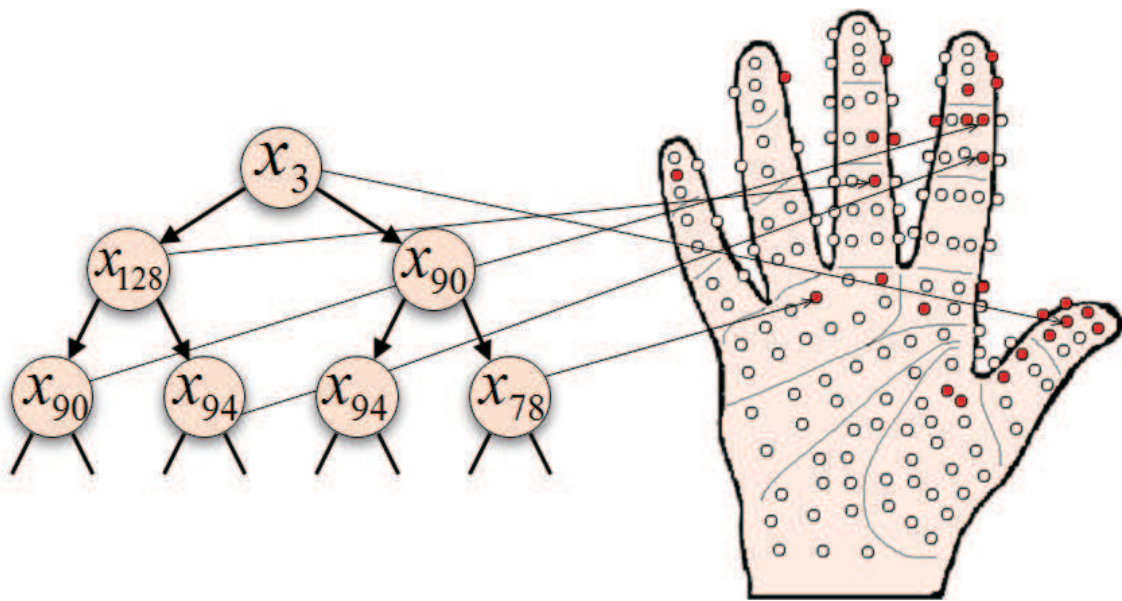


Fig. 4.3: Selection of the effective placement for Kamakura's grasp recognition by using the tactile elements as the labels for the decision nodes of the tree (Subject-A)

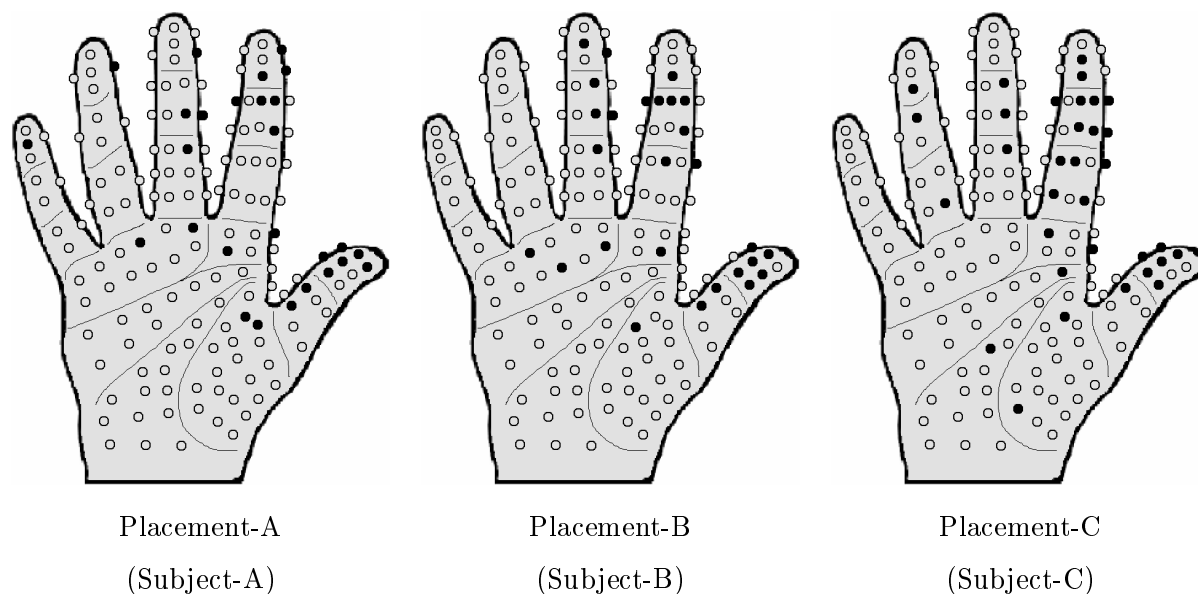


Fig. 4.4: Effective placements of tactile elements for Kamakura's grasp recognition

### 4.2.3 把握の型の認識実験

決定された触覚センサ素子配置 (Fig. 4.4) を用いて鎌倉の 14 種類の把握の認識実験を行い、提案手法の有用性を調査した。まず、決定された配置の素子の出力から、以下の 3 種類の試験データを作成した。

- 160 次元の接触データ (全接触)
- 選択された素子から得られる接触データ (選択接触)
- 選択された素子以外の素子から得られる接触データ (非選択接触)

これらの試験データを用いた場合の認識精度を比較することで、決定された素子配置が把握の認識に効果的であるか確認できる。

被験者ごとに前述の 1400 組のデータセットから上記の 3 種類の試験データを作成し、4 分割交差検定を行った。認識アルゴリズムは ID3 を使用し、データマイニングツールである Weka [50] を用いて実装した。3 種類の試験データの正答率を、Table 4.1 に示す。正答率とは、評価データの総数に対する正しく認識されたデータ数の割合とする。

Table 4.1: Recognition rates [%] (The three compositions of inputs, Kamakura)

| Input data | Recognition rates [%] |           |           |
|------------|-----------------------|-----------|-----------|
|            | Subject-A             | Subject-B | Subject-C |
| 全接触        | 87.9                  | 89.8      | 88.1      |
| 選択接触       | 87.6                  | 89.7      | 88.1      |
| 非選択接触      | 64.6                  | 67.9      | 69.2      |

Table 4.1 の認識結果より、以下のことが言える。160次元の接触データを用いた場合の正答率と、選択された27ないし33個の素子から得られる低次元の接触データを用いた場合の正答率とは、ほぼ同じである。一方、選択された素子以外の素子から得られる接触データを用いた場合の正答率は低い。つまり、提案手法により選択された少数の素子を用いれば、多数の素子を用いた場合と同程度の精度で把握を認識できるのに対し、素子を適切に選択できなければ認識精度は低下する。

接触状態を、関節角度軌跡に加えて補完的に用いることで、作業内容の認識精度が向上することが報告されている。そこで、次は、関節角度データも用いて認識実験を行った。ただし、ID3では、連続値である関節角度データは使用できない。そこで、認識アルゴリズムにAdaBoostアルゴリズム [51] (付録A)を用いて、認識実験を行った。関節角度データと決定された配置の素子の出力から、7種類の試験データを作成した。7種類の試験データの構成と略称を以下に示す。

*I*: 160次元の接触データと関節角度データ (全接触&角度)

*II*: 選択された素子から得られる接触データと関節角度データ (選択接触&角度)

*III*: 選択された素子以外の素子から得られる接触データと関節角度データ (非選択接触&角度)

*IV*: 16次元の関節角度データ (角度)

*V*: 160次元の接触データ (全接触)

*VI*: 選択された素子から得られる接触データ (選択接触)

*VII*: 選択された素子以外の素子から得られる接触データ (非選択接触)

認識アルゴリズムにAdaBoostアルゴリズムを用いて、前述の実験と同様に4分割交差検定を行った。なお、弱識別器はDecision stumps [52]とし、その数は100とした。また、そ



他の学習パラメータは、すべて Weka の既定値を用いた。7 種類の試験データの正答率を、Table 4.2 に示す。

Table 4.2: Recognition rates [%] (The seven compositions of inputs, Kamakura)

| Input data |      |       |    | Recognition rates [%] |           |           |
|------------|------|-------|----|-----------------------|-----------|-----------|
| No.        | 選択接触 | 非選択接触 | 角度 | Subject-A             | Subject-B | Subject-C |
| I          | ✓    | ✓     | ✓  | 100                   | 100       | 99.9      |
| II         | ✓    |       | ✓  | 100                   | 100       | 99.9      |
| III        |      | ✓     | ✓  | 91.4                  | 100       | 89.9      |
| IV         |      |       | ✓  | 90.0                  | 100       | 84.9      |
| V          | ✓    | ✓     |    | 88.4                  | 90.0      | 88.8      |
| VI         | ✓    |       |    | 88.4                  | 90.0      | 88.7      |
| VII        |      | ✓     |    | 64.6                  | 67.9      | 69.1      |

Table 4.2 の認識結果より、以下の 3 つの知見が得られる。

1. 試験データ I, IV, V より :

160 次元の接触データ V や 16 次元の関節角度データ IV を用いた場合の正答率はそれぞれ 90% 程度であるが、それら両方 I を用いた場合の正答率はほぼ 100% である。2 種類の異種センサの情報を統合することで、正答率が向上している。

2. 試験データ I, II, III より :

160 次元の接触データと関節角度データ I を用いた場合と、選択された素子から得られる低次元の接触データと関節角度データ II を用いた場合との正答率は、ほぼ同じである。一方、選択された素子以外の素子から得られる接触データと関節角度データ III を用いた場合の正答率は低い。つまり、関節角度軌跡に加えて、選択された少数の素子を用いれば、多数の素子を用いた場合と同程度の精度で把握を認識できるのに対し、素子を適切に選択できなければ認識精度は低下する。

3. 試験データ V, VI, VII より :

関節角度データを用いずに、接触データのみを用いた場合 V, VI, VII でも、2. と同様のことが言える。

#### 4.2.4 決定された触覚センサ素子配置の汎化性能

提案手法により決定された触覚センサ素子配置 (Fig. 4.4) の被験者の違いに対する汎化性能を調査するため、正答率の比較実験を行った。Table 4.3 は、ある被験者 (行) の接触データを用いて決定した素子配置に基づいて他の被験者 (列) で取得したデータ VI を、試験データとして認識を行った場合の正答率を表す。正答率を求める際は、AdaBoost アルゴリズムを用いた 4 分割交差検定を行った。

Table 4.3: Recognition rates [%]: The evaluation data (column) of one subject are recognized by using the placement (row) of another subject, Kamakura.

| Placement \ Evaluation data | A                         | B    | C    | average |
|-----------------------------|---------------------------|------|------|---------|
|                             | Placement-A (27 elements) | 88.4 | 89.6 | 81.6    |
| Placement-B (27 elements)   | 85.4                      | 90.0 | 87.7 | 87.7    |
| Placement-C (33 elements)   | 85.6                      | 89.6 | 88.7 | 88.0    |

本人のデータから決定した素子配置を用いた場合の正答率に対する、他の被験者の素子配置を用いた場合の正答率の低下は、0.4% – 7.1%に収まっている。

### 4.3 Cutkoskyの把握分類の認識実験

第2章で示した手法が対象にかかわらず有用であることを確認するために、Cutkosky [32]の把握分類 (Fig. 1.2) を対象として、前節と同様の実験を行った。Cutkoskyは、工場内での道具や金属部品に対する把握を、大まかな作業内容と作業対象物体に基づいて16種類に分類している。この把握分類は、ロボットハンドによる把握動作の生成やロボットハンドの設計を目的としたものである。

#### 4.3.1 実験環境

Cutkoskyの把握分類についても、鎌倉の把握分類の場合と同様に実験を行った。前節と同じ3人の被験者 (Subject-A, Subject-B, Subject-C) それぞれについて、16種類の把握ごとに形状が異なる2種類の物体を用い、各物体ごとに50回ずつ把握を行って計1600組のデータセットを取得した。把握対象として使用した物体をFig. 4.5に示す。センサグローブとCyberGloveの厚みや配線のために、手を動かす際の接触部位や関節角度に制限があるが、16種類の把握がすべて達成できていることを目視で確認した (Fig. 4.6)。



Fig. 4.5: Grasped objects for Cutkosky's grasp types

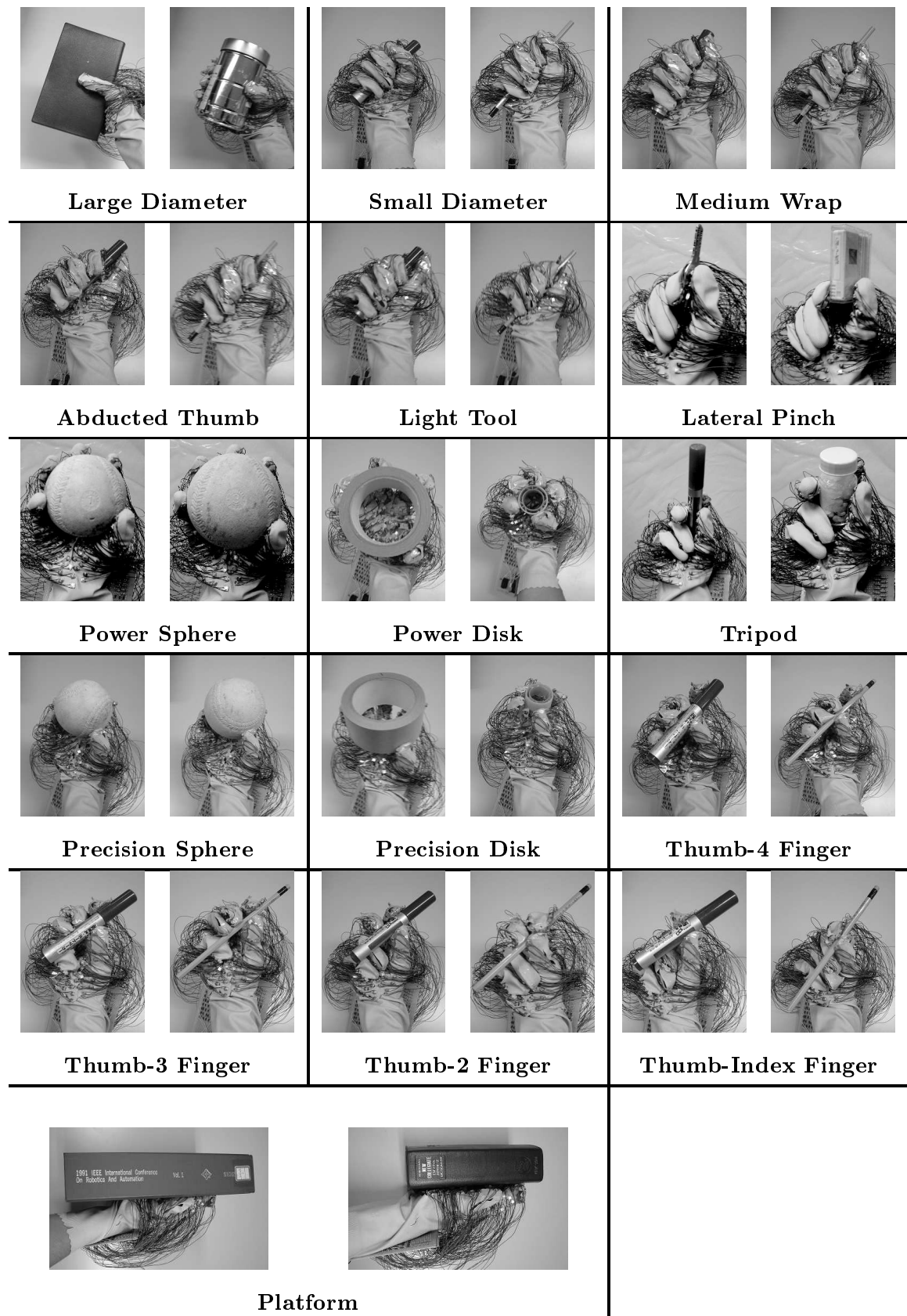


Fig. 4.6: Appearances of the Cutkosky's grasp types with the tactile sensing glove and the Cyber Glove

