

到達運動の最適化と誤差の信号

講師：北澤茂先生

レポーター：山本慎也、田端宏充

導入

まず初めに、川人先生のお話にあった追従眼球運動 (ocular following response) と、到達運動 (reaching) の違いということに触れておきたいと思います。追従眼球運動は、広い視野のランダムドットが動く、動きの方に目がキョロッと動くという運動です。ランダムドットが動くとき網膜像が動きます。この網膜像の動き (retinal slip) がもう既に時系列になっていて、この時系列信号が橋核まで来て、逆ダイナミクス変換を受けて、運動指令に変わる。つまり時系列入力から時系列出力への変換になっている。一方、これからお話する到達運動の場合は、止まっている目標に対して到達運動をするという場合を考えれば、網膜への入力は一時的に変化しません。しかし、出さなければいけないのは時系列としての運動指令なので、逆ダイナミクスモデルが最後の変換を行なうとすれば、逆ダイナミクスモデルに入力するための時系列としての目標軌道が生成されなければならない。つまり『到達運動では、脳はどこかで時系列をつくらなければならないのだ』というところが、追従眼球運動とはちょっと違う難しい点です。

少し横にそれますが、私はリーチングの仕事を大学院の2年のときにたまたま猫で始めて、それ以来12年間続けてきました。これは、ここに持って参りました川人先生のレビューに深く感動したからなのであります。私は、ボトムアップの電気生理学者です。ボトムアップの電気生理学者で、トップダウンにあこがれるボトムアップの電気生理学者です。当時は、このような会というのは全然ありませんで、甘利先生の講義にもくったり、川人先生の総説が出るとむさぼるように読んだり、というような日々を過ごしていました。このレビューに本当に感動して、到達運動の仕事を続けているという次第です。

到達運動では、始点から目標に向かって手をすっと伸ばすのですが、運動の接線方向の速度を計ると鐘型になっている。この鐘型に、何と、非常に美しい背景があるのだということ、川人先生の総説を読んで知りました。何に感動したかということ、この美しさに感動した、というわけです。

Jerk 最小モデル

総説を読んだのが88年です。その3年前にFlashとHoganのJerk (躍度) 最小モデルというのが出た。これはどういうのかといいますと、 C_j と書いてあることが多いと思うのですが、手先の位置を x 、 y として、これの3回微分を2乗して足したものを運動開始から終了まで積分した、こういう評価関数が最小になるような運動の速度がベルシェーブ (鐘型) なんだということなのです。これだけでもすごく驚きました。このような変分原理のような評価関数で人間の日常やっている運動が書けてしまうのだというのが、僕にはものすごくうれしいことでした。そのころ脊髄の電気生理をやっていて、データの複雑さに苦しんでいたのが、このようなきれいな世界が実は自分のすぐそばにあったのだということを知って、とってもうれしかったのです。こういう式を見ると、拒絶反応を示す生物系の研究者がいることは否めません。先ほどのセオリー・オブ・マインドの類で言えば、何かこいつは自分のわからないことを言い出すのではないかという恐れです。その恐れのお気持ちというのが、お互いの交流を非常に妨げる原因なのです。ですから、生物系の人がこの式を見たときには、とりあえず恐れを抱かずに、自分の手でどこまで計算できるか、高校数学でできるかどうかを試してみるというのがいいと僕はそこから思っています。

数学計算を用いた、Jerk 最小モデルから終点誤差分散最小モデルまでの説明

実際に、高校数学を使って計算を行なってみましょう。点 A から点 B までのリーチング運動を考えます。今、直線 AB を x 軸、それに垂直に y 軸を取り、時刻 t の手の位置を $x(t)$, $y(t)$ とします。この場合、先程の Jerk 最小モデルの評価関数を最小化することを考えます。このとき、常に

$$\ddot{x}^2 + \ddot{y}^2 \geq \dot{x}^2$$

が成り立つので、

$$\frac{1}{2} \int \ddot{x}^2 + \ddot{y}^2 dx \geq \frac{1}{2} \dot{x}^2 dt \equiv F[x]$$

をの最小値を求めればよいこととなります。これは、

$$\frac{F[x + \epsilon\eta] - F[x]}{\epsilon}$$

が $\epsilon \rightarrow 0$ のとき 0 となる x を求めればよいということです。つまり、

$$\lim_{\epsilon \rightarrow 0} \int \frac{(\ddot{x} + \epsilon\ddot{\eta})^2 - \dot{x}^2}{\epsilon} dt = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \int \frac{2\epsilon\ddot{x}\ddot{\eta} + \epsilon^2\ddot{\eta}^2}{\epsilon} dt = \int 2\ddot{x}\ddot{\eta} dt = 0$$

となるとき x を求めます。これは、高校で習った部分積分法を繰り返し使うことで、計算でき、最終的には

$$\forall \eta, \int x^{(6)} \eta dt = 0$$

となります。つまり、 x は、 t の 5 次関数になるということです。このとき、速度を表す $x^{(5)}$ は、 t の 4 次関数となり、先程のきれいなベルシェープが出てくるということになります。

このモデルの中身は、結局、加速度の時間微分なので、これ (手) が石ころだとすれば、力の時間変化率となります。それが最小になるような軌跡というのが 4 次関数になるということです。しかも、始点と終点を結ぶ直線になるということも言っているわけです。当時、私は猫でリーチングをやっていたので、さっそく猫のリーチングの軌跡にこれが合うかというのを確かめてみました。これが猫のリーチングの接線方向の軌跡ですが、今のこの Jerk 最小モデルの接線方向の速度を重ねると非常によく合いました。

