



室蘭工業大学

学術資源アーカイブ

Muroran Institute of Technology Academic Resources Archive



## ロボット制御における状態行動対予測を用いた未来行動決定の検討

メタデータ	言語: jpn 出版者: 計測自動制御学会 公開日: 2016-02-17 キーワード (Ja): 逐次状態予測, 状態行動対予測, 状態行動対予測に基づく制御 キーワード (En): Online SVR 作成者: 杉本, 大志, 倉重, 健太郎 メールアドレス: 所属:
URL	<a href="http://hdl.handle.net/10258/3862">http://hdl.handle.net/10258/3862</a>

## ロボット制御における状態行動対予測を用いた未来行動決定の検討

著者	杉本 大志, 倉重 健太郎
雑誌名	計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会講演論文集
巻	2015
ページ	1181-1185
発行年	2015-11-18
URL	<a href="http://hdl.handle.net/10258/3862">http://hdl.handle.net/10258/3862</a>

# ロボット制御における 状態行動対予測を用いた未来行動決定の検討

○ 杉本 大志 倉重 健太郎 (室蘭工業大学)

**概要** ロボットを動的環境下で制御するには、その状態を知ると共に、つぎにロボットがどのような行動をとるか知ることが重要となる。本検討では、我々が先に提案している状態行動対予測を最適制御と組み合わせることを考える。特に、この状態行動対予測によって得た未来の行動に対して予測誤差を考慮し、その『ばらつき』に着目して統計的処理を施した信頼度付き重み係数を設計することで、これを基本として今後とるべき行動を決定する仕組みを検討する。

**キーワード:** 逐次状態予測, 状態行動対予測, Online SVR, 状態行動対予測に基づく制御

## 1 はじめに

古くより、動的な環境下で適切に動作するロボットの研究は数多く行われている<sup>1,2,3</sup>。例として家庭、工場等とあらゆる作業空間内で人間の代わりに活躍する、様々なロボットの開発が行われている<sup>4</sup>。しかしながら、動的な環境下においてロボットを人間のように行動させることは容易ではない<sup>5,6</sup>。この問題において従来の研究の多くでは、機械学習、中でも試行錯誤的に環境を学習して最適行動を獲得する強化学習<sup>7,8,9</sup>を用いるか、あるいは制御手法として一般性が高く、逐次的に最適入力を獲得するモデル予測制御の考え方<sup>10,11</sup>、さらには Extended Kalman Filter(EKF)<sup>1</sup> や Unscented Kalman Filter(UKF)<sup>1</sup> を組み合わせることで、モデルの線型化を回避してロボットの動作生成を実現している手法が存在する<sup>12,13,14,15</sup>。ただし、局所解への対処や計算オーバーヘッド、または安定性の面において議論の余地が残っているとされている<sup>16,17,18,19,20</sup>。

その一方で、これらの研究においては、動的な環境を考えた制御において、ロボットの状態やパラメータに着眼し、その視点からロボット制御に関する知見を得ようと試みていることがわかる。このように、ロボットを動的環境下で制御するには、ロボットの状態を知ると共に、行動計画の中でつぎにロボットがどのような行動をとるかを知ることも必要である。このとき、状態と行動を知るには、置かれた環境の変化と共に、ロボットのモデルを知る必要がある。この点において、我々は状態行動対予測なるアプローチを先に提案し、その有用性を確認している<sup>21</sup>。この状態行動対予測は、ロボットが保持する状態、そしてロボットがとる行動を『対』として扱い、何らかの学習器を用いて、現在とる行動によって未来の状態がどのように変化するかを予測するものである。この考え方をロボット制御に適用することによって、未来にとるべき最適な行動を現在において決定出来る。

そこで本検討では、我々が先に提案した状態行動対予測を、従来使われてきた最適制御と組み合わせることを考える。状態と行動の組合せで表現出来るロボット制御に対し提案手法を適用することで、未来の行動を学習器によって予測する。そしてこの予測した未来の行動を現在とる行動に反映させることで、行動の補正を行う仕組みを実現する。また、未来にとるべき行動の予測値に含まれる予測誤差を考慮し、生成する行動には重み付けを行い、その影響を低減する。適用例として、自走式二輪型倒立振子に最適レギュレータ法(以下、LQR)と組合