#### 4.3.2 触覚センサ素子配置の決定

取得したデータセットの接触データに提案手法を適用し, Cutkosky の把握の認識に効果的な触覚センサ素子配置を決定した. 被験者 A について, 作成された決定木の判別ノードのラベルと選択された素子の対応を Fig. 4.7 に示す. また, 全被験者の決定された素子配置を Fig. 4.8 に示す. A, B, C の 3 人の被験者に対して, それぞれ 40, 38, 34 個の素子が選択された. 鎌倉の把握分類の場合 (Fig. 4.4) と同様に, 選択された素子は拇指と示指には密に, 他の指と手のひらには粗に分布している. 素子の分布が密である箇所は, 把握の型を認識する際に重要な部位であると考えられる.

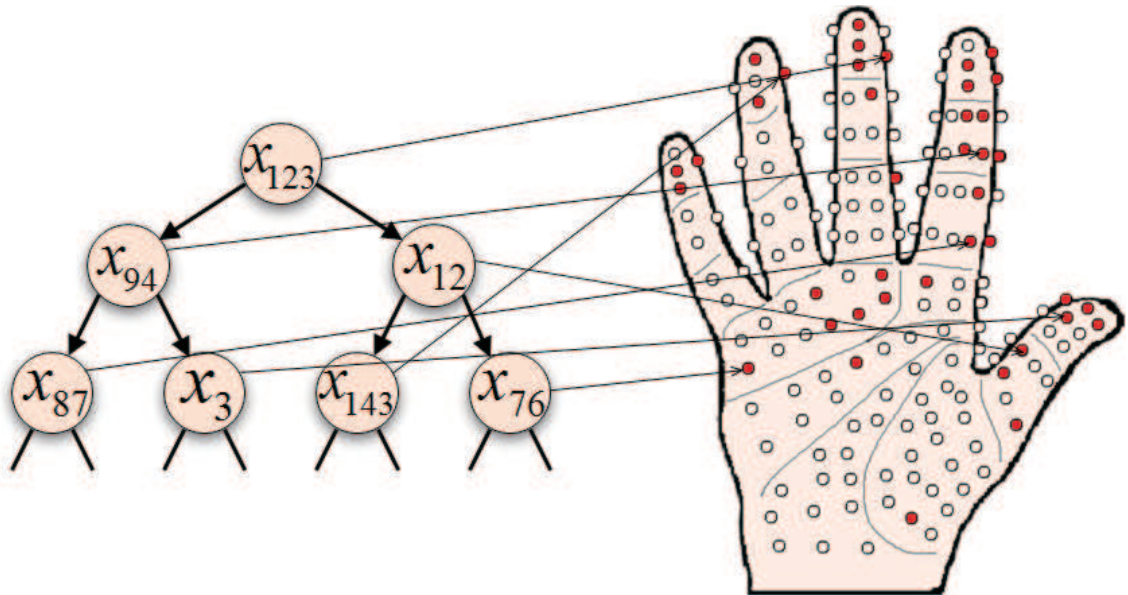


Fig. 4.7: Selection of the effective placement for Cutkosky's grasp recognition by using the tactile elements as the labels for the decision nodes of the tree (Subject-A)

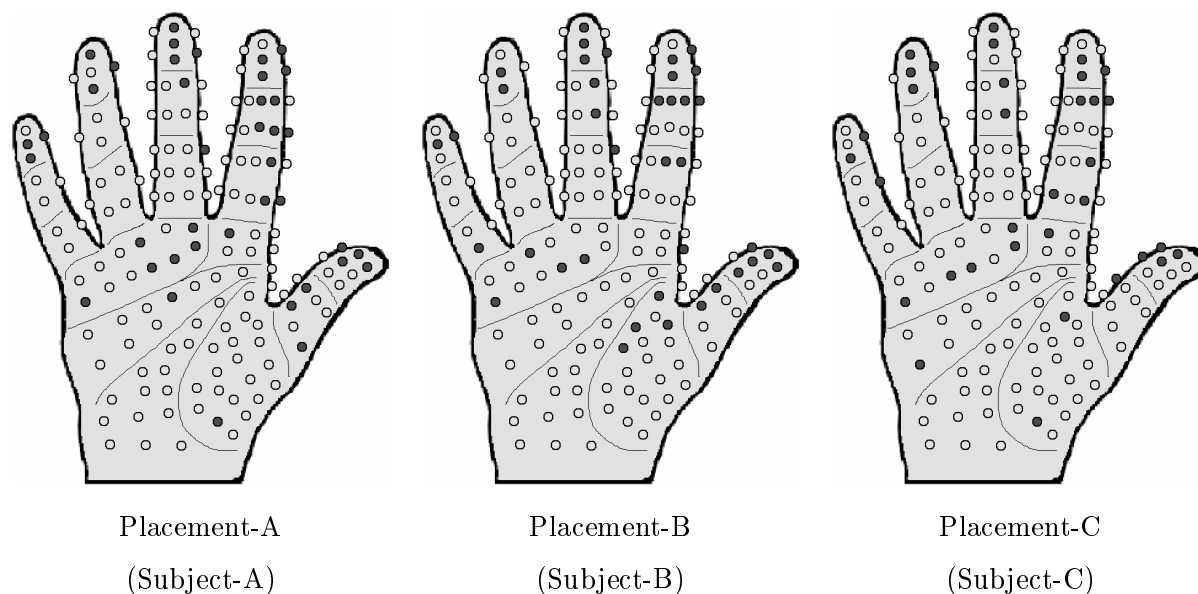


Fig. 4.8: Effective placements of tactile elements for Cutkosky's grasp recognition

一方、両配置の異なる点としては、Cutkosky の把握分類のための配置では環指と小指に分布した素子がやや多いことが挙げられる。これは、Cutkosky の把握分類のうち Thumb-4 Finger, Thumb-3 Finger, Thumb-2 Finger, Thumb-Index Finger の4つの型を識別するためであると考えられる。これら4つの把握の型は、それぞれ環指や小指が把握に用いられているか否かで分類されている。Cutkosky の把握分類は工場内で行われる把握の分類であるため、手全体を使って物体を安定的に把握する型が多く、環指や小指の重要度が高くなっている。

#### 4.3.3 把握の型の認識実験

決定された触覚センサ素子配置 (Fig. 4.8) を用いて Cutkosky の16種類の把握の認識を行い、提案手法の有用性を調査した。前節と同様に、7種類の試験データを用いた場合の正答率を比較し、決定された素子配置が把握の認識に効果的であることを確認した。なお、正答率を求める際は、AdaBoost アルゴリズムを用いた4分割交差検定を行った。7種類の試験データの正答率を Table 4.4 に示す。

Table 4.4: Recognition rates [%] (The seven compositions of inputs, Cutkosky)

| Input data |      |       |    | Recognition rates [%] |           |           |
|------------|------|-------|----|-----------------------|-----------|-----------|
| No.        | 選択接触 | 非選択接触 | 角度 | Subject-A             | Subject-B | Subject-C |
| I          | ✓    | ✓     | ✓  | 100                   | 99.9      | 90.7      |
| II         | ✓    |       | ✓  | 100                   | 99.9      | 90.0      |
| III        |      | ✓     | ✓  | 83.6                  | 99.9      | 80.6      |
| IV         |      |       | ✓  | 81.6                  | 99.9      | 77.5      |
| V          | ✓    | ✓     |    | 84.8                  | 88.7      | 86.9      |
| VI         | ✓    |       |    | 84.8                  | 88.7      | 86.8      |
| VII        |      | ✓     |    | 62.0                  | 65.1      | 63.9      |

Table 4.4 の認識結果より，前節と同様の知見が得られる．

#### 4.3.4 決定された触覚センサ素子配置の汎化性能

前節と同様に，提案手法による触覚センサ素子配置 (Fig. 4.8) の被験者の違いに対する汎化性能を調査した．その結果を Table 4.5 に示す．

Table 4.5: Recognition rates [%]: The evaluation data (column) of one subject are recognized by using the placement (row) of another subject, Cutkosky.

| Placements                | Evaluation data |      |      |         |
|---------------------------|-----------------|------|------|---------|
|                           | A               | B    | C    | average |
| Placement-A (40 elements) | 84.8            | 88.7 | 84.6 | 86.0    |
| Placement-B (38 elements) | 82.1            | 88.7 | 84.1 | 85.0    |
| Placement-C (34 elements) | 79.4            | 86.1 | 86.8 | 84.1    |

本人のデータから決定した素子配置を用いた場合の正答率に対する，他の被験者の素子配置を用いた場合の正答率の低下は，0.0% – 5.4%に収まっている．

#### 4.4 まとめ

鎌倉の把握分類と Cutkosky の把握分類の認識に効果的な触覚センサ素子配置を決定する実験を行った。そして、決定された素子配置に基づいて、これら 2 種類の把握分類を認識する実験を行った。実験結果から、対象とする把握分類にかかわらず、提案手法により求められた少数の素子を用いれば、多数の素子を用いた場合と同程度の正答率で把握の型を認識できることを確認した。実験では鎌倉の把握分類と Cutkosky の把握分類を認識対象としたが、任意の把握群に提案手法を適用すれば、その認識に適した触覚センサ素子配置を得ることができると考えられる。



## 5 決定木の枝刈りによる触覚センサ素子の削減

### 5.1 はじめに

多数の被験者から接触データを取得し、全被験者の接触データを一つにまとめたデータに第2章で提案した手法を適用すると、被験者の違いに対する汎化性能が高い触覚センサ素子配置が得られると考えられる。しかし、そうして得られる素子配置は、各被験者でいくらか異なる効果的な素子を、全被験者分まとめた配置となるため、選択される素子が増えてしまう。

提案手法の目的は、作業の認識に効果的な少数の素子を選択することなので、選択される素子が増えるのは問題である。この問題を解決するために、提案手法で ID3 が出力した決定木に対して枝刈りを行い、選択される素子を削減する手法を提案する。決定木の枝刈りとは、サンプルデータに過剰適合している部分木を取り除き、決定木を小さくする手法である。枝刈りは、サンプルデータの識別にさほど役立っていない判別ノードを取り除く。そのため、決定木の枝刈りを行えば、認識精度を大きく下げることなく素子を減らすことができると期待される。

本章では、まず、決定木の枝刈りについて説明する。次に、ID3 が出力した決定木に対して枝刈りを行い、選択される素子を削減した結果を示す。そして、削減された素子を用いて、把握分類を認識した実験について述べる。

## 5.2 決定木の枝刈り

第2章で述べた ID3 は、与えられたサンプルデータに無矛盾な決定木を生成する。しかし、認識を行う際に重要なのは、サンプルデータではなく未知データに対する認識能力である。サンプルデータと未知データにはたいてい違いがあるため、ID3 が生成した決定木では、未知データを正確に認識できないことがある。つまり、サンプルデータに対する過学習が起こり、未知データに対してロバストでなくなってしまう。

サンプルデータに対する過学習を補正するため、決定木の枝刈りを行う。なお、決定木の判別ノードに対して枝刈りを行うとは、そのノードから分岐したすべての下位ノードを決定木から取り除くことを指す。枝刈りを行って、サンプルデータの認識にさほど使われていない部分木を取り除く。枝刈りを行なうことにより、未知データに対する認識能力が向上することが指摘されている [53]。

枝刈りを行う際には、以下の2つの方法がよく用いられる [54, 55]：

- ある判別ノードの直下の終端ノードに所属するサンプルデータの数が、指定したデータ数  $M$  未満である場合、その判別ノードに対して枝刈りを行う；
- ある判別ノードの分類誤り率が、その判別ノードを終端ノードに置き換えたときの分類誤り率より大きい場合、その判別ノードに対して枝刈りを行う。分類誤り率を求める際には、指定した信頼度  $CF$  (Confidence Factor) を用いる (付録 B)。

上記の方法を用いて枝刈りを行えるように、提案手法を拡張する。具体的には、第2章で述べた ID3 のアルゴリズムにおいて、(5) を以下のように変更する。

(5)' 以下の2つの条件のどちらかが満たされる場合、 $N$  を出力変数  $y_{most}$  とラベル付けされた終端ノードにして終了する。なお、 $y_{most}$  は  $C$  に所属するデータにおける、最多の出力変数である。

- ある  $C_{max,k}$  の要素数が、指定したデータ数  $M$  未満である。
- $N$  に  $x_{max}$  とラベル付けした判別ノードの分類誤り率が、 $N$  に  $y_{most}$  とラベル付けした終端ノードの分類誤り率より大きい。

どちらの条件も満たさない場合、 $N$  を  $x_{max}$  とラベル付けされた判別ノードにする。そして、 $N$  の子ノード  $N_k$  を作成し、それぞれに  $C_{max,k}$  を所属させる。

### 5.3 評価実験

拡張した提案手法を用いて、鎌倉の把握分類と Cutkosky の把握分類を認識するために効果的な触覚センサ素子配置を決定した。さらに、決定した素子配置に基づき、各把握分類の認識実験を行った。この認識実験を通して、枝刈りを行うことで、認識精度を大きく下げずに素子を削減できることを確認する。

