

原著論文

インタラクティブな力覚的操作を行う倒立二輪型ロボットによる意図認識学習とサポート制御†

野村 慎之介*・高橋 泰岳*・井上 卓也*

近年、力覚的な相互作用を通じた人間とロボットの協調動作の研究が多く行われている。その中でも人間の移動や重量物搬送をサポートする倒立二輪型ロボットが提案されており、当研究室でもユーザの意図に応じて制御パラメータを変更するスーツケース型倒立二輪型ロボットの研究を進めてきた。ユーザが力覚的にこのロボットを操作することによって、ロボットがユーザの意図を認識し、認識した意図に応じて制御パラメータを変更し、搬送作業をサポートする。しかし、ロボットの操作方法はユーザによって異なるため、各ユーザの嗜好に合わせ、意図認識パラメータや制御パラメータを学習させる必要がある。また、先行研究では、ユーザがスーツケースを運ぶときの操作動作の数は設計者の直感で決定していたが、意図認識システム上で認識させるべき操作動作の数は一般的に明確でない。本報告では、ユーザがスーツケース型倒立二輪型ロボットを操作した際に取得したセンサの時系列データをクラスタリングし、提案する意図認識システム上で妥当な操作動作数を検証する。また、ロボットにユーザの意図認識パラメータとそれに対応した制御パラメータを学習させる手法を提案し、実ロボットによる実験を通してその有効性を評価する。

キーワード：倒立二輪型ロボット、意図認識、モジュール型学習機構、力覚的インタラクション

1. はじめに

近年、人間共生型ロボットの研究が盛んに行われている。ロボットが人間と共生するためには、人間と同程度の大きさ、速さで動作が行えることが求められる。そこで投影面積が小さく、人間と同程度の速さで動作が行える倒立二輪型移動機構を持つロボット[1, 2]の開発が行われている。実際に、倒立振り子制御を利用した電動立ち乗り二輪車のセグウェイや電動歩行アシストカーのKeePace、酸素ポンペ搬送アシストロボット[3, 4]などが提案されている。

入部らによる酸素ポンペ搬送アシストロボットは、病気等で酸素ポンペを常に持ち運ばなければいけない方のために、その持ち運びをサポートする。ユーザがロボットを離れたとき、ロボットは自力で倒立し、ユーザがロボットのハンドルを引っ張るとロボットは引っ張る力をサポートする。これにより重い物体を少ない力で運ぶことが可能となるため、特に高齢者や病気の患者に有用である。しかし、従来のほとんどの倒立振

子ロボットは目標姿勢角と車輪角速度に従って制御されているため、ユーザが引っ張る操作を行うと、ユーザの移動速度よりも速い速度で倒立状態に復帰しようとし、結果的にロボットがユーザを追い越し、ユーザに不快感を与えることがある。ユーザにより快適な操作性を与えるためには、ユーザの意図に応じて制御パラメータを変更することと、ユーザとロボット間の物理的な力の相互作用によって操作者の意図を推定することが必要となる。

人とロボットの間に力覚的な相互作用があるシステムの中で、人間の意図を認識する研究が行われている。藩博らの研究[5]では、ユーザの上半身重心情報を用いて制御する自立生活支援ロボットの研究が行われている。荷重センサから求めたユーザの重心の位置から、ユーザがどの方向に移動したいのかを推定し制御する。この制御法をスーツケース型倒立二輪ロボットに適用させる場合、スーツケースの持ち手等に荷重センサを搭載する必要がある。しかし、スーツケースの持ち方や持ち手の握り方等はユーザによってさまざまであるため、ユーザは荷重センサが搭載されている部分をうまく握れない可能性がある。そのため、ユーザには荷重センサが最もよく反応する部分を持ってもらうことになるが、操作の仕方に拘束条件を設けることになり、操作性が悪くなる可能性がある。さらに、精度がよい小型の荷重センサは高価なものが多く、コスト面を考

† Intention Recognition Learning and Support Control by Inverted Two-Wheeled Pendulum Mobile Robot through Interactive Physical Operation
Shinnosuke NOMURA, Yasutake TAKAHASHI and Takuya INOUE

* 福井大学大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, University of Fukui

えても今回の研究では使用できない。以上のことから、荷重センサを用いた制御は利用できないと考えられる。また、竹田らの研究[6, 7]では、社交ダンスにおいて人の意図するステップを推定し、それに応じた動作をするダンスパートナーロボットの研究が行われている。意図認識の手法は、事前に力センサを用い、あるステップから他のステップに移移する際の力情報を取得し、その力情報から特徴を解析し、隠れマルコフモデルを用いてステップを推定している。しかし、この手法ではステップ遷移時刻がある程度決まっており、推定時にはロボットが止まっていることを暗に仮定している。このことから、倒立二輪型移動ロボットではこれらの仮定は利用できない。

