

スキルアシストシステムにおける HMM を用いた 搬送作業フェーズのリアルタイム識別

○渡邊 真生 (名古屋大学), 山田 陽滋 (名古屋大学), 秋山 靖博 (名古屋大学),
荒木崇志 ((株) アラキ製作所), 澤田浩之 ((株) アラキ製作所),
川尻治司 ((株) アラキ製作所), 古屋敷潤 ((株) アラキ製作所)

Real-time Identification of Transport Task Phases Using HMM in A Skill-Assist System

○Mao WATANABE (Nagoya University), Yoji YAMADA (Nagoya University),
Yasuhiro AKIYAMA (Nagoya University), Takashi ARAKI (Araki Mfg. Co., Ltd.),
Hiroyuki SAWADA (Araki Mfg. Co., Ltd.), Haruji KAWAJIRI (Araki Mfg. Co., Ltd.),
and Jun FURUYASHIKI (Araki Mfg. Co., Ltd.)

Abstract : In the social context of aging and shortage of workforce at manufacturing sectors, we are developing “Skill-Assist Light,” an assist system for transporting heavyweight products. The phase-dependent impedance control, which is a control method to change the mechanical impedance according to the transport task phases such as start-up, moving, and positioning, has been proposed and reported to improve the assist performance in the previous studies on power assist devices. In this study, an operational-phase-identification method using continuous Hidden Markov Models for phase-dependent impedance controls is newly proposed, and demonstrated in real-time transporting operations. Firstly, the real-time phase identifying algorithm using HMM was studied. Second, the HMM model was built by training the transport experiment data. Finally, the real-time phase identification was performed in subject experiments, and the validity of the proposed method was demonstrated.

1. 緒言

自動車組立工程をはじめとする労働集約型の製造業では、作業者の高齢化や労働力不足が問題となっている。そこで、加齢した作業者であっても彼らの熟練した技能（スキル）を作業工程にて発揮できるよう、筆者らは人間・ロボット協調型支援装置「スキルアシスト」を提案し [1], 近年開発を再開した [2].

スキルアシストは既に自動車の最終組立工程で稼働しており、その有用性が明らかにされている [3]. そこで、最終組立工程だけでなく、より汎用的な搬送作業用途にも本システムを導入できるよう、新たにパワーアシスト装置「スキルアシストライト」(以下 SAL, Fig. 1) の開発を行っている。搬送作業を対象としたパワーアシスト装置では、搬送作業中に仮想的な機械インピーダンスをアクティブに変化させる、可変インピーダンス制御が提案され、アシスト性能の向上が報告されている [4, 1, 5, 6, 7, 8]. 可変インピーダンス制御では、操作力等の変数を引数として機械インピーダンスを連続的に変化させる手法 [5] と、作業フェーズ（起動・移動・位置決め）等に応じて機械インピーダンスを切替える手法（フェーズ・インピーダンス制御）が提案されている [1, 4, 6, 7, 8]. 本論文では、後者のフェーズ・インピーダンス制御における、搬送作業フェーズの識別に取り組む。従来のフェーズ識別（あるいは機械

インピーダンスの切替え) では、装置の座標 [4], 速度 [6], 加速度 [1], 操作力 [7] 等の信号波形の特徴をもとにフェーズ識別が行われてきた。また、作業フェーズの識別は作業者の運動で決定されるという考えのもとに、奥田らは人間の行動モデルを陽に考慮したフェーズ識別を行っており [8], 池浦らは人間の随意運動モデルとして最小躍度軌道 [9] を用いた機械インピーダンスの切替えを行っている [6].