先ほどの総説の本当の驚きはこの先にあります。Jerk 最小モデルだと、いつでも始点と終点を結ぶ直線になるのですが、実際にリーチングしてみると軌道は多少曲がるのです。もう一つ、別の場合を考えま

しょう。例えば、AからBまで、この点Cを通っていきなさいという経由点を通る運動をする場合です。さらに、Cと対称な場所に点C'というのをとります。そして、今度はC'を通ってAからBにいきなさいということをする、Jerk 最小モデルだと対称な軌跡が出てきます。ところが、実際には、非対称な軌道が観測されます。

これをきちんと説明できるのが、トルク変化最小モデルなのです。手は石ころではなくて、(これまでの講義に何度も出てきていますが、) こういうリンク、あるいは関節のあるアームの先についています。肩のところのトルクを 1 、肘のところのトルクを 2 として、トルクの変化率が始点から終点まで積分したときに最小になるような軌跡、というように評価関数を拡張すると、運動の曲がりや非対称性までもがきれいに出てくるのです。どうしてこのような美しい原理が、進化に進化を重ねてきた脳の中に入り込んできたのでしょうか。僕にはもう本当に不思議で、ぜひ知りたいなと思ったことが小脳を研究している理由であります。

それから9年後、1998年に終点誤差分散モデルが、HarrisとWolpertによつて提案されました。彼らの問題設定はこういうことです。「これまでのモデルは、最小化すべき規範があって、これを最適化するような軌道をつくっている。では、この最適な滑らかな運動をするということが、生物にとってどういうメリットがあるのだろうか？」 例えあげがをしにくくなるというようなことがあるのかもしれない。でも、到達運動の目標というのは、そもそも対象に手を持っていくことなのです。だから、なるべく手が目標の近いところにちゃんと来るといことが何よりも(滑らかさよりも)重要だろうと彼らは考えました。さらに彼らは生体が避けることのできない誤差に目をつけました。人間は、いつもリーチングできるように見えるのですが、毎回同じ運動をすることができません。なぜかという、運動指令には運動指令の大きさに比例したノイズが入ってくるからなのです。神経系一般に、平均発火頻度に比例した標準偏差のノイズが入ることが知られています。故に、大きい運動指令を使うとすると大きいノイズが入って、終点の位置がちょっとブレてきてしまう。その終点の位置のブレの分散をなるべく小さくしようということを生態は追求しているのではないかというように彼らは考えたわけでありました。彼らは、これは腕だけではなくてサッケードにも使えるのだよという話をしています。腕よりも目の方が簡単なので、目で彼らのモデルを説明することにします。目が向いている位置を θ とします。すると、運動方程式が、

$$u(t) = M\ddot{\theta} + B\dot{\theta} + K\theta$$

つまり、回転トルク = 慣性の項 + 粘性の項 + 弾性の項という感じに書けます。この状態空間表現ということを考えます。この場合、位置を x_1 と書いて、角速度を x_2 と置き、位置と速度をバックにして、今の目の状態というように考えるわけです。

x_1 のドットというのは x_2 のドットですから、 x_2 のドットは何になるかということ、 x_1 の2ドットになるのです。 x_2 の2ドットは何かというと、

$$\ddot{\theta} = -\frac{1}{M}(B\dot{\theta} + K\theta) - \frac{1}{M}u(t)$$

x_1, x_2 で表現すると、

$$\dot{x}_2 = -\frac{1}{M}(Bx_2 + Kx_1) - \frac{1}{M}u(t)$$

すなわち、

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{K}{M} & -\frac{B}{M} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{1}{M} \end{pmatrix} u(t)$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{K}{M} & -\frac{B}{M} \end{pmatrix}, \mathbf{B} = \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{1}{M} \end{pmatrix}$$

とすると、

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}u$$

となります。

$\mathbf{x}(t)$ からちょっとだけ離れたときの時間の状態というのは、微分に小さいものをかけた、以下のような式になります。

$$\mathbf{x}(t + dt) = \mathbf{x}(t) + \dot{\mathbf{x}}dt$$

この式と上の式より、

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{E}\mathbf{x}_t + (A dt)\mathbf{x}_t + (B dt)\mathbf{u}$$

すなわち

$$\mathbf{x}_{t+1} = (\mathbf{E} + (A dt))\mathbf{x}_t + (B dt)\mathbf{u}$$

そして、この式を

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_t + \mathbf{B}u$$

と新たに置き換えます。

これはすなわち、1つ前の状態に何か行列をかけて、それに制御信号にBをかけたものを足せば、次の状態が出てくるということです。

彼らは、ここにさらにノイズが入ると考えました。そうすると、散文的に言えば、大きい運動指令を使うと大きいノイズが入ってくるので、終点に大きな誤差が出てくると感じになります。

彼らは、運動の終点における誤差の分散が最小になるような制御が実現されているというように考えました。終点の誤差の分散を計算していくと、

$$c_v = \sum_{i=0}^T c_i u_i^2$$

の形になります。つまり、時刻 i における運動指令の 2 乗に何か掛けて、足し算したような評価関数ができます。この評価関数を最小にすればいいのです。係数は Matlab を使うと簡単に計算ができて、運動開始時の運動指令になるべく大きなペナルティをかけて、なるべく運動指令自体を小さくするようなものをつくるという式になることがわかります。

