

May 25, 2020

内部モデルの信頼度に基づく運動計画のアルゴリズム

1715038 清水 豪士

富山県立大学 情報基盤工学講座

May 25, 2020

背景

人間が自己の意思で自発的に起こす運動は随意運動と呼ばれている。

従来研究

従来、随意運動発現の過程に関して、身体がどのような軌道を描くかやその軌道がどんなメカニズムによって生成されるのかといった「起動計画」、運動の学習がいかんして実現されているのかといった「運動学習」などの問題について多数の研究が行われてきた。

本論文では

人間は運動に不慣れの間は身体を少しづつ動かして大きな誤りをおかさないようにし、運動に慣れるに従って、1度に大きな動きをするようになる。

この事実は脳の中に、慣れを反映した合目的的な運動計画のメカニズムが存在することを示唆している。

この慣れに応じて適切な運動様式を選択する問題を新たに考察する必要がある。

本論文では、このような高次の運動計画メカニズムに対する計算論的モデルとして、内部モデルの信頼度に基づく運動計画アルゴリズムを提案する。

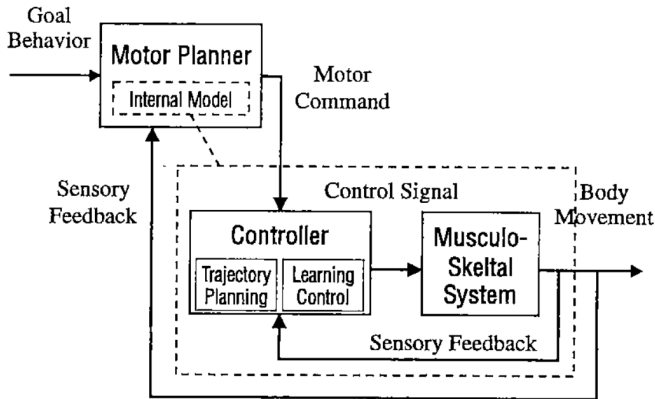


図 1：高次の運動計画を含めた運動制御系のモデル

図 1 は議論の土台となる運動制御系モデルの構成を示したもの
このモデルは運動計画部、制御部、運動器官の 3 つの部分から構成される

運動計画部 (Motor Planner)

目標行動を誤りなく行う上で適切な運動指令 (Motor Command) を選択し、制御部に出力する。

制御部 (Controller)

指令を実行するための制御信号 (Control Signal) を計算し、運動器官に出力する。

運動器官 (Musculo-skeletal System)

身体の移動や運動を行う器官のこと。

運動計画部は運動指令と運動結果の関係に関する内部モデルをもつ。これは、制御部と運動器官をまとめて1つの暗箱にとらえたものに対するモデルである
(以下、「内部モデル」という言葉はこのモデルを指す)

本論文では、内部モデルとして順モデル（運動指令を与えるとそれに対する結果を出力するモデル）を考え、これを確率モデルによって記述する

具体的には、身体が位置 \mathbf{x} にあるとき運動指令 m を発した結果生じる身体の移動量 d を、適当な基底関数 $f_j(\mathbf{x}, m)$ ($j=1, 2, \dots, J$) の線形和で表すモデル

$$d(\mathbf{x}, m; \xi) = \xi \cdot \mathbf{f}(\mathbf{x}, m) = \sum_{j=1}^J \xi_j f_j(\mathbf{x}, m) \quad (1)$$

を用いる。

本モデルにおいて、線形和の荷重を与えるパラメータベクトル ξ が確率変数であり、その確率分布 $\pi(\xi)$ が内部モデルの実体となる。

確率モデルを用いた場合、内部モデルの「確かさ」はパラメータ分布の広がりとして表されるので、本論文では「確かさ」を表す指標として内部モデルの分散の逆数を用い、これを「内部モデルの信頼度」と呼ぶ。

前ページでの設定の下では、内部モデルの適応はパラメータの推定に相当するが、本論文ではパラメータに関する先験分布 $\pi_{t-1}(\xi)$ (脳の中にあらかじめ保持されていた分布) を実際に得られた運動結果を用いて更新し、事後分布 $\pi_t(\xi)$ を得ることにする。