しかしながら、これらの手法ではリアルタイムに適切な信号波形の特徴を得ることが困難であるという問題や、前提とする行動モデルに大きく依存するという問題がある。そこで本研究では、作業フェーズ識別に装置の速度と加速度を観測系列とする隠れマルコフモデル (HMM) [11] を

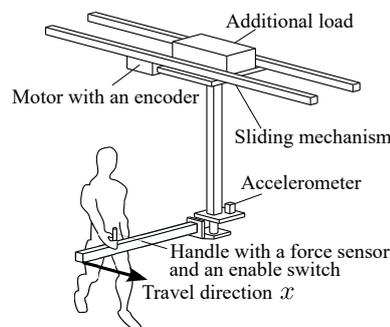


Fig. 1: Overview of Skill-Assist Light(SAL)

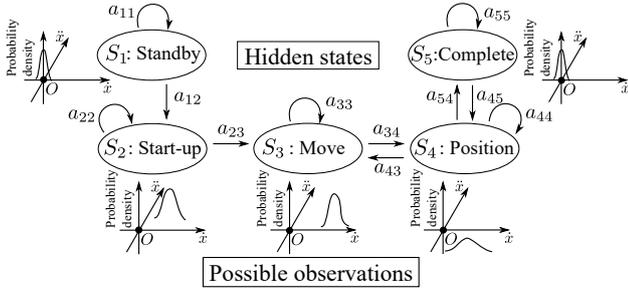


Fig. 2: HMM model of SAL

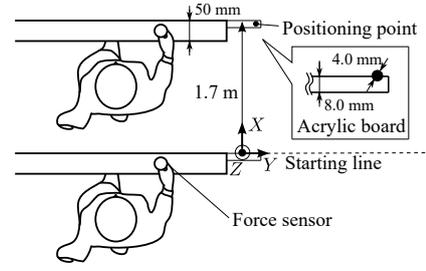


Fig. 3: Transport Task

応用する手法を提案する．作業フェーズ識別に HMM を応用する理由は以下の通りである．

- (1) 起動・移動・位置決め等のフェーズ遷移がマルコフ性をもつと考えられる
- (2) フェーズを確率的に推定できるため，安定したリアルタイムフェーズ識別が可能である
- (3) 特別な作業者モデルを必要としない
- (4) 作業の中で学習データを更新し，HMM モデルの再推定を行うことで，フェーズ識別性能の向上が期待できる

以上の理由から，作業フェーズ識別に HMM を応用することで，より安定したフェーズ切替え性能をもつアシストシステムの構築が期待される．既に筆者らは，提案手法である HMM によるフェーズ識別の実用可能性をオフライン処理にて確認した [2]．そこで本稿では，本手法によるリアルタイムでの作業フェーズ識別手法とその識別結果について報告する．

2. 作業フェーズのリアルタイム識別アルゴリズム

2.1 HMM モデルの設計

前報 [2] と同様に，本研究では，時刻 τ における SAL の並進加速度 $\ddot{x}(\tau)$ および並進速度 $\dot{x}(\tau)$ を連続観測ベクトル \mathbf{o}_τ として扱う．したがって，連続分布型 HMM を構築する．最終観測時刻を T として，観測ベクトル \mathbf{o}_τ を式 (1) で定義する．

$$\mathbf{o}_\tau = [\dot{x}(\tau), \ddot{x}(\tau)]^T \quad (0 \leq \tau \leq T) \quad (1)$$

HMM モデル λ を式 (2)～(5) で定義する．

$$\lambda = \{\boldsymbol{\pi}, \mathbf{A}, b_j(\mathbf{o})\} \quad (2)$$

$$b_j(\mathbf{o}) = \sum_{k=1}^M c_{jk} \mathcal{N}[\mathbf{o}, \boldsymbol{\mu}_{jk}, \mathbf{U}_{jk}] \quad (3)$$

Table 1: Specifications of SAL

Mass of nominal model m [kg]	401.2
Mass of a virtual mechanical impedance m_{id} [kg]	70
Viscosity coefficient of nominal model c [kg/s]	56.1
Viscosity of a virtual mechanical impedance c_{id} [kg/s]	30
Friction compensation force f_d [N]	33.0

$$\mathcal{N}[\mathbf{o}, \boldsymbol{\mu}_{jk}, \mathbf{U}_{jk}] = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n_o}{2}} \sqrt{|\mathbf{U}_{jk}|}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{o} - \boldsymbol{\mu}_{jk})^T \mathbf{U}_{jk}^{-1} (\mathbf{o} - \boldsymbol{\mu}_{jk}) \right\} \quad (4)$$