それで、彼らはこのモデルをサッケードに適用してみました。そうすると、実際の外眼筋から取った筋電図のデータに見事にぴったり合うことがわかりました。さらに、このモデルがサッケードにとどまらず、腕の運動も非常にうまく説明できるということを示しました。

結局、Harris と Wolpert は、手をできるだけ正確に目標に運ぶということは、手をできるだけ優雅に運ぶということとほぼ同じだ、ということを示したのです。生体の中の避けようのないノイズが正確さと優雅さを結んでいる。おもしろいと思いませんか。終点の誤差だけ考えることが、優雅な腕の運動に結び付くのだとすると、終点の誤差だけ気にしていれば、緩和計算なしに優雅な運動ができるようになるのかもしれない。そんな気がしてきました。終点の誤差だけに頼った優雅な運動の学習が、もしかすると可能かもしれない。

どこで？

それではどこでやるかということになるのですが、今までの議論からお察しの通り、きっと小脳だろう。その理由は、1 つは小脳を壊すと非常に運動が悪くなるということであり、もう 1 つはある種の運動学習が小脳が壊れるとできなくなるということです。こちらのビデオに示しますように、小脳に異常があると運動は正しく行なえなくなります。また、速度曲線はぎざぎざになってしまいます。

小脳に表現される誤差の信号

小脳で滑らかな到達運動を学習しているのなら、終点の誤差が小脳にちゃんと入っていなければ困ります。これまでの運動学習理論に従えば登上線維 (climbing fiber) 経由で入力するはずですが、本当かどうかを自分で調べてみました。というのは、リーチングの運動中には、登上線維信号はほとんど出ないというような報告があるのに、随意運動の終わりで本当に複雑スパイクが出るという報告自体がほとんどなかったからです。

これが課題です (fig1 in Kitazawa et al. 1998)。これはサルにやらせています。サルの目の前には液晶シャッターがあります。手元のボタンを押すと液晶シャッターがぱっと開いて、前方のスクリーンのランダムな場所にターゲットが出ます。ターゲットが出たら、サルは 200 ミリ秒以内に手を離して、運動を開始して、ターゲットまでリーチングします。この手を離れた瞬間に、液晶シャッターを閉めてしまいます。ですから、運動中は一切、手もターゲットも見ることができないという状態で、これぐらい早い運動をします。そして、スクリーンをさわった瞬間にもう 1 回ぱっとシャッターが開いて、最後のエラーを見ることができるという課題です。

これは課題遂行中のプルキンエ細胞の活動のラスタ表示であります (fig2 in Kitazawa et al. 1998)。この縦の短い線がシンプル・スパイク (単純スパイク) です。これは 20 試行分です。シンプル・スパイクはたくさん出ています。一方この黒マルが登上線維経由のコンプレックス・スパイク (複雑スパイク) で

す。もう非常にスポラディックで、ちょっとしか出ないのです。横軸が時間で、運動の終了（シャッターが
あいて最後の誤差を見ている瞬間）というのがこのゼロ、運動開始がこの辺です。大体200ミリ秒ぐ
らいで運動が終わっているという状況です。

そうすると、僕の想定では、運動終了のこの後のところに、コンプレックス・スパイクが誤差に応じ
て出るはずでした。ところが、ほとんどないのです。これはもう本当に困りました。とにかく汗と涙で何
とかするというので、この細胞の場合は1,382回記録をし続けました。ほんの20回の試行ではこ
こ1個しかないのですが、1,382回やっていくと、運動終了直後の100ミリ秒間の間に、92回コ
ンプレックス・スパイクが出ていました。

この小さい点々が1,382回の誤差の分布です (fig3b in Kitazawa et al., 1998)。運動終了から10
0ミリ秒以内にコンプレックス・スパイクが出た92回の試行のエラーに黒いマルをつけてあります。原
点を通る軸で4つの象限に分割すると、マルの数は19、42、21、19になって、左上の第2象限に
多い。つまり左上にエラーが出たときの複雑スパイクの発火確率が高くなっています。これはどの方向に
間違えたかというのを当てる賭けをしている場合に、コンプレックス・スパイクが出ていれば、左上に賭
けたほうが得をするということで、コンプレックススパイクに誤差の方向に関する情報があるというこ
を意味しています。このようにしてコンプレックススパイクが持っている情報の量を定量化することがで
きます。

情報量の定量化をこの細胞についてやってみると (fig4a、黒線 in Kitazawa et al.1998)、横軸が時間
で、縦軸が誤差についての情報量ですが、運動終了の直前から上がって、この細胞の場合は2つピークを
つくる。同じような処理を50個の細胞についてやってみますと (fig4b、黒線 in Kitazawa et al. 1998)、
情報量をただ単純に足しただけですが、やはり誤差の信号のピークが運動終了の直前、直後に2つある。
確かに運動の誤差の情報をコンプレックス・スパイクが伝えている。