具体的には、身体が位置 x_t にある状況で運動指令 m_t を発したとき身体が d_t だけ動いた場合、パラメータベクトルの分布を次式に従って更新する。

$$\begin{aligned}\pi_t(\xi) &= \frac{P(d_t|\xi)\pi_{t-1}(\xi)}{P(d_t)} \\ &= \frac{P(d_t|\xi; \mathbf{x}_t, m_t)}{\int P(d_t|\xi'; \mathbf{x}_t, m_t)\pi_{t-1}(\xi')d\xi'}\pi_{t-1}(\xi)\end{aligned}\quad (2)$$

内部モデルを更新すると、内部モデルの分散は一律に減少し、信頼度が向上していく。

しかし、対象の真の特性が基底関数の組によって完全に記述できない場合は、分散が過度に小さくなると、真の特性が内部モデルの広がりから逸脱する可能性がある。

そこで、運動結果の観測値が、内部モデルから予測される範囲から外れる場合は、信頼度が過大になったとみなして、分散を増加させることにする。

以上の操作で、基底関数の不完全性は内部モデルのあいまいさの中に吸収されるようになる。

内部モデルの信頼度に基づく運動計画

9/25

はじめに
運動計画

なぞり運動

考察

むすび

人間は目標行動に慣れるに従って身体の動きを大きくしていく。このように、慣れに応じて適切な運動指令を生成するためには、内部モデルの適応の進み具合を評価しなければならない。

本論文では、この評価量として内部モデルの信頼度を用いる。

信頼度が低い間は、誤りをおかさないように小さな運動を選択し、適応が進んで信頼度が向上すれば、予測を活かした効率的な運動を選択することで、慣れに応じた運動計画を実現する。

以上の議論に基づいて運動計画のアルゴリズムを記述すると以下のようになる。

- (1) 感覚情報に基づいて、身体と目標の位置を知る。
- (2) 各運動指令に対して、その結果生じる身体の動きを内部モデルを用いて計算する。すなわち、内部モデルの平均値を用いて運動結果の期待値を求めると共に、内部モデルの信頼度に基づいて運動結果の広がり进行评估する。
- (3) (2)の結果をもとに、失敗をおかす確率が一定の閾値以下に収まっており、かつ運動結果の期待値が目標に最も近くなるような運動指令を選択する。
- (4) 運動指令を発し、身体を動かす。
- (5) 運動を行った結果を感覚情報によってとらえ、それに基づいて内部モデルを更新する。

なぞり運動を例題に取り、運動計画のアルゴリズムの振る舞いを調べる。

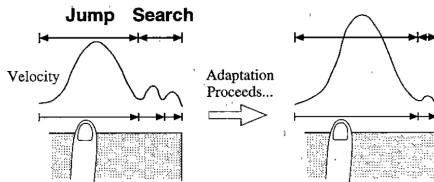


図2：適応に伴う指の運動の変化

図2からわかるように指の動きは1度に大きく移動する「跳躍」の部分と、頂点を探しながら細かい加減速を繰り返す「探索」の部分から成り立っている。

適応が進むにつれ、跳躍部分での運動速度が増すとともに、探索部分の行程が短くなっている。

これは被験者が指が頂点を行き過ぎるのを避けるために、小さめの運動を繰り返して頂点まで到達する戦略を用いていることを示唆している。

なぞり運動中は指の位置は図形輪郭上に限られるため、指の運動方向は考慮せず、指の運動距離（跳躍距離）だけを取り扱うことにする。

従って、内部モデルとしては、各運動指令に対して跳躍距離を与えるモデルを考えることになる。

設定

- 1** 指や頂点の位置情報は視覚のみによって得られるとし、体性感覚情報は考えない
- 2** 取り得る運動指令の種類は有限個とし、システムはそこから1つを選んで出力
- 3** 指と頂点の距離が一定値以下になれば、頂点に達したことがわかるものとする

この設定の下で、なぞり運動を誤りなくかつ素早く行うためには、運動の結果指が頂点を行き過ぎず、かつなるべく頂点の近くまで動くような運動指令を選択すれば良い。

従って、なぞり運動のための運動計画アルゴリズムは、次のように書き下すことができる。

- (1) 視覚情報によって現在の指の位置と頂点の位置を知り、指を動かすべき距離を求める。
- (2) すべての運動指令に対して、それぞれ跳躍距離の期待値と頂点を行き過ぎる確率を内部モデルに基づいて計算する。
- (3) 頂点を行き過ぎる確率が閾値 θ 以下である運動指令のうち、指の到達点の期待値が頂点に最も近いものを選択する。この条件を満たす運動指令がない場合は、最小の運動に対応するものを選択する。
- (4) 運動指令を出力し、実際に指を動かす。
- (5) 出力した運動指令と運動前後の指の位置の情報を用いて、内部モデルを更新する。
- (6) 頂点に達すれば、次の頂点を目標とする。