ただし，

$$1 \leq i, j \leq N, \quad 1 \leq k \leq M \quad (5)$$

$\boldsymbol{\pi} = \{\pi_i\}$ は $\tau = 0$ における初期状態確率ベクトル， $\mathbf{A} = \{a_{ij}\}$ は状態 S_i , S_j 間の状態遷移確率行列である． $b_j(\mathbf{o})$ は状態 S_j において時刻 τ の連続観測ベクトル \mathbf{o} (以下， τ を省略) を観測する際の確率密度関数であり，式 (3) のように M 個の確率密度関数 \mathcal{N} の混合分布で与えられる．本研究では確率密度関数 \mathcal{N} を式 (4) のガウス分布として与える． c_{jk} は状態 j の k 番目の混合分布に対する混合重み係数， $\boldsymbol{\mu}_{jk}$ は平均ベクトル， \mathbf{U}_{jk} は分散共分散行列である． n_o は観測ベクトルの次元， N は隠れ状態数， M は確率密度混合分布数である．

次に，SAL の HMM 構築における各パラメータの対応を整理する．Fig. 2 に SAL における HMM モデルの概要を示す．隠れ状態 S_i は各作業フェーズに対応する．2 地点間の搬送作業フェーズは，起動フェーズ，移動フェーズ，位置決めフェーズの 3 つに分けることができる [1, 8]．さらに，リアルタイムでのフェーズ識別処理の実装を考慮すると，起動フェーズの前にスタンバイ状態，位置決めフェーズの後に終了状態をそれぞれ考慮する必要がある．このため隠れ状態数 N は 5 とし，各状態 S_i , $i = 1, 2, 3, 4, 5$ をそれぞれ S_1 : スタンバイ状態， S_2 : 起動フェーズ， S_3 : 移動フェーズ， S_4 : 位置決めフェーズ， S_5 : 終了状態とする．状態遷移確率行列 $\mathbf{A} = \{a_{ij}\}$ につ

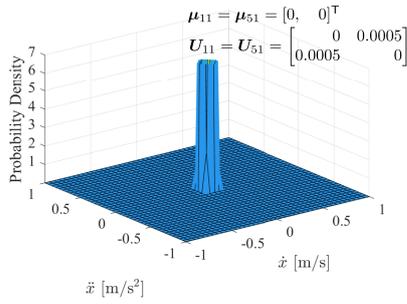


Fig. 4: Probability densities of Standby and completion state S_1, S_5

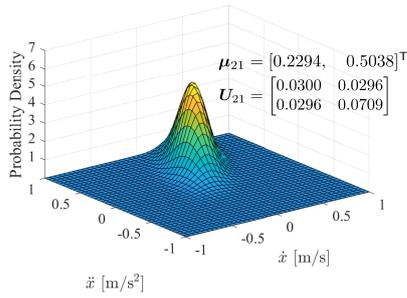


Fig. 5: Probability density of start-up phase S_2

いて、数字の隣り合わない状態間の遷移は行わないものとした ($a_{ij} = 0, |i - j| > 1, 1 \leq i, j \leq N$). また、2地点間搬送作業の途中で作業を中断しないことを考えると、移動フェーズから動き出しフェーズに戻ることはない。このため $a_{32} = 0$ とした。同様の理由で、 $a_{21} = 0$ とした。初期状態確率ベクトル π について、作業は装置が停止している状態からはじまるため、常に初期隠れ状態はスタンバイ状態である。このため $\pi = [1, 0, 0, 0, 0]^T$ とした。混合確率密度分布の数 M は簡単のため 1 とする ($c_{jk} = 1, k = 1, 1 \leq j \leq N$) .