では、この誤差の情報を使って優雅な運動をつくるのに、長期抑圧 (LTD, Long-term depression) が
使えるか。使えるかどうかを決める重要な問題があります。それは、登上線維信号が時間を遡って変化を起
こすことができるか、という問題です。誤差の情報は運動の終了前後にならないと現れてきませんが、誤
差を作った原因となる運動制御に関係した入力は、誤差信号よりも前に入ってきている。つまり、すでに入
力が通過したシナプスに対して、登上線維信号がLTDで変化を及ぼすことができない限り、LTDを使っ
た運動学習は不可能、というわけです。幸いなことに、最近のスライスをを用いた研究によると、200ミ
リ秒ぐらいいさかのぼったところにLTDのピークがあって、さらに前のほう、300、400ミリ秒のとこ
ろまで遡れるらしい。そのデータに基づいて誤差の情報を時間的に前に持っていくと、大体運動制御の期
間を覆うことができます。我々の得た終点の誤差の情報に、運動を変える力があるだろうと考えられます。

誤差信号から滑らかな到達運動へ

そこで、この誤差の信号から優雅な制御をつくれるかという問題について考えましょう。今ここに逆モ
デルがあって、目標軌道が入って運動制御信号が出るとしましょう。すると、優雅な運動を実現するた
めの目標軌道が必要になります。ということは、優雅な運動をあらかじめ脳のほかの場所が知っていな
ければいけないということになる。そうすると、小脳をやっている人間としては何かおもしろくないわけ
です。小脳の学習だけで優雅な運動をつくってほしいのに、優雅な運動を実現するための目標軌道とい
うのは、もう既に脳のほかの場所で作られているとなると、何となくちょっと寂しい感じがします。

そこで、WadaとKawato(1993)をみてみましょう。これは逆モデルと順モデルをつないだループで
す。そこに目標の位置が入ると、とりあえず何か出力を出して、それが次の時間の手の位置をつくる。す
ると、ここのインプットが変わって、ちょっと違う出力が出て、時系列をつくるようなループがぐるぐ
ると回る。こうしてしまうと、目標軌道というのがどこかに行ってしまうという面はあるのですが、運動指

令の時系列のジェネレータが小脳を介したループの中にあるというようにとりあえず仮定してみましょう。それをもうちょっといいかげんに書くと、このような感じです(図1)。定常的な目標の位置が目に入ると、タイムシーケンス・ジェネレータがわーっと回って、モーターコマンドをつくる。そのモーターコマンドの終点のエラーが戻ってきて、ジェネレータのどこかをちょっと変える。これだけの非常にシンプルな系になっています。

これだけでうまくいくか。うまくいくはずない。と多分さんざんに言われることを覚悟してきたのですが、以下のようなことを考えています。このシステムの中に、適当にシナプスの結合係数でもいいのですが、座標系をとってやって、システムの空間の中の1個の点だというように考えます。これがシステムの空間全体で、いろいろなリズムパターンをつくる、ジェネレータ全体の集合だと思ってください。その中にいろいろなジェネレータがあるので、オーバーシュートしてしまうような運動指令をつくるジェネレータもあれば、平均的には誤差がゼロになるようなジェネレータもあれば、平均的にアンダーシュートするようなジェネレータもある。オーバーシュートとかアンダーシュートという平均的なずれは、プリズム順応の例を連想すれば、比較的早くゼロに落ちてくるだろう、と仮定しましょう。平均誤差ゼロのこの部分空間の上にみな落ちてくると、とりあえずしましょう(図2)。

とりあえず落ちてきました。落ちてきたところで、終点の誤差分散が効いてきます(図3)。ここは、平均的には終点の誤差をゼロにするようなジェネレータの集団なのですが、終点の誤差には、運動指令によってノイズが入りますので、運動指令のパターンに応じて誤差分散は様々に違うシステムがつまっています。さて、誤差が出れば必ずシステムは変わります。プルキンエ細胞へのインプットのベクトルと誤差の積をとって変わる。そのインプットのベクトルにもランダムにノイズが入っていると考えると、システムは、あらゆる方向に変わる可能性があるのです。しかも、エラーと掛け算しますから、誤差分散が大きいところでは、いろいろな方向に大きく動く可能性があります。つまり、拡散係数が大きいと解釈することができますでしょう。例えばバンバン・コントロールの周辺では、誤差分散が大きめになるので、拡散係数が大きくなって滞在時間が相対的に短い。もちろんもっと大きい場所をもっと滞在時間が短い。一方、一番誤差の分散が小さいシステムのところでは、一番拡散係数が小さくなりますから、一番滞在時間が長くなるというわけです。この部分空間でランダム・ウォークできる範囲が有限であったならば、このディフュージョン・コンスタント、あるいは終点の誤差分散に反比例した滞在時間を持つに違いないというのがアイデアです。山本憲司さんとシミュレーションをやっていますが、この動く範囲の空間が広すぎた場合、適当な場所から始めると、ここになかなかつかない(つまりここに行くまでにとつてもない時間がかかる)という事情があって、この空間の次元を相当に落として、変えられるパラメーターの次元数を落とさないとうまくいかないかもしれないなどと考えています。

こういうランダムなウォーキングでも、もしかすると、ミニマムエラーバリエーションを実現するようなジェネレータのところにとりつくことができるかもしれない。というのが、皆さんにお伺いしたいアイデアです。というあたりで、きょうの話を終わりにしたいと思います。どうもありがとうございました。

(司会) 時間を押していますが、ぜひここで質問したいという方がいらっしゃいましたら。

(質問者1) 実験は難しいと思いますが、単純スパイクは、腕の動作の何と相関しているのか。また目の場合の角速度とかで相関が見えるというようなことが、腕の運動でもできるのか。それから、このタスクではコンプレックス解析は、例えば右下とかなるわけですが、例えば同じ細胞を見ながら別のタスクをした場合に、エラーの情報内容はどうなるのか。

