筋電位を用いた離散的/連続的意図推定に基づく 協調持ち上げシステムの実現*

勝 洋明^{*1}, 高橋 徹^{*1}, 奥田 裕之^{*2,3}, 鈴木 達也^{*1}

Realization of Cooperative Lifting System Based on Estimation of Discrete/Continuous Intention of Operator Using EMG

Hiroaki KATSU^{*1}, Toru TAKAHASHI, Hiroyuki OKUDA and Tatsuya SUZUKI

^{*1} Nagoya University Graduate School of Engineering
Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi, 464-8601 Japan

In human-machine cooperative lifting system, it is very important issue to estimate the operator's intention such as the 'lift up', 'move down', 'rotate' and so on. This paper addresses how to estimate the operator's intention using EMG signals, in particular, focusing on the discrete/continuous aspects of the operator's intention. The discrete intention represents a kind of 'mode' and is estimated by using the logistic regression model. The continuous intention, which can be regarded as a magnitude of the specified motion, is estimated by using the PCA. Finally, the proposed cooperative lifting system is realized which includes not only the translational but also the rotational movement in two dimensional working space, and the usefulness is demonstrated.

Key Words : Man-Machine System, Learning, Pattern Recognition, Estimation of Intention, Electromyogram, Logistic Regression Model

1. 緒 言

少子高齢化に伴い、労働人口の減少や高齢労働者の割合の増加が懸念されている。このような状況を受けて、産業の幅広い分野で、労働力の不足をカバーするためのロボットの利用が期待される。こうしたロボットの活用方法の一つとして、協調搬送システム^{(1)–(9)}が挙げられる。協調搬送システムは、複数のロボットが協調するもの⁽¹⁾⁽²⁾と、人間とロボットが協調するもの^{(3)–(9)}に分類できるが、本研究では後者の形態を対象とする。このようなシステムが実現すれば、人間の代わりにロボットが作業を行うことで、より少ない人数で所望の作業が達成できるようになり、不足する労働人口を補填できると考えられる。

こうした協調搬送システムに関する研究として、相山ら⁽³⁾は人の行動モデルを同定し、水平面内において未知の障害物を回避しながら物体を目的地へと搬送する手法を提案している。しかし、物体の持ち上げ/下げについては考慮されていないため、応用範囲が限定されている。鉛直方向の並進も考慮している研究としては、林原ら⁽⁴⁾や小菅ら⁽⁵⁾のものがある。これらの研究では、搬送物の角度を水平ないしは一定に保つようにロボット側の手先の高さを上下に動かすことによって、物体の持ち上げ/下げ作業が可能になると報告している。しかし、人間は常に物体の角度を一定に保つという意図を持っているとは限らない。例えば搬送中にスロープを越える場合、身体的負担を軽減するために搬送物の角度をスロープに対して平行にするという意図を持つと考えられる。

田窪ら^{(6)–(8)}や Ikeura ら⁽⁹⁾の研究では、力センサにより作業者が搬送物に加える操作力を測定し、これに基づいてインピーダンス制御を行う手法が提案されている。田窪らの手法ではさらに、ロボットの手先に仮想非ホリノミク拘束を設定し、作業者がロボットの把持点を中心に搬送物の姿勢を傾けることにより角度を可変として

* 原稿受付 2010 年 11 月 22 日

^{*1} 名古屋大学大学院工学研究科 (〒464-8601 愛知県名古屋市中種区不老町)

^{*2} 正員, 名古屋大学大学院情報科学研究科

^{*3} (独) 日本学術振興機構 CREST

Email: h.katsu@nuem.nagoya-u.ac.jp

Fig. 1 Experimental setup of cooperative lifting system

Fig. 2 The concept of discrete/continuous intention

いる．しかし、力センサでは作業者が加えた操作力とその他の力を区別することができず、例えば作業中に搬送物が障害物等に接触した場合、予期せぬ動作を引き起こす可能性もある．