#### 5.3.1 削減された素子による鎌倉の把握分類の認識実験

第4章で用いた3人全員のデータセットを一つにまとめたデータに、拡張した提案手法を適用し、鎌倉の把握分類の認識に効果的な触覚センサ素子配置を決定した。枝刈りを行う基準となる指定データ数  $M$  を変えて、それに伴う選択される素子の数の変化を調べた。なお、信頼度  $CF$  の指定値は、標準値の 0.25 [56] とした。

結果を Fig. 5.1 に示す。指定データ数  $M$  が 0, 13, 62 の場合、それぞれ 66, 49, 26 個の素子が選択された。

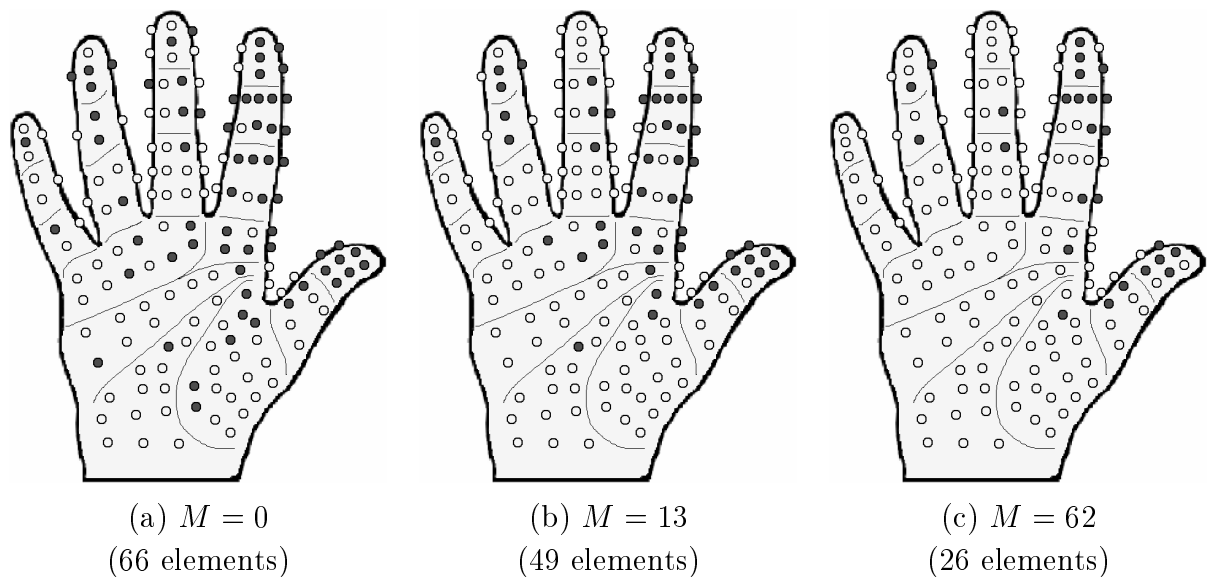


Fig. 5.1: Reduction of the number of selected tactile elements by pruning for the recognition of Kamakura's grasp types: (a) The specified number  $M$  is 0; (b) The specified number  $M$  is 13; (c) The specified number  $M$  is 62.

枝刈りを行うことで、認識精度を大きく下げずに素子を削減できるか調査するため、決定された素子配置を用いて、鎌倉の把握分類の認識を行った。Fig. 5.1 の3つの素子配置と全160個の素子を用いた場合の正答率を、それぞれ Table 5.1 に示す。正答率を求める際は、AdaBoost

アルゴリズムを用いた4分割交差検定を行った。

Table 5.1: Recognition rates [%]: Evaluation data (column) are recognized by using the placements selected with pruning (row), Kamakura.

| The number of selected elements | Subjects |      |      | average |
|---------------------------------|----------|------|------|---------|
|                                 | A        | B    | C    |         |
| 160                             | 88.4     | 90.0 | 88.8 | 89.1    |
| 66                              | 88.3     | 90.0 | 88.8 | 89.0    |
| 49                              | 88.2     | 90.0 | 88.8 | 89.0    |
| 26                              | 86.6     | 89.6 | 88.0 | 88.1    |

枝刈りを行うことで、素子の数が66個から26個に削減されたのに対して、正答率の平均の低下は0.9%に収まっている。また、Table 5.1の26個の素子を用いた場合の正答率の平均は、Table 4.3の27, 27, 33個の素子を用いた場合の正答率の平均より高い。枝刈りを行うことで、素子の数が少ないにもかかわらず、正答率の平均が高い配置が得られた。

### 5.3.2 削減された素子による Cutkosky の把握分類の認識実験

Cutkosky の把握分類についても、鎌倉の把握分類の場合と同様に実験を行った。枝刈りを行う基準となる指定データ数  $M$  を変えて、選択される素子の数を調べた結果を Fig. 5.2 に示す。指定データ数  $M$  が 0, 10, 29 の場合、それぞれ 62, 50, 30 個の素子が選択された。

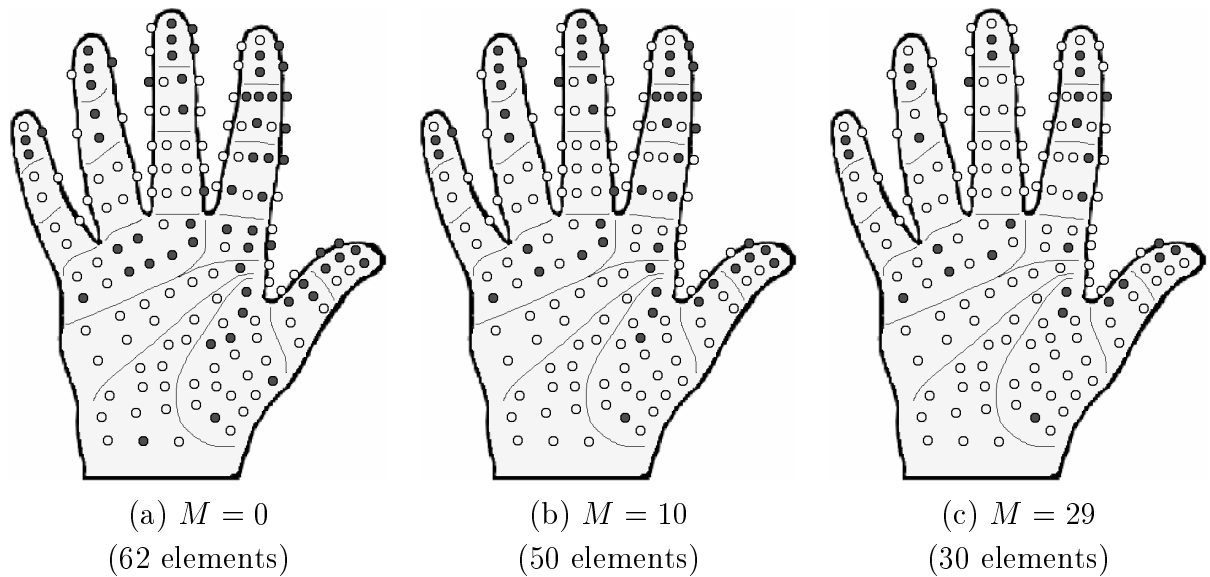


Fig. 5.2: Reduction of the number of selected tactile elements by pruning for the recognition of Cutkosky's grasp types: (a) The specified number  $M$  is 0; (b) The specified number  $M$  is 10; (c) The specified number  $M$  is 29.

前節と同様に、枝刈りを行うことで、認識精度を大きく下げずに素子を削減できるか調査した。その結果を Table 5.2 に示す。枝刈りにより素子の数が 62 個から 30 個に削減されたのに対して、正答率の平均の低下は 3.3%に収まっている。

Table 5.2: Recognition rates [%]: Evaluation data (column) are recognized by using the placements selected with pruning (row), Cutkosky.

| The number of selected elements | Subjects |      |      | average |
|---------------------------------|----------|------|------|---------|
|                                 | A        | B    | C    |         |
| 160                             | 84.8     | 88.7 | 86.9 | 86.8    |
| 62                              | 84.8     | 88.6 | 86.9 | 86.8    |
| 50                              | 84.7     | 88.2 | 86.6 | 86.5    |
| 30                              | 79.6     | 86.6 | 84.3 | 83.5    |

## 5.4 まとめ

多数の被験者から接触データを取得し、それらを一つにまとめたデータに提案手法を適用すると、被験者の違いに対して高い汎化性能を持つ触覚センサ素子配置が得られるが、選択される素子が増えてしまう。この問題を解決するため、提案手法で ID3 が出力した決定木に対して枝刈りを行い、選択される素子を削減する手法を提案した。

本章では、まず、決定木の枝刈りについて説明した。そして、枝刈りにより削減された素子を用いて、把握分類を認識する実験を行った。鎌倉の把握分類の認識実験では、枝刈りにより素子の数が 66 個から 26 個に削減されたのに対して、正答率の低下は 89.0%から 88.1%の 0.9%に収まった。また、Cutkosky の把握分類の認識実験では、枝刈りにより素子の数が 62 個から 30 個に削減されたのに対して、正答率の低下は 86.8%から 83.5%の 3.3%に収まった。ID3 が出力した決定木の枝刈りを行うことで、認識精度を大きく低下させることなく、選択される素子を削減できた。それに加えて、鎌倉の把握分類の認識では、枝刈りを行って得た 26 個の素子を用いた場合の正答率が、枝刈りを行わずに 3 人の被験者から個別に得た 27, 27, 33 個の素子を用いた場合の正答率より高かった。つまり、枝刈りを行うことで、素子の数が少ないにもかかわらず、正答率が高い配置が得られた。

## 6 人の手の触覚受容器分布との比較

### 6.1 はじめに

提案手法により決定された触覚センサ素子配置を，解剖学の知見による人の手の触覚受容器分布と比較する．人の手には，手と物体の接触を検出する触覚受容器が存在している．触覚受容器の分布密度は手の各部位で異なるが，その理由はよく分かっていない．そこで，提案手法による触覚センサ素子配置を人の手の触覚受容器分布と比較し，両者の類似点を示すと共に，触覚受容器の分布密度が偏っている理由について考察する．

本章では，まず，人の手の触覚受容器について説明する．そして，提案手法により決定された触覚センサ素子配置を，人の手の触覚受容器分布と比較した結果について述べる．

## 6.2 人の手の触覚受容器

まず、人の手指の解剖学的知見について述べる。Fig. 6.1 に人の指腹部の軟組織と触覚受容器の模式図を示す。指腹部の軟組織は、表皮 (Epidermis)・真皮 (Dermis)・皮下組織 (Subcutaneous fat tissue) という硬さの異なる3つの層で構成されている [57]。前野らによる新鮮屍体の計測 [58] によると、変位が十分に小さい範囲においては、表皮・真皮・皮下組織の縦弾性係数は、それぞれ  $0.136[\text{MPa}]$ ・ $0.080[\text{MPa}]$ ・ $0.034[\text{MPa}]$  である。また、ポアソン比はすべて  $0.48$  である。表皮と外界の境界には指紋 (Epidermal Ridge) がある。指紋は高さ約  $0.1\text{mm}$ 、幅約  $0.3\text{--}0.5\text{mm}$  の小稜であり、胎児のときに形成されたパターンが一生変わらないことが知られている [59]。

次に、人の手に存在する触覚受容器について述べる。解剖学的なアプローチから、手の皮膚内部に存在する触覚受容器のうち、手の軟組織の機械的変形を検知する機械受容器が触覚に関連することが知られている [60]。無毛皮膚部には、応答特性や皮膚内部での配置、深さ、分布密度が異なる4種類の機械受容器 [61] が存在し、それぞれマイスナー小体 (Meissner corpuscle)・メルケル細胞 (Merkel cell)・パチニ小体 (Pacini corpuscle)・ルフィニ終末 (Ruffini ending) と呼ばれる。4種類の機械受容器の配置を Fig. 6.1 に、応答特性と大きさを Table 6.1 に示す [62, 63]。

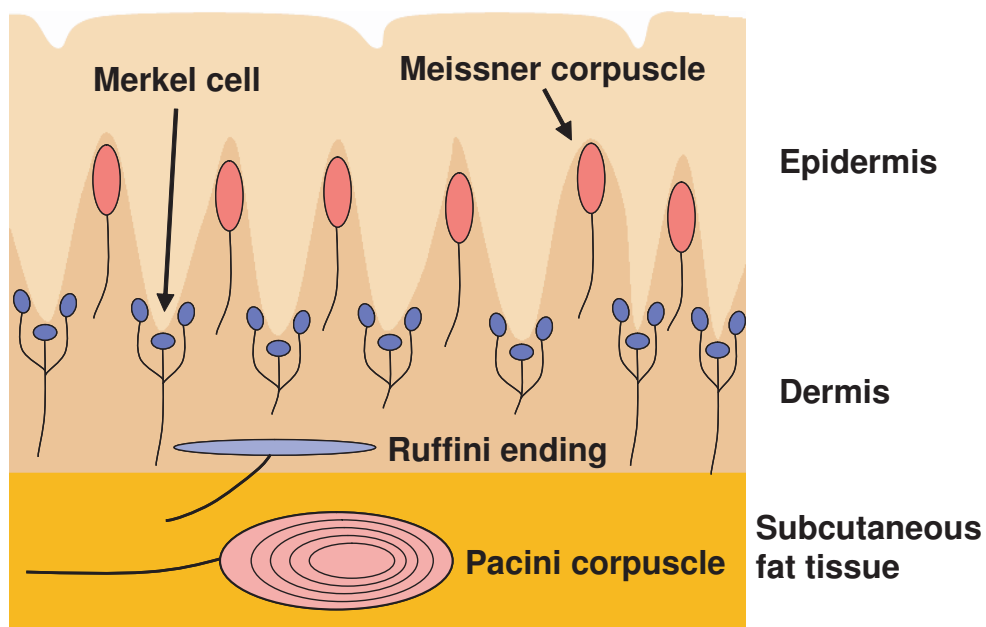


Fig. 6.1: Tissue and tactile receptors of glabrous skin



Table 6.1: Characteristics of tactile receptors at glabrous tissues

| Name of receptors  | type | adaptation | receptive field | size   |
|--------------------|------|------------|-----------------|--|
| Meissner corpuscle | FAI  | fast       | small           | $L = 20\text{--}150\ \mu\text{m}$ , $D = 40\text{--}70\ \mu\text{m}$ |
| Merkel cell        | SAI  | slow       | small           | $L = 7\ \mu\text{m}$ , $T = 1\ \mu\text{m}$                          |
| Pacini corpuscle   | FAII | very fast  | large           | $L = 0.3\text{--}1.5\ \text{mm}$ , $D = 0.2\text{--}0.7\ \text{mm}$  |
| Ruffini ending     | SAII | slow       | large           | $L = 0.5\text{--}2.0\ \text{mm}$ , $D = 0.2\ \text{mm}$              |