(回答) まず、コンプレックス・スパイクからいくと、このタスクでしかとっていません。というのは、なるべく1,000回とかとりたいたいです。300回ぐらいでサルが怒ったら終わってしまいます。また1,000回でも足りるかどうか不安で、終わってみたいと解析できないのです。だから、オンラインでやってタスクは1種類しかやっていない。でも、適方向という意味では、いろいろな細胞をとってみると、いろいろな適方向を持ったのがいて、ほぼ全方向を持っている。ちょっとオキュラー・フォローイングとは違うところだと思います。次のシンプル・スパイクのほうなのですが、例えばこの細胞は終了に

向かってほとんど発火がなくなって、終了直後に200ヘルツぐらいにばっと上がっているということで、運動に相関した変化をしていることは確かです。でもリーチングの場合は自由度が非常に大きいので、具体的に力なのか、速度なのか、何なのか、と聞かれると正直言ってよくわからない。今、自由度を一自由度にして、目の場合と同じようなきれいなフィティングができるのではないかと考え、山本憲司さんと一軸のマニピュラタム（川人先生と琴坂さんが開発されたもの）を使ってやっているのですが、位置、速度、加速度のフィティングで、一番いい細胞の決定係数が0.7ぐらいといったところです。（質問者2）

誤差情報を持ったシグナルというお話で、あれは終了あたりに近づいてきたときに二つ山が出てくるという図でしたよね。

（回答） そうです。

（質問者2） 恐らくそのLTDのタイムレンジを考えると、大体200ミリ秒程度で全体をカバーできるという話だったですね。それで、運動が当然長くなっていくと、200ミリ秒を当然超えてくるような運動もあるわけですね。そういふうなときに、200ミリ秒ぐらいのピン幅で切ってやって、それぞれに終点なり目標なりを設けてやるようなシリーズというように考えると、そのようなアイデアになるわけでしょうか。

（回答） 2つあることについてまずコメントすると、こちらの後ろの山がシャッターが開いてから目で見えた成分で、視覚入力から100ミリ秒ぐらいおくらせています。一方こちらの前の山は目から入ってきているのではなくて、末梢からのフィードバックと自分のモーターコマンドから順モデルなんかを使って計算した誤差だろうと思っています。この前の山は運動開始からこのぐらい（150ミリ秒）たつと多分出てくると予想されるので、運動時間が長くなってこの前の成分が出てきて、うまく学習を進めるのではないかと考えています。

（質問者2） では、別に次に、きっとサルのほうが終点をどのぐらいで時間で行くのかというのを大体予測して出てきているというよりか、大体もう決まったタイムウィンドウで出てくるものではないかという。

（回答） それを区別するには、運動時間を変えた実験をする必要があります。やっていないです。

（質問者2） 大変なのはわかっているので、すみません。

（回答） いいのです。気を使わないでください（笑）

（質問者3） 非常におもしろくて、終点の誤差でいかに軌道の途中を改善できるかというのは、多分あしたの強化学習でも話が出ると思うのですが、それが小脳でどこまでできるかということにやはり非常に興味あります。要するに、最後に話されたような目標軌道というのは、誰かよそから来るのではやはりおもしろくない。小脳自身も軌道を生成しているとする、やはり小脳が単独で生成しているのか、あるいはただ小脳と体のフィードバック系でできているのか、あるいは小脳と大脳のフィードバック系でできているのか。しかもそれをある程度長い時間振り返って直すという場合に、単純な相関がLTDみたいなものでいいのか、それともやはり何かメカニズムが必要なのか、その辺に関してコメントを。

（回答） ぜひ、理論の方に教えていただきたいなと思って来たのですが、僕がやっているこのリーチングは、とにかく早く反応しろという非常に単純なリフレキシカルなリーチングという感じが非常に強いんです。どうも歯状核と言うよりは、中位核を含むループで系で、わーっと本当にリズム・ジェネレーションをしているだけかもしれないという気がしています。

（質問者4） 目標軌道みたいなのは、どこかに、エキスプリシットに存在するのですか。

（回答） 目標点の情報は確実にありますが、非常に早いリーチングの場合は、目標軌道を運動全域にわたって非常に細かく持つというのは難しいことだろうと思っています。この手の単純なリーチングについては、基底核からキューシグナルが来たら、ジェネレータがただぐるぐるっと回っていくというイメージを持っているのですが、いかがでしょうか。

（質問者5） 僕自身はそういう考え方は割となじみがあるというか。というのは、きのう見せた立ち上がりロボットなんていうやつも、エキスプリシットな目標軌道というのはなくて、コントローラーと環

境が相互作用すると、ああいう動きが出てきてしまうといったタイプです。

(回答) 脊髄反射の1つ上にあるのがリズムジェネレーターなので、ボトムアップの脊髄反射から来ている僕にもなじみのある考えです。歩行とか、それからスイミングとか、そういうリズムジェネレーターは、リフレックスのループに1つフィードバックの結合が増えればできてしまいます。そのリズムジェネレーターを、リズムではなくて1周期でストップするような初期条件で回すとリーチングができる、というようなイメージを持っています。そうすると、回路のパラメーターの次元数をすごく落とすことができるので、次元の落ちた巨視的なパラメーターだけが変わるような空間でランダム・ウォークすれば、結構うまく誤差分散を小さくするような波形をジェネレートするようにパラメーターが調節されるのではないかと漠然とした期待を持っているのですが。