一般に、人間とロボットが協調するシステムにおいては、ロボットが人間の意図を理解することが不可欠であるが、本研究では意図推定のための観測信号として筋電位信号を利用する．これにより、力センサの利用において問題となる外乱や重力などの影響を受けにくくなるという利点がある．さらに本論文では、作業者の意図を「離散的意図」と「連続的意図」に分け、両者の段階的な推定を行う手法を提案する．ここで離散的意図とは、予め記号化された複数の動作パターンの内のいずれかを選択するような意図を、連続的意図とは、離散的意図推定の結果選択された動作を行う信号のある種の特徴量の強さを指す．このように意図を区別する場合、離散的意図はタスク遂行時におけるある種の「判断」を表し、連続的意図は「動作」を表すと解釈することもできる．筋電位信号を用いた従来の協調システムとして、筋電義手^{(10)–(12)}における動作識別やパワーアシストシステムにおける関節の発生トルク推定等が挙げられるが、これらは上述の離散的意図か連続的意図のどちらか一方のみを考慮している例が多い．これに対し本論文で提案する意図推定手法では、両方の意図を考慮することで多様な動作に対応しつつ、動作を行う意図の強さを反映した円滑な協調が可能になると考えられる．

2. 問題設定

本論文では図1に示すように、人間とロボットが互いに向かい合った状態で、物体の一方の端をロボットが、他方の端を人間がそれぞれ把持して行う形態の搬送を考える．搬送物の運動は、人間とロボットを含む鉛直平面内に限定する．この平面内での持ち上げ/下げ、及び回転を行う際のロボットの搬送物把持点の制御問題を考える．搬送物の状態は、ロボットの搬送物把持点の基準点からの高さ y 及び、搬送物の傾き θ で表される．搬送物のロボット側の端はスライダに取り付けられており、鉛直方向にのみ動くように拘束されている．ロボットの手先は拘束部分を下側から支えながら、上下に動くように制御される．搬送物はスライダヘッドを中心に、自由に回転することができる．なお、ロボットは搬送物の傾き θ を観測可能とする．

3. 提案する意図推定手法

人間は作業中に様々な意図を持つが、協調システムにおいてロボットは人間が持っている意図を把握し、その意図に合わせて適切な動作を行うことが望ましい．この点について本論文で提案する手法では、意図を「離散的意図」と「連続的意図」に分け、それぞれの意図を段階的に推定する(図2)．離散的意図の定義は「タスクにおいて考えられる複数の記号化された動作(モード)のうち、人間が意図しているもの」であり、連続的意図の定義は「それぞれの動作において、特徴的に現れる特徴量の強さ」である．本手法における意図推定の手順は以下の通りである．入力された筋電位信号に対して、まず離散的意図の推定によりモードを決定し、次に連続的意図の推定により、そのモードの動作を行う意図の特徴を定量化する．このような手法を採った理由は以下に述べる通りである．筋電位は細かな変動を多く含む信号であるため、筋電位から直接に目標位置等の連続量を推定することは困難である．これに対して、離散的意図は記号化された意図であるため、筋電位の細かな変動に対してロバストに推定を行うことが可能となる．このとき、モードの数を多く用意すればするほど、多様で細かな離散的意図を表

Fig. 3 Definon of discrete intention

現することが可能となるが、一方で推定は困難となる。そこで、モードの数は動作の種類を大まかに識別できる程度にし、動作モード内の詳細な意図については連続的意図として推定を行うことで、ロバストでかつ適応能力の高い円滑な協調が可能になると考えられる。

