
電動車いすによる自律移動を促進する開発および まちの環境整備に関する研究

The Development of the System for Adaptive Straight-Ahead Running by Electric Wheelchair

永吉雅人 橋詰 努 北山一郎 室崎千重 神吉優美

NAGAYOSHI Masato, HASHIZUME Tsutomu, KITAYAMA Ichiro, MUROSAKI Chie, KANKI Yumi

キーワード：

電動車いす、バリア走破、強化学習、スロープ

Keywords:

Electrical wheelchair, Negotiating barriers,
Reinforcement learning, Slope

Abstract:

This paper presents an approach to guide an electric wheelchair to run straight-ahead adaptively in order to reduce user's burden of operating an input device during driving on a slope road and a rugged space. The approach controls input voltages into two DC motors using the reinforcement learning method with a state space filter.

The approach can be expected to have the following features, that is, it is not required 1) to design beforehand the proper control rule for each user, 2) to redesign in the cases when the condition of a road is changed and a characteristics of the wheelchair included the user is changed, or 3) to design beforehand the proper inner state space of a reinforcement learning agent.

Moreover, the basic dynamics of an electric wheelchair has been modeled for confirming effectiveness of the proposed approach through simulations. The above features, the effectiveness of the approach, and the applicability to an actual wheelchair have been confirmed through a series of simulations.

1 はじめに

一般に、電動車いす (Electric Wheelchair: EWC) の使用者は肢体麻痺などのかなり重度の障害を持っている。なかでも、EWCの標準的な入力装置であるジョイスティックの操作が筋力低下などのため困難な場合は、操作スイッチと呼ばれる入力装置を用いてEWCを操作する。操作スイッチは、僅かな指先の運動、まばたき、呼吸、音声など、随意に動かせる身体機能で操作できるものである^{1), 2)}。このような状況においてもなお、ユニバーサル社会実現のためには、障害が重度であるEWC使用者も安全・快適に自立移動できるまちの環境の整備が必要である。その一方、まちにあるすべてのバリアを除去することは現実的には不可能であることから、EWCに、まちのバリアを走破しやすい機構を付与するなどの対応も同時に必要となっている。そこで近年、EWC側からユニバーサル社会実現に向けた研究がなされている^{3), 4)}。

ここで、まちのバリアの1つである傾斜路面においてEWCを直進走行させることを考えた場合、使用者が幾度となく方向を修正することが必要となる^{5)~7)}。その際、入力装置として操作スイッチを用いる場合は、使用者にとって特に大きな負担となっている。さらに、使用者の重心がEWC本体に対して左右方向に対して偏りのある場合には、より一層使用者の操作負担が大きくなると考えられる⁸⁾。しかしながら現在、傾斜路面に対して有効な対策はほとんどなされていない。

そこで本研究では、まちにあるバリアとして傾斜路面に注目し、左右DCモータから駆動力を得る後輪駆動型EWCを対象として、傾斜路面においても1つの入力でEWCに直進走行をさせるシステム (以下、直進走行システム) を考える。このような

システムには次の3つの要件が課せられる。

- (1) 使用者一人一人に合わせた適切な制御ルールが実現されること、
- (2) 未経験の路面を走行する場合や使用者の重心位置、車輪の空気圧が変化した場合など、使用者を含むEWCの特性が変化した場合においても、適切な制御ルールが維持されること、
- (3) 使用者を含むEWCに関して、センシングする情報が部分的であっても適切な制御ルールが構築されること。

上記の要件を満たすために、経験を通して学ぶことのできる状態フィルタを用いた強化学習(Reinforcement Learning: RL)手法⁹⁾を再構成し、適用することを考える。そこで、まずEWCの基本的なダイナミクスを考慮して、状態フィルタを用いたRL手法の設定を行う。そして、EWCの基本ダイナミクスに基づいたシミュレーションによって、1) 傾斜角が一定な路面を走行する場合、2) 傾斜角が一定でない路面を走行する場合、さらに補足として、3) 2つの路面を走行する場合について、提案システムの有効性ならびに実際のEWCへの適用可能性を検討する。

2 直進走行システム

2.1 概要

ここでは、状態フィルタを用いたRL手法によって、傾斜路面においても適応的にEWCの直進走行を可能とするシステムを提案する。ただし、使用者の安全性を考慮し、使用者が操作スイッチやジョイスティックなどの入力装置によって前進信号を入力している場合においてのみ作動するシステムとする。