そこで高橋らによる先行研究[8, 9]では、スーツケース型倒立二輪ロボットにユーザの行った操作動作を認識させる手法を提案した。スーツケースを運ぶ際の操作動作を「倒立状態にしておく」、「引き始める」、「引き続ける」、「引き続ける状態から元に戻す」の4つとし、それぞれの操作に対して目標姿勢角と車輪角速度を設定することで、操作に応じたサポートを行うことができた。また、そのユーザに適したモーションテンプレートを用意することで、誤認識することなくサポートが行えた。しかし、あらかじめユーザごとに適した制御パラメータやモーションテンプレートを手動で用意しておく必要があり、操作者が変わる度にそれらを変更する必要があった。高橋らによる手法でユーザに適したパラメータを決定するには、何度も実験してチューニングする必要があるため、初めて操作するユーザに適したサポートを短時間で行うことができない。そのため、ロボットがユーザの嗜好を学習し、自動でパラメータをチューニングすることが求められる。また、先行研究ではユーザがスーツケースを運ぶときの操作動作の数は設計者の直感で決定していたが、提案する意図認識システム上で認識させるべき操作動作の数は明確でない。様々な操作動作に対応したサポートを行うためには、操作動作の数だけモーションテンプレートが必要となるが、事前にすべて用意することは難しい。そこで、スーツケース型倒立二輪型ロボットにユーザの意図認識パラメータとそれに対応した制御パラメータを学習させる手法を提案する。さらに、ユーザがロボットを操作した際に取得したセンサの時系列データをクラスタリング[10]し、提案する意図認識システム上で妥当な操作動作数を検証する。提案する手法を実ロボットに適用し、その有効性を示す。

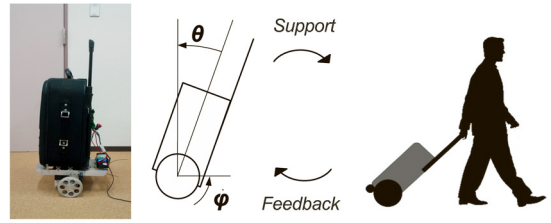


図1 スーツケース型倒立二輪型移動ロボットによる搬送アシストシステム

2. 倒立二輪型移動ロボットによる搬送アシストシステム

図1に本研究で想定するユーザの意図に応じて制御パラメータを変更するスーツケース型倒立二輪型ロボットの概要を示す。ロボットは倒立制御により倒立状態を維持するが、ユーザは物理的にロボットを操作し、荷物を搬送する。ロボットはユーザの意図に応じて倒立制御パラメータを修正し、荷物の搬送をサポートする。ロボットの操作方法はユーザによって異なるため、そのユーザに適した意図認識パラメータや姿勢角を学習させる必要がある。本論文において「意図」とは、ユーザがロボットに提示し、ロボットが認識する操作の単位とする。例えば、ロボットを倒立状態にしておく、ロボットを引き始める、ロボットを引き続ける、ロボットを倒立状態に戻すなどの操作動作にユーザの意図が存在すると考える。ユーザが自分に適した姿勢角をロボットに示し、ロボットがこれを制御パラメータの学習にフィードバックすることで、ユーザに適したサポートを実現する。

2.1 倒立制御

倒立制御では、ロボットから姿勢角や車輪の角速度の値を取得し、トルク制御式(1)を用いてモータへの入力値を算出する。

$$u_\theta = -k_1(\theta - \theta_d) - k_2\dot{\theta} - k_3\dot{\varphi} - k_4 \int_t (\dot{\varphi} - \dot{\varphi}_d) dt \quad (1)$$

u_θ は車輪モータへの入力値、 θ は推定姿勢角、 θ_d は目標姿勢角、 $\dot{\theta}$ は推定姿勢角速度、 $\dot{\varphi}$ は車輪角速度、 $\dot{\varphi}_d$ は目標車輪角速度、 t は時刻、 k_1 は胴体角誤差ゲイン、 k_2 は胴体角速度ゲイン、 k_3 は車輪角速度ゲイン、 k_4 は車輪角速度誤差ゲインである。ロボットの推定姿勢角は、ロボットに搭載された加速度センサ、ジャイロセンサを使用し、カルマンフィルタを用いて求める。また、車輪の角速度を得るため、両車輪に搭載されたエンコーダを使用する。ユーザの操作動作に応じて、制