3.1 協調持ち上げシステムにおける離散的意図及び連続的意図

本論文で考える搬送作業においては、以下のような三つの離散的意図を仮定する(図3)。

(A) 搬送物を CW 方向に回転させようとする意図

(B) 搬送物をそのままの角度で並進させようとする意図

(C) 搬送物を CCW 方向に回転させようとする意図

以下では人間が (A), (B), (C) の離散的意図を持っている状態をそれぞれ Mode1, Mode2, Mode3 と定義する。このような離散的意図の定義は唯一とは限らない。例えば (A) や (C) の意図を「遅い回転」と「速い回転」という二つの意図に区別することも考えられる。しかし、前述したようにモードの数が多くなるほどその推定は困難となる。また、回転のスピードが「遅い」と「速い」の二段階で良いのかという点も疑問である。そこで、このように動作モード中に含まれるある種の信号の特徴量の強さを連続的意図とし、離散的意図の推定とは異なる方法で推定する。同様に、(B) の意図についても並進のスピードによって区別することも考えられるが、この点については後述する「搬送物の角度を一定に保つ」制御則を設けることで、並進のスピードに関係なくロボットの手先を制御することが可能である。従って、本論文で考える搬送作業における連続的意図は、回転の意図を持っている状態である Mode1 及び Mode3 において、「どの程度の速さで回転を行おうとしているか」ということを意味するものとする。一般に対象物の回転は任意の回転中心を取り得る。搬送物の重心周りの回転や、ロボット手先周りの回転を個別のモードとして定義することでより詳細なアシストが可能となるが、必要な筋電位信号が増加し、判別が困難となりがちである。本研究では簡単のため作業者手元を中心とした回転のみを考え、その他の回転については作業者手元中心の回転と並進の合成として扱うこととした。

3.2 離散的意図の推定手法

離散的意図は、筋電位信号を入力とする多クラスロジスティック回帰モデル⁽¹³⁾により、確率的に推定を行う。ここで筋電義手などの従来研究では、筋電位信号からの動作識別においてニューラルネットワークを用いている例が多い⁽¹⁰⁾⁻⁽¹²⁾。一般にニューラルネットワークは、ロジスティック回帰モデルと比較して識別能力に優れているが、構造の複雑さゆえに適切な構造を設定しないと、予期せぬ出力が発生することもあると考えられる。これに対しロジスティック回帰モデルでは、構造がシンプルでかつ確率的な情報処理であることから、ある種のロバスト性を有するという利点がある。

本論文における多クラスロジスティック回帰モデルの説明変数ベクトル x_n を式(1)のように定義する。

$$x_n = [x_{n1}, x_{n2}, x_{n3}, x_{n4}, 1] \quad (1)$$

ここで, n は離散時刻のインデックス, $x_{n1} \sim x_{n4}$ はチャンネル 1~4 の筋電位の移動平均による特徴量である. この x_n に対し, Mode1, Mode2, Mode3 に対応する 3 個の二値結果変数 C_1, C_2, C_3 を, 各結果変数の生起確率 $P(C_k = 1 | x_n) (k \in \{1, 2, 3\})$ として式 (2) のようにモデル化する.

$$P(C_k = 1 | x_n) = \frac{\exp(x_n \cdot w_k)}{\sum_{j=1}^3 \exp(x_n \cdot w_j)} \quad (2)$$

ここで, w_k は説明変数ベクトル x_n 及び定数項 1 の係数ベクトルであり, 最尤法を用いて学習するが, その手順についてはここでは割愛する⁽¹³⁾. なお, 最尤法は教師あり学習なので学習データが必要となるが, その取得方法は 6 章で述べる. また, 本研究では回転を意図しない Mode2 を基準となるモードと考え, その係数ベクトル w_2 を 0 ベクトルとして学習を行った. 学習が完了すると, 与えられた x_n に対して $P(C_k = 1 | x_n)$ が計算できるようになるが, 式 (3) に示すように $P(C_k = 1 | x_n)$ の最大値を与える k を, 推定されたモード $\hat{M}$ として定義する.

$$\hat{M} = \arg \max_k (P(C_k = 1 | x_n)) \quad (3)$$

3.3 連続的意図の推定手法

連続的意図の推定は, より適応性の高い協調作業を実現する目的で行う. 一般に人間は, 搬送物の回転動作を行う際に, 速く動かす意図を持っていれば大きな力を加え, 逆にゆっくり動かす意図を持っていればあまり大きな力を加えないと考えることができる. 筋電位と発生筋力の間に直線ないし曲線関係があることが多くの文献で報告されていることから⁽¹⁴⁾, 本手法では主成分分析を用いて各モードで特徴的な筋電位の大きさを評価し, 人間の回転動作を行う意図の強さを定量化する. これにより, 回転速度を意図の強さに応じて連続的に変化させることが可能となり, 目標角度に対して大まかに近づく場合や微調整を行う場合に有効となる.