2.2 搬送作業実験データの学習

Baum-Welch アルゴリズム [12] を用いて HMM モデルパラメータの再推定を行う。HMM モデル λ を構築することのみを目的として、研究室に所属する男性 5 名 (20~25 歳) に対して、前報 [2] と同様の搬送作業実験 (Fig. 3) を新たに 250 試行を行い、これらを学習用データとして HMM モデルパラメータの再推定を行った。X 方向への 1.7 m の 2 地点間搬送作業について、直径 4 mm の目標点に対して可能な限り引き戻し動作をすることなく位置合わせすることを作業目標として実験を行った。式 (1) の観測ベクトルにおける x は X 方向の変位である。アシスト制御則はインピーダンス制御 [1] とした。インピーダンス制御におけるパラメータを Table 1 に示す。学習データを拡充する目

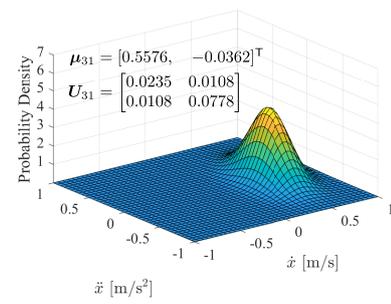


Fig. 6: Probability density of moving phase S_3

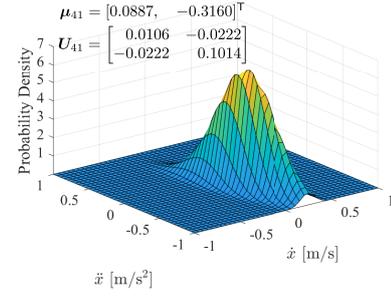


Fig. 7: Probability density of positioning phase S_4

的で、作業スピードについては、

速度条件 1. 作業しやすい速度で作業しなさい

速度条件 2. 少し急ぎめの速度で作業しなさい

の 2 つの速度条件を設け、各速度条件について被験者毎に 25 回の搬送作業を行い、計 250 試行の搬送作業データを用意した。学習用時系列データのサンプリング周期 T_{Sl} は 20 ms である。装置の速度、加速度はそれぞれ Fig. 1 中のモータに取り付けられたエンコーダ信号の差分および加速度センサ信号から取得している。

次に、用意した学習データを用いて、Baum-Welch アルゴリズムにて HMM パラメータの再推定を行う。ただし、スタンバイ状態 S_1 と終了状態 S_5 については、その定義から、 \dot{x} - \ddot{x} 平面の原点に分布しているべきである。このため、 S_1 および S_5 の各パラメータについては下記のように試行錯誤的に定め、Baum-Welch アルゴリズムによる数値の更新を行わないこととした。

$$\mu_{11} = \mu_{51} = [0, 0]^T \quad (6)$$

$$U_{11} = U_{51} = \begin{bmatrix} 0.0005 & 0 \\ 0 & 0.0005 \end{bmatrix} \quad (7)$$

Fig. 4~7 に再推定した各状態の確率密度分布を示す。Fig. 8 はフェーズ S_2, S_3, S_4 の分布を z 軸正方向から投影した図であり、赤は S_2 、緑は S_3 、青は S_4 の分布をそれぞれ示している。学習試行データ数を増やし、隠れ状態数

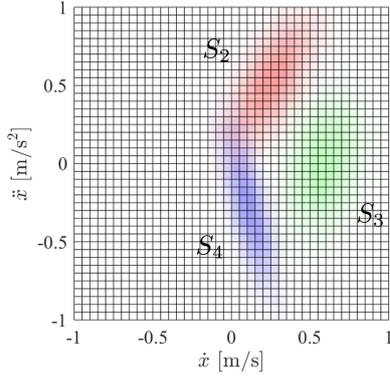


Fig. 8: Probability distributions of S_2, S_3, S_4

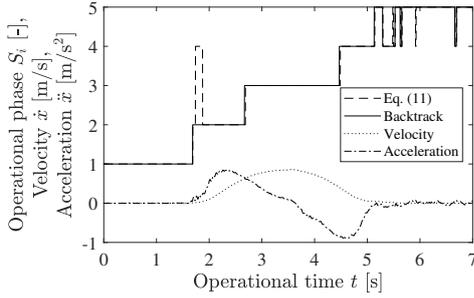


Fig. 9: Experimental results of identifying phases without any restrictions of probability distributions