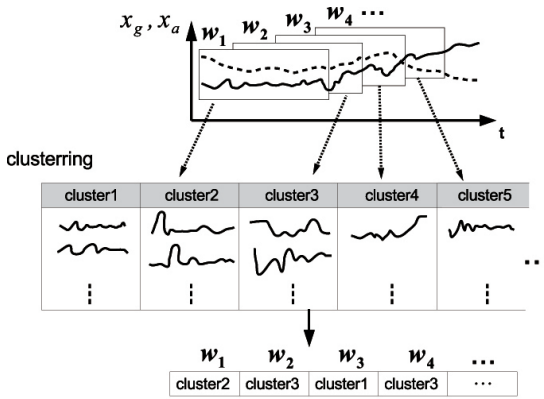


図3 k-means法による時系列データのクラスタリング

3. k-means法を用いた時系列データのクラスタリング

本報告では、ジャイロと加速度センサの時系列データ $x_t = (x_t^g, x_t^a)$ をk-means法を用いてクラスタリングすることで操作動作数を求める。これらのデータはそれぞれのデータ範囲が大きく異なるため、そのままクラスタリングできない。そこで、 x_t ではなく、 x_t を式(6)、式(7)で正規化した $s_t = (s_t^g, s_t^a)$ を使用することでデータ範囲を合わせ、クラスタリングを行う。 μ_t^g, μ_t^a は x_t^g, x_t^a の平均、 σ_t^g, σ_t^a は分散である。

$$s_t^g = \frac{x_t^g - \mu_t^g}{\sqrt{\sigma_t^g}} \tag{6}$$

$$s_t^a = \frac{x_t^a - \mu_t^a}{\sqrt{\sigma_t^a}} \tag{7}$$

次に、クラスタリングの手順を以下に示す。正規化された n 個の時系列データ s_t ($0 < t < n$) から、移動窓によって m 個ずつデータを切り出し、 $w_t = (s_t, s_{t+1}, \dots, s_{t+m-1})$ とする。それぞれの w_t に c 個のクラスタIDからランダムに1つ割り当てる。各クラスタ k ごとに、そのクラスタに分類されているデータの平均値 d_k を求め、それをクラスタの中心とする。個々の w_t と全てのクラスタの中心との距離を計算し、最も距離が近いクラスタに再度分類する。収束するまで、この手順を繰り返し実行する。この手順を図3に示す。

4. 実験

ユーザが、倒立状態にしておく→引っ張る→戻す操作を行った際に取得したセンサの時系列データをクラスタリングし、操作毎のテンプレートを作成した。作成したテンプレートを使用し類似度を算出すること

で、操作動作数の検証を行った。また、そのテンプレートを用いて意図認識を行い、学習の有効性を評価した。被験者は健康な20代の男性5名とした。¹

4.1 クラスタリングによる操作動作数の検証

図4は、被験者1が倒立状態→引っ張る→倒立状態に戻すの順番で操作したときの時系列データの一例である。実験開始時からAまでは倒立状態、AからBの間に引っ張る操作を行い、BからCは戻す操作を行っている。この時系列データを移動窓15、クラスタ数を4, 5, 6としてクラスタリングし、その結果を元に操作毎のテンプレートを作成した。作成したテンプレートを用いて算出した類似度を図5, 図6, 図7に示す。図4, 図5を比較すると図5の①が「倒立状態」、②, ③が「引っ張る操作」、④が「戻す操作」であることがわかる。また、図5, 図6を比較すると、クラスタ数4の場合には認識できていなかった「引き始めの操作」が図6の⑤で認識できている。さらに、図6, 図7を比較すると、クラスタ数5の場合に図6の⑥で認識できていた操作が、図7の⑦, ⑧では2種類の操作として認識された。このことから、この2つの操作は似た操作だと推測できる。ここで、この2つの操作の類似性を調べるため、クラスタリングにより得られたこれらの操作のテンプレートを図8に示す。さらに、このテンプレートを2.3節で提案した学習手法を用いて学習させた場合のテンプレートを図9に示す。図7における操作⑦, ⑧のテンプレートを図8と比較すると、加速度の時系列データに差があることから、これらの操作はそれぞれ異なる操作として分類されると考えられる。しかし、図9に示す学習後の図7における操作⑦, ⑧のテンプレートは図8の学習前と比べ、より似た波形になっていることがわかる。さらに、この学習後のテンプレートを用いて算出した類似度を図10に示す。学習前には2つの操作ははっきり