学習データの内, Mode1 及び Mode3 と推定されたデータについて, それぞれ主成分分析を行い, 第 1 主成分の係数ベクトル a_1 及び a_3 を求める. さらに式 (4) に示すように, Mode1 及び Mode3 それぞれの全学習データの第 1 主成分 $z_{1,n}$ 及び $z_{3,n}$ を求め, それらの分散 σ_1^2, σ_3^2 を計算する. ここで, N_i は Mode i と推定された学習データの総数, $\bar{z}_i$ は $z_{i,n}$ の n についての平均である.

$$z_{i,n} = x_{i,n} \cdot a_i \quad (i = 1, 3)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} (z_{i,n} - \bar{z}_i)^2 \quad (4)$$

そして式 (5) に示すように, Mode i と推定された時刻 n における平滑化した筋電位信号 $x_{i,n}$ が与えられた時, その第 1 主成分 $z_{i,n}$ を分散 σ_i^2 で正準化した値を, 連続的意図の強さを表す特徴量 $R_{i,n}$ として定義する.

$$R_{i,n} = \frac{z_{i,n}}{\sigma_i} = \frac{x_{i,n} \cdot a_i}{\sigma_i} \quad (5)$$

以上の手法により, 回転を意図している Mode1 と Mode3 において, 回転動作を行う意図の強さを定量化することが可能となる.

4. 意図推定に基づくロボットのアシスト制御手法

本章では本研究で用いた協調持ち上げシステムの概要及びその制御手法について述べる. システムの構成はロボット, スライダに取り付けられた搬送物, 計測・制御用 PC からなる. システムにおける各種信号の流れを図 4 に示す. 作業者の筋電位を計測し, 平滑化を施した後で離散的および連続的意図の推定を行い, 搬送物の目標角度の変化量 $\Delta \theta_n$ を式 (6) に基づいて決定する.

Fig. 4 Flow of signals in the proposed system

$$\Delta \theta_n = \begin{cases} \omega(\alpha R_{1,n} + 1) & (\text{Mode1}) \\ 0 & (\text{Mode2}) \\ -\omega(\alpha R_{3,n} + 1) & (\text{Mode3}) \end{cases} \quad (6)$$

ここで、 ω は回転角速度を、 α は連続的意図の強さ $R_{i,n}$ の寄与率を決めるパラメータである。さらに、式(7)のようにして搬送物の目標角度 θ_n^* を決定する。

$$\theta_n^* = \theta_{n-1}^* + \Delta \theta_{n-1} \quad (7)$$

このようにして得られた θ_n^* を実現するため、式(8)のようにロボット手先の高さを制御する。

$$\dot{y} = K(\sin \theta_n^* - \sin \theta_n) \quad (8)$$

ここで K は定数のパラメータ、 θ_n はエンコーダにより計測された搬送物の実際の角度である。以上により、Mode1 又は Mode3 が推定された場合には意図の強さに応じた速さの回転を行うように、Mode2 が推定された場合には搬送物の角度を保ったまま並進又は静止を行うように、ロボットは手先の高さを変化させて作業者のアシストを行う。

従来の力センサの計測値に基づく制御手法では、搬送物の長さ、質量が変わるたびにセンサのキャリブレーションが必要になると考えられるが、本手法においては搬送物の長さ、質量の情報が不要であるため、複数の対象物の搬送を行う際もキャリブレーションを行わなくてもよいという利点がある。

5. 筋電位の計測

本章では、意図推定器への入力である筋電位信号の計測及び処理について述べる。本論文で対象とする搬送作業では、作業者は主に腕の筋肉を用いて搬送物を操作しており、左右の腕の使い方にはほとんど違いがないと考えられる。そこで、表1に示す右腕の4ヶ所の筋電位を計測して使用した。実際に電極を装着している様子を図5に示す。それぞれの電極の近辺にある筋肉は、作業中に使用されると考えられる手首関節の外転、内転、肘関節の屈曲、伸展に対応している⁽¹⁵⁾。筋電位の計測のサンプリング周期は1[ms]と設定した。計測された筋電位データ E_n に対して式(9)に示すように、移動平均による平滑化を施した信号 x_n を計算し、意図推定器への入力とする。ただし本論文では $N = 100$ 、すなわち移動平均の区間を100[ms]とした。

$$x_n = \frac{1}{N} \sum_{m=n-N+1}^n |E_m| \quad (9)$$

Table 1 Names and functions of muscles observed as EMGs

Ch.	Name of muscles around electrodes	Function
1	Extensor carpi radialis longus muscle	Wrist abduction
2	Flexor carpi ulnaris muscle	Wrist adduction
3	Biceps brachii muscle	Elbow flexion
4	Triceps brachii muscle	Elbow extension