わせ倒立姿勢維持タスクを実行させる。このとき、自走式二輪型倒立振子が移動にすることによって路面の形状が変化する環境で動作させた場合を想定し、計算機シミュレーションによって本手法の有用性を検証する。

## 2 ロボットにおける行動補正の考え方

動的環境におけるロボットの行動生成を考えると、これまでの行動と状態を基本として未来の状態を予測し、その結果に即した行動を直ちに用いることにより、最適な動作が実現出来ると言える。本検討においては、先行研究<sup>21</sup>ですでに提案している状態行動対予測を利用することで、予測可能な外乱が与えられた場合の倒立振子の車体傾斜角(以下、ピッチ角)の変化を小さく留めるような行動を獲得することを考える。そこで本検討では、補正をする上で必要となる行動を生成するために、Fig. 1で示されるシステムを構築する。

このシステムは、自走式二輪型倒立振子の倒立姿勢維持制御を行うものであり、状態フィードバックゲイン  $K_f$  によって最適制御を行うと共に、状態行動対予測によって未来にとるべき行動を組合せて、倒立振子への制御入力を補正する。この状態行動対予測を行うブロックが *N*-ahead State-Action Pair Predictor であり、本ブロックの内部構成は Fig. 2で示される<sup>22</sup>。

*N*-ahead State-Action Pair Predictor ブロッ

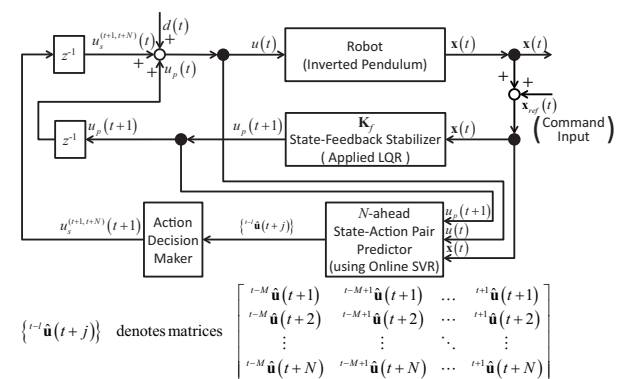


Fig. 1: Outline for Deciding the Optimal Action for the Robot using the Prediction of State-action Pair

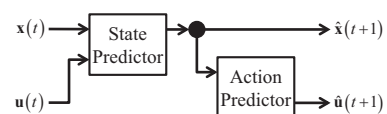


Fig. 2: Outline of the Prediction System of State and Action<sup>21, 22)</sup>

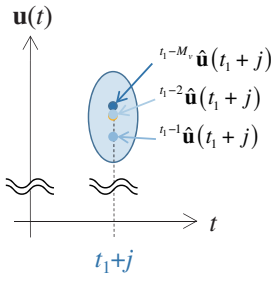


Fig. 3: Focus on the Variations of Predicted Values from Previous Time Points

クによって、現時刻  $t$  から任意の  $t+N$  時刻先までの遠い未来にかけてとられるであろう行動の予測値列が得られる。この予測値列を使うことにより、現時刻で決定した行動に未来でとる行動を加えて補正することが可能となる。ただし、予測結果から得られた行動を実際に用いる場合、予測の対象となる時刻が、現時刻に比べて相対的に遠くなると、その長さに比例して予測誤差が無視出来ない程度に蓄積される。そこで本検討では、補正に用いる予測結果に対し重み付けを行い、補正に用いる値の重要度を設定すると共に予測誤差の影響を低減することを考える。この考え方を基本として、予測値の予測開始時間と任意の対象時間における統計的な『ばらつき』に着目し、その時点での予測値の信頼性を考える。状態行動対予測を適用した場合、各サンプリング時刻での予測が可能となる。そこで、ある時刻  $t_1+j$  での予測値について着目し考えてみる (Fig. 3)。まず入力  $\mathbf{u}(t+j)$  に対するそれぞれの予測値を計算する。本検討においては、この結果得られたそれぞれの時刻における  $\mathbf{u}$  の予測値に対し、時刻  $t_1+j$  における入力の標準偏差  $\sigma_j$  を求める。この  $\sigma_j$  を用いることで、予測結果に応じて柔軟に変化する重み係数を定義する。この考えから、次式を得る。

$$\alpha_j = C_\sigma \cdot \sigma_j \quad (1)$$

$$\sigma_j = \sigma \left[ {}^{t_1-M}\hat{\mathbf{u}}(t_1+j), {}^{t_1-M+1}\hat{\mathbf{u}}(t_1+j), \dots, {}^{t_1-i}\hat{\mathbf{u}}(t_1+j), \dots, {}^{t_1+1}\hat{\mathbf{u}}(t_1+j) \right] \quad (2)$$