を増やした場合でも、起動フェーズ S_2 、移動フェーズ S_3 、位置決めフェーズ S_4 は前報 [2] と比較してほとんど同様の結果となった。起動フェーズ S_2 は共分散が正であり、 \dot{x} と \ddot{x} の両方が増加するフェーズであることを示している。位置決めフェーズ S_4 は共分散が負であり、 \dot{x} が減少すると同時に \ddot{x} が増加するフェーズであることを示している。

2.3 実験による Viterbi アルゴリズムの検討

Viterbi アルゴリズム [12] をフェーズのリアルタイム識別に応用する。1本の最適状態系列 \mathbf{q} を式 (8) で定義する。

$$\mathbf{q} = [q_1, q_2, \dots, q_T]^T \quad (8)$$

最終時刻 T における状態 q_T は式 (9) で与えられる。

$$q_T = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \quad (9)$$

ここで、 $\delta_\tau(i)$ は1本の状態系列パス上の時刻 τ における最も高い確率であり、式 (10) で与えられる。

$$\delta_\tau(i) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_{\tau-1}} P[q_1 q_2 \dots q_{\tau-1}, q_\tau = i, \mathbf{o}_1 \mathbf{o}_2 \dots \mathbf{o}_\tau | \lambda] \quad (10)$$

本来 Viterbi アルゴリズムでは、一連の動作が終了した最終時刻 T における状態 q_T を起点に、バックトラック処理

を行うことで最適状態系列 \mathbf{q} を導出する。一方で、SAL のようにリアルタイムに現在の隠れ状態を取得したい場合、一連の動作中に最適状態をその都度推定する必要がある。このため、現在の時刻 τ における状態を式 (11) で推定することとした。

$$q_\tau = \operatorname{argmax}_{1 \leq i \leq N} [\delta_\tau(i)] \quad (11)$$

以上の処理における作業フェーズ識別の代表的な一試行の結果を Fig. 9 に示す。破線は式 (11) のフェーズ識別結果、実線はバックトラック処理のフェーズ識別結果をそれぞれ示している。点線は搬送の速度、一点鎖線は加速度を示している。同図から、式 (11) を用いたリアルタイムフェーズ識別では、 $t = 1.7$ s にてフェーズの誤識別が発生していることが確認できる。このとき、速度は 0.01 m/s、加速度は 0.13 m/s² である。ここで Fig. 8 の分布をみると、 $t = 1.7$ s の時刻はちょうど S_2 と S_3 の確率密度分布が重複する領域であることが確認できる。このことから、式 (11) を用いたフェーズの誤識別は、 $t = 1.7$ s にて作業フェーズ S_4 に存在する確率が S_2 よりも高いと一時的に計算された結果であると考えられる。この不具合を改善する、すなわち、式 (11) の結果をバックトラック処理の結果と同様にするために、本研究では Viterbi アルゴリズムで用いる確率密度分布について次の処理を施した。

- (1) \ddot{x} に閾値を設け、 S_2 と S_4 の分布が重複しないようにする

$$b_2(\mathbf{o}) = \begin{cases} \mathcal{N}[\mathbf{o}, \boldsymbol{\mu}_{21}, \mathbf{U}_{21}] & (\ddot{x} > 0) \\ 0 & (\ddot{x} \leq 0) \end{cases} \quad (12)$$

$$b_4(\mathbf{o}) = \begin{cases} \mathcal{N}[\mathbf{o}, \boldsymbol{\mu}_{41}, \mathbf{U}_{41}] & (\ddot{x} < 0) \\ 0 & (\ddot{x} \geq 0) \end{cases} \quad (13)$$

- (2) \dot{x} に閾値を設け、 S_3 を経由するルートを制限する

$$b_3(\mathbf{o}) = \begin{cases} \mathcal{N}[\mathbf{o}, \boldsymbol{\mu}_{31}, \mathbf{U}_{31}] & (\dot{x} > 0.2) \\ 0 & (o_1 \leq 0.2) \end{cases} \quad (14)$$