システムは、次の5つのモジュールから構成される。

- (1) 使用者、
- (2) 入力装置、
- (3) 左右のDCモータによって駆動力を得る後輪駆動型EWC (EMC-230、(株)今仙技術研究所)、
- (4) EWC本体のヨー角(方位角)やピッチ角(水平面に対して前後方向に傾いている角度)、ロール角(水平面に対して左右方向に傾いている角度)を検知できる3Dモーションセンサ(Vector Cube (VC-03)、(株)電通企工)(以下、3Dセンサ)、
- (5) 入力電圧調整器(以下、調整器)。

図1にシステムの構成を示す。なお、3Dセンサは、ヨー角、ピッチ角、ロール角をそれぞれ $[-180, 179]$

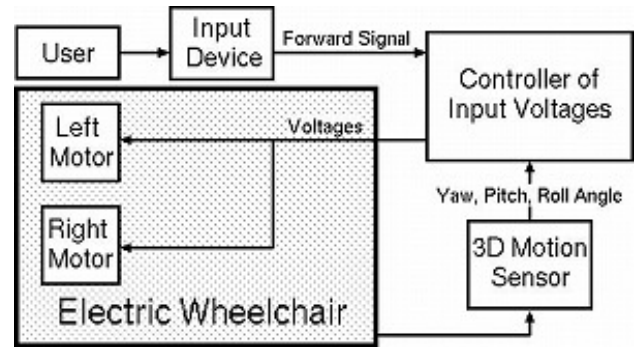


図1 提案システムの構成

Fig. 1 Structure of the proposed system

$[^{\circ}]$ 、 $[-90, 90]$ $[^{\circ}]$ 、 $[-90, 90]$ $[^{\circ}]$ の整数値を分解能 1° にて検知できる。EMC-230は、左右モータの入力電圧 $V_{L/R} = 2.5[V]$ にて静止状態、 $V_{L/R} = [0.5, 4.5]$ $[V]$ として、 $V_{L/R} < 2.5[V]$ で前進する。また、平坦路面走行時において $V_{L/R} = 0.5[V]$ のとき、定常状態における最高速度が $6.0[km/h]$ となるように設定されている。

ここで、入力装置から前進信号が出力されている際に、3DセンサからEWCとしてヨー角、ピッチ角、ロール角が調整器に入力され、調整器から左右のモータに電圧が出力される。そして、その電圧に基づいてEWCが走行し、結果として、3Dセンサからヨー角が調整器に入力され、調整器のもつ制御ルールが更新される。

調整器は、3Dセンサから入力されるEWCの情報に基づいて、適切な電圧をモータに出力する。調整器には、次の3つの要件が課せられる。

- (1) 使用者一人一人に合わせた適切な制御ルールが実現されること、
- (2) 未経験の路面を走行する場合や使用者の重心位置、車輪の空気圧が変化した場合など、使用者を含むEWCの特性が変化した場合においても、適切な制御ルールが維持されること、
- (3) 使用者を含むEWCに関して、センシングする情報が部分的であっても適切な制御ルールが構築されること。

上記の要件を満たすため、状態フィルタを用いたRL手法⁹⁾を調整器に適用することにする。しかしながら、一般的にRL手法を用いる際には、次のことに注意する必要がある。すなわち、適切な制御ルール獲得のためには、

- (1) 多くの試行錯誤が必要になる、
- (2) 適切でない電圧も多く出力される。

しかし、ここでは、次のようにシステムを限定することで、上記の問題を回避している。

- (1) 直進走行時に使用するといった多くの回数使

- 用されると考えられるシステムとする、
(2) モータへ出力する電圧を制限する。

次に、状態フィルタを用いたRL手法の概要と設定について述べる。

2.2 設定

出力する電圧から構成される行動空間の設定として、事前に、直進走行時の速度を考慮にいて、ここでは、片方のモータへの入力電圧を1.5[V]として、横断傾斜10°において直進走行を可能とするもう一方のモータへの入力電圧 V_R を調べておくことにする。なお、直進走行時の最高速度を3.0[km/h]（最高速度の半分）とした。そして、行動空間をできるだけ小さくするように、行動空間を以下の7つの入力電圧によって構成する。