(質問者6) その辺に関する川人さんのコメントみたいなのは。

(川人先生) 言いたいことはいっぱいあるのですが、すごい話です。感激しました。特に最後のモデルの部分は、僕はやはりもっとばかだから、もっとわかりやすい方法でやっていて、宮本君と一緒に、まず言いたいことは、ミニマムバリエーションですごく感激して、僕もすごい感激して、僕はやはり理論家だからすごい楽しくて、僕でも思いついたはずなのに先を超されたのと、非常に楽しかったです。だから、その本音は、トルク変換最小は僕自身はもうあきらめて、トルク変換最小よりは、ミニマムバリエーションのほうがずっといいモデルだと思っています。ミニマムバリエーションが最終回答かというところでもないのはもう実験でわかっていて、中野さんがやっているのですが、人間はミニマムバリエーション解は選んでいないです。ミニマムバリエーションにやはり何らかの滑らかさが入っていないといけません。僕らは今マキシマム・パス・アチーブメント・モデルでやっていますが、ことしの春から売り出し中なんですけど。それが最終回答だとは言いませんけれども。だから、今、あえて軌道生成のモデルというのは、順番にいいモデルが出てきて、それがあつた場合は実験できて、あつた場合はコンセプト的にリープしたり。だから、ミニマムバリエーションのいいところは何かということ、特に実験を説明するというよりは、コンセプト的に今まで僕らは、スムーズネスがフィットネスよりいいと言っていたのだが、その本当の意味は、かなり終端誤差にかかっているというのを示したところがおもしろいと思うのです。ミニマムバリエーションのもう1つおもしろいところは、今言われたみたいに、最終端の誤差を見るだけで、リインフォースメント・ラーニングみたいなことができる可能性がある。宮本君がやっているのは、リカレント・ネットワークで、ミニマム jerk モデルを生成できる、ホップ、アービブの神経回路モデルというのがあるのですが、それにちょっと非線形性をつけて、リカレントコネクションをつけておいて、そこのシナプス荷重を強化学習をして。ただ、その場合は本当に当たり前の強化学習で、ウエイトをちょっと書いておいて、10万回ぐらい軌道を生成して、バリエーションを計算して、最急降下方向に動かしていくと。それでいくのですが、それだとあまりにも時間がかかりすぎるので、きのうちょっと話に出そうになったカルマンフィルタをちょっと非線形に一般化した方法があつて、それでやるとかなり短い回数で最適解へいくので、それと北澤先生が言われてたのがどう関わるのかなと思って、全然わからなくて、先程から言葉が出なくなっていたのですけれど。そういう意味で、リカレント・ネットワークで最適解に近いものをだすと、そういう構造ですよ、つながっていて。

(回答) ええ。

(川人先生) それはいいのだけれど、でも、そっちのほうがわかりやすい、気持ちがいいというのわかるけれど、または一方で、でも腕だつてスムーズ・パーシュートをするし、ターゲットが明示的ではない、字を書くような場合もできるわけだし、それはどうするのだろう。やはり制御の部分と予測の部分と軌道情報の部分が分かれているほうが、同じ逆モデルでいくのではないかと。それはまたそれで、うちのシャールさんがfMRIで、リズム運動とディスクリート・ムーブメントで、どちらが広い範囲の脳活動を起こすかと調べたら、ディスクリート運動のほうが広いのです。だから、先程北澤先生が言われたリズム運動に関しては何か理屈だけ教えたみたいな基本的なものがあつて、それで何かその制御をかけて、やはりスタート、ストップとか、軌道計画とか、あるいはリミット・サイクルを半分でぶった切ったために

何かほかのものが入ってくるという描像は結構よさそうなのだけど。

（回答） ただのリカレントネットワークで字を書くのは無理でしょう。軌道計画とか、歯状核系がきちりやるべき仕事はたくさんあると思います。今回のリーチングはネコのレベル、中位核系を含むループでできる範囲を想定しています。猫は字を書かないですが、早いリーチングはうまいのです。人間はかなわない、大抵ひっかかれます。エラーも本当にバリエーションが小さいのですよね、猫は。サルもリーチングについては同類かなと。