ただし、本処理は統計的制約に厳密に従うものではないため、今後修正が必要となる可能性がある。ここで、本処理によって新たに発生し得る不具合としては、搬送の途中で急激に速度を落とした場合のフェーズ識別の不可能性があげられる。すなわち、装置を加速した後、一時的に処理 (2) の閾値 $\dot{x} = 0.2$ よりも低い速度まで減速し、その後再度加速するような作業を行った場合、通るべきルートが式 (14) で制限されているために、妥当なルートが存在しない結果となってしまう可能性がある。しかしながら、実際の作業現場でそのような作業動作が必要となるのは Enable スイッチを離す必要があるような非常時であると考えられるため、本研究では対象としない。以上の改善した Viterbi アルゴリズムを用いて、リアルタイムでの作業フェーズ識別実験を行った。

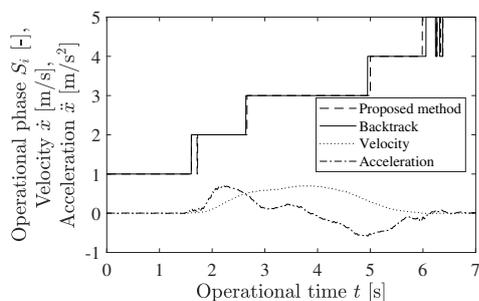


Fig. 10: Experimental results of identifying phases with the proposed method

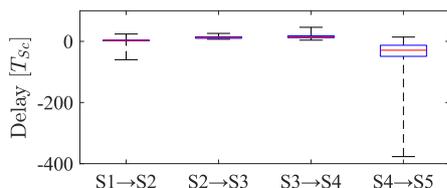


Fig. 11: Delays of phase identification timing in the cases of the proposed method vs. off-line backtrack processes

3. リアルタイムでの作業フェーズ識別実験

本節では、提案手法によるリアルタイムフェーズ識別処理の安定性を確認する。2.3 節で述べた通り、HMM によるフェーズ識別に関して、式 (9) を起点とするバックトラック処理と、式 (11) に式 (12), (13), (14) の制限を課したリアルタイム識別手法 (提案手法) とで、その処理方法の違いからフェーズ切替えのタイミングが異なる可能性がある。そこで 3.1 節では、通常の搬送を想定した場合の、両手法のフェーズ切替えタイミングの差について議論する。次に 3.2 節では、緩急のある作業動作に対する提案手法の応答を議論する。

3.1 通常の搬送作業に対する識別結果

5名の研究室外の被験者 (20~25 歳男性) による搬送作業データに対して、提案手法によるリアルタイムフェーズ識別の確認実験を行った。実験は、本学工学部倫理部会の承認を得て行った (申請番号 21-15)。実験環境は 2.2 節 (Fig. 3) と全く同様とし、搬送距離は $X = 1.7\text{m}$ 、速度条件は条件 2 (少し急ぎめの速度で作業しなさい) を指示した。被験者毎に 30 試行、計 150 試行の作業実験を行った。代表的な試行結果を Fig. 10 に示す。搬送における最大速度値の平均と標準偏差は $0.79 \pm 5.5 \times 10^{-2} \text{ m/s}$ であった。Fig. 11 に、オフラインでのバックトラック処理の場合に対する、本実験結果に基づく提案手法の大域的なフェーズ切替えタイミングの遅れの結果を示す。制御におけるサン

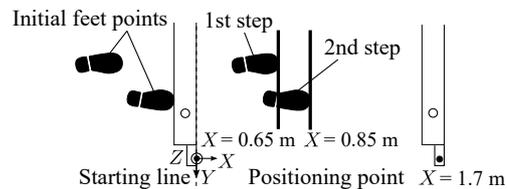


Fig. 12: Top view of the operation simulating with slow and steady speed mixed in a travel

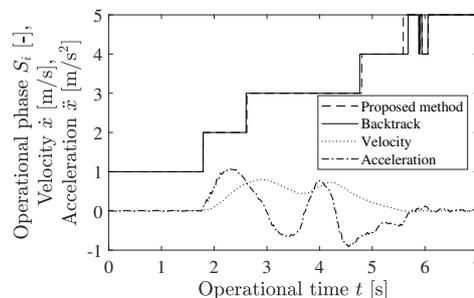


Fig. 13: Experimental results of identifying phases with slow and steady speed mixed in each travel