- (1) $(V_L, V_R) = (1.5, 1.5)$ 、
- (2) $(V_L, V_R) = (1.5, (VP + 1.5)/4)$ 、
- (3) $(V_L, V_R) = (1.5, (VP + 1.5)/2)$ 、
- (4) $(V_L, V_R) = (1.5, (VP + 1.5))$ 、
- (5) $(V_L, V_R) = ((VP + 1.5)/4, 1.5)$ 、
- (6) $(V_L, V_R) = ((VP + 1.5)/2, 1.5)$ 、
- (7) $(V_L, V_R) = ((VP + 1.5), 1.5)$ 。

ここで、調整器によって、EWCができるだけ直進経路を進むような制御ルールを獲得させることも考えられるが、そのためにはセンシングする情報として直進経路との距離（ズレ幅）が必要である。しかし、直進経路との距離をセンシングすることは現実的には容易でないため、ここでは、調整器によって、EWCのヨー角が目標ヨー角をできるだけ維持するような制御ルールを獲得させることを考える。よって報酬は、3Dセンサから入力されるヨー角の値をもとに、式(1)に示される即時報酬を用いることにする。

$$r(t) = \frac{5.0}{\exp(\delta(t) - \delta_T)^2} - 2.5 \quad (1)$$

ここでは、目標ヨー角とヨー角との差の絶対値が小さいほど報酬が大きくなるように設定した。ただし、 $\delta(t)$ をステップ t におけるヨー角を示す。また、 δ_T を使用者がはじめに前進信号を入力した際のヨー角とし、これを目標ヨー角とする。

ここで、使用者が入力装置によって本体のヨー角を修正した場合、目標ヨー角 δ_T を修正されたヨー角に更新する。なお、使用者が本体のヨー角を修正した場合として、入力装置が操作スイッチであれば、前進信号以外が選択された場合とし、入力装置がジョイスティックであれば、ジョイスティックが明らか

に前方向に倒されていない（例えば、左／右回転信号が入力された）場合とする。

強化学習器には学習に要する計算時間が短いSarsa¹⁰⁾（学習率 $\alpha = 0.5$ 、割引率 $\gamma = 0.9$ 、行動選択確率に温度係数 $\tau = 0.2$ のボルツマン選択法）を、そして効率的にQ値を更新するため、新たに生成される内部状態のQ値を含めたすべてのQ値の初期値にオプティミスティック初期値¹⁰⁾として25.0を用いる。

状態フィルタを通した内部状態空間は、ヨー角、ピッチ角、ロール角の次元をそれぞれ $[-180, 180)$ 、 $[-90, 90.1)$ 、 $[-90, 90.1)$ の区間で構成される空間とした。そして、状態フィルタのパラメータとして、行動学習回数の閾値 $\theta_L = 100$ 、エントロピーの閾値 $\theta_H = 0.26$ 、分割される区間幅についての閾値は用いるセンサの分解能より $\theta_r = 1.0$ 、そして内部状態の統合・削除を行う期間 $\theta_t = 100$ [episode]を用いる。ただし、エントロピーの閾値は、行動数7における1つの行動選択確率が0.9の時のエントロピーの最大値が約0.259であることを参考に設定した。

初期の状態フィルタを通した内部状態空間は、ヨー角、ピッチ角、ロール角の次元をそれぞれ -5 、 0 、 5 で通常分割したものを用いることとする。つまり、初期の区別される内部状態の数（以下、内部状態空間のサイズ）は 4^3 とする。

次に、電動車いすの三次元上におけるダイナミクスに基づいたシミュレーションによって提案システムの有効性、実機への適用可能性についての検討を行う。

3 シミュレーション

3.1 シミュレーションの設定

EWCのスタート状態を $(X, Y) = (0.0, 0.0)$ にて停止状態、目標ヨー角 $\delta_T = 0.0$ とし、ゴール状態を $Y > 20.0$ とする。また、EWCの位置が $X > 5.0$ または $X < -5.0$ のとき、使用者がEWCを停止状態にさせ、そして $(X, Y) = (0.0, 20.0)$ の方向に本体のヨー角を修正することとする。