ここで、 $C_\sigma$  は小さな正の実数であり、 $\sigma(\cdot)$  は  $\cdot$  の集合に対する標準偏差を求めるシンボルである。この  $\alpha_j$  により、“ $N$ -ahead State-Action Pair Predictor” ブロックによって、現時刻  $t$  から任意の時刻  $t+N$  までの遠い未来にかけてとられるであろう行動の予測値列が得られる。この予測値列より、現時刻で決定した行動に未来でとる行動を加えて補正することが可能となる。即ち、ある時刻  $t$  にて、未来の時刻  $t+1$  から  $t+N$  にかけて予測した行動  $\hat{\mathbf{u}}_{t+i}$ ,  $1 \leq i \leq N$  に対し

$$\mathbf{u}_s^{(t+1, t+N)}(t) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \hat{\mathbf{u}}(t+i) \quad (3)$$

と定義する。上式の  $\alpha_i$  は各時刻における予測値に対する重みである。この  $\mathbf{u}_s^{(t+1, t+N)}(t)$  が、行動補正に用いる未来の行動を生成するブロック “Action Decision Maker” の機能となる。この時、“Action Decision Maker” への入力となる “ $N$ -ahead State-Action Pair Predictor” による行動の予測値には、外乱  $\mathbf{d}(t)$  が明示的に含まれている。こ

の点に着目すると、事前に外乱に対応出来る行動を作り出すことで、未来において最適な行動を獲得出来る。つまり Fig. 1 内の “Action Decision Maker” に該当するブロックによって決定した行動  $\mathbf{u}_s^{(t+1, t+N)}(t)$ 、および状態フィードバックが計算した行動  $\mathbf{u}_p(t)$  を使うことで

$$\mathbf{u}(t) = \mathbf{u}_p(t) + \mathbf{u}_s^{(t+1, t+N)}(t) + \mathbf{d}(t) \quad (4)$$

となる。

### 3 検証実験

本検討では、自走式二輪型倒立振子 “NXTway-GS” をモデルとして、このモデルの制御応答の数値データ取得する。提案手法を組み込んだ NXTway-GS が、移動することによって路面の形状が変化する環境 (Fig. 4) で動作させた場合を想定し、計算機シミュレーションによってその挙動から有用性を確認する。

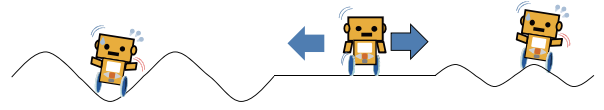


Fig. 4: Image of the Simulation Environment

#### 3.1 事前実験

##### 3.1.1 システム構築

ここでは、状態行動対予測を実施し行動補正を行う上で必要となる学習データを取得するため、事前に実施するシミュレーションについて説明する。本検討では NXTway-GS を、二輪型倒立振子としてモデリングした。NXTway-GS を側面図 (Fig. 5(a)) と平面図 (Fig. 5(b)) に分け、これに従い運動方程式を導いた<sup>23)</sup>。同図で現れる主要な変数及び定数は Table 1 の通りである。Lagrange 方程式をもとに、鉛直近傍で線型化した運動方程式を立てると、次式を得る。

$$\left[ (2m+M)R^2 + 2J_w + 2n^2J_m \right] \ddot{\theta} + (MLR - 2n^2J_m) \ddot{\psi} - Rg(M+2m) \sin \gamma = F_\theta \quad (5)$$

$$(MLR - 2n^2J_m) \ddot{\theta} + (ML^2 + J_\psi + 2n^2J_m) \ddot{\psi} - MgL\psi = F_\psi \quad (6)$$

$$\left[ \frac{1}{2}mW^2 + J_\phi + \frac{W^2}{2R^2} (J_w + n^2J_m) \right] \ddot{\phi} = F_\phi \quad (7)$$