Fig. 5 Position of electrodes

Fig. 6 LEDs for instruction of height and angle

6. 学習データの取得

意図推定器のパラメータ w_1, w_2, w_3, a_1, a_3 を学習するため、以下に示す手順で学習データを取得した。学習データの取得には、各意図に対してそれぞれの動作を行っている際の筋電位の計測が必要となるが、これを行うために、本実験ではLEDを用いて被験者に各意図の動作指示を与える。指示が出ている間に計測された筋電位を、その意図の学習データとする。なお、教師データの取得中は搬送物の傾きが $0[\text{deg}]$ に保たれるようロボットの制御を行うこととし、回転動作の指示が出ている場合には、被験者は実際には搬送物を回転させない状態で、回転力のみを加えることで対応した。意図の認識を行うのは動的な作業中であり、本来ならば動的な作業中の筋電位信号を取得し、これを用いて意図推定器の学習を行うべきである。しかしながら、これを実現するためにはアシスト制御系が構築されている必要があり、まさに「卵が先か、鶏が先か」の議論となる。これは本研究のようなモデルベースのアシスト制御系設計にとって本質的な問題であり、今後十分な議論が必要である。

図6は、搬送物のロボット側の端を被験者側から見た様子である。図6に示されている六つのLEDのうち、a, b, cは被験者に搬送物の目標高さを指示するためのLEDで、スライダに固定されている。一方p, q, rは角度を指示するためのLEDで、スライダヘッドに固定されており、搬送物とともに上下に移動する（回転はしない）。具体的な教師データの取得手順を以下に示す。

- (1) まずLED:qが点灯する。被験者は搬送物の角度が水平になるようにグリップを持つ。このとき搬送物の高さは任意で良い。
- (2) LED:aが点灯する。被験者は搬送物を高さAまで平行移動させる。
- (3) LED:pが点灯する。LED:pが点灯している間(2sec), CW方向に回転力を加える。
- (4) LED:rが点灯する(2sec)。その間, CCW方向に回転力を加える。
- (5) LED:aが消灯しLED:bが点灯する。被験者は搬送物を高さBまで平行移動させる。

Fig. 7 Profiles of filtered EMG with task sequence

Table 2 The results of learning of w_1, w_2 , and w_3

	Ch.1	Ch.2	Ch.3	Ch.4	1
w_1	123.4	15.59	78.52	53.08	-11.27
w_2	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
w_3	87.98	43.84	-334.8	123.7	-2.394

Table 3 The results of learning of a_1 and a_3

	Ch.1	Ch.2	Ch.3	Ch.4
a_1	0.974	0.210	0.0839	0.0130
a_3	0.00924	0.983	-0.0113	0.181

(6) 手順 (2)(3) と同様に，回転力を加える．

(7) 全ての LED が消灯したら作業終了で，被験者は搬送物を下端まで降ろす．

ある被験者に対して，実験によって得られた学習データを図 7 に示す．横軸は時間であり，図の一段目は被験者に指示されたモードを表す離散変数 M が示されている．すなわち $M = 1$ ならば CW， $M = 3$ ならば CCW 方向に回転力を加える指示が，2 ならば平行移動が待機を行う指示が出ている状態である．二段目以降の縦軸は平滑化された筋電位信号 x_n を表している．図 7 より，CW 方向に力を加える場合には Ch.1 と Ch.3，CCW 方向に力を加える場合には Ch.2 と Ch.4 の筋電位が活発に観測されることが分かる．