( $L$ : length,  $D$ : diameter,  $T$ : thickness)

4種類の機械受容器の応答特性は、Table 6.1 に示したように、FAI型 (Fastly Adapting I)・FAII型 (Fastly Adapting II)・SAI型 (Slowly Adapting I)・SAII型 (Slowly Adapting I I) に分類される。FA型を受容器は刺激に対する応答が速く、SA型を受容器は刺激に対する応答が遅い。また、I型を受容器は受容野が狭く (直径2 – 4 mm) 境界が鮮明であり、II型を受容器は受容野が広く境界が不鮮明である。なお、受容野とは、受容器が応答できる皮膚の範囲である。

4種類の機械受容器の手表面における空間的分布 [64] を、Fig. 6.2 に示す。なお、手の触覚受容器は、環指の中間を長さ方向に通る直線を境にして、拇指側は正中神経、小指側は尺骨神経に支配されている [65]。Fig. 6.2 では、正中神経が支配する拇指側領域における機械受容器の分布が表されている。

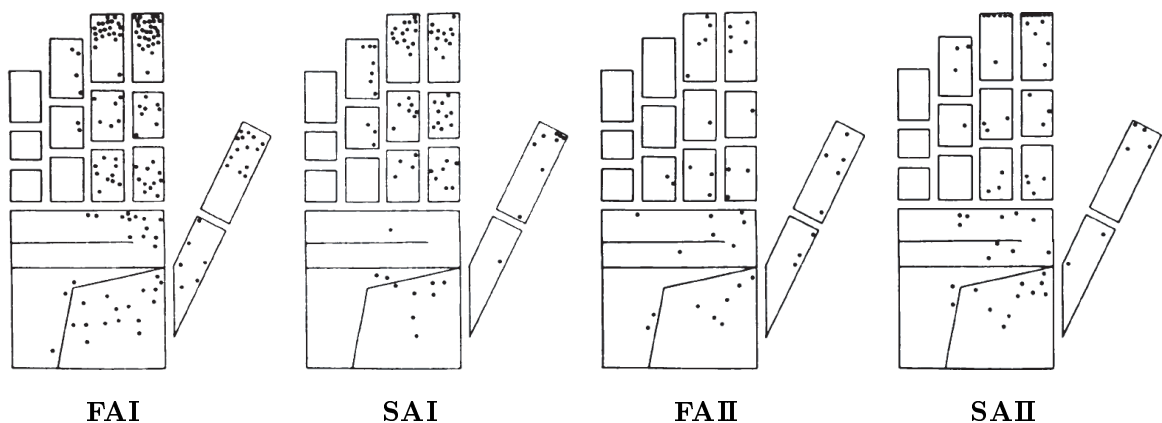


Fig. 6.2: The distribution of the receptive field centers of the four types of mechanoreceptive units: FAI, SAI, FAII, and SAII units (R. S. Johansson *et al.*, 1979, [64])

### 6.3 提案手法による触覚センサ素子配置と人の手の機械受容器分布の比較

第4章の実験で得られた触覚センサ素子配置 (Fig. 4.4, Fig. 4.8) と4種類の機械受容器分布 (Fig. 6.2) の手表面における密度 [64] を比較した。その結果を Table 6.2 に示す。なお、Table 6.2 で用いた手表面の領域 (Fingers, Fingertips, Palm) を、Fig. 6.3 に示す。この結果から、提案手法により得られた触覚センサ素子の手表面各部における密度比は、FAII型とSAII型の機械受容器の密度比より、FAI型とSAI型の機械受容器の密度比に近いことが分かる。触覚センサ素子と、FAI型・SAI型の機械受容器は、どちらも手のひら部 (Palm) から指部 (Fingers)、指先端部 (Fingertips) にいくに従って分布が密になっている。一方、FAI I型とSAII型の機械受容器は、手全体にほぼ均一に分布している。

Table 6.2: Density ratios of Fingers to Palm and Fingertips to Palm

| Tactile receptors                 |             | Density ratios |                   |
|-----------------------------------|-------------|----------------|-------------------|
|                                   |             | Palm : Fingers | Palm : Fingertips |
| FAI and SAI                       |             | 1 : 2.8        | 1 : 3.7           |
| FAII and SAII                     |             | 1 : 1.3        | 1 : 1.7           |
| Tactile elements                  |             | Density ratios |                   |
|                                   |             | Palm : Fingers | Palm : Fingertips |
| Kamakura's taxonomy of prehension | Placement-A | 1 : 3.1        | 1 : 4.1           |
|                                   | Placement-B | 1 : 4.0        | 1 : 3.7           |
|                                   | Placement-C | 1 : 4.0        | 1 : 3.0           |
| Cutkosky's taxonomy of prehension | Placement-A | 1 : 3.1        | 1 : 4.1           |
|                                   | Placement-B | 1 : 2.9        | 1 : 3.8           |
|                                   | Placement-C | 1 : 2.5        | 1 : 3.4           |

FAI型とSAI型の機械受容器の分布密度が、触覚の空間的分解能に対応しているとの報告 [66] がある (Fig. 6.4)。また、触覚センサ素子の配置密度も、取得される接触データの空間的分解能に対応していると言える。この両者の役割りの一致から、提案手法により得られた触覚センサ素子配置と、FAI型・SAI型の機械受容器分布の類似性が説明できると考える。つまり、手作業の基礎動作である把握を認識する際に重要な部位において、触覚の空間的分解能に関する機械受容器の分布密度が高くなっていると解釈できる。あるいは、触覚の空間的分解能に関する機械受容器の分布密度が高い部位を、効果的に認識に使用できるように、把握の型が決定されたのかもしれない。

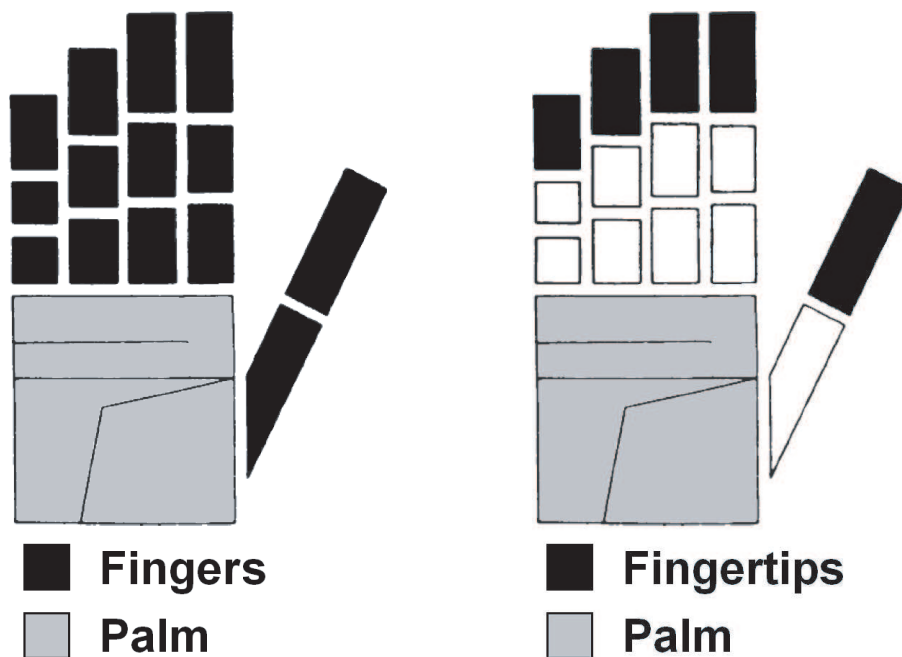


Fig. 6.3: The areas of Fingers, Fingertips, and Palm (R. S. Johansson *et al.*, 1979, [64])

なお、FAI型とSAI型の機械受容器は指先端部に特に高い密度で分布しているが、提案手法により得られた触覚センサ素子は指の末節と中節に同程度の密度で分布している。これは、センサグローブとCyber Gloveの厚みや抵抗のために、握力が指の先端部のスイッチに加わりづらく、それらのスイッチがあまり押されなかった結果、把握の型の認識に用いられなかったためであると考えられる。

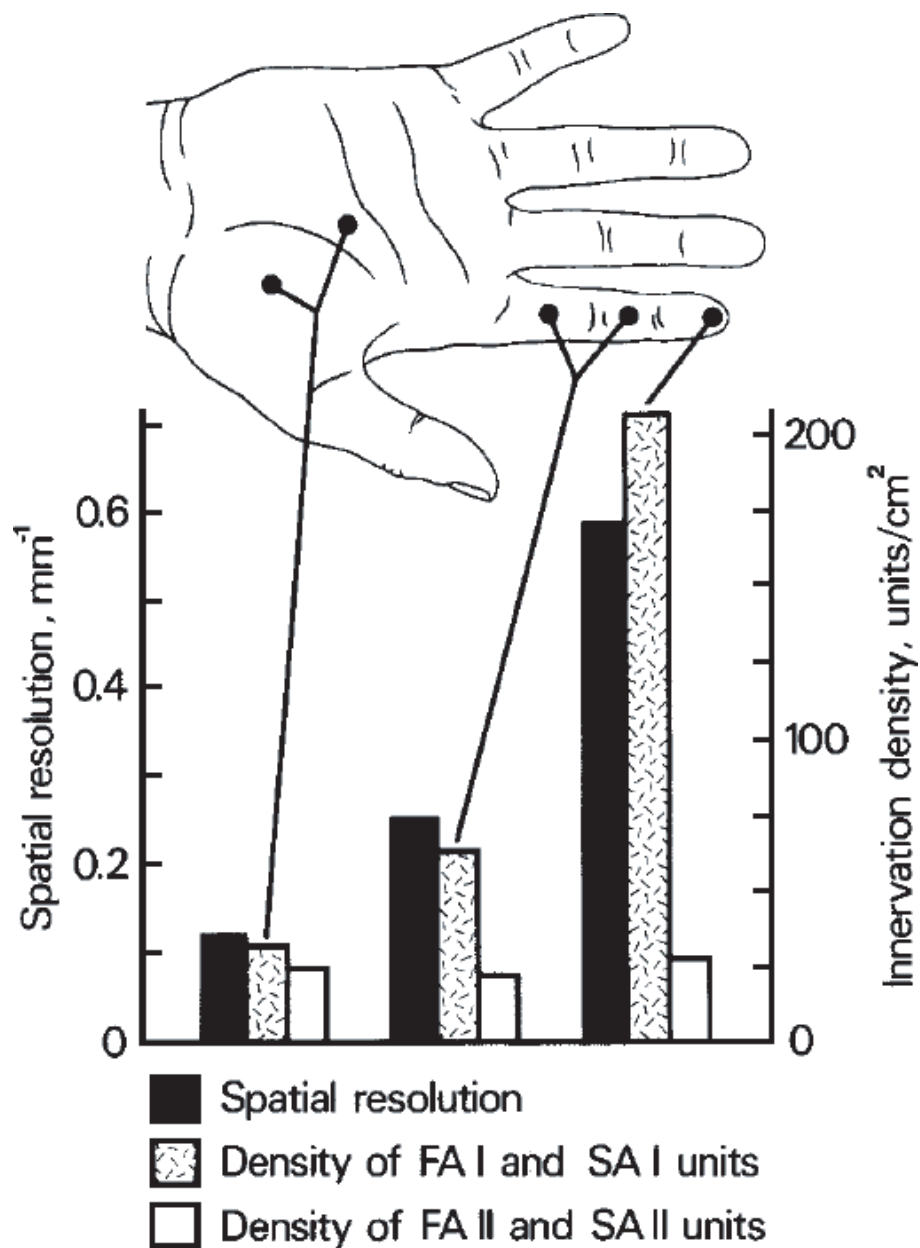


Fig. 6.4: Spatial resolution capacity in psychophysical tests (two point discrimination) compared to density of tactile units in three glabrous skin regions; fingertip, rest of finger, and palm, respectively. The three columns referring to one skin area represent, from left to right, (i) the inverse of the two point threshold in units of  $\text{mm}^{-1}$ , (ii) the average density of small field units taken together (FAI and SAI units), and (iii) the average density of large field units (FAII and SAII). Note that the spatial resolution increases reasonably *pari passu* with the increase in density of the FAI and SAI units (A. B. Vallbo *et al.*, 1984, [66]).

## 6.4 まとめ

提案手法により決定された触覚センサ素子の配置を，人の手の触覚に関係する4種類の機械受容器の分布と比較した．人の手に存在する機械受容器の分布密度は手の各部位で異なるが，その理由はよく分かっていない．そこで，提案手法による素子配置と人の手の機械受容器分布を比較し，両者の類似点を示すと共に，機械受容器の分布が偏っている理由について考察した．

本章では，まず，人の手に存在する機械受容器の解剖学的知見について述べた．そして，提案手法による触覚センサ素子配置と人の手の機械受容器分布を比較した．その結果，触覚センサ素子の手表面各部における密度比が，FAII型とSAII型の機械受容器の密度比より，FAI型とSAI型の機械受容器の密度比に近いことが分かった．触覚センサ素子の配置密度と，FAI型・SAI型の機械受容器の分布密度は，それぞれ取得される接触データと触覚との空間的分解能に対応している．よって，この結果は，手作業の基礎動作である把握の認識のために重要な部位に，触覚の空間的分解能に関する機械受容器が高密度で分布していると解釈できる．あるいは，触覚の空間的分解能に関する機械受容器が高密度で分布する部位を，効果的に認識に使用できるように，把握の型が決定されたのかもしれない．

## 7 手が物体に加える力の計測に基づく手作業の分節化

### 7.1 はじめに

手作業の認識を行っている従来研究では, Napier [25] や鎌倉 [28, 29], Cutkosky [32] が定義した把握の型 (Fig. 1.1, Fig. 1.2) のシーケンスとして手作業を認識することが多い [22, 23, 24, 26, 27, 30, 31, 33, 38, 39]. しかし, 把握の型は外見上の手のかたちによる分類であり, 手が物体に加える力による分類ではない. そのため, 人が行っている把握の型をロボットハンドにマッピングしても, 外見上の手のかたちが再現されるだけであり, 手が物体に加えている力が再現されるという保証はない. ロボットハンドが作業を代行するためには, 手が物体に加えている力をロボットハンドで再現することが重要である. 例えば, ハンマーを運ぶために持つ場合と釘を打つために持つ場合とでは, 外見上の手のかたちが同じでも, 手がハンマーに加える力の大きさは異なる. このように, 作業の内容は, 外見上の手のかたちではなく, 手が物体に加える力に反映されている.