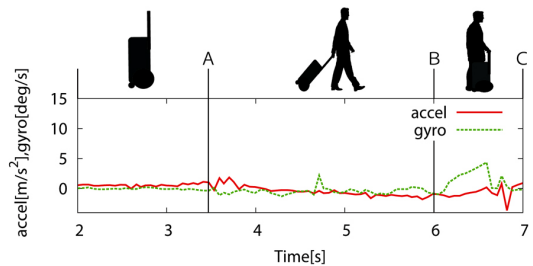


図4 クラスタリングに使用した時系列データ

1 本実験は福井大学大学院工学研究科知能システム工学専攻・人を対象とする研究倫理委員会の承認(第1号)を得ている。

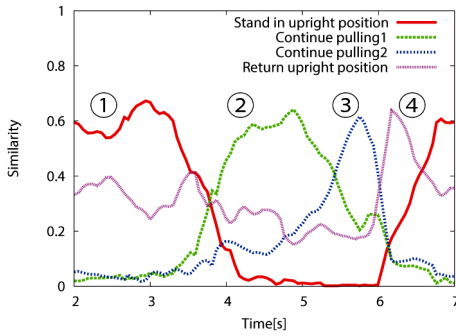


図5 クラスタ数を4としてクラスタリングした結果を基に作成したテンプレートを使用して算出した類似度

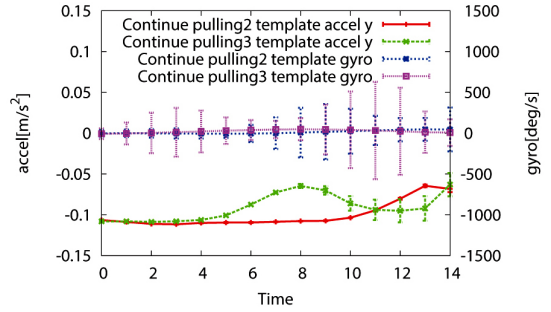


図8 クラスタ数を6としてクラスタリングした結果を基に作成した、図7における⑦、⑧の操作のテンプレート

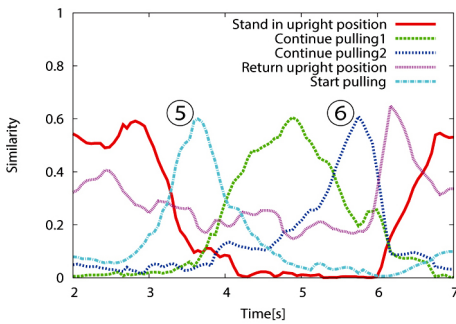


図6 クラスタ数を5としてクラスタリングした結果を基に作成したテンプレートを使用して算出した類似度

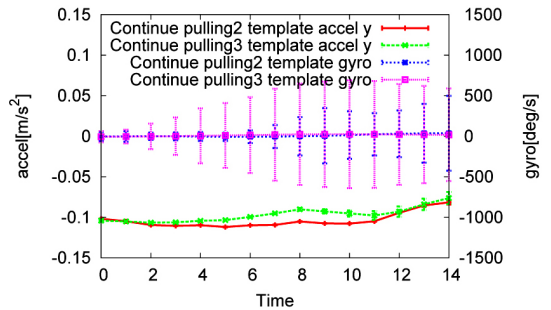


図9 図8に示した、図7における⑦、⑧の操作のテンプレートを、意図認識パラメータの学習手法を用いて学習させた結果

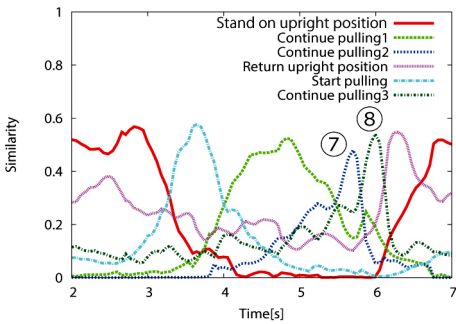


図7 クラスタ数を6としてクラスタリングした結果を基に作成したテンプレートを使用して算出した類似度

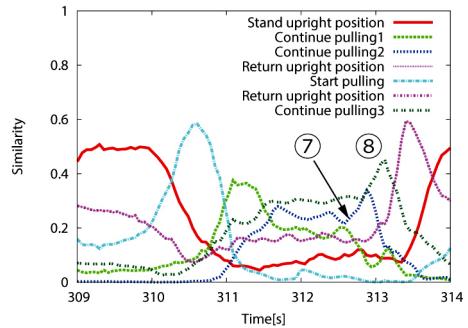


図10 クラスタ数を6としてクラスタリングした結果を基に作成したテンプレートを、意図認識パラメータの学習手法を用いて学習させ、そのテンプレートを使用して算出した類似度

と分かれて認識されていたが、図10の⑦、⑧では1つの操作として認識されるようになった。このことから、クラスタ数を6とした場合に作成したテンプレートを学習させると、2種類の操作のテンプレートが似た操作として学習され、意図認識を行う際に同じ操作