調整器が状態フィルタや学習器の調整を行う時間を考慮して、3Dセンサから調整器にEWCの情報が入力された後、0.1[s]後に、調整器が左右モータに電圧を出力するものとし、電圧出力後0.2[s]後に再び3Dセンサから調整器にEWCの情報が入力される。

以上の0.3[s]を1ステップとする。つまり、3Dセンサから調整器にEWCの情報が入力された後の0.1[s]間は前のステップで出力した電圧に基づいて

EWCは走行し続ける。そして、調整器は0.1[s]前のEWCの情報に基づいて左右モータに電圧を出力することとなる。また、EWCがスタート状態からゴール状態に到達するまでを1エピソードとする。

3.2 実験1：傾斜角が一定な路面

予備実験として、重心位置 $(x, y, z) = (0.0, 0.265, 0.178)$ としたEWCにて、横断傾斜 10° において直進走行を可能とするモータへの入力電圧 V_p を求め、 $V_p = 2.02$ とした。

横断傾斜角 1° とする路面を走行する場合、

○ $(x, y, z) = (0.0, 0.265, 0.178)$ のとき (以下、ケースA)、

○ $(x, y, z) = (0.05, 0.265, 0.178)$ のとき (以下、ケースB)、

について、それぞれ乱数の種を変えて20回実験を行った。学習速度と制御ルールの良さ、内部状態空間のサイズ、最終的に獲得した制御ルール、ならびに学

習に要した計算時間について検討を行なう。

実験結果を図2～図4、表1に示す。なお、

○図2に目標ヨー角との差の最大値の変化、

○図3に内部状態空間のサイズの変化、

○図4に最終的に獲得した制御ルールにおいて、目標ヨー角との差の最大値が最小の場合 (以下、ケースbest) と最大の場合 (以下、ケースworst) の走行軌跡、

○表1に1ステップの学習に要した平均計算時間 (Intel Pentium43.20GHz、メモリ1GB、Vine Linux 3.2、java1.5.0使用時)、