実験の設定

- 1 xy-平面上の領域を考え、なぞるべき図形として4辺がxy-軸に平行な長方形を提示。
- 2 取り得る運動指令 m の種類は 0.05 から 1.0 まで 0.05 感覚の 20 種類とする。
- 3 観測誤差の標準偏差 σ_d は 0.01 で一定、
- 4 頂点を超える確率に関する閾値は θ とする。
- 5 指先中心から頂点までの距離が 0.05 以下になったとき、頂点に達したことがわかるものとする。

内部モデルは、指が位置 $x=(x,y)$ にある状況で運動指令 m を発したときの跳躍距離 $d(x,m)$ という形で与えた。

表 1：実験で用いた基底関数

$f_1 = 1$	$f_2 = m$	$f_3 = x$	$f_4 = y$
$f_5 = mx$	$f_6 = my$	$f_7 = xy$	$f_8 = m^2$

具体的には、表 1 に示した基底関数 (f_j) を用い、8 個のパラメータ $\xi_j (j=1,2,\dots,8)$ に関する線形モデルにより表現した。
 パラメータベクトル ξ は、平均 μ 、共分散行列 D の 8 次元正規分布に従うとし、内部モデルの学習を行った。
 分散を増加させる閾値は $r_0 = 1$ 、分散の増加倍率は $k=1$ とした。