本章では, 手が物体に加える力の計測に基づいて, 手作業を分節化する手法を提案する. この手法により分節化された作業をロボットハンドにマッピングすると, 人の手が物体に加えている力を再現できるため, ロボットハンドが器用な作業を再現する動作プログラムを生成できる. 分節化手法について説明した後に, 手が物体に加えている力を計測し, 筆記作業を分節化した実験について述べる.

## 7.2 手作業分節化手法

手が物体に加える力の計測に基づいて、手作業を分節化する手法について説明する。人の手が多数の接触点で物体に加えている力のすべてを、ロボットハンドで再現するのは困難である。そこで、手が各接触点で物体に加える力の集合により張られる空間の形状を表す特徴量を定義する。以降の議論では、この特徴量を接触力特徴量と呼ぶ。まず、作業時の各瞬間において、手が各接触点で物体に加えている力を計測し、接触力特徴量を求める。そして、求められた接触力特徴量が似ている瞬間は同じ分節であるとして、作業を分節化する。具体的には、作業時の各瞬間における接触力特徴量の集合に対してクラスタリングを行うことで、人の直観によらず作業を分節化する (Fig. 7.1)。

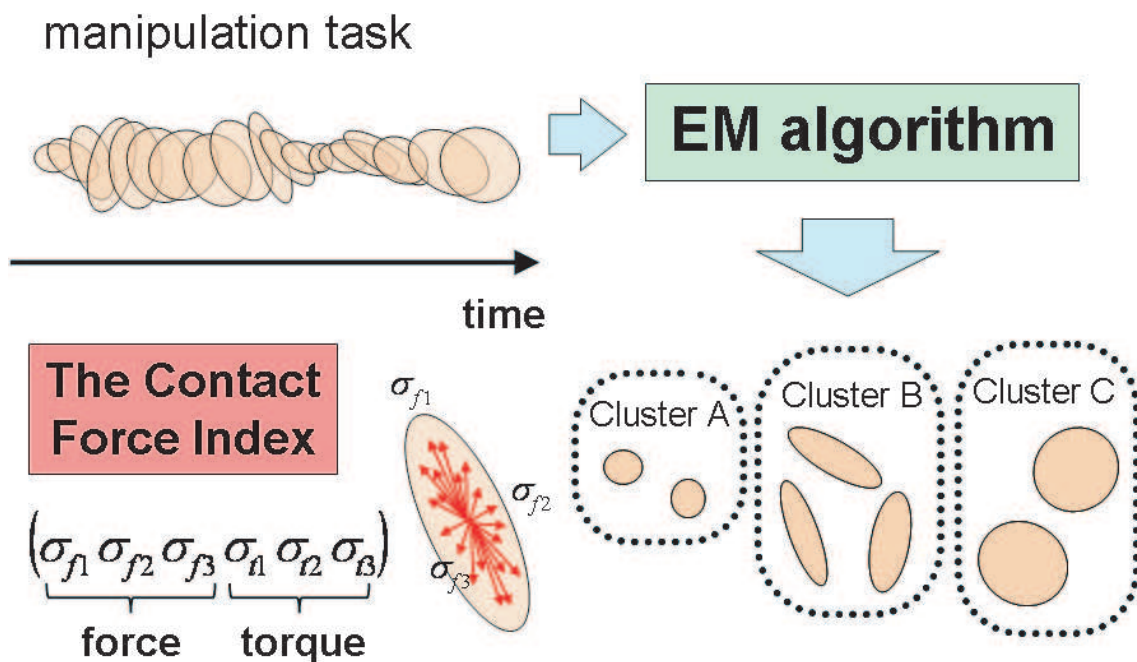


Fig. 7.1: Cluster analysis to the set of the contact force indices for segmenting a manipulation task

マニピュレータが物体に加える力学的拘束を表現するために、これまで多くの研究が行われてきた。具体的には、任意の方向の外力・外モーメントが物体に加わっても、それを打ち消す合力・合モーメントを各接触点で物体に加える力により発生できるかを判定する force closure [67] や、物体に加えることができる合力・合モーメント空間から把握の安定度を求めた grasp quality [68] が論じられてきた。これらはロボットハンドの把握安定性の評価を目的とした議論であり、作業を分節化するための指標としては不向きである。

### 7.2.1 接触力特徴量

接触力特徴量を求める手法を定式化するため、以下の仮定を行う。

- 手と物体の接触は、摩擦あり点接触の集合とする。
- 各接触点での法線方向は、接触点における物体表面の法線方向とする。
- 手が物体に加える力は、すべての接触点で加えられる力の合力である。

すべての接触点で手が物体に加える力を並べた行列の特異値分解を行い、その特異値から接触力特徴量を決定する。その定式化について、以下に説明する。手と物体の間の  $N$  個の接触点  $C_i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) で、手が物体に加える力を  $f_i$  とする。また、 $C_i$  の位置ベクトルを  $p_i$  とし、 $C_i$  でのトルクを  $t_i$  とする (Fig. 7.2)。そして、 $N$  個の  $f_i$  を並べた行列を  $W_f$  とする。同様に、 $N$  個の  $t_i$  を並べた行列を  $W_t$  とする。 $f_i$  と  $t_i$  はどちらも 3 次元のベクトルであるので、 $W_f$  と  $W_t$  はどちらも  $3 \times N$  の行列になる：

$$W_f = \begin{pmatrix} f_1 & f_2 & \cdots & f_N \end{pmatrix} \in \mathfrak{R}^{3 \times N}, \quad (7.1)$$

$$t_i = p_i \times f_i \quad (1 \leq i \leq N), \quad (7.2)$$

$$W_t = \begin{pmatrix} \lambda t_1 & \lambda t_2 & \cdots & \lambda t_N \end{pmatrix} \in \mathfrak{R}^{3 \times N}. \quad (7.3)$$

なお、 $f_i$  と  $p_i$  は同じ座標系で記述され、その座標系は任意に設定できる。また、 $\lambda$  は単位力と単位トルクを関係付ける係数である。 $|\lambda t_i| \leq |f_i|$  とするために、 $\lambda = \frac{1}{r}$  とした。ここで、 $r$  は座標系の原点から全接触点までの最大距離である。これにより、物体の大きさに依存せずに接触力特徴量を導出できる。

$f_i$  により張られる空間と  $t_i$  により張られる空間の形状を調べるために、 $W_f$  と  $W_t$  をそれぞれ特異値分解する。 $W_f$  と  $W_t$  はどちらも  $3 \times N$  の行列であるので、

$$W_f = U_f \Sigma_f V_f^T, \quad (7.4)$$

$$\Sigma_f = \text{diag}(\sigma_{f1}, \sigma_{f2}, \sigma_{f3}) \quad (\sigma_{f1} \geq \sigma_{f2} \geq \sigma_{f3} \geq 0), \quad (7.5)$$

$$W_t = U_t \Sigma_t V_t^T, \quad (7.6)$$

$$\Sigma_t = \text{diag}(\sigma_{t1}, \sigma_{t2}, \sigma_{t3}) \quad (\sigma_{t1} \geq \sigma_{t2} \geq \sigma_{t3} \geq 0) \quad (7.7)$$

のように、それぞれ 3 つの特異値が得られる。これらの特異値は、それぞれ  $f_i$  により張られる空間と  $t_i$  により張られる空間の形状を近似する楕円体の 3 本の軸の長さになる。なお、 $U_f$  と  $U_t$  は 3 次直交行列であり、 $V_f$  と  $V_t$  は  $N$  次直交行列である。



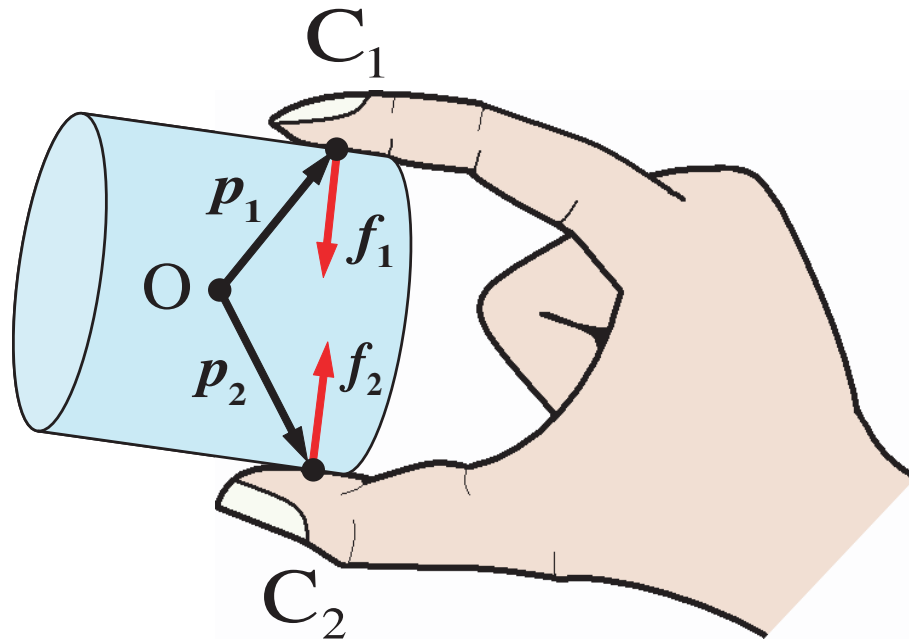


Fig. 7.2: Defined vectors to calculate *the contact force index*:  $\mathbf{f}_i$  is the contact force vector at the  $i$ th contact point,  $\mathbf{p}_i$  is the position vector of the  $i$ th contact point, and  $C_i$  is the  $i$ th contact point ( $i = 1, 2$ ).

$\mathbf{W}_f$  と  $\mathbf{W}_t$  から得られる合わせて 6 つの特異値を, 接触力特徴量  $\mathbf{CFI}$  (Contact Force Index) とする. つまり, 接触力特徴量は

$$\mathbf{CFI} = \left( \sigma_{f1} \quad \sigma_{f2} \quad \sigma_{f3} \quad \sigma_{t1} \quad \sigma_{t2} \quad \sigma_{t3} \right) \quad (7.8)$$

と表現される 6 次元のベクトルとなる.

接触力特徴量から, 作業時の各瞬間において物体に加えるべき力の大きさが分かる. また,  $\mathbf{U}_f$ ,  $\mathbf{V}_f$ ,  $\mathbf{U}_t$ ,  $\mathbf{V}_t$  から, 力を加えるべき方向も計算できる. よって, 接触力特徴量と計算された力を加えるべき方向をロボットハンドにマッピングすれば, 全接触点で加えられる力をすべて再現しなくても, 人の手が物体に加えている力をロボットハンドで近似的に再現できる.

### 7.2.2 接触力特徴量のクラスタリングによる手作業の分節化

作業時の各瞬間における接触力特徴量の集合をクラスタリングすることで, 手作業を分節化する (Fig. 7.1). クラスタリング手法には, k-means 法 [69, 70, 71] の一般化である EM アルゴリズム [72] (付録 C) を用いた. EM アルゴリズムは, 指定した数の正規分布の重ね合わせと仮定して, 入力データを分割する. 接触力から計算される接触力特徴量は, 接触力の計測誤差を含む. その計測誤差が正規分布に従うと考え, EM アルゴリズムを用いた.

EM アルゴリズムによって分割されたクラスタが、それぞれ作業分節になる。クラスタ数を指定することで、作業をいくつの分節に分割するか決定できる。

## 7.3 手作業分節化実験

前節で提案した分節化手法を用いて、筆記作業を分節化する実験を行った。まず、手が物体に加える力を計測するために開発したデバイスについて述べる。次に、対象作業とした筆記作業について説明する。最後に、筆記作業を分節化した結果について述べる。

### 7.3.1 手が物体に加える力の計測

提案した分節化手法を行うためには、手が物体に加える力を計測するデバイスが必要である。汎用性を考えると、手表面に力センサを配置したデバイスが望ましい。しかし、手表面に配置しても手指の動きを妨げないほど薄い力センサは、手指の関節を曲げただけで変形してしまう。そのため、そのような薄い力センサでは、手指の関節の曲がりによる誤差を出力から取り除けない。それに加えて、計測される力の方向を決定するため、手の幾何モデルと手指の関節角度から、各力センサの位置と姿勢を計算する必要がある。その際、手のモデル誤差と関節角度の計測誤差の影響を受ける。

そこで、物体表面に力センサを配置したデバイスを開発した。開発したデバイスの外観を Fig. 7.3 に示す。使用した力センサは、ニッタ社製の FlexiForce である。このデバイスは、真鍮製の六角柱と木製の円錐から構成される。六角柱の各側面に 10 個ずつ、合計 60 個の力センサを配置した。デバイスの寸法と力センサの配置を Fig. 7.4 に示す。オレンジ色の円は、力センサの配置を表している。デバイスの質量は 253[g] である。また、座標系は Fig. 7.5 のように設定した。

使用した力センサの感圧部の外観を Fig. 7.6 に示す。力センサの感圧部は直径 9.5 mm の円形であり、その厚さは 0.2 mm である。力センサの仕様を Table 7.1 に示す。この力センサは、感圧部の全体に加わる力を計測するが、計測された力は感圧部の中心に加わっていると仮定した。

Table 7.1: Specifications of the pressure sensor

|                               |              |
|-------------------------------|--------------|
| Maximum capacity              | 110[N]       |
| Resistance under no-load      | 10[MΩ]       |
| Resistance under maximum-load | 20[kΩ] ± 15% |
| Hysteresis                    | < 4.5%       |