この運動方程式を  $\mathbf{x}_1 = [\theta \ \psi \ \dot{\theta} \ \dot{\psi}]^T$ ,  $\mathbf{x}_2 = [\phi \ \dot{\phi}]^T$ ,  $\mathbf{u} = [v_l \ v_r]^T$ ,  $y = \theta$  とすることで、

$$\frac{d}{dt} \mathbf{x}_1 = \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_1 + \mathbf{B}_1 \mathbf{u} + \mathbf{S} \quad (8)$$

$$\frac{d}{dt} \mathbf{x}_2 = \mathbf{A}_2 \mathbf{x}_2 + \mathbf{B}_2 \mathbf{u} \quad (9)$$

を得る。この状態方程式と、LQR を適用することで導出したフィードバックゲインを用いた状態フィードバックにより、制御器を構成した<sup>23)</sup>。このようにして得られる事前実験の概要が Fig. 6 である。

##### 3.1.2 学習データの取得

事前実験においては、+1 を前進、0 を静止とし、人間が外部から指令入力を与える (Fig. 7)。これによって、NXTway-GS は平坦な路面と、うねりのある路面を走行

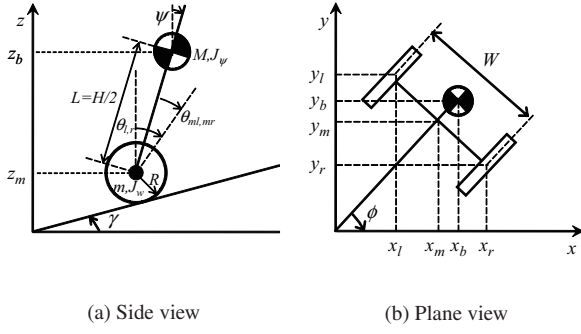


Fig. 5: Side View and Plane View of NXTway-GS

することとなる (Fig. 8). ここで, NXTway-GS が走行する路面の形状は, 次式で定義される.

$$z = \begin{cases} 1.5 \times 0.15 \sin [2 \times 0.125 \cdot \pi \cdot (x + 0.25)] & \text{if } (x < -0.25) \\ 0 & \text{if } (-0.25 \leq x \leq 4) \\ 0.15 \sin [2 \times 0.125 \cdot \pi \cdot (x + 4)] & \text{if } (x > 4) \end{cases} \quad [\text{cm}] \quad (10)$$

なお, 実験条件は Table 2 に従う. この事前実験より, 3.2.2 で用いる学習データが得られる.

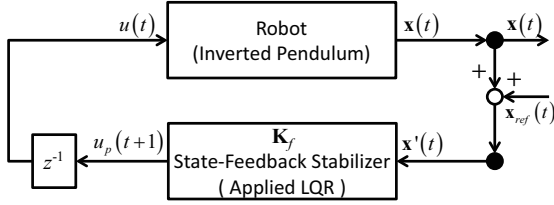


Fig. 6: Control Input Obtained by Mixing the Action and Command Inputs

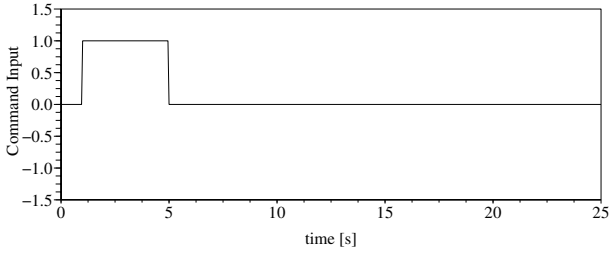


Fig. 7: Command Input Signals (+1 Indicates Forward Run, 0 Indicates Stationary Balancing)

## 3.2 検証実験

### 3.2.1 実験設定

学習器として, RBF Kernel<sup>24)</sup> を適用した Online SVR<sup>25)</sup> を用いている. 学習データとして, 事前実験で得た制御応答 (Fig. 9 から Fig. 12 における破線) を用いる. 学習器の学習パラメータを Table 3 に示す. ここで,  $i = \dim(\mathbf{x}_1)$  である.