を示す。ここで、実験結果は図4を除いて20回の実験の平均である。なお、図4には、比較のため、調整器を用いない場合として、

○ $V_{L/R} = 1.5$ (前進信号) に固定、 $(x, y, z) = (0.0, 0.265, 0.178)$ のとき (以下、ケースA')、

○ $V_{L/R} = 1.5$ (前進信号) に固定、 $(x, y, z) = (0.05, 0.265, 0.178)$ のとき (以下、ケースB')、

についての走行軌跡を合わせて示す。

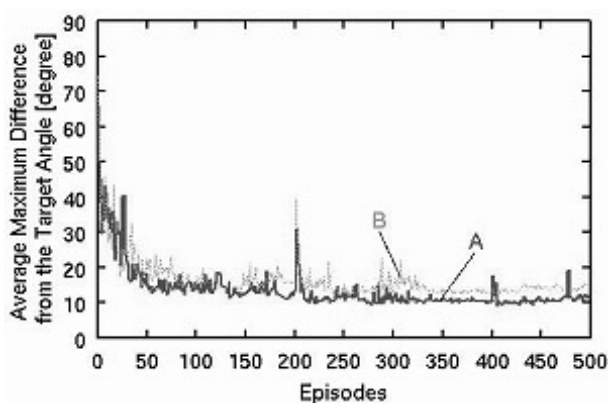


図2 実験1での目標ヨー角との差の最大値

Fig. 2 Maximum difference from the target angle for the experiment 1

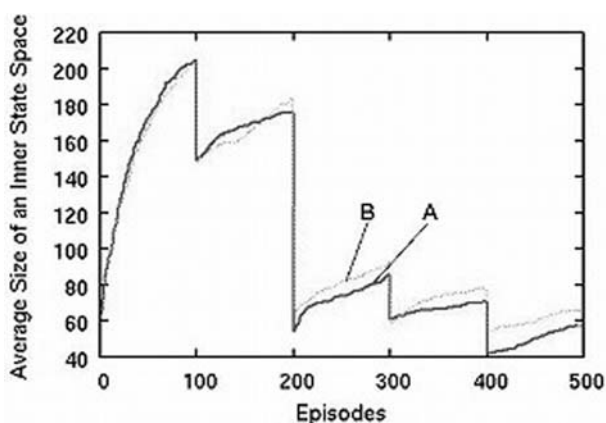


図3 実験1での内部状態空間のサイズ

Fig. 3 Size of the inner state space for the experiment 1

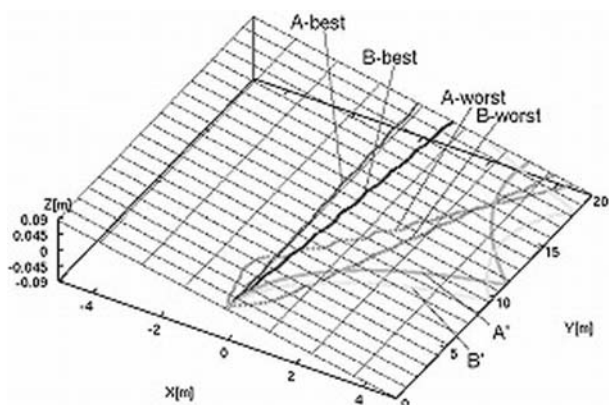


図4 実験1での最終的に獲得した制御ルールでの走行軌跡

Fig. 4 Tracks by best and worst obtained control rules and $V_{L/R}=1.5$ for the experiment 1

表1 実験1での1ステップの学習に要した計算時間
Table 1 Computational time of learning for 1 step of the experiment 1

Case	Computational time [ms]
A	0.026
B	0.024

各検討項目に対して、次のようなことが確認できる。

○検討項目(1)：学習速度と制御ルールの良さについて図2より、

- ・学習速度について、ケースA、Bは、
 - －それぞれ約50[episode]目には目標ヨー角との差の最大値が約15°、約20°になっており、学習初期の段階で良い性能を示していること、
 - －その後時間をかけて徐々に制御ルールを改善していること、
- ・制御ルールの良さについて、
 - －ケースBは、重心の偏っていないケースAに比べ、制御ルールの質が落ちていること、
 - －ケースA、B共に目標ヨー角との差の最大値が10°以下にはならなかったこと、

○検討項目(2)：内部状態空間のサイズについて図3より、

- ・ケースA、B共に220未満であること、

○検討項目(3)：最終的に獲得した制御ルールについて図4より、ケースA'、B'と比較すると、

- ・ケースA、Bの目標ヨー角との差の最大値が最大となった場合においても、良い性能を示していること、
- ・ケースA、Bの目標ヨー角との差の最大値が最小の場合は、直進走行を、完全ではないものの、ほぼ実現できていること、

○検討項目(4)：計算時間について表1より、

- ・ケースA、B共に0.025[ms]未満であり、シミュレーションで用いた計算時間0.1[s]の約1/4000倍に抑えられていることから、計算時間は十分に小さいこと。

ここで、ケースBがケースAに比べ制御ルールの質が落ちていること、そしてケースA、B共に目標ヨー角との差の最大値が10°以下にはならなかったことについて、共に、行動空間が予め決められた離散的な値によって構成されているためであると考えられる。

以上より、提案システムの有効性と実機への適用可能性をそれぞれ確認できた。特に、提案システムを用いることによって使用者の操作負担を少なくできることが確認できた。また、ここでは、重心位置を一定としているが、重心位置が変化する場合においても、同様の有効性と実機への適用可能性をそれぞれ確認している。

3.3 実験2：傾斜角が一定でない路面

式(2)に示される傾斜角が一定でない路面を考える。ただし、EWCの最大勾配が10°（EWCが走行可能でなければならない最大勾配（JIS規格（JIS T9203:2006））となるように $\sigma = 0.82$ と設定し、直進走行を獲得させるには筆者らの考え得る限り困難な路面とした。

$$f(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \left\{ \exp\left(-\frac{(x+0.5)^2 + (y+5.0)^2}{2\sigma^2}\right) + \exp\left(-\frac{(x-0.5)^2 + (y-15.0)^2}{2\sigma^2}\right) \right\} \quad (2)$$

上記の傾斜角が一定でない路面を走行する場合、

○ $(x,y,z) = (0.0, 0.265, 0.178)$ のとき（以下、ケースA）、

○ $(x,y,z) = (0.05, 0.265, 0.178)$ のとき（以下、ケースB）、

について、それぞれ乱数の種を変えて20回実験を行った。学習速度と制御ルールの良さ、内部状態空間のサイズ、状態フィルタの調整に用いられる履歴情報の深さ、最終的に獲得した制御ルール、ならびに学習に要した計算時間について検討を行なう。