プリング周期 T_{Sc} は 2 ms である。 $S_4 \rightarrow S_5$ については提案手法とバックトラック処理の場合とでタイミングの差が大きい結果となったが、将来的に本手法を可変インピーダンス制御に応用することを前提とすれば、位置決めフェーズ S_4 と終了状態 S_5 の機械インピーダンスは切替える必要が無い場合、実用上はこのタイミングの差は大きな問題とはならない。また、Fig. 10 では $t = 1.7 \text{ s}$ にて $S_1 \leftrightarrow S_2$ の切替えが、 $t = 6.0 \text{ s}$ 以降に $S_4 \leftrightarrow S_5$ の頻繁な切替えがそれぞれ発生しているが、上記の理由と同様に $S_1 \leftrightarrow S_2$ および $S_4 \leftrightarrow S_5$ では機械インピーダンスを切替える必要が無い場合、これらの挙動は問題とはならない。一方で、Fig. 11 からわかるように、フェーズ・インピーダンス制御にて重要な $S_2 \rightarrow S_3$ および $S_3 \rightarrow S_4$ のフェーズ切替えについては、切替えタイミングの差とそのばらつきが小さく、 $T_{Sc} = 2 \text{ ms}$ であることを考慮すれば、実用上はほとんど問題にならない程度のタイミングの差となった。また、2.3 節であげた不具合を示す挙動は全ての試行で観測されず、 $S_2 \rightarrow S_3 \rightarrow S_4$ の遷移は安定していた。以上の結果から、2.3 節における手法の改善は、リアルタイム識別とバックトラック処理の結果をほぼ同等にするという意味で妥当であることが確認され、通常の搬送作業に対して提案手法が実用的に利用可能であることが確認された。

3.2 様々な搬送作業に対する識別の応答

次に、搬送作業において頻繁に起こり得る、かつフェーズ識別上望ましくないと思われる入力に対する提案手法の安定性を確認する目的で、速度に緩急を与えた搬送動作

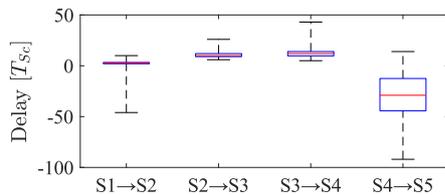


Fig. 14: Delays of phase identification timing in the cases of the proposed method vs. off-line backtrack processes with slow and steady speed mixed in each travel

(以下、緩急動作)を上記と同じ被験者に対して行った。搬送作業において、Fig. 12のように足の初期位置を明示的に定め、1歩目と2歩目でそれぞれ $X = 0.65, 0.85\text{m}$ 地点のラインをつま先で踏むように指示(3歩目以降は歩容を指定しない)することで、緩急動作を再現した。その他の実験環境は2.2節と同様とし、速度条件は条件2(少し急ぎめの速度で作業しなさい)を指示して、被験者毎に30回、計150回の搬送実験を行った。代表的な試行結果をFig. 13に示す。搬送における最大速度値の平均と標準偏差は $0.73 \pm 6.7 \times 10^{-2} \text{ m/s}$ であった。Fig. 14に、オフラインでのバックトラック処理の場合に対する、提案手法の大域的なフェーズ切替えタイミングの遅れの結果を示す。本実験においても、全ての試行で、2.3節であげた不具合を示す挙動は観測されなかった。また、Fig. 13のように、提案手法は、加速度極値を用いる手法[1]では識別の難しい、速度、加速度の極値が複数現れるような作業に対しても、安定したフェーズ識別を達成できている。以上の結果から、提案手法は、フェーズ識別上望ましくないとと思われる緩急動作に対しても、高い確度で安定したフェーズ切替を達成できることが確認された。また、全ての試行は、速度の極小値が2.3節で定めた閾値 $\dot{x} = 0.2\text{m/s}$ を下回らない試行となった。このことから、SALにおける、2.3節で設けた閾値の妥当性を確認できた。ただし、想定する作業によって適当な閾値は異なるため、本手法を他の事例に応用する場合は、想定作業に応じた閾値を検討する必要がある。