### 3.2.2 実験結果とその検討

Fig. 9(Fig. 10) と Fig. 11 における破線は振子のピッチ角度及び車輪回転角度を, Fig. 12 の破線は制御入力  $u(t)$  の補正結果を示している. ここで改めて確認すると, 実際に予測結果を用い制御を行っている部分は,  $T = 3.00[\text{s}]$

Table 1: Physical Parameters of NXTway-GS

Symbol	Value	Unit	Physical property
$g$	9.81	[m/s <sup>2</sup> ]	Gravity acceleration
$m$	0.03	[kg]	Wheel weight <sup>23)</sup>
$R$	0.04	[m]	Wheel radius
$J_w$	$\frac{mR^2}{2}$	[kgm <sup>2</sup> ]	Wheel inertia moment
$M$	0.635	[kg]	Body weight <sup>23)</sup>
$W$	0.14	[m]	Body width
$D$	0.04	[m]	Body depth
$H$	0.144	[m]	Body height
$L$	$\frac{H}{2}$	[m]	Distance of center of mass from wheel axle
$J_\psi$	$\frac{ML^2}{3}$	[kgm <sup>2</sup> ]	Body pitch inertia moment
$J_\phi$	$\frac{M(W^2+D^2)}{12}$	[kgm <sup>2</sup> ]	Body yaw inertia moment
$J_m$	$1 \times 10^{-5}$	[kgm <sup>2</sup> ]	DC motor inertia moment <sup>26)</sup>
$R_m$	6.69	[Ω]	DC motor resistance <sup>27)</sup>
$K_b$	0.468	[V·s/rad.]	DC motor back EMF constant <sup>27)</sup>
$K_t$	0.317	[N·m/A]	DC motor torque constant <sup>27)</sup>
$n$	1	[1]	Gear ratio <sup>26)</sup>
$f_m$	0.0022	[1]	Friction coefficient between body and DC motor <sup>26)</sup>
$f_w$	0	[1]	Friction coefficient between wheel and floor <sup>26)</sup>

Table 2: Simulation Parameters

Symbol	Value	Unit	Physical property
$\psi_0$	0.0262	[rad.]	Initial value of body pitch angle
$\gamma_0$	0.0	[rad.]	Slope angle of movement direction
$t_s$	0.05	[s]	Sampling rate
$N_s$	60	—	Initial dataset length
$N_{\max}$	501	—	Maximum dataset length for the prediction
$N$	20	—	Step size of outputs for $N$ -ahead state-action pair predictor's outputs
$C_\sigma$	0.05	—	Coefficient for the standard deviation of the predicted values
$N_\sigma$	10	—	Calculation range of the standard deviation of the predicted values



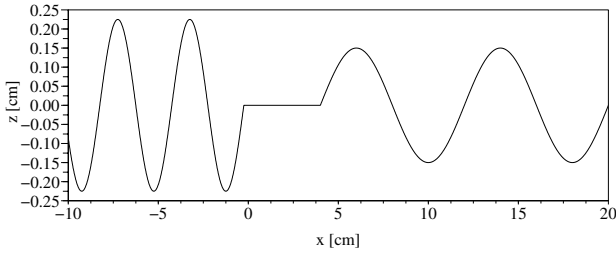


Fig. 8: Simulation Environment (the Shape of the Floor)

Table 3: Learning Parameters of Online SVR

Symbol	Value	Property
$C_i$	300	Regularization parameter or predictor of $x_i$
$\epsilon_i$	0.02	Error tolerance for predictor of $x_i$
$\beta_i$	30	Kernel parameter for predictor of $x_i$

以降である。本節ではこの点を踏まえ、 $\psi(t)$ 、 $\theta(t)$  及び  $u(t)$  の補正結果において時刻  $T$  以降の変動について議論してゆくこととする。

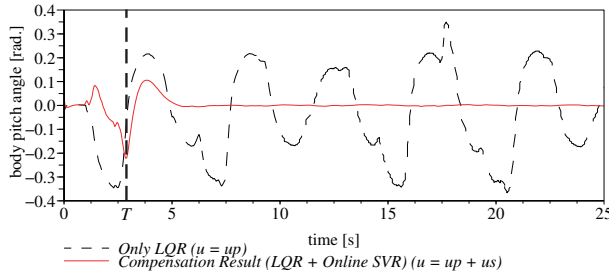


Fig. 9: Control Response of Body Pitch Angle  $\psi(t)$  using the Proposed Method