として認識されることがわかる。様々な操作動作をサポートするには一連の操作をできるだけ細かく分類し、多くのテンプレートが作成できることが望ましいが、細かく分類すると似た操作のテンプレートも作成され、意図認識パラメータを学習させることでそれぞ

表 1 被験者ごとの操作動作数

被験者 ID	ID.1	ID.2	ID.3	ID.4	ID.5
操作動作数	5	4	5	5	4

れが似た操作として学習されるため、意図認識を行う際に誤認識の原因となりうる。以上の結果から、提案した意図認識システム上で認識させるべき被験者 1 の操作動作数は 5 が適当だと考えられる。同様にして、他の被験者についても操作動作数を検証し、操作毎のテンプレートを作成した。被験者ごとの操作動作数を表 1 に示す。検証の結果、被験者 3 名の操作動作数が 5、他 2 名の操作動作数が 4 となった。それぞれの操作を比較すると、操作動作数が 5 となった被験者の操作からは「引っ張る操作」と「戻す操作」との間に「戻し始める操作」が検出できた。ここで、操作動作数が 4 となった被験者のテンプレートと、5 となった被験者のテンプレートをそれぞれ比較すると、操作動作数が 5 となった被験者のテンプレートのジャイロの出力値の分散が比較的小さいことが確認できた。これは、操作中のハンドルの上下の変動が比較的小さいためだと考えられる。このことから、操作動作数が 5 となった被験者は、操作中のハンドルの上下の変動が小さいため、「引っ張る操作」から「戻す操作」にかけてさらに操作が検出できたと考えられる。

4.2 クラスタリングを自動で行うことの有効性の検証

今回の実験で用いたテンプレートの作成手法の有効性を評価するため、手動で作成したテンプレートを用いて類似度を算出し、提案手法の結果と比較する。使用したデータは、ユーザが倒立状態にしておく→引っ張る→戻す操作を行った際に取得したセンサの時系列データである。手動で作成したテンプレートを学習させ、得られた類似度を図 11 に示す。図 11 の ⑨に示すように、明らかに「倒立状態」と認識されるべき操作が「引き始めの操作」と誤認識されている。一方、クラスタリング結果を元に作成したテンプレートを使用した場合、図 10 のようにテンプレートを学習させても誤認識しない。これは、手動によるテンプレートの作成方法に問題があると考えられる。手動で作成する場合、ロボットの角度やエンコーダの値を頼りに時系列データを目視で分類し、操作毎のテンプレートとしている。そのため、本来は「倒立状態」とされるべきデータが「引き始めの操作」に分類されてしまう場合がある。そして、その誤ったデータが含まれるテンプレートを

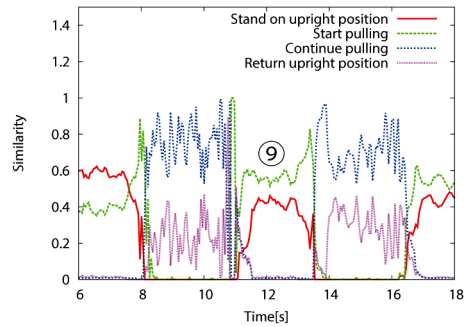


図 11 手動で作成したテンプレートを用いて算出した類似度

学習させると、図 11 の ⑨に示したように明らかに「倒立状態」と認識されるべき操作が「引き始めの操作」と学習され、誤認識してしまうと考えられる。以上のことから、クラスタリング結果を元に作成する手法は有効だと考えられる。

4.3 意図認識による制御パラメータの学習

提案した制御パラメータの学習手法の有効性を評価するため、4.1 節と同様の被験者 5 名に倒立状態→引っ張る→戻す操作を繰り返して行ってもらい、類似度や姿勢角を算出し比較した。類似度の計算には 4.1 節で得られたテンプレートを使用した。制御パラメータの学習率 β を 0.01 とした。ここでは紙面の関係上、被験者 1, 2 の結果のみを示す。

図 12, 図 13 に制御パラメータのみを学習させた場合の被験者 1, 2 の操作を学習したロボットの姿勢角を示す。どちらの結果とも、時間が経過するにつれて目標姿勢角が徐々に収束していることがわかる。ここで、図 14 に被験者 1 の操作を受けたロボットの学習前の姿勢角、図 15 に学習後の姿勢角を示す。学習前の目標姿勢角と実際の姿勢角との差は比較的大きいが、学習後には差が小さくなっている。また、図 16 に被験者 2 の操作を受けたロボットの学習前の姿勢角、図 17 に学習後の姿勢角を示す。被験者 1 の結果と同様に、学習後の目標姿勢角と実際の姿勢角の差が小さくなっていることがわかる。本実験では被験者 5 名で実験を行ったが、全ての被験者で同様の結果となった。また、被験者全員にアンケートを行い、学習後の目標姿勢角が操作しやすい角度となっているか確認したところ、被験者全員から自分に適した角度であるとの回答が得られた。このことから、制御パラメータを学習させると目標姿勢角が実際の姿勢角に沿って変化し、ユーザに応じた姿勢角でサポートできるようになることがわかる。ここで、制御パラメータを学習する前、