手が物体に加える力は、垂直力成分と接線力成分に分解できる。しかし、作業時の手指の

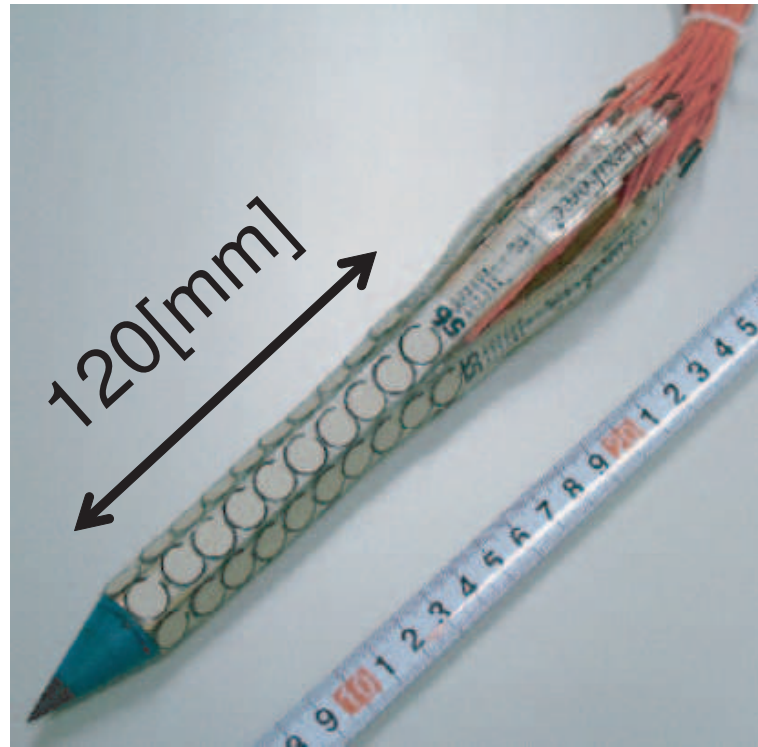


Fig. 7.3: Photograph of the contact force sensing device

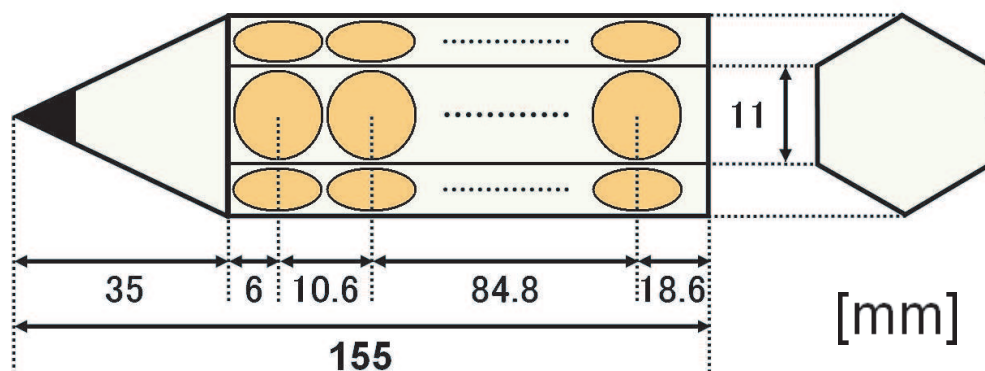


Fig. 7.4: Size of the contact force sensing device and placement of the 60 pressure sensors

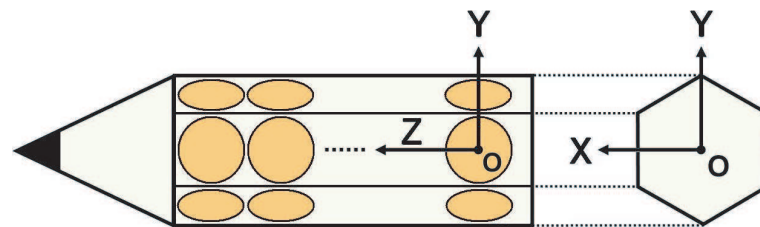


Fig. 7.5: Coordinate system of the contact force sensing device

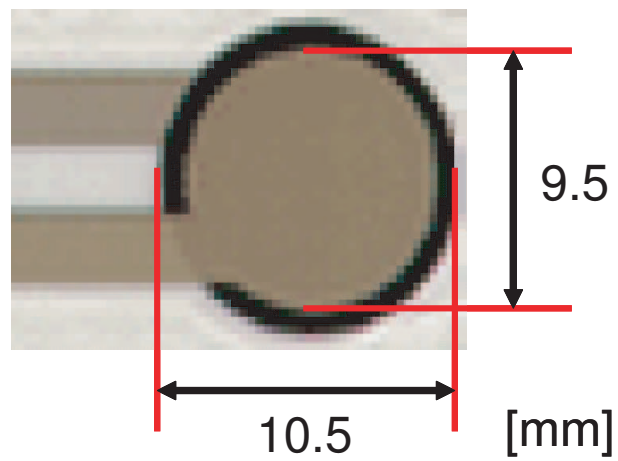


Fig. 7.6: Photograph of the sensing part of the pressure sensor

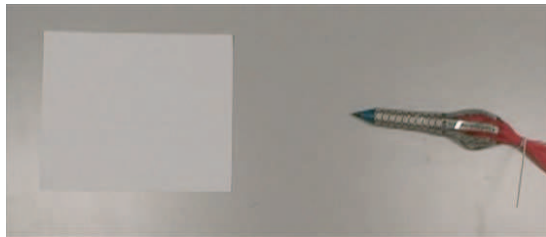
動きを妨げないほど薄い市販の力センサは、垂直力成分のみしか計測できない。開発したデバイスに使用した FlexiForce も、感圧部の表面に対して垂直な方向の力を計測する。そこで、本章では、手が物体に加える力の垂直力成分を用いた場合の、作業の分節化結果を調査する。

### 7.3.2 筆記作業

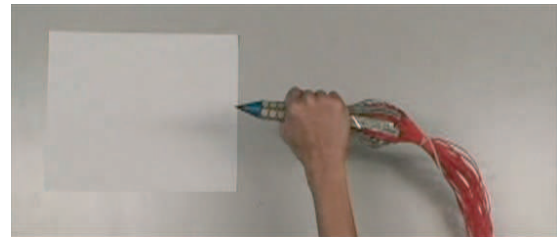
分節化実験の対象作業として、開発したデバイスを鉛筆に見立て、筆記作業を行った。この筆記作業は、以下に示す 16 の動作から成る。

- 1) 作業開始時は、デバイスは机に置いてある (Fig. 7.7-a) .
- 2) デバイスを手に取る。
- 3) デバイスを紙の上に運ぶ (Fig. 7.7-b) .
- 4) 線を引くために、デバイスを握りかえる (Fig. 7.7-c) .
- 5) 線を引くために、デバイスを握っている (Fig. 7.7-d) .
- 6) 横線を引く。
- 7) ペン先を移動させる。
- 8) 横線を引く。
- 9) ペン先を移動させる。
- 10) 縦線を引く。
- 11) ペン先を移動させる。
- 12) 縦線を引く。
- 13) 線を引くために、デバイスを握っている。
- 14) デバイスを元の場所に運ぶ (Fig. 7.7-e) .
- 15) 机に置くために、デバイスを握りかえる (Fig. 7.7-f) .
- 16) デバイスを机に置く。

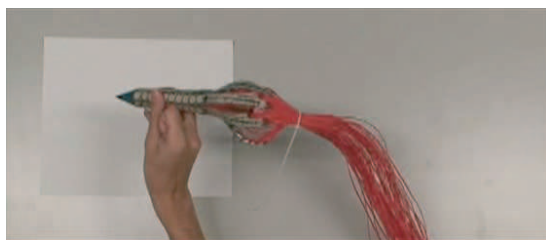
分節化手法を用いて筆記作業を分節化した結果と比較するため、人の直観により、上記の 16 の動作を以下の 8 種類に分類した。カッコ内の数字は、上記の動作の番号に対応している。



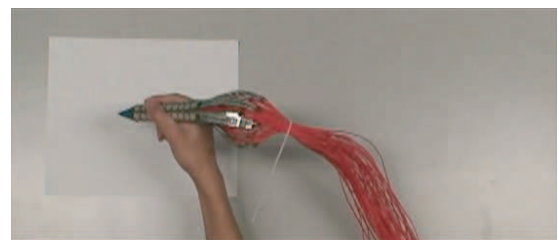
a: The device is on the desk.



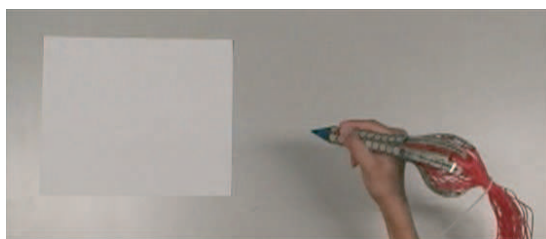
b: Carrying the device above paper



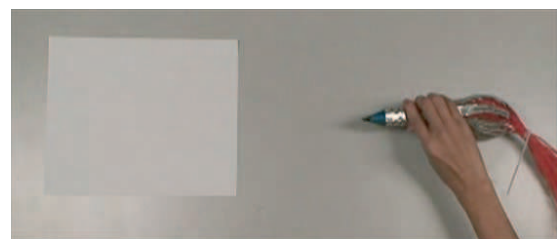
c: Changing a grasping form for drawing lines



d: Grasping the device for drawing lines



e: Carrying the device back where it was



f: Changing a grasping form for putting the device on the desk

Fig. 7.7: Snapshots of the writing task

- I. デバイスは机に置いてある (1, 16) .
- II. デバイスを手に取る (2) .
- III. デバイスを運ぶ (3, 14) .
- IV. デバイスを握りかえる (4, 15) .
- V. 線を引くために, デバイスを握っている (5, 13) .
- VI. 横線を引く (6, 8) .
- VII. 縦線を引く (10, 12) .
- VIII. ペン先を移動させる (7, 9, 11) .

### 7.3.3 筆記作業の分節化実験

分節化手法を用いて筆記作業を分節化する実験を行った。実験結果を人の直観による筆記作業の分類と比較し、作業時に手が物体に加える力の変化を調査した。まず、筆記作業を行い、開発したデバイスに手が加える力をおよそ 33[Hz] で計測した。そして、計測した力のデータに提案手法を適用し、筆記作業を分節化した。指定クラスタ数は、人の直観による筆記作業の分類数と同じ 8 とした。なお、被験者は 25 歳の男性である。また、 $r$  の値は座標系の原点から最も遠い力センサまでの距離 (約 95.9 mm) とした。

分節化結果を Fig. 7.8 に示す。縦軸は、分節化手法により分割されたクラスタを表している。同じ段に表示されたデータは、同じ作業分節として分割されている。一方、横軸は、時間の経過を表している。ラベルと縦線により、人が直観で筆記作業を分類した結果を示す。

分節化手法は、接触力特徴量が似ている瞬間は同じ分節であるとして、作業を分節化する。接触力特徴量は、手が各接触点で物体に加える力の集合により張られる空間の形状を表す。したがって、異なる作業分節として分節化された瞬間は、手が物体に加える力も異なると考えられる。Fig. 7.8 の 3) の動作では、人の直観による作業分類が同じであるにもかかわらず、分節化手法による作業分節が変化している。つまり、人の直観だけでは、手が物体に加える力の変化が分からない場合があると言える。



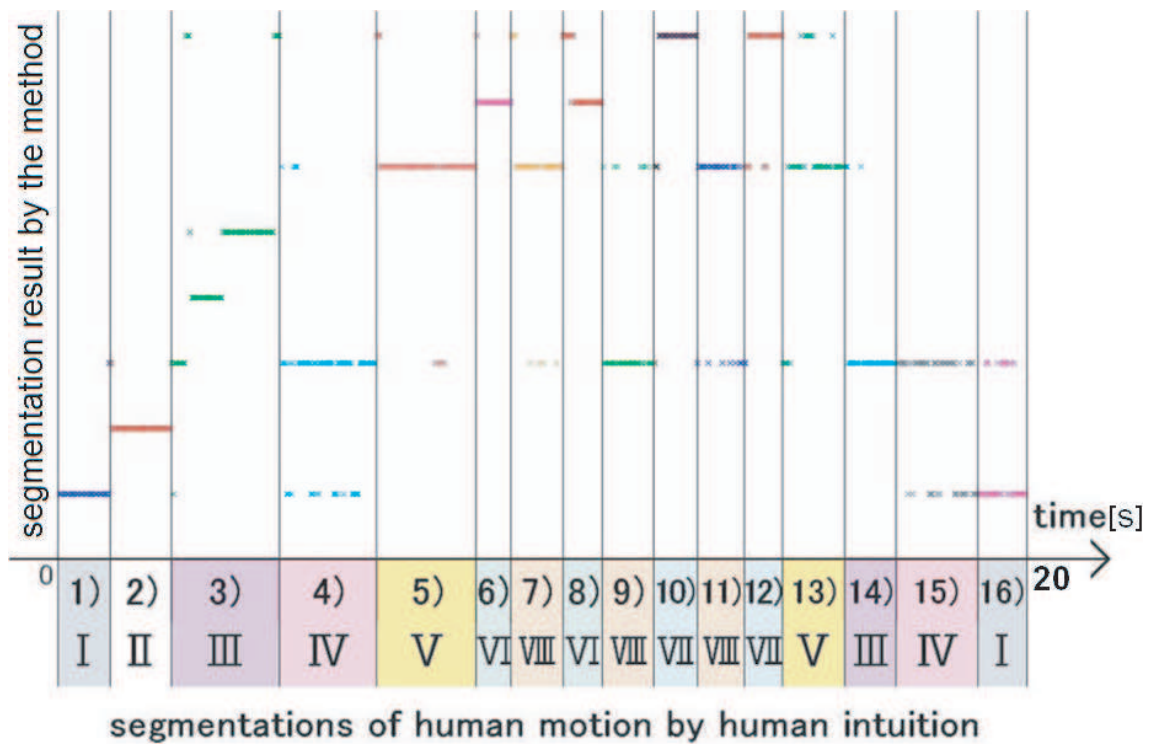


Fig. 7.8: Segmentation result: The writing task is segmented by the proposed method.