実験結果を図5～図7、表2に示す。なお、

○図5に目標ヨー角との差の最大値の変化、

○図6に内部状態空間のサイズの変化、

○図7に最終的に獲得した制御ルールにおいて、目標ヨー角との差の最大値が最小の場合（以下、ケースbest）と最大の場合（以下、ケースworst）の走行軌跡、

○表2に1ステップの学習に要した平均計算時間（実験1と同じPC使用時）、

を示す。ここで、実験結果は図7を除いて20回の実験の平均である。なお、図7には、実験1と同様に比較のため、調整器を用いない場合として、

○ $V_{L/R} = 1.5$ （前進信号）に固定、 $(x,y,z) = (0.0, 0.265, 0.178)$ のとき（以下、ケースA'）、

○ $V_{L/R} = 1.5$ （前進信号）に固定、 $(x,y,z) = (0.05, 0.265, 0.178)$ のとき（以下、ケースB'）、

についての走行軌跡を合わせて示す。

各検討項目に対して、次のようなことが確認できる。

○検討項目(1)：学習速度と制御ルールの良さについて図5より、実験1と同様にケースA、Bは、

- ・学習速度について、
 - －それぞれ約100[episode]目には目標ヨー角との差の最大値が約40°、約50°になっており、学習初期の段階で良い性能を示して

いること、

—その後時間をかけて徐々に制御ルールを改善していること、

・制御ルールの良さについて、

—ほぼ同性能の制御ルールであること、

○検討項目(2)：内部状態空間のサイズについて図6より、

・ケースA、B共に240未満であること、

○検討項目(3)：最終的に獲得した制御ルールについて図7より、実験1と同様に、ケースA'、B'と比較すると、

・ケースA、Bの目標ヨー角との差の最大値が最大となった場合においても、良い性能を示していること、

・ケースA、Bの目標ヨー角との差の最大値が最小の場合は、直進走行を、完全ではないものの、ほぼ実現できていること、

○検討項目(4)：計算時間について表2より、実験1と同様に、

・ケースA、B共に0.025[ms]未満であり、シ

ミュレーションで用いた計算時間0.1[s]の約1/4000倍に抑えられていることから、計算時間は十分に小さいこと。

以上より、傾斜角が一定でない路面において、提案システムの有効性、実機への適用可能性をそれぞれ確認できた。特に、傾斜角が一定でない路面において、単純なフィードバック制御を基本としたシステムでは、直進走行が困難と考えられる。しかし、提案システムでは、傾斜角が一定である路面と同様に、提案システムを用いることによって使用者の操作負担を少なくできることが確認できた。