以下、指の位置、運動指令と跳躍距離の関係が

$$d = 0.5(m - 0.05)(1 - 0.3x + 0.3y) \quad (5)$$

で与えられる場合の結果を述べる。

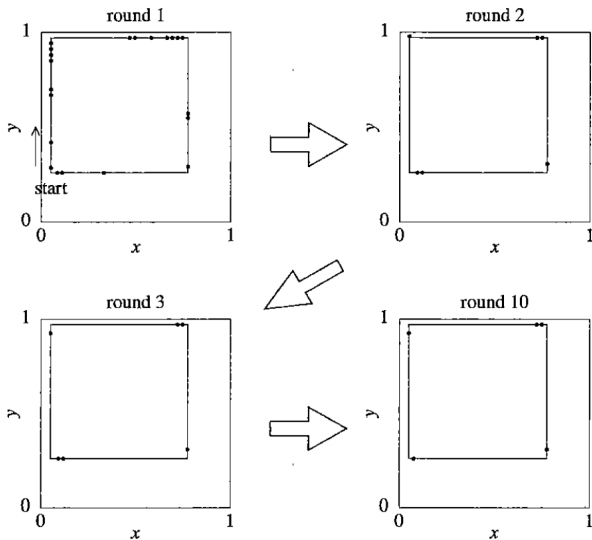


図3：数値実験の結果1（学習によるなぞり運動の変化）

図3に、1周目、2周目、3周目、10周目に運動指令によって指が移動した先の位置（図中の黒点）をそれぞれ示す。

結果から分かるように、指が頂点を行き過ぎてしまうことはほとんどなく、未学習時でも指が図形の頂点を行きすぎないという目標をほぼ確実に実現している。

また、図からわかるように、運動を繰り返すにつれて跳躍距離が大きくなる。

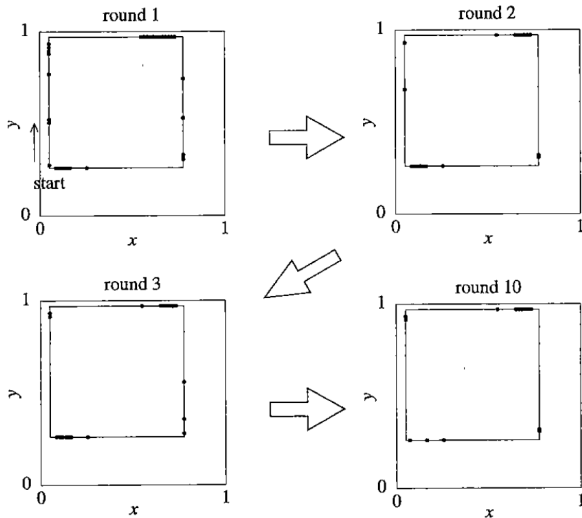


図 4：数値実験の結果 2（基底関数が不完全な場合のなぞり運動の変化）

次に、基底関数が完全でないときの結果について述べる。

図 4 は真の跳躍距離が

$$d = 0.5(5m^2 - 0.02)(1 - 0.3x + 0.3y) \quad (6)$$

で与えられるとき、1 周目、2 周目、3 周目、10 周目の指の移動先を示したものである。

図から明らかなように、運動を繰り返しても跳躍距離は一定以上大きくならないが、指が頂点を行きすぎることはない。

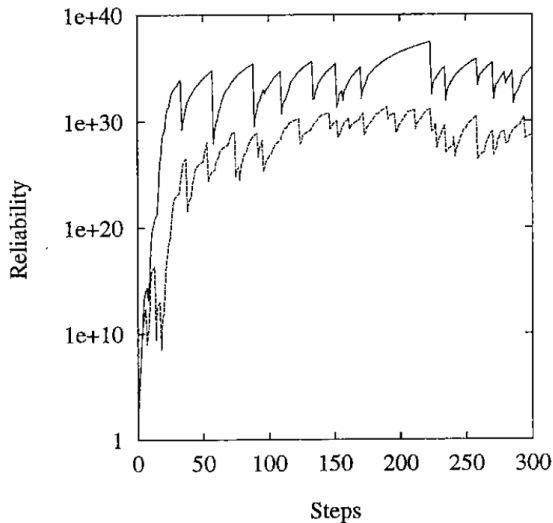


図 5：数値実験の結果 3（内部モデルの信頼度の変化）

図5は真の跳躍距離が式(5)で表される場合（実線）と式(6)で表される場合（破線）の2つの場合について、それぞれ内部モデルの信頼度の変換の様子を示した。

この図からわかるように、規定が完全でない場合は、完全である場合に比べて信頼度が低い値にとどまっている。

以上の結果は、内部モデルの信頼度が基底関数の不完全性を吸収していることをよく示している。

運動計画の部分

本論文で議論したのは、基本的動作の選択肢の中から、目標行動を着実に実行する上で適切なものを選択するメカニズムである。

運動学習について

本論文における適応は、どのような運動指令を出せばどのような結果が生じるかを「意識」の上で評価する部分に対応している。このような評価は少ない繰り返し回数ですぐに定まるが、しばらくすれば失われてしまうものであり、その意味で短期的記憶に関するものである。言い換えれば、自分の技能を評価しながら適切な運動指令を構成することが本論文の主題である。

本論文における運動計画は運動様式の中から適切なものを選択することであったが、提案したアルゴリズムのように、既知の運動指令の中から1つを選んでいただけでは新たな運動様式を獲得することはできない。すなわち、目的を着実に果たすべき局面と運動様式を学習する局面とでは、よりマクロな戦略を変えなければならない。

随意運動における資格フィードバックの働き

24/25

視野の有界性といった物理的な制約や視覚情報処理による時間遅れといった情報処理上の制約から、運動の全ての過程を観察し、それを運動指令に反映させることは実質的に不可能である。

このような制約の下で、人間は頭の中で予測できることは観測せず、必要な情報だけを観測することにより、効率的な行動を実現していると考えられる。

人間は運動指令を計算する上で必要な情報をもたらす「情報源」を必要に応じて参照していると考えられ、視覚フィードバックの頻度は、内部像の確かさに対する脳の主観的な評価を知る有効な指標になるものと思われる。

本論文では、人間の運動計画が慣れに応じて変化することに着目し、随意運動制御の研究において、従来論じられてきた軌道計画の問題とは異なる運動計画の問題があることを指摘した。

その上で、この問題を解決するための計算論的モデルとして、内部モデルの信頼度に基づく運動計画のアルゴリズムを構成した。

なぞり運動を例にとり、提案したアルゴリズムが人間の振る舞いをよく模擬することを数値実験によって示した。

本論文のような提案と生理学的、心理学的な検証を繰り返す中で、真の脳のメカニズムが次第に明らかにされていくものと思われる。