まず Fig. 9 に注目すると、提案手法は LQR のみに比べピッチ角が大きく下回っていることがわかる。ここで、 $\psi(t) = 0$  近傍を拡大した Fig. 10 で提案手法の挙動を確認すると、鉛直近傍である 0 近傍で僅かに振動している。つぎに Fig. 11 に着目すると、車輪回転角  $\theta$  が大きく振れている部分が確認出来る。これより、指令入力に対して本体を大きく前後に移動することにより、ピッチ角の変動を僅かに留めようとしていることがわかる。Fig. 12 については、予測結果を用いて行動を補正していることから、LQR のみに比べるとられる行動が時間的に『先取り』されていると言える。この結果から、指令入力によって移動するが、振子のピッチ角を鉛直近傍に抑えていることが確認出来る。この事実より、提案手法は路面の変動に対してロバストであると言える。続いて、Fig. 13 および Fig. 14 に着目したい。このグラフでは、指令入力によって得た移動距離と、NXTway-GS の重心位置の経時的変動を記録したものとなっている。この移動距離については、式 (11) に、重心位置については式 (12) 従い算出している。

$$x = 100 \cdot R \cdot \int \dot{\theta}(t) dt \quad [\text{cm}] \quad (11)$$

$$z_m = 100 \cdot \left[ R + R \sin \gamma \cdot \int \dot{\theta}(t) dt + L \cos \left\{ \int \dot{\psi}(t) dt \right\} \right] \quad [\text{cm}] \quad (12)$$

まず、Fig. 13 に示した移動距離に着目する。Fig. 7 で与えられた指令入力によって、NXTway-GS は一旦後方

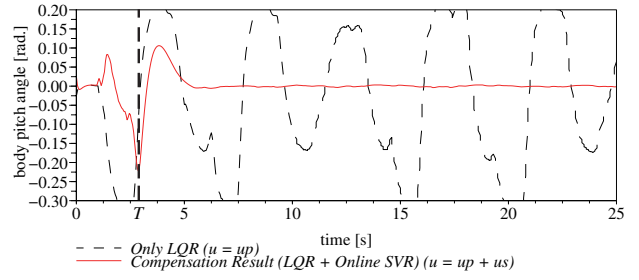


Fig. 10: Control Response of Body Pitch Angle  $\psi(t)$  using the Proposed Method focused around  $\psi(t) = 0$

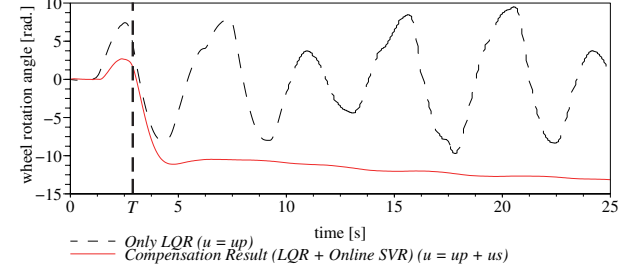


Fig. 11: Control Response of Wheel Rotation Angle  $\theta(t)$  using the Proposed Method

へ移動した後、大きく前方へ移動していることが確認出来る。この指令入力によって、NXTway-GS は起伏のある路面に接近していることがわかる。その後、再び平坦な路面へ移動し、以降は起伏のある路面と平坦な路面を往復するようになっている。この結果より、NXTway-GS は予測結果を用いて自律的に移動し、自身のピッチ角を鉛直近傍で維持するよう、路面に合わせて行動していると言える。これに関係する結果として、Fig. 14 を見ると、指令入力を与えられた時点では重心位置が大きく変動しているが、これ以降は大きく重心位置は変動していない。この事実より、提案手法では、予測結果を用いて自律的に路面を移動し、それ自身が路面状況に応じバランスを取れていると言える。

これらの結果より、LQR と Online SVR を組合わせた提案手法によって、ロボットは所望の安定状態を維持することから、本提案手法の有用性を確認出来たものと考えられる。

#### 4 おわりに

本稿では、ロボットが持つ状態と行動との関係に焦点を当て、状態行動対予測をもとにした行動補正の有用性について論じた。従来の最適制御と提案手法を組み合わせることで、未来を考慮した最適行動を決定出来ることを、検証実験で確認した。また、予測誤差を考慮し、標準偏差を用い予測値に対し重みを付けることで、所望の状