学習した後の被験者1の類似度を図18, 図19に示し、被験者2の学習前, 学習後の類似度を図20, 図21に示す。どちらの結果とも、学習前は実際に行っていた操作が正確に認識できているが、学習後では実際には行われていない操作が認識された。それぞれの学習前と学習後の結果を比較しても、明らかに学習後の方が頻繁に誤認識するようになることがわかる。以上のことから、制御パラメータのみを学習させるとユーザに応じた姿勢角でサポートできるようになるが、誤認識が頻繁に発生するようになり、意図認識が正確に行えないことがわかる。また、被験者ごとの学習後の目標姿勢角を図22に示す。学習後の結果は、被験者の身体的特徴に大きく依存する傾向にあり、手から床までの距離が長い被験者のほうがより目標姿勢角が大きくなった。

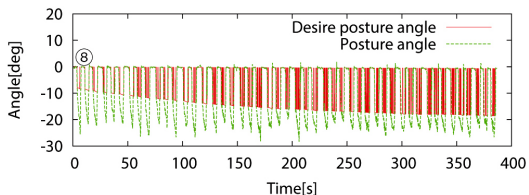


図12 制御パラメータのみを学習した姿勢角：被験者1

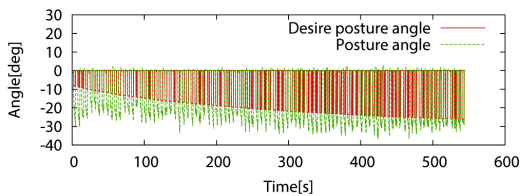


図13 制御パラメータのみを学習した姿勢角：被験者2

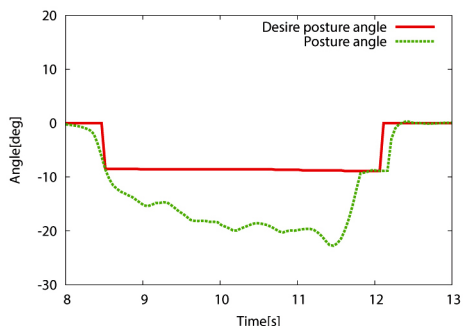


図14 制御パラメータ学習前の姿勢角：被験者1



図15 制御パラメータ学習後の姿勢角：被験者1

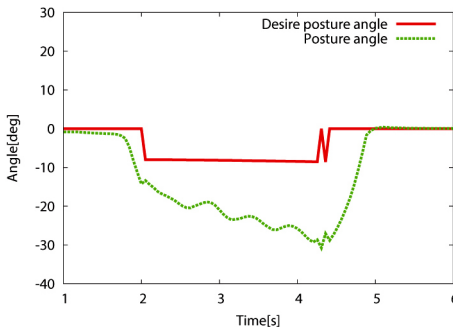


図16 制御パラメータ学習前の姿勢角：被験者2

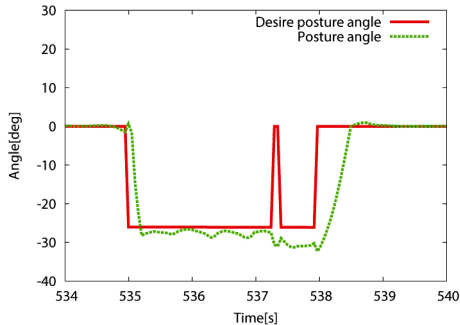


図17 制御パラメータ学習後の姿勢角：被験者2

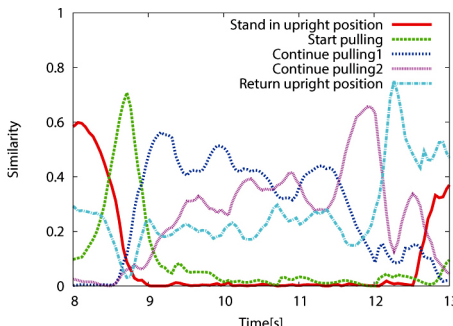


図18 制御パラメータ学習前の類似度：被験者1

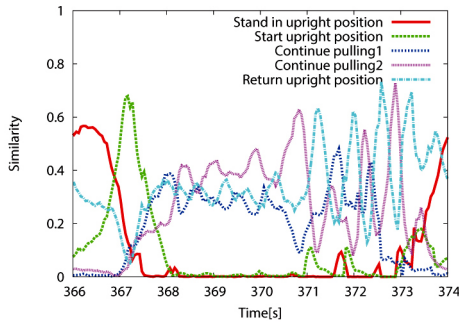


図19 制御パラメータ学習後の類似度：被験者1

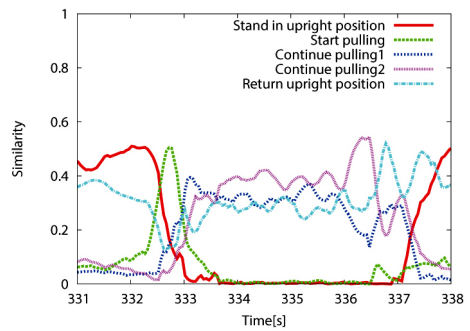


図23 制御パラメータと意図認識パラメータを同時に学習した後の類似度：被験者1