得られたデータを用いて学習を行い，求められたパラメータを表 2，表 3 に示す．ただし，実際には指示が切り替わった直後には作業者の反応の遅れが存在するため，指示が切り替わってから 250[msec] の間のデータは取り除いて学習を行った．表 2 は離散的意図の推定に用いるロジスティック回帰モデルのパラメータ w_1, w_2, w_3 である． w_1 に着目すると，Ch.1 と Ch.3 の係数が w_2, w_3 の同じチャンネルの係数と比較して大きな値をとっていることが分かる．これは，Mode1 の推定に対しては Ch.1 と Ch.3 の活性化が大きく寄与するという結果を表しており，図 7 に示した計測とも合致している．同様に Mode3 の推定には Ch.2 や Ch.4 の活性化が寄与していることも分かる．一方，表 3 は連続的意図の推定に用いる主成分分析のパラメータ a_1, a_3 である． a_1 は Ch.1 の係数が大きな値をとっており，Mode1 における連続的意図の強弱の決定には Ch.1 が大きく寄与していると理解できる．同様に a_3 は Ch.2 の係数が大きく，Mode3 における連続的意図の強弱の決定には Ch.2 の寄与が大きいことも分かる．

学習が完了した後，学習データに対してオフラインで離散的意図の推定を行った結果を図 8 に示す．破線は指示されたモードを表す離散変数 M ，点は推定されたモード $\hat{M}$ である．図 8 より，反応の遅れは見られるものの M と $\hat{M}$ はほぼ一致しており，離散的意図の推定が正しく行われていると考えられる．

図 9 は，学習データの各チャンネルの内，特に活性化が見られた Ch.1 及び Ch.2 について，Ch.1 を横軸，Ch.2 を縦軸としてプロットしたものである．図中の $\circ, \times$ の点はそれぞれ，Mode1，Mode2，Mode3 と推定されたデータ点である．また図中の破線は Mode1，実線は Mode3 の各データの主成分の軸を表している．各軸とも，図中の矢印の方向に行くほど強い連続的意図を持っていると見なせる．

Fig. 8 Instructed and estimated modes

Fig. 9 Data distribution and axes of principal components

Table 4 Directed aimed height and angle of object

	Height[mm]	Angle[deg]
Step 1	350	-10
Step 2	150	0
Step 3	250	-10
Step 4	150	0
Step 5	350	0

7. 提案手法の検証実験

本章では、提案手法を用いた協調持ち上げ実験を行い、本手法の評価を行う。

7.1 被験者への要求タスク

被験者は本システムを用いて搬送物を所定の高さと角度に位置決めする作業を、5回連続で行う。搬送物は長さ 600[mm]、質量 4.6[kg] の金属製の棒状のものを用いた。また搬送物の被験者側の端には、コの字形のグリップが取り付けられている。

学習データ取得時と同様に、被験者に対しては図 6 の LED を用いて目標が提示される。すなわち、LED:a, b, c が点灯すると高さの目標値がそれぞれ 150, 250, 350[mm] となり、LED:p, q, r が点灯すると角度の目標値がそれぞれ -10, 0, 10[deg] となる。高さ、角度ともに目標範囲内（高さ ± 10 [mm]、角度 ± 3 [deg]）に到達すると、位置決め完了を示す LED が点灯し、その状態を 2.0[sec] 間保つと次の目標が提示される。各回の高さ及び角度の

Table 5 Elapsed time for completion of the task with robot [sec]

	Trial 1	Trial 2	Trial 3	Trial 4	Mean
Subject A	17.85	17.55	16.85	17.50	17.44
Subject B	25.55	27.10	24.15	24.45	25.31

Table 6 Elapsed time for completion of the task with human [sec]

Leader	Trial 1	Trial 2	Trial 3	Mean
Subject A	38.10	33.35	31.15	34.20
Subject B	36.90	30.60	29.90	32.47

目標値は表 4 のように設定した．被験者は 5 分程度の訓練を行ったのち，タスクを 4 セット行った．ただし，本実験では被験者にはタスクにおける作業手順を知らせず，LED が点灯した高さや角度に位置決めを行うことだけを指示した．式 (6) におけるパラメータ ω 及び α は，小さすぎると回転の操作感が重くなり，大きすぎると細かな角度の調整が困難になると考えられるが，本実験ではこれを試行錯誤的に決定し，それぞれ $\omega = 2.4 \times 10^{-3}$ ， $\alpha = 0.3$ とした．