3.4 実験3：2つの路面

次に、補足実験として、2つの路面を走行する場合、

○500[episode]の開始時において、横断傾斜角 1° とする路面から横断傾斜角 -1° とする路面に移るとき（以下、ケースA1）、

○同一路面の往復を想定し、横断傾斜角 1° とす

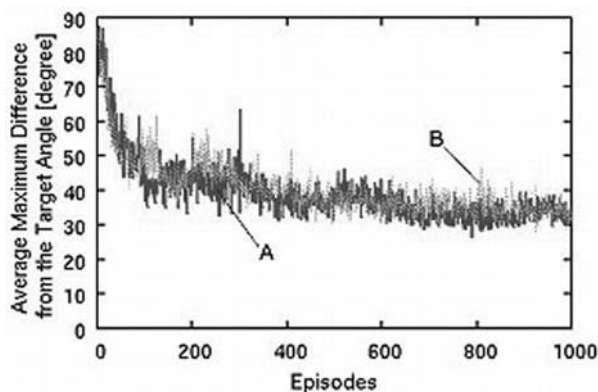


図5 実験2での目標ヨー角との差の最大値

Fig. 5 Maximum difference from the target angle for the experiment 2

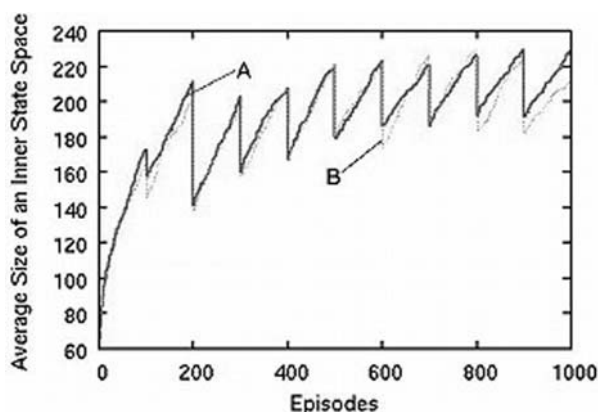


図6 実験2での内部状態空間のサイズ

Fig. 6 Size of the inner state space for the experiment 2

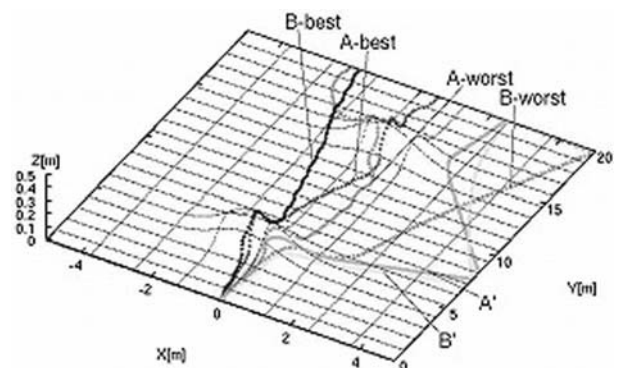


図7 実験2での最終的に獲得した制御ルールでの走行軌跡

Fig. 7 Tracks by best and worst obtained control rules and $V_{L/R}=1.5$ for the experiment 2

表2 実験2での1ステップの学習に要した計算時間
Table 2 Computational time of learning for 1 step of the experiment 2

Case	Computational time [ms]
A	0.023
B	0.015

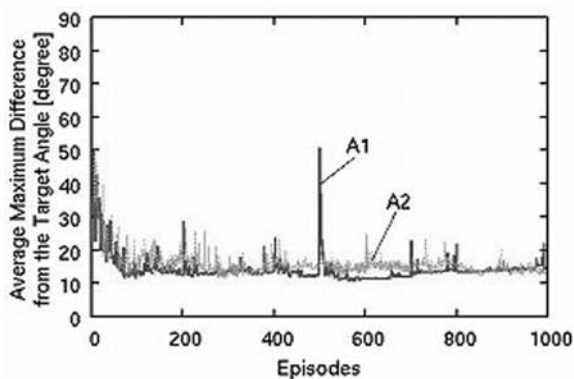


図8 実験3での目標ヨー角との差の最大値
Fig. 8 Maximum difference from the target angle for the experiment 3

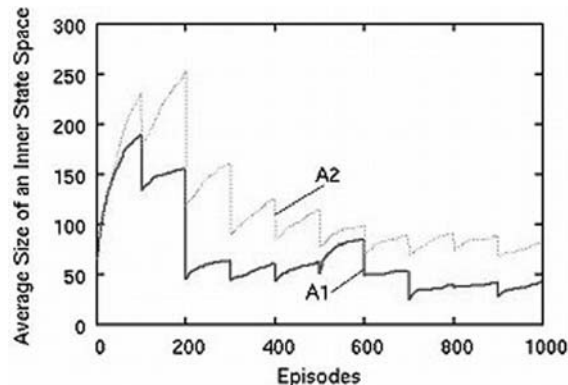


図9 実験3での内部状態空間のサイズ
Fig. 9 Size of the inner state space for the experiment 3

る路面と横断傾斜角 -1° とする路面が1 [episode]ずつ入れ替わるとき（以下、ケースA2）、について、それぞれ乱数の種を変えて20回実験を行った。ただし、重心位置は一定で $(x,y,z) = (0.0, 0.265, 0.178)$ とした。路面変化時の制御ルール of 良さ、内部状態空間のサイズについて検討を行う。

実験結果を図8、図9に示す。なお、

○図8に目標ヨー角との差の最大値の変化、

○図9に内部状態空間のサイズの変化、

を示す。ここで、実験結果はすべて20回の実験の平均である。

各検討項目に対して、次のようなことが確認できる。

○検討項目(1)：路面変化時の制御ルールの良さについて図8より、

- ・ケースA1は路面が変化した際に、一旦制御ルールの性能が落ちるものの、すぐに良い制御ルールを獲得していること、
- ・A2は実験1と同様の性能を示していること、