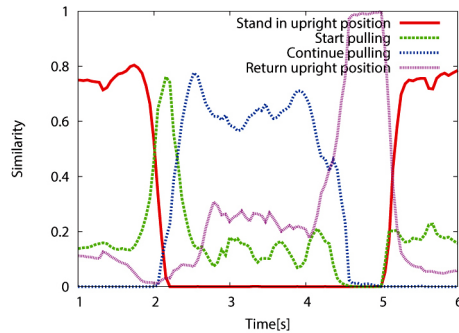


図20 制御パラメータ学習前の類似度：被験者2

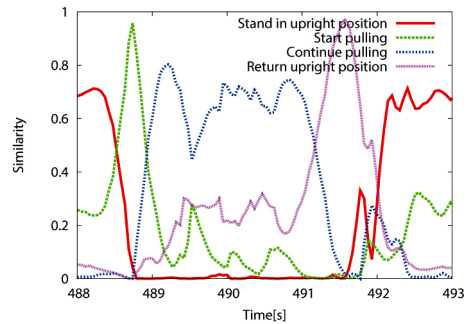


図24 制御パラメータと意図認識パラメータを同時に学習した後の類似度：被験者2

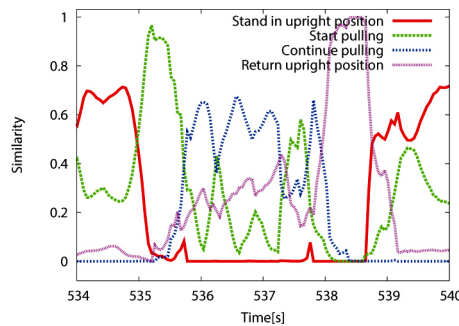


図21 制御パラメータ学習後の類似度：被験者2

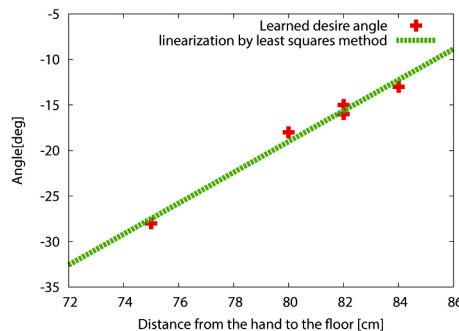


図22 制御パラメータ学習後の被験者ごとの目標姿勢角

4.4 意図認識パラメータ及び制御パラメータの同時学習

制御パラメータを学習させても安定して意図認識を行うために、意図認識パラメータを同時に学習させる事で類似度を向上させ、誤認識の発生頻度を抑える。制御パラメータの学習率 β を 0.01 とし、意図認識パラメータの学習率 α を 0.001 とした。図23と図24に、制御パラメータと意図認識パラメータを同時に学習させた場合の被験者1, 2の類似度を示す。どちらの結果とも制御パラメータを学習させたにもかかわらず、実際に行った操作が正確に認識されている。このことから、意図認識パラメータを学習させると類似度が向上し、正確に意図認識が行えるようになることがわかる。

5. 結言

本報告では、ユーザがスーツケース型倒立二輪型ロボットを操作した際に得られたセンサの時系列データをクラスタリングすることで、提案した意図認識システム上で認識させるべき操作動作数を検証し、意図認識による目標姿勢角とテンプレートの学習手法を提案

した。実験の結果、クラスタ数を多く設定してクラスタリングするほど一連の操作を細かく分類することができ、それに応じたモーションテンプレートを作成できた。さらに、作成したテンプレートを使用し類似度を算出することで操作動作数の検証を行うことができた。また、テンプレートと目標姿勢角を学習させる事で、ユーザに応じた姿勢角で誤認識なくサポートが行えた。