## 7.4 まとめ

手が物体に加える力の計測に基づいて、手作業を分節化する手法を提案した。この手法では、まず、手が各接触点で物体に加える力の集合により張られる空間の形状を表す接触力特徴量を求める。そして、作業時の各瞬間における接触力特徴量の集合に対してクラスタリングを行う。分割されたクラスタをそれぞれ作業分節とすることで、人の直観によらず作業を分節化できる。

手が物体に加えている力を計測し、筆記作業を分節化する実験を行った。そして、その分節を、人の直観に基づく筆記作業の分類と比較した。その結果、人の直観に基づく作業分類は同じであるが、力の計測に基づく作業分節は異なる場合があることが分かった。つまり、人の直観だけでは、手が物体に加える力の変化が分からない可能性があると言える。

## 8 結論

多関節多指ロボットハンドに作業を代行させるためには、人が作業を行うときの手指の連続動作から作業の内容を認識し、認識した作業内容をロボットハンドにマッピングできるとよい。手指の連続動作から作業内容を認識するとき、手指の関節角度軌跡に加えて、手と物体の接触状態を補完的に用いることで、認識精度を向上できる。本研究の目的は、接触状態を効率よく取得し、手が物体に加える力の計測に基づく単位動作のシーケンスとして作業内容を認識することである。この目的を達成するために、手作業認識に効果的な触覚センサ素子配置を決定する手法と、手が物体に加える力の計測に基づき手作業を分節化する手法の開発を行った。本研究における成果は、以下の通りである。

- 少数の触覚センサ素子で、多数の素子を用いた場合と同程度の精度で手作業を認識できる素子配置を決定する手法を開発した。これにより、把握を効果的に認識できる少数の素子を選択できた。さらに、この手法により選択された素子を、決定木の枝刈りを利用して削減した。実験を行い、認識精度を大きく低下させることなく素子を削減できることを確認した。
- 提案手法による触覚センサ素子配置を、人の手の触覚受容器分布と比較した。その結果、手作業の基礎動作である把握の認識に役立つ素子が密に分布している部位に、人の触覚の空間的分解能に関する機械受容器も高密度で分布しているという知見を得た。
- 手が物体に加える力の計測に基づいて、手作業を分節化する手法を開発した。そして、力の計測に基づく筆記作業の分節を、人の直観による筆記作業の分類と比較し、人の直観だけでは、手が物体に加える力の変化が分からない場合があるという知見を得た。

これらの成果により、少数の触覚センサ素子で効果的に把握を認識することができた。さらに、手が物体に加える力の計測に基づき、手作業を分節化できた。手が物体に加える力を再現することは、ロボットハンドが作業を代行するために重要である。

今後の研究課題としては、分節化された作業のロボットハンドへのマッピングが挙げられる。本研究では、手が物体に加える力の計測に基づき、手作業を分節化する手法を開発した。この手法に加えて、分節化された作業を、個別のロボットハンドの構造と機能に合わせてマッピングする方法が、ロボットハンドに作業を代行させるために必要である。

## 謝 辞

本論文は、著者が2005年から2009年まで九州大学 大学院システム情報科学府知能システム学専攻において行った研究をまとめたものです。本論文を締めくくるにあたって、著者の研究を公私に渡り支えてくださった皆様へ心からの感謝を捧げます。

九州大学 大学院システム情報科学府 知能システム学専攻 長谷川勉 教授には、研究当初から本論文のまとめに至るまで長年に渡り終始親身に貴重なお時間を割いて御指導、御鞭撻を頂きました。ここに深謝の意を表します。

九州大学 大学院システム情報科学府 知能システム学専攻 倉爪亮 教授、同知能システム学専攻 内田誠一 教授には、本論文をまとめるにあたり有益な御指導を頂きました。深く感謝いたします。

九州大学 大学院システム情報科学府 村上剛司 助教、同大学 高等研究院 田原健二 特別准教授には、有益な御教示や御助言を多数頂きました。九州大学 大学院システム情報科学府 江藤淳次 技官には、実験器具の製作や研究環境の整備をして頂きました。皆様からのご仁愛に感謝の意を表します。

また、九州大学 大学院システム情報科学府 長谷川勉研究室ならびに倉爪研究室の大学院生、学部生、秘書、および卒業生の皆様には、大学生活をたいへん充実したものにして頂きました。お世話になった多くの方々に感謝すると共に、皆様の今後のご活躍を心よりお祈り申し上げます。

最後に、博士課程への進学に対し深い理解を示し、常に私を支えてくれた家族、特に両親に感謝を捧げます。

2010年1月

松尾 一矢

## 参考文献

- [1] 福田敏男: “ロボットハンドの研究開発の現状と将来”, 日本ロボット学会誌, Vol. 7, No. 5, pp. 86–90, (1989)
- [2] 花房秀郎: “ロボットハンド考”, 日本ロボット学会誌, Vol. 11, No. 7, pp. 934–937, (1993)
- [3] 金子真: “多指ハンド”, 日本ロボット学会誌, Vol. 16, No. 7, pp. 889–892, (1998)
- [4] 吉川恒夫: “器用なメカニカルハンド”, 日本ロボット学会誌, Vol. 18, No. 6, pp. 5–8, (2000)
- [5] A. M. Okamura, N. Smaby, and M. R. Cutkosky: “An Overview of Dexterous Manipulation”, *Proceedings of IEEE International Conference Robotics and Automation (ICRA2000)*, pp. 255–262, (2000)
- [6] A. Bicchi: “Hands for Dexterous Manipulation and Robust Grasping: A Difficult Road Toward Simplicity”, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 16, No. 6, pp. 652–662, (2000)
- [7] A. Bicchi and V. Kumar: “Robotic Grasping and Contact: A Review”, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2001)*, pp. 348–353, (2001)
- [8] C. S. Lovchik and M. A. Diftler: “The Robonaut Hand: A Dexterous Robot Hand for Space”, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA1999)*, pp. 907–912, (1999)
- [9] A. Namiki, Y. Nakabo, I. Ishii, and M. Ishikawa: “1-ms Sensory-Motor Fusion System”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 5, No. 3, pp. 244–252, (2000)
- [10] H. Kawasaki, T. Komatsu, and K. Uchiyama: “Dextrous Anthropomorphic Robot Hand with Distributed Tactile Sensor: Gifu Hand II”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 7, No. 3, pp. 296–303, (2002)

- [11] L. Zollo, S. Roccella, E. Guglielmelli, M. C. Carrozza, and P. Dario: “Biomechatronic Design and Control of an Anthropomorphic Artificial Hand for Prosthetic and Robotic Applications”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 12, No. 4, pp. 418–429, (2007)
- [12] H. Liu, P. Meusel, G. Hirzinger, M. Jin, Y. Liu, and Z. Xie: “The Modular Multisensory DLR-HIT-Hand: Hardware and Software Architecture”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 13, No. 4, pp. 461–469, (2008)
- [13] K. Uzuka, I. Enomoto, and K. Suzumori: “Comparative Assessment of Several Nutation Motor Types”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 14, No. 1, pp. 82–92, (2009)
- [14] <http://www.barrett.com/robot/> (2009/10/28)
- [15] A. T. Miller, S. Knoop, H. I. Christensen, and P. K. Allen: “Automatic Grasp Planning Using Shape Primitives”, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2003)*, pp. 1824–1829, (2003)
- [16] K. J. Kyriakopoulos, J. V. Riper, A. Zink, and H. E. Stephanou: “Kinematic Analysis and Position/Force Control of the Anthrobot Dexterous Hand”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, Vol. 27, No. 1, pp. 95–104, (1997)
- [17] J. Hong and X. Tan: “Calibrating a VPL DataGlove for Teleoperating the Utah/MIT Hand”, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA1989)*, pp. 1752–1757, (1989)
- [18] H. Wang, K. H. Low, M. Y. Wang, and F. Gong: “A Mapping Method for Telemanipulation of the Non-Anthropomorphic Robotic Hands with Initial Experimental Validation”, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2005)*, pp. 4229–4234, (2005)
- [19] K. Ikeuchi and T. Suehiro: “Toward an Assembly Plan from Observation Part I: Task Recognition with Polyhedral Objects”, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 3, pp. 368–385, (1994)
- [20] Y. Kuniyoshi, M. Inaba, and H. Inoue: “Learning by Watching: Extracting Reusable Task Knowledge from Visual Observation of Human Performance”, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 6, pp. 799–822, (1994)

- [21] J. U. Chu, I. Moon, Y. J. Lee, S. K. Kim, and M. S. Mun: “A Supervised Feature-Projection-Based Real-Time EMG Pattern Recognition for Multifunction Myoelectric Hand Control”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 12, No. 3, pp. 282–290, (2007)
- [22] 池内克史, S. B. Kang: “視覚によるハンドの教示”, *日本ロボット学会誌*, Vol. 13, No. 5, pp. 599–602, (1995)
- [23] S. B. Kang and K. Ikeuchi: “Toward Automatic Robot Instruction from Perception-Mapping Human Grasps to Manipulator Grasps”, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 13, No. 1, pp. 81–95, (1997)
- [24] 池内克史: “人間の把持行動観察によるロボットの把持戦略の生成”, *日本ロボット学会誌*, Vol. 18, No. 6, pp. 792–797, (2000)
- [25] J. R. Napier: “The Prehensile Movements of the Human Hand”, *Journal of Bone and Joint Surgery*, Vol. 38B, No. 4, pp. 902–913, (1956)
- [26] K. Ogawara, J. Takamatsu, H. Kimura, and K. Ikeuchi: “Generation of a Task Model by Integrating Multiple Observations of Human Demonstrations”, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2002)*, pp. 1545–1550, (2002)
- [27] K. Bernardin, K. Ogawara, K. Ikeuchi, and R. Dillmann: “A Sensor Fusion Approach for Recognizing Continuous Human Grasping Sequences Using Hidden Markov Models”, *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 21, No. 1, pp. 47–57, (2005)
- [28] N. Kamakura, M. Matsuo, H. Ishii, F. Mitsuboshi, and Y. Miura: “Patterns of Static Prehension in Normal Hands”, *The American Journal of Occupational Therapy*, Vol. 34, No. 7, pp. 437–445, (1980)
- [29] 鎌倉矩子: “手のかたち 手のうごき”, 医歯薬出版株式会社, (1989)
- [30] S. Ekvall and D. Kragic: “Grasp Recognition for Programming by Demonstration”, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2005)*, pp. 760–765, (2005)



- [31] S. Ekvall and D. Kragic: “Learning and Evaluation of the Approach Vector for Automatic Grasp Generation and Planning”, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2007)*, pp. 4715–4720, (2007)
- [32] M. R. Cutkosky: “On Grasp Choice, Grasp Models, and the Design of Hands for Manufacturing Tasks”, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 5, No. 3, pp. 269–279, (1989)
- [33] J. Aleotti and S. Caselli: “Robust Trajectory Learning and Approximation for Robot Programming by Demonstration”, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 54, No. 5, pp. 409–413, (2006)
- [34] M. Kondo, J. Ueda, and T. Ogasawara: “Recognition of In-Hand Manipulation Using Contact State Transition for Multifingered Robot Hand Control”, *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 56, No. 1, pp. 66–81, (2008)
- [35] C. Cortes and V. Vapnik: “Support-Vector Networks”, *Machine Learning*, Vol. 20, No. 3, pp. 273–297, (1995)
- [36] R. Zollner, O. Rogalla, R. Dillmann, and M. Zollner: “Understanding Users Intention: Programming Fine Manipulation Tasks by Demonstration”, *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2002)*, pp. 1114–1119, (2002)
- [37] 川崎晴久, 中山寛治, グラハムパーカー: “VR環境での人間の動作意図に基づくロボット教示”, *日本バーチャルリアリティ学会論文誌*, Vol. 5, No. 2, pp. 899–906, (2000)
- [38] L. Y. Chang, N. S. Pollard, T. M. Mitchell, and E. P. Xing: “Feature Selection for Grasp Recognition from Optical Markers”, *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2007)*, pp. 2944–2950, (2007)
- [39] Y. H. Liu, H. P. Huang, and C. H. Weng: “Recognition of Electromyographic Signals Using Cascaded Kernel Learning Machine”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 12, No. 3, pp. 253–264, (2007)
- [40] 関喜一, 下条誠, 佐藤滋, 高橋昭彦: “高柔軟性をもつ把持圧力分布センサの開発”, *計測自動制御学会論文集*, Vol. 31, No. 9, pp. 1528–1530, (1995)

- [41] J. R. Quinlan: “Discovering Rules by Induction from Large Collections of Examples”, *In Expert Systems in the Micro-Electronic Age*, D. Michie, Editor, Edinburgh University Press, Edinburgh, UK, pp. 168–201, (1979)
- [42] J. R. Quinlan: “Induction of Decision Trees”, *Machine Learning*, Vol. 1, pp. 81–106, (1986)
- [43] R. S. Michalski (電総研人工知能研究グループ 訳) : “概念と規則の学習—例からの学習 (知識獲得と学習シリーズ)”, 共立出版, (1988)
- [44] W. Hamilton: “Discussions on Philosophy and Literature, Education and University Reform”, London: Longman, Brown, Green, and Longmans, p. 590, (1852)
- [45] H. Shinoda and H. Oasa: “Wireless Tactile Sensing Element Using Stress-Sensitive Resonator”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 5, No. 3, pp. 258–265, (2000)
- [46] C. Melchiorri: “Slip Detection and Control Using Tactile and Force Sensors”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 5, No. 3, pp. 235–243, (2000)
- [47] Y. Mukaibo, H. Shirado, M. Konyo, and T. Maeno: “Development of a Texture Sensor Emulating the Tissue Structure and Perceptual Mechanism of Human Fingers”, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2005)*, pp. 2576–2581, (2005)
- [48] L. Beccai, S. Roccella, L. Ascari, P. Valdastri, A. Sieber, M. C. Carroza, and P. Dario: “Development and Experimental Analysis of a Soft Compliant Tactile Microsensor for Anthropomorphic Artificial Hand”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 13, No. 2, pp. 158–168, (2008)
- [49] N. Vanello, V. Hartwig, M. Tesconi, E. Ricciardi, A. Tognetti, G. Zupone, R. Gassert, D. Chapuis, N. Sgambelluri, E. P. Scilingo, G. Giovannetti, V. Positano, M. F. Santarelli, A. Bicchi, P. Pietrini, D. de Rossi, and L. Landini: “Sensing Glove for Brain Studies: Design and Assessment of Its Compatibility for fMRI with a Robust Test”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, Vol. 13, No. 3, pp. 345–354, (2008)
- [50] I. H. Witten and E. Frank: “Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations”, Morgan Kaufmann Publishers, (1999)