○検討項目(2)：内部状態空間のサイズについて図9より、

- ・ケースA1、A2も共に約250未満であること、
- ・ケースA1に比べ、ケースA2はエピソード毎に入れ替わって異なる路面を走行しているため、内部状態のサイズも約2倍であること。

以上より、2つの路面を走行する場合においても、提案システムの有効性、実機への適用可能性をそれぞれ確認できた。特に、路面が変化した際に、一旦性能が落ちるものの、すぐに良い制御ルールを獲得することが確認できた。

7 おわりに

本研究では、傾斜路面などにおける電動車いす使用者の操作負担軽減を目指し、電動車いすの直進走行システムとして、状態フィルタを用いた強化学習手法を再構成し、適用することによって、DCモータへの入力電圧を調節するシステムを提案した。この提案システムは、次のことが期待できる。

- (1)使用者一人一人に合わせた適切な制御ルールが実現されること、
- (2)未経験の路面を走行する場合や使用者の重心位置、車輪の空気圧が変化した場合など、使用者を含む電動車いすの特性が変化した場合においても、適切な制御ルールが維持されること、
- (3)使用者を含む電動車いすに関して、センシングする情報が部分的であっても適切な制御ルールが構築されること。

そして、電動車いすの基本ダイナミクスに基づいたシミュレーションによって、1) 傾斜角が一定な路面の場合、2) 傾斜角が一定でない路面の場合、さらに補足として、3) 2つの路面を走行する場合について、提案システムの有効性ならびに実際の電動車いすへの適用可能性を確認した。また特に、提案システムを用いることによって使用者の操作負担を少なくできることも合わせて確認できた。

今後の課題として、1) 提案システムの連続行動空間への拡張、2) 実際の電動車いすへ適用を通して、システムの有効性を検証すること、などが挙げられる。

参考文献

- 1) 齋藤隆之、林豊彦、中村康雄、遁所直樹：「利用可能な身体機能に応じた障害者用操作スイッチの選択支援システム」、信学技報、TL2003-9、pp. 49-54、2003
- 2) 小宮加容子、中島康博、橋場参三、景川耕宇、黒須顕二：「狭い空間における音声指令による電動車いす走行テスト」、日本機械学会論文集C、Vol. 69、No. 688、pp. 210-217、2003
- 3) 濱上知樹、平田廣則：「知的車椅子における環境適応のための状態空間の構成法」、電気学会論文誌D、Vol. 123、No. 10、pp. 1118-1124、2003
- 4) 黒住亮太、山本透：「強化学習による電動車椅子の障害物回避補助システムの構築」、システム制御情報学会論文誌、Vol. 19、No. 1、pp. 7-14、2006
- 5) 米田郁夫、橋詰努、藤記拓也、木原寿紀、平川雅子、鎌田実：「片流れ路面が車いす利用者に強いる負担増の定量的評価」、第14回リハ工学カンファレンス、pp. 81-84、1999
- 6) 水口文洋、大鍋寿一：「片流れ横断歩道の手動車いすによる横断シミュレーション」、第16回リハ工学カンファレンス、pp. 53-56、2006
- 7) 長瀬浩明、北野哲彦、吉田健二、浜淳、相澤淳平：「動作特性にもとづく車椅子等の傾斜路面適合理化技術に関する研究」、長野県情報技術試験場研究報告、No. 18、pp. 6-10、2002
- 8) 大垣斉、池田義弘、竹田晴見：「電動車いすのモデルについて」、システム制御情報学会論文誌、Vol. 7、No. 6、pp. 207-212、1994
- 9) Nagayoshi, M., Murao, H. and Tamaki, H.: 「A State Space Filter for Reinforcement Learning in POMDPs -Application to a Continuous State Space-」、Proc. of the SICE-ICSE International Joint Conference 2006 (SICE-ICCAS 2006)、pp. 6037-6042 (SE18-4 (DVD-ROM))、2006
- 10) Sutton, R.S. and Barto, A. G.: 「Reinforcement Learning」、A Bradford Book、MIT Press、1998 (邦訳 三上、皆川：「強化学習」、森北出版、2000)