（司会） よろしいでしょう。では、時間を押していますので、これで終わりにしたいと思います。どうもありがとうございました。（拍手）

- 了 -

図 1

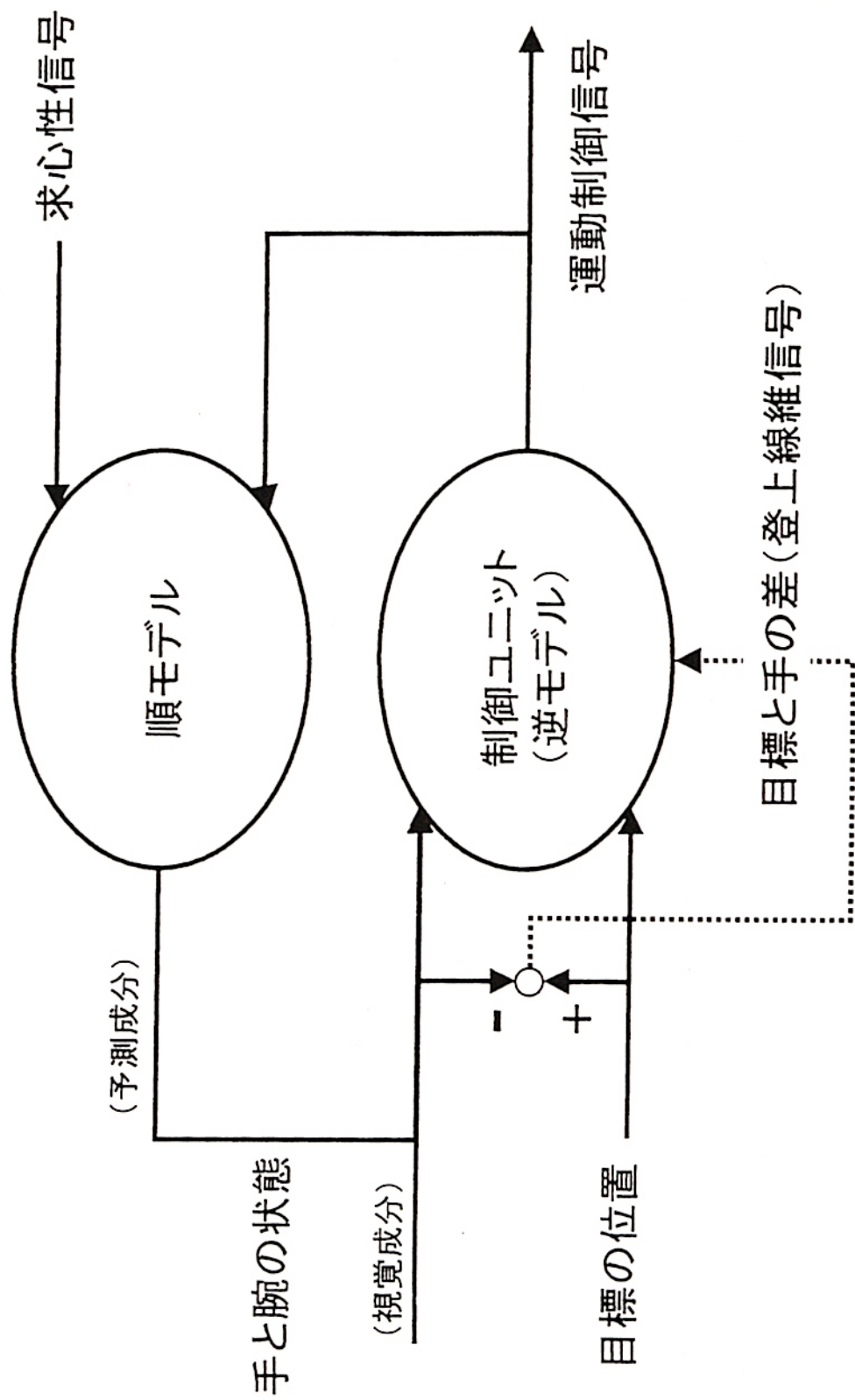