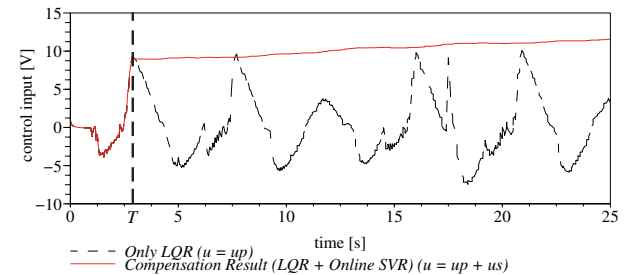


Fig. 12: Control Response of the Control Input  $u(t)$  using the Proposed Method

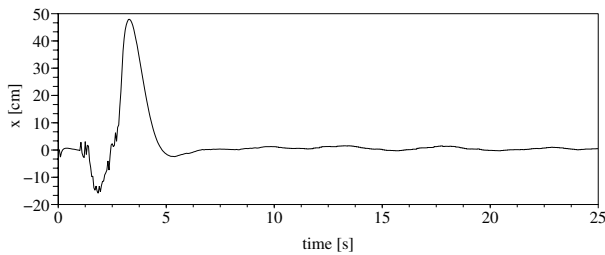


Fig. 13: Position of the Inverted Pendulum on the  $x$ -axis using the Proposed Method

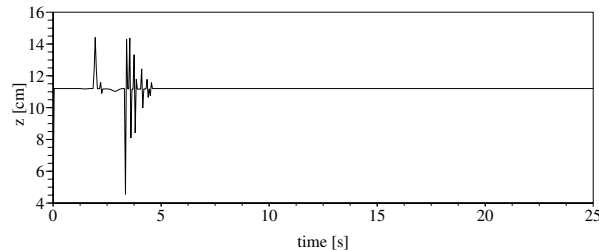


Fig. 14: Position of the Mass of the Inverted Pendulum on the  $z$ -axis using the Proposed Method

態へ速やかに到達出来ることを示した。この事実より、状態行動対予測をもとに行動決定をすることで、ロボットの状態や外部環境の変化を予測し、未来でとるべきであろう行動を先取りして決定出来るものと結論付ける。

#### 参考文献

- 1) Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, Dieter Fox : Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents series), The MIT Press (2005)
- 2) 浅香俊一, 石川繁樹 : 動的な環境における自律移動ロボットの行動制御, 日本ロボット学会誌, **12-4**, 583/589 (1994)
- 3) 神田崇行, 石黒浩, 小野哲雄, 今井倫太, 前田武志, 中津良平 : 研究用プラットフォームとしての日常活動型ロボット“Robovie”の開発, 電子情報通信学会論文誌 D-I, **J85-D-I-4**, 380/389 (2002)
- 4) 国際ロボット連盟 : 産業用ロボットの明るい展望 ~ ロボットが百万人以上の雇用を創出 ~ (2011)
- 5) 十河卓司, 木元克美, 石黒浩, 石田亨 : 分散視覚システムによる移動ロボットの誘導, 日本ロボット学会誌, **17-7**, 1/7 (1999)
- 6) Jong Jin Park, Collin Johnson, and Benjamin Kuipers : Robot Navigation with MPEPC in Dynamic and Uncertain Environments: From Theory to Practice, IROS 2012 Workshop on Progress, Challenges and Future Perspectives in Navigation and Manipulation Assistance for Robotic Wheelchairs (2012)
- 7) R. S. Sutton, A. G. Barto : Reinforcement Learning, The MIT Press (1998)
- 8) 杉本徳和, 鯨島和行, 銅谷賢治, 川人光男 : 複数の状態予測と報酬予測モデルによる強化学習と行動目標の推定, 電子情報通信学会誌 D-II, **87-2**, 683/694 (2004)
- 9) 高橋泰岳, 浅田稔 : 実ロボットによる行動学習のための状態空間の漸次的構成, 日本ロボット学会誌 **17-1**, 118/124 (1999)
- 10) Jongho Shin, H. Jin Kim, Sewook Park and Youdan Kim : Model predictive flight control using adaptive support vector regression, Neurocomputing, **73-4-6**, 1031/1037 (2010)
- 11) Youngeun Choi, Shin-Young Cheong and Nicolas Schweighofer : Local Online Support Vector Regression for Learning Control, Proceedings of the 2007 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation Jacksonville, FL, USA (2007)
- 12) Edvard Naerum, H. Hawkeye King, and Blake Hannaford : Robustness of the Unscented Kalman Filter for State and Parameter Estimation in an Elastic Transmission, In Proceedings of the Robotics: Science and Systems (2009)