4. 結論

本研究では、連続分布型HMMをフェーズ・インピーダンス制御アシスト手法における搬送作業フェーズ識別に応用する手法を提案し、搬送作業における起動、移動、位置決めフェーズのリアルタイム識別を行った。HMMにおける隠れ状態を各作業フェーズに対応づけ、装置の速度、加速度を観測系列ベクトルとしてHMMモデルを定義し、学習用の搬送作業データを用いてHMMモデルを構築した。次に、Viterbiアルゴリズムにいくつかの制約を設け、

SALにおけるリアルタイムでのフェーズ識別アルゴリズムを整理した。最後に、被験者実験によって、提案手法による作業フェーズのリアルタイム識別が正常に動作することを確認した。また、フェーズ識別上望ましくないとと思われる緩急動作に対しても、安定したフェーズ識別が可能であることが示された。これらの結果から、搬送作業のリアルタイムフェーズ識別において、高い確度で提案手法が機能することが見込まれることが確認できた。今後は、本提案手法を用いたフェーズ・インピーダンス制御の提案と、その評価を行う予定である。

参考文献

- [1] 山田陽滋, 鴻巣仁司, 森園哲也, 梅谷陽二: “自動車組立工程における搭載作業のためのスキルアシストの提案”, 日本機械学会論文集 (C編), Vol. 68, No. 666, pp. 161–168 (2002)
- [2] 渡邊真生, 山田陽滋, 秋山靖博, 荒木崇志, 澤田浩之, 川尻治司, 古屋敷潤: “隠れマルコフモデルを用いたスキルアシストシステムの搬送作業フェーズ識別” (印刷中), 第64回自動制御連合講演会予稿集, (2021)
- [3] 鴻巣仁司, 荒木勇, 山田陽滋: “自動車組立作業支援装置スキルアシストの実用化”, 日本ロボット学会誌, Vol. 22, No. 4, pp. 508–514 (2004)
- [4] 山田陽滋, 大東治宜, 酒井隆之, 梅谷陽二: “人間/ロボット共同搬送作業において作業者の意向を反映させるためのヒューマン・インターフェースの提案: 機械力学, 計測, 自動制御”, 日本機械学会論文集 C編, Vol. 67, No. 656, pp. 1069–1076 (2001)
- [5] 武居直行, 菊植亮, 佐野明人, 望山洋, 澤田英明, 藤本英雄: “位置決め作業アシストのための操作力依存可変ダンピング制御”, 日本ロボット学会誌, Vol. 25, No. 2, pp. 306–313 (2007)
- [6] R. Ikeura and H. Inooka: “Variable impedance control of a robot for cooperation with a human”, *Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 3, pp. 3097–3102 (1995)
- [7] 関弘和, 高橋一樹, 多田隈進: “動作モード切替えに基づく人間協調型ロボットの軌道制御法”, 電気学会論文誌 D (産業応用部門誌), Vol. 126, No. 12, pp. 1682–1689 (2006)
- [8] 奥田裕之, 早川聡一郎, 鈴木達也, 土田縫夫: “人間行動のハイブリッドシステムモデルに基づいた人間-機械協調型ロボットシステムの切替型制御器設計”, 電気学会論文誌 D (産業応用部門誌), Vol. 128, No. 6, pp. 810–818 (2008)
- [9] T. Flash, N. Hogan: “The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model”, *Journal of neuroscience*, Vol. 5, No. 7, pp. 1688–1703 (1985)
- [10] 南場友里, 打田正樹, 早川聡一郎, 奥田裕之, 鈴木達也, 土田縫夫: “人間-機械協調型ロボットにおける人間行動モデルと隠れマルコフモデルを用いた支援制御”, (人間機械協調); ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, No. 08-4, 1A1–D13 (2008)
- [11] L. Rabiner and B. Juang: “An introduction to hidden Markov models”, *IEEE ASSP MAGAZINE*, Vol. 3, No. 1, pp. 4–16 (1986)
- [12] L. Rabiner and B. Juang (原著), 古井貞熙 (監訳): 音声認識の基礎 (下), pp. 102–187, NTTアドバンステクノロジー株式会社, 東京 (1995)