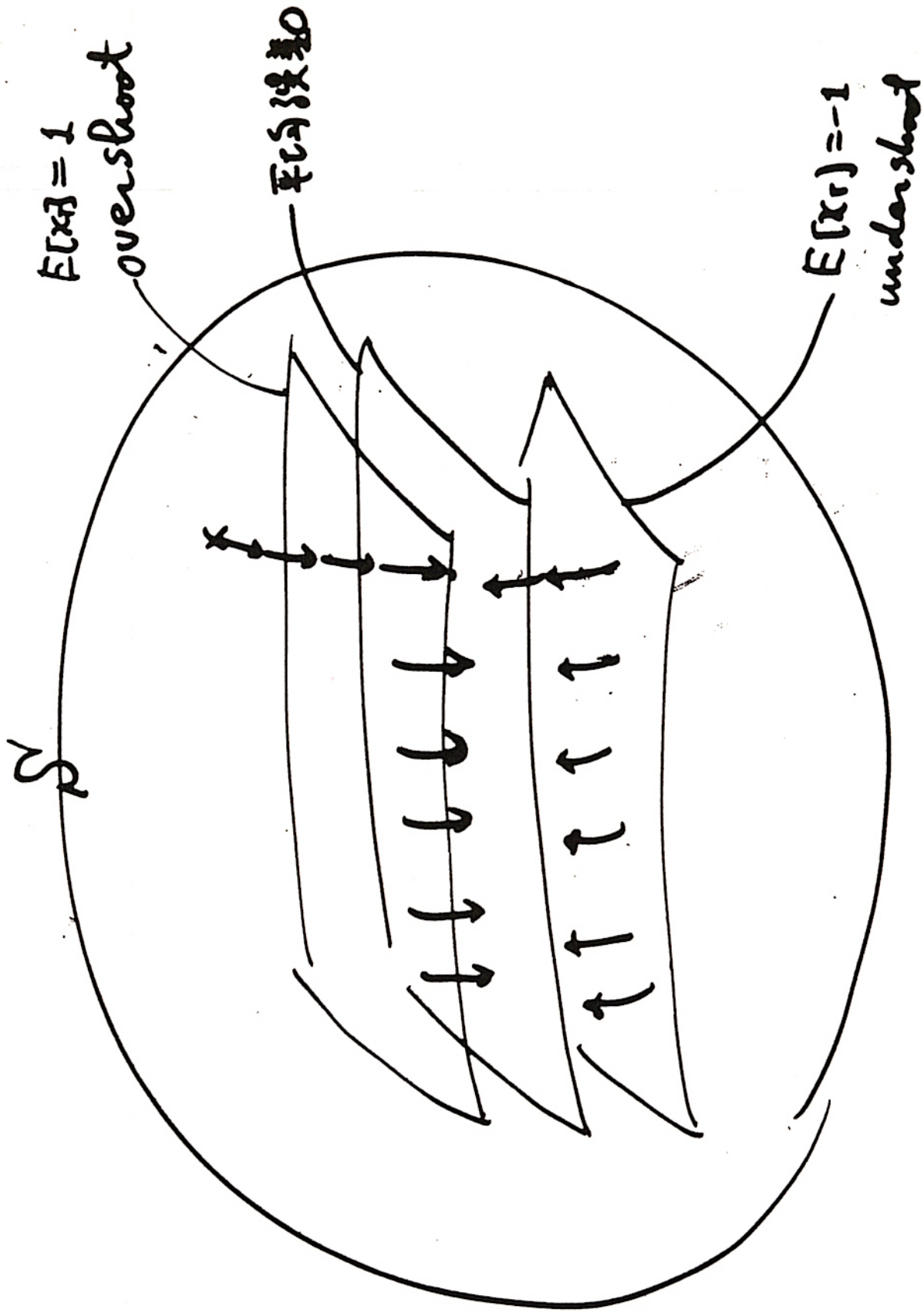
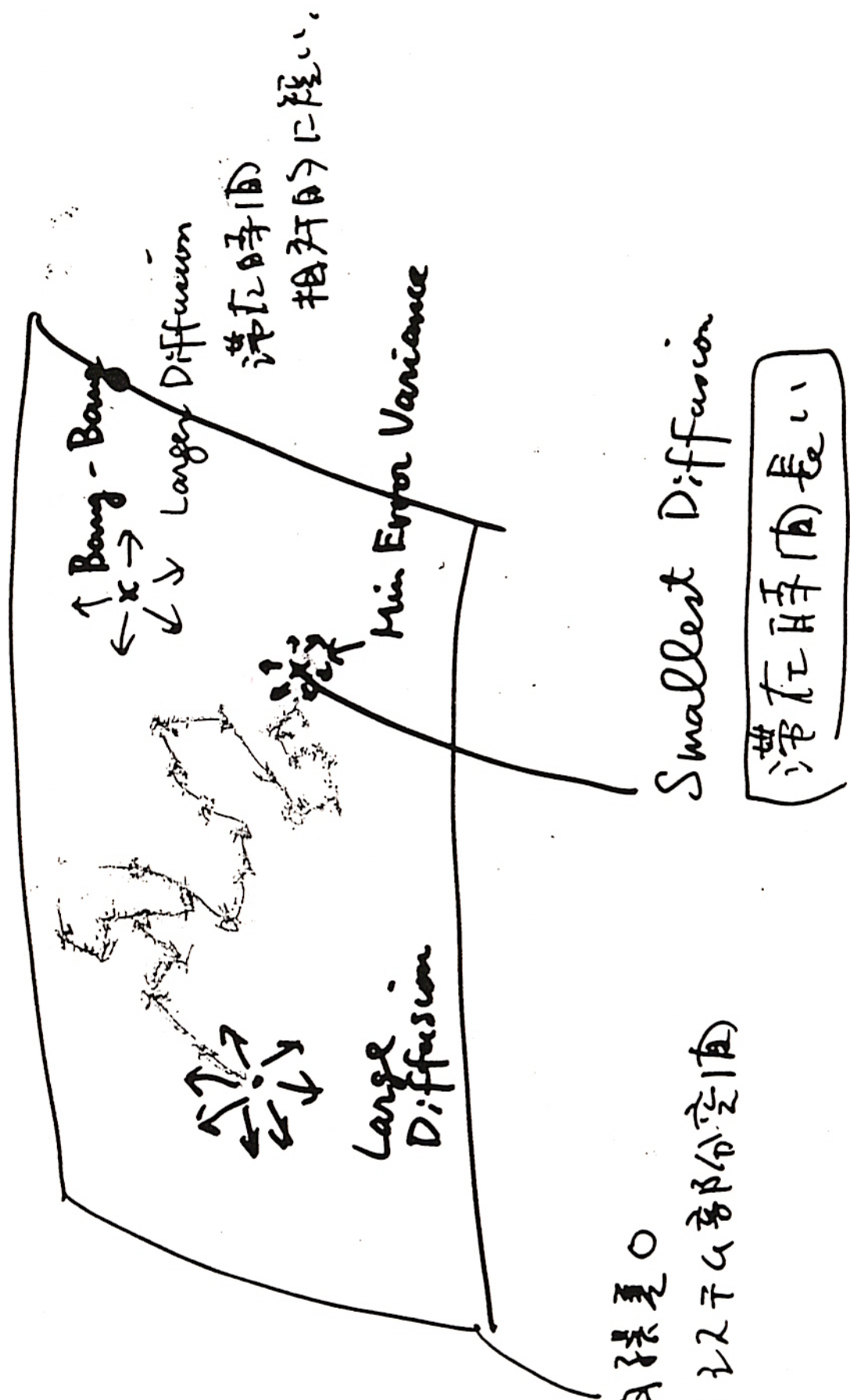


图 2



シフト空間内のブラウン運動



終点誤差差のシフト部分空間