- 13) Niko Sünderhauf, Sven Lange, and Peter Protzel : Using the Unscented Kalman Filter in Mono-SLAM with Inverse Depth Parametrization for Autonomous Airship Control, In Proceedings of IEEE International Workshop on SSRR 2007, 1/6 (2007)
- 14) Mohammad Ali Badamchizadeh, Iraj Hassanzadeh, and Mehdi Abedinpour Fallah, Extended and Unscented Kalman Filtering Applied to a Flexible-Joint Robot with Jerk Estimation, Discrete Dynamics in Nature and Society, **2010**, Article ID 482972 (2010)
- 15) J. G. Iossaqui, J. F. Camino, and D. E. Zampieri : Slip Estimation Using The Unscented Kalman Filter for The Tracking Control of Mobile Robots, In Proceeding of the International Congress of Mechanical Engineering - COBEM, 1/10 (2011)
- 16) Erik Schuitema, Lucian Busoniu, Robert Babuska, and Pieter Jonker : Control Delay in Reinforcement Learning for Real-Time Dynamic systems: A Memoryless Approach, In Proceedings of Intelligent Robots and Systems (IROS), 2010 IEEE/RSJ International Conference, 3226/3231, IEEE (2010)
- 17) Thomas J. Walsh, Ali Nouri, Lihong Li, and Micheal L. Littman : Planning and Learning in Environments with Delayed Feedback, Machine Learning: ECML 2007, 442/453 (2007)
- 18) Yang Su, Kok Kiong Tan, and Tong Heng Lee : Computation Delay Compensation for Real Time Implementation of Robust Model Predictive Control, In Proceedings of Industrial Informatics (INDIN), 2012 10th IEEE International Conference, 242/247, IEEE (2012)
- 19) Cunjia Liu, Wen-Hua Chen, and John Andrews : Model Predictive Control for Autonomous Helicopters with Computational Delay, In Proceedings of Control 2010, UKACC International Conference, 1/6, IET (2010)
- 20) Giancarlo Marafioti, Sorin Olaru, and Morten Hovd : State Estimation in Nonlinear Model Predictive Control, Unscented Kalman Filter Advantages, Nonlinear Model Predictive Control, Lecture Notes in Control and Information Sciences **384**, 305/313 (2009)
- 21) Masashi Sugimoto, Kentarou Kurashige : A Study of Effective Prediction Methods of the State-action Pair for Robot Control using Online SVR, Journal of Robotics and Mechatronics, **27-5**, 469/479 (2015)
- 22) Masashi Sugimoto, Kentarou Kurashige : Future Motion Decisions using State-action Pair Predictions, International Journal of New Computer Architectures and Their Applications (IJNCAA), **5-2**, 79/93, DOI: 10.17781/P001896 (2015)
- 23) 杉本大志, 吉村斎, 阿部司, 大村功 : Scilab/Scicos による組み込みシステムのモデルベース開発に関する研究, 2010年度精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, 343/344 (2010)
- 24) Masashi Sugiyama, Hirotaka Hachiya, Christopher Towell, Sethu Vijayakumar : Geodesic Gaussian Kernels for Value Function Approximation, Autonomous Robots, **25-3**, 287/304 (2008)
- 25) Francesco Parrella. Online Support Vector Regression, A Thesis presented for the degree of Information Science, Department of Information Science, University of Genoa, Italy (2007)
- 26) Y. Yamamoto : NXTway-GS Model-Based Design -Control of self-balancing two-wheeled robot built with LEGO Mindstorms NXT-, CYBERNET SYSTEMS CO.,LTD. (2008)
- 27) R. Watanabe : Ryo's Holiday LEGO Mindstorms NXT, (2008) <http://web.archive.org/web/20120617051545/http://web.mac.com/ryo.watanabe/iWeb/Ryo's%20Holiday/NXTway-G.html>