また，提案システムの有効性を検証するため，以上のタスクを本システムを用いて行った場合と，人間同士で行った場合との実験結果を比較する．人間同士で行う実験においては，搬送物のスライダヘッドをロボットではなく人間が操作する．このとき，グリップ側を把持する作業者をリーダ，ロボットに代わりスライダヘッドを操作する作業者をフォロワと呼ぶことにする．人間同士の場合の実験条件は以下のようにする．

1. 提案手法を用いる場合の実験と同様に，表 4 に示す目標値が LED を用いてリーダのみに与えられ，高さ，角度ともに目標範囲内にある状態を 2.0[sec] 間保つと次の目標が提示される．
2. フォロワは作業手順と目標高さ，角度を知らない．
3. 実験に用いた搬送物は重く (4.6[kg])，リーダが搬送物に回転力を加えることでフォロワに回転意図を伝えることは困難であるため，リーダはフォロワに対して声で指示を与えてもよい．

7.2 実験結果

提案手法による協調持ち上げ実験の結果を図 10 に示す．図は上から搬送物の高さ，角度，推定された離散的意図，推定された連続的意図 (に基づく目標角度の変化量 $\Delta\theta$) である．また図中には，被験者へ提示した高さや角度の目標値が破線で示されている．図より，高さ，角度ともに目標値に追従していることが分かる．離散的意図の推定については，例えば初期状態から Step1 の目標高さ，角度への搬送を行う場合，ロボット側が高くなるように回転させる Mode1 の動作と全体を並行移動させる Mode2 の動作が必要となるが，図 10 のモード系列 (上から三段目のグラフ) の印で示す箇所を見れば各意図のモードが順番に推定されている様子が確認できる．他の部分に関しても同様に，タスクにおける動作を考慮すれば妥当な離散的意図が推定出来ていると考えられる．連続的意図の推定については，目標値が切り替わった直後には搬送物の角度を大きく変化させる意図を持つと考えられ，それに伴い $\Delta\theta$ の絶対値が大きな値となっている事が確認できる．また角度が目標値に近づくと微調整を行う意図を持つと考えられ，それに伴い $\Delta\theta$ の絶対値が小さな値となっている事が確認できる．以上より連続的意図についても妥当な推定が行われていると言える．図 11 は人間同士による協調持ち上げ実験の結果であり，上段が搬送物の高さ，下段が角度である．

また，提案手法を用いた場合，人間同士の場合の作業に要した時間をそれぞれ表 5，表 6 に示す．表 5，表 6 より，被験者 A，B とともに提案手法を用いることで人間同士の場合よりも平均作業時間が大幅に短縮されており (約 1/2 に短縮)，提案手法は相手が人間の場合以上の作業効率を実現できることが分かる．このような結果となった要因として，提案手法では明示的に意図推定を行っているため，人間とロボットの親和性が高いという点，及び筋電位を用いたことで意図の伝達に掛かる時間が短くて済むという点が挙げられる．目標値が切り替わってから実際に高さが変化し始めるまでの経過時間を計測すると，提案手法を用いた場合ではおよそ 300[ms] であった．人間の視覚刺激に対する反応時間は約 200[ms] と言われていることから，提案手法では反応とほぼ同時に高さが変

Fig. 10 Results of human-robot cooperative lifting experiment (Subject:A, Trial 1)

Fig. 11 Results of human-human cooperative lifting experiment (Leader:A, Trial 1)

化し始めていることが分かる．一方人間同士の場合，同時間を計測するとおよそ 1.2[sec] となり，提案手法を用いた場合よりも時間がかかっている．これは，リーダがフォロワに対して意図を伝達するのに，声による指示などを経るために余計な時間を要したことが原因と考えられる．またシステムの利用感について，被験者からは人間同士の場合よりも提案手法を用いた場合の方がスムーズな位置決めが行えるとの所感を得ている．以上のことから，本手法の協調持ち上げシステムとしての有用性を示すことができた．

8. 結 論

本論文では，人間とロボットによる協調持ち上げ作業において，筋電位から作業者の意図を推定することにより，鉛直平面内での並進及び回転が可能な協調搬送システムを提案した．提案手法の特徴は，まず意図に対して「離散的意図」と「連続的意図」の枠組を導入し，離散的意図についてはロジスティック回帰モデルを用いて動作モードを確率的に推定し，また連続的意図については主成分分析を用いて各動作モードにおける意図の強さを推定した点である．