- [51] Y. Freund and R. E. Schapire: “A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting”, *Journal of Computer and System Sciences*, Vol. 55, No. 1, pp. 119–139, (1997)
- [52] X. Carreras and L. Marquez: “Boosting Trees for Anti-Spam Email Filtering”, *Proceedings of 4th International Conference on Recent Advances in Natural Language Processing (RANLP-2001)*, Tzigov Chark, BG, pp. 58–64, (2001)
- [53] J. R. Quinlan and R. L. Rivest: “Inferring Decision Trees Using the Minimum Description Length Principle”, *Journal of Information and Computation*, Vol. 80, No. 3, pp. 227–248, (1989)
- [54] S. M. Weiss and C. A. Kulikowski: “Computer Systems That Learn: Classification and Prediction Methods from Statistics, Neural Nets, Machine Learning, and Expert Systems”, Morgan Kaufmann Publishers, (1991)
- [55] M. Kearns and Y. Mansour: “A Fast, Bottom-Up Decision Tree Pruning Algorithm with Near-Optimal Generalization”, *Proceedings of the 15th International Conference on Machine Learning*, pp. 269–277, (1998)
- [56] J. R. Quinlan: “C4.5: Programs for Machine Learning”, Morgan Kaufmann Publishers, (1993)
- [57] M. R. Miller, H. J. Ralston III, and M. Kasahara: “The Pattern of Cutaneous Innervation of the Human Hand”, *American Journal of Anatomy*, Vol. 102, No. 2, pp. 183–217, (1958)
- [58] 前野隆司, 小林一三, 山崎信寿: “ヒト指腹部構造と触覚受容器位置の力学的関係”, *日本機械学会論文集 (C)*, Vol. 63, No. 607, pp. 881–888, (1997)
- [59] H. Faulds: “On the Skin-Furrows of the Hand”, *Nature*, Vol. 22, p. 605, (1880)
- [60] 岩村吉晃: “タッチ”, 医学書院, pp. 207–228, (2001)
- [61] R. S. Johansson and A. B. Vallbo: “Spatial Properties of the Population of Mechanoreceptive Units in the Glabrous Skin of the Human Hand”, *Brain Research*, Vol. 184, pp. 353–366, (1980)
- [62] 岩村吉晃: “ヒト触覚受容器の構造と特性”, *日本ロボット学会誌*, Vol. 2, No. 5, pp. 438–444, (1984)

- [63] 前野隆司: “ヒト指腹部と触覚受容器の構造と機能”, 日本ロボット学会誌, Vol. 18, No. 6, pp. 772–775, (2000)
- [64] R. S. Johansson and A. B. Vallbo: “Tactile Sensibility in the Human Hand: Relative and Absolute Densities of Four Types of Mechanoreceptive Units in Glabrous Skin”, *Journal of Physiology*, Vol. 286, pp. 283–300, (1979)
- [65] A. I. Kapandji (塩田悦仁 訳): “カラー版 カバンディ 関節の生理学 I. 上肢 原著第6版”, 医歯薬出版株式会社, pp. 336–337, (1986)
- [66] A. B. Vallbo and R. S. Johansson: “Properties of Cutaneous Mechanoreceptors in the Human Hand Related to Touch Sensation”, *Journal of Human Neurobiology*, Vol. 3, pp. 3–14, (1984)
- [67] J. K. Salisbury and B. Roth: “Kinematic and Force Analysis of Articulated Hands”, *ASME Journal of Mechanisms, Transmissions, and Automation in Design*, Vol. 105, pp. 33–41, (1982)
- [68] A. T. Miller and P. K. Allen: “Examples of 3D Grasp Quality Computations”, *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA1999)*, pp. 1240–1246, (1999)
- [69] J. B. MacQueen: “Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations”, *Proceedings of the 5th Symposium on Mathematics, Statistics, and Probability*, Vol. 1, No. 2, pp. 281–297, (1967)
- [70] M. R. Anderberg: “Cluster Analysis for Applications”, Academic Press, (1973)
- [71] E. W. Forgy: “Cluster Analysis of Multivariate Data: Efficiency versus Interpretability of Classification”, *Biometrics*, Vol. 21, No. 3, pp. 768–769, (1965)
- [72] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin: “Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm”, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)*, Vol. 39, No. 1, pp. 1–38, (1977)
- [73] Y. Freund and R. E. Schapire: “Experiments with a New Boosting Algorithm”, *Proceedings of the 13th International Conference on Machine Learning*, pp. 148–156, (1996)

- [74] R. E. Schapire, Y. Freund, P. Bartlett, and W. S. Lee: “Boosting the Margin: A New Explanation for the Effectiveness of Voting Methods”, *The Annals of Statistics*, Vol. 26, No. 5, pp. 1651–1686, (1998)
- [75] M. Kearns and L. G. Valiant: “Learning Boolean Formulae or Finite Automata is as Hard as Factoring”, *Technical Report TR-14-88*, Harvard University Aiken Computation Laboratory, (1988)
- [76] R. E. Schapire: “The Strength of Weak Learnability”, *Machine Learning*, Vol. 5, No. 2, pp. 197–227, (1990)
- [77] J. Friedman, T. Hastie, and R. Tibshirani: “Additive Logistic Regression: A Statistical View of Boosting”, *The Annals of Statistics*, Vol. 28, No. 2, pp. 337–374, (2000)
- [78] C. Domingo and O. Watanabe: “Madaboost: A Modification of Adaboost”, *Proceedings of the 13th Annual Conference on Computational Learning Theory*, pp. 180–189, (2000)
- [79] G. J. McLachlan and T. Krishnan: “The EM Algorithm and Extensions”, *Wiley series in probability and mathematical statistics*, John Wiley & Sons, (1997)
- [80] C. F. J. Wu: “On the Convergence Properties of the EM Algorithm”, *The Annals of Statistics*, Vol. 11, No. 1, pp. 95–103, (1983)

# 付 録

## A AdaBoost

AdaBoost [51] は、教師あり学習を実行するための機械学習アルゴリズムである Boosting [73, 74] の一種である。Boosting は、精度の低い識別器を組み合わせて、精度の高い識別器を構成する手法である。なお、ここで言う精度の低い識別器は弱識別器と呼ばれ、ランダムな識別よりは高い精度を示す。Boosting の基本的な考え方は、Kearns と Valiant が行った “ランダムな識別よりわずかに賢い程度の弱識別器を、いくらでも正確な識別器に強化 (boost) することが可能か?” という問題提起 [75] に対する Schapire の肯定的な回答 [76] に基づく。

Boosting は各学習データの重みを更新しながら複数の弱識別器を生成し、これらを組み合わせて識別精度の高い学習機械を構成する。弱識別器を組み合わせる際は、学習データに対する各弱識別器の誤り率に基づいて重み付けを行う。なお、誤り率には各学習データの重みを反映させる。また、各学習データの重みを更新する際、誤って識別されたデータの重みを増加させることで、そのデータを次の弱識別器で重点的に学習する。

以下に AdaBoost のアルゴリズムを示す。まず、次の仮定を行う。

- 2 値の識別問題を考える。つまり、入力  $\mathbf{x} \in X$  に対して、ラベル  $y \in Y = \{-1, +1\}$  を出力する識別器  $H(\mathbf{x}) : X \rightarrow Y$  を構成する。
- ランダムな識別よりは精度が高く、現実的な時間で計算可能な学習方法が与えられている。この学習方法は、学習データの重み  $D_t$  に応じて、弱識別器  $h_t(\mathbf{x}) : X \rightarrow Y$  を生成する。

学習データ  $\{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N)\}$  に対して、下記のアルゴリズムを適用する。なお、生成する弱識別器の数は  $T$  個とする。また、 $t$  個目の弱識別器を生成する際の、各学習データ  $(\mathbf{x}_i, y_i)$  の重みを  $D_t(i)$  とする。

(1) 重みの初期化を行う：

$$D_1(i) = \frac{1}{N} \quad (i = 1, \dots, N). \quad (\text{A.1})$$

(2)  $t = 1, \dots, T$  として、(3) から (5) を  $T$  回繰り返す。その後 (6) へ。

(3)  $t$  個目の弱識別器  $h_t(\mathbf{x})$  を生成し、学習データの重み  $D_t$  に基づいて  $h_t(\mathbf{x})$  の誤り率  $\epsilon_t$  を計算する：

$$\epsilon_t = \sum_{i: h_t(\mathbf{x}_i) \neq y_i} D_t(i). \quad (\text{A.2})$$

(4) 誤り率を用いて,  $h_t(\mathbf{x})$  の信頼度  $\alpha_t$  を計算する :

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t}. \quad (\text{A.3})$$

(5) 重み  $D_t$  を更新する :

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i) \exp(-\alpha_t y_i h_t(\mathbf{x}_i))}{Z_t}. \quad (\text{A.4})$$

ただし,  $Z_t$  は  $\sum_{i=1}^N D_{t+1}(i) = 1$  とするための正規化因子であり,

$$Z_t = \sum_{i=1}^N D_t(i) \exp(-\alpha_t y_i h_t(\mathbf{x}_i)) \quad (\text{A.5})$$

と表される.

(6) 最終的な識別器  $H(\mathbf{x})$  は,  $T$  個の弱識別器の重み付き多数決とする :

$$H(\mathbf{x}) = \text{sign} \left( \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(\mathbf{x}) \right). \quad (\text{A.6})$$

$$\text{ただし, } \text{sign}(x) = \begin{cases} +1 & (x > 0) \\ 0 & (x = 0) \\ -1 & (x < 0). \end{cases} \quad (\text{A.7})$$

AdaBoost は, 信頼度で重みを付けた弱識別器の和

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(\mathbf{x}) \quad (\text{A.8})$$

を,  $F$  の損失

$$L(F) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N l(y_i F(\mathbf{x}_i)), \quad (\text{A.9})$$

$$l(z) = \exp(-z) \quad (\text{A.10})$$

が最小になるように逐次最適化していると見なせる [77]. 式 (A.10) の損失関数  $l(z)$  を替えることで, 以下のような複数の Boosting が提案されている :

- AdaBoost [51],  $l(z) = \exp(-z)$  ;
- LogitBoost [77],  $l(z) = \log \{1 + \exp(-2z)\}$  ;
- MadaBoost [78],  $l(z) = \begin{cases} \frac{1}{2} \exp(-2z) & (z \geq 0) \\ -z + \frac{1}{2} & (z < 0). \end{cases}$



## B 決定木の枝刈りにおける分類誤り率

決定木の判別ノードや終端ノードの分類誤り率とは、未知データがそのノードで分類の誤りを起こす確率である。ある判別ノードの分類誤り率が、その判別ノードを終端ノードに置き換えたときの分類誤り率より大きい場合、その判別ノードの枝刈りを行う。

分類誤り率を求める方法について説明する。まず、あるノードに所属するサンプルデータの数を  $D$  とする。そして、それらのデータの中で、そのノードにより正しく分類されないデータの数を  $E$  とする。さらに、そのノードの分類誤り率を  $P$  とする。すると、 $\frac{E}{D}$  を  $P$  の観測値の一つと見なすことができる。つまり、 $\frac{E}{D}$  は、 $D$  回の確率的試行で、 $E$  回の誤りが観測された事象に相当する。ここで、すべてのデータに対する  $P$  の分布が、二項分布に従うと仮定する。決定木は、可能な限りサンプルデータと無矛盾になるよう作成されるので、 $\frac{E}{D}$  は  $P$  の平均より小さくなると考えられる。したがって、0.5 より小さい信頼度  $CF$  を考えて、任意のデータにおける  $P$  が  $\frac{E}{D}$  以下となる確率が、その信頼度になるように  $P$  を決定する。なお、信頼度の標準値は 0.25 である [56]。

具体的には、ある判別ノードの分類誤り率

$$P_{decision} = \sum_{i=1}^L (D_i \times U_{CF}(E_i, D_i)) \quad (\text{B.1})$$

が、その判別ノードを終端ノードに置き換えたときの分類誤り率

$$P_{terminal} = D \times U_{CF}(D - |y_j|, D) \quad (\text{B.2})$$

より大きい場合 ( $P_{decision} > P_{terminal}$ )、その判別ノードに対して枝刈りを行う。ただし、上記の数式における記号の意味は、以下の通りである： $L$ 、判別ノードにおける分岐の数； $D_i$ 、判別ノードの  $i$  番目の分岐に所属するサンプルデータの数； $E_i$ 、 $i$  番目の分岐に所属するサンプルデータの中で正しく分類されないデータの数； $y_j$ 、終端ノードのラベル； $|y_j|$ 、終端ノードに所属するサンプルデータの中で出力変数が  $y_j$  であるデータの数； $U_{CF}(E, D)$ 、 $\sum_{i=0}^E D C_i p^i (1-p)^{D-i} = CF$  となる  $p$ ； $CF$ 、信頼度 (Confidence Factor)。

## C EM アルゴリズム

EM アルゴリズム (Expectation-Maximization algorithm) [72] は、観測できない隠れたパラメータの最尤推定を行う手法である。Newton 法や Fisher のスコアリング法 [79]、最急降下法と同様に、反復法により局所最適解を求める。EM アルゴリズムは、尤度が単調に増加することが保証されているため、必ず収束するという利点を持つ [72, 80]。

観測値  $\mathbf{x}$  から、 $\mathbf{x}$  の確率モデル  $p(\mathbf{x} : \boldsymbol{\theta})$  のパラメータ  $\boldsymbol{\theta}$  の最尤推定を行う。なお、 $\mathbf{x}$  はある確率変数  $\mathbf{y}$  の不完全な観測値であり、 $\mathbf{y}$  から  $\mathbf{x}$  への多対一の写像  $\mathbf{x} = x(\mathbf{y})$  が存在するとする。また、その逆像を  $Y(\mathbf{x})$  とする。以下にアルゴリズムを示す。

(1)  $\boldsymbol{\theta}$  の初期値  $\boldsymbol{\theta}^{(0)}$  を適当に決める。

(2) E (Expectation) ステップと M (Maximization) ステップを交互に繰り返し、 $\boldsymbol{\theta}$  の値を更新する。

- E ステップ; 現在のパラメータ  $\boldsymbol{\theta}^{(t)}$  を用いて、確率変数  $\mathbf{y}$  の対数尤度の条件付き期待値を計算する :

$$\begin{aligned} Q(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{x} : \boldsymbol{\theta}^{(t)}) &= E_{\boldsymbol{\theta}^{(t)}}[\log p(\mathbf{y} : \boldsymbol{\theta}) | \mathbf{x}] \\ &= \int_{Y(\mathbf{x})} p(\mathbf{y} | \mathbf{x} : \boldsymbol{\theta}^{(t)}) \log p(\mathbf{y} : \boldsymbol{\theta}) d\mathbf{y}. \end{aligned} \quad (\text{C.1})$$

- M ステップ; E ステップで計算した期待値を最大化するパラメータを求め、 $\boldsymbol{\theta}^{(t+1)}$  とする :

$$\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} = \underset{\boldsymbol{\theta}}{\operatorname{argmax}} Q(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{x} : \boldsymbol{\theta}^{(t)}). \quad (\text{C.2})$$

(3) ある小さな正の値  $\epsilon$  に対して、 $\log p(\mathbf{x} : \boldsymbol{\theta}^{(t+1)}) - \log p(\mathbf{x} : \boldsymbol{\theta}^{(t)}) < \epsilon$  となった場合に終了する。