参考文献

- [1] S. Ha, Y. Yuta. Trajectory tracking control for navigation of self-contained mobile inverse pendulum. In *Proceedings of the IEEE/RSJ/GI International Conference on Intelligent Robots and Systems '94*, Vol.3, pp.1875-1882, 1994.
- [2] Brett Browning, Jeremy Searock, Paul E. Rybski, and Manuela Veloso. Turning segways into soccer robots. *Industrial Robot: An International Journal*, Vol.32, No.2, pp.149-156, 2005.
- [3] 入部正継, 太才遼一, 遠藤玄, 田窪敏夫, 衣笠哲也, 大須賀公一. 倒立振り制御を利用した酸素ボンベ搬送用ロボティックフォロワの開発. 日本ロボット学会学術講演会, 2G1-2, December.2012.
- [4] M.Iribe, R.Dasai, G.Endo, T.Takubo, T.Kinugasa, and K.Osuka. Study on a practical robotic follower to support home oxygen therapy patients-prototype cart development applying the inverted pendulum control-. *Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO 2012)*, pp.1230-1235, September.2012.
- [5] 藩博, 王碩玉, 姜イン来, 王義娜, 石田健司, 小林洋, 藤江正克. 運動意図による自立生活支援ロボットの走行制御. 日本ロボット学会学術講演会, 3C2-06, 2013.
- [6] Takahiro Takeda, Yasuhisa Hirata, and Kazuhiro Kosuge. Dance step estimation method based on hmm for dance partner robot. *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS*, Vol.54, No.2, pp.699-706, April.2007.
- [7] Takahiro Takeda, Yasuhisa Hirata, and Kazuhiro Kosuge. Dance partner robot cooperative motion generation with adjustable length of dance step stride based on physical interaction. *Proceedings of the 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.3258-3263, 2007.
- [8] Yasutake Takahashi, Takuya Inoue, and Takayuki Nakamura. Intention recognition by inverted two-wheeled mobile robot through interactive operation. *2014 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp.1291-1296, September.2014.
- [9] Shinnosuke Nomura, Takuya Inoue, Yasutake Takahashi, and Takayuki Nakamura. Learning control based on intention recognition by inverted two-wheeled mobile robot through interactive operation. *SCIS & ISIS 2014*, pp.117-122, December.2014.
- [10] 杉村博, 松本一教. 時系列データベースにおける特徴パタンの抽出. 第25回人工知能学会全国大会, 2G2-03, 2011.

(2015年3月8日 受付)
(2015年10月7日 採録)

[問い合わせ先]

〒910-8507 福井県福井市文京3-9-1
福井大学大学院工学研究科 知能システム工学専攻
野村 慎之介
TEL : 0776-27-8540
E-mail : snomura@ir.his.u-fukui.jp

著者紹介



のむら しんのすけ
野村 慎之介 [学生会員]

2015年福井大学工学部知能システム工学科卒業，現在，福井大学大学院工学研究科知能システム工学専攻博士前期過程。



たかはし やすたけ
高橋 泰岳 [正会員]

1996年大阪大学大学院工学研究科博士前期課程修了。2000年同大学博士後期過程中途退，同年同大学大学院工学研究科助手となり助教を経て，2009年から福井大学大学院研究科講師，2012年同大学准教授となり現在に至る。知能ロボットの行動獲得に関する研究に従事。博士(工学)。人工知能学会，日本ロボット学会など各会員。



いのうえ たくや
井上 卓也 [学生会員]

2014年福井大学工学部知能システム工学科卒業，現在，福井大学大学院工学研究科知能システム工学専攻博士前期過程。

Intention Recognition Learning and Support Control by Inverted Two-Wheeled Pendulum Mobile Robot through Interactive Physical Operation

by

Shinnosuke NOMURA, Yasutake TAKAHASHI and Takuya INOUE

Abstract :

Two-wheeled inverted pendulum mobile robots have been developed so far as a transportation assistant system. The robot recognizes the user intention by the user's physical operation of the robot. It changes the control parameters according to the user intention. The conventional system fixes the number of user intentions beforehand, however, the number of intentions can vary according to a user preference. This paper proposes a data clustering system for user intention recognition and an incremental learning system of the intention recognition modules for the inverted mobile robot that is interactively operated by a user. It shows some experimental results with a real robot in order to show the validity of the proposed method.

Keywords : Two-wheeled inverted pendulum mobile robot, Recognizes the user intention, Modular learning mechanism, Interactive physical operation

Contact Address : Shinnosuke NOMURA

Department of Human and Artificial Intelligent Systems, Graduate School of Engineering, University of Fukui
3-9-1, Bunkyo, Fukui, Fukui, 910-8507, Japan
TEL : 0776-27-8540
E-mail : snomura@ir.his.u-fukui.jp