さらに、これらの意図推定の結果をロボットのアシスト制御に組み込んで、人間とロボットによる協調位置決めタスクを行い、搬送物を所望の位置、姿勢に素早く操作できることが確認された。また、提案手法を用いると、同様のタスクを人間同士で行う場合よりも短時間で完了できることも確認された。以上により、提案手法の有用性が確認できた。

今後の課題として、本論文では鉛直平面内での搬送物の運動だけを考えたが、運動の自由度をより大きくした場合への拡張が考えられる。また、作業中に搬送物に外力が加わった場合のロバスト性や、搬送物の種類や持ち方が変わった場合の意図推定の精度などについても、さらなる検証が必要であると考えている。

文 献

- (1) 大隅久, 加賀谷学, 相山康道, “3 台の産業用ロボットによる協調制御システムの開発 (受動関節機構の特異姿勢の導出)”, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.74, No.748(2008), pp.2985-2993.
- (2) 久米洋平, 平田泰久, 小菅一弘, 浅間一, 嘉悦早人, 川端邦明, “力センサを用いない複数移動ロボットによる物体の協調搬送”, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.68, No.673(2002), pp.2695-2701.
- (3) 石渡雄士, 相山康道, “人の行動モデルに基づく人とロボットによる協調搬送に関する研究”, 日本機械学会関東支部総会講演会講演論文集 (2003), pp.121-122.
- (4) 林原靖男, 園田幸伸, 田窪朋仁, 荒井裕彦, 谷江和雄, “人とロボットによる長尺物の協調運搬-人の協調挙動に基づく鉛直平面内の制御方法の検討-”, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.67, No.653(2001), pp.162-169.
- (5) 小菅一弘, 風村典秀, 佐藤学, 荒尾真樹, 恵木守, 河野淳一, 島村純児, “人間協調型ロボットを用いた物体の協調持ち上げ動作”, ロボティクス・メカトロニクス講演会論文集 (1999).
- (6) 田窪朋仁, 荒井裕彦, 谷江和雄, “人間とロボットによる長尺物の協調運搬～並進力のみによる操作の実現～”, 第 17 回日本ロボット学会学術講演会予稿集 (1999), pp.399-400.
- (7) 田窪朋仁, 荒井裕彦, 谷江和雄, “仮想非ホロノミック拘束を用いた物体の協調昇降”, ロボティクス・メカトロニクス講演会論文集 (2000).
- (8) 田窪朋仁, 荒井裕彦, 林原靖男, 谷江和雄, “仮想非ホロノミック拘束を用いた長尺物の協調運搬”, ロボティクス・メカトロニクス講演会論文集 (2000).
- (9) R.Ikeura and H.Inooka, “Variable Impedance Control of a Robot for Cooperation with a Human”, *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation*(1995), pp.3097-3102.
- (10) 辻敏夫, 福田修, 大塚彰, 金子真, “義手制御を目的とした筋電操作トレーニングシステム”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J83, No.10(2000), pp.2030-2039.
- (11) 福田修, 辻敏夫, 金子真, “EMG 信号を利用した手動制御型人間支援マニピュレータ”, 日本ロボット学会誌, Vol.18, No.3(2000), pp.387-394.
- (12) 塚本昌克, 近藤敏之, 伊藤宏司, “動作の立ち上がり時に着目した非定常 EMG による筋電義手制御”, 信学技報, Vol.105, No.577(2006), pp.41-44.
- (13) Christopher M. Bishop, “Pattern Recognition and Machine Learning”, (2006), Springer.
- (14) U.S. Department of Health and Human Services Public Health Service Centers for Disease Control National Institute for Occupational Safety and Health, “Selected Topics in Surface Electromyography for Use in the Occupational Setting: Expert Perspectives”, (1992).
- (15) R.T. Floyd and Clem W. Thompson, “Manual of Structural Kinesiology (Japanese Edition)”, (1997), Ido-no-Nippon-sha, Inc., Tokyo.