

知覚－運動系におけるベイズ統合 －ヒット率を最大化するための脳の方略－

坂本 梢, 宮崎 真*

(受領日: 2011年4月25日)

高知工科大学総合研究所

〒782-8502 高知県香美市土佐山田町宮ノ口185

E-mail: *miyazaki.makoto@kochi-tech.ac.jp

要約: 我々は変動に満ちた内的・外的環境にありながら精緻で安定した知覚－運動行為を実現している。ヒトの中樞神経系がそれをどのように実現しているのか? この問題は、スポーツ科学、認知科学、神経科学といった人間科学諸領域で探求されてきた。近年、この変動の問題に対して有力な解決案が提示された。それがベイズ統合 (Bayesian integration) 理論である。本稿では、そのベイズ統合理論の基本概念と数理を野球のバッティングを例に解説し、ヒトを対象とした行動科学的な実験報告について紹介する。

1. 知覚-運動系における変動の問題

我々の神経信号は、機械の電子信号とは異なり、多分に変動している¹⁾。そのため、飛んでくるボールの位置を捉えようとしたとき、感覚情報によって得られたボールの位置は実際のボールの位置と必ずしも一致しているとは限らない (図1)。つまり、感覚情報を信じた結果が空振りともなり得る。さらに変動は内的環境だけではなく、外的環境にも存在する。投球されたボールを記録してみれば、そのコースは決して一定とはならず、投球毎に変動する (図2A)。よって、前回の投球からその次の投球のコースを予め特定することはできない。これらの内的・外的変動は中枢神経系の情報処理においてノイズとして作用し、精緻で安定した知覚－運動行為の生成を阻害するはずである。

2. 経験の積み重ねが変動から情報を導き出す

以上のように一回一回の観測ではランダムな振舞を示すボールのコースであるが、その観測を重ね、累積度数をとってみれば、ありとあらゆる物理現象や生体现象と同様、ガウス分布の例にみるような一定の構造が出現する²⁾。即ち、特定のコースでボールの出現頻度に極大値が現れる (図

2B)。そのコースこそ、投球されたボールが通る“確率”が最も高いコースであり、そのコースに賭けるのが得策といえる。



図1. 感覚情報における変動。橙色の円は感覚情報が得られたボールの位置。感覚情報を伝達する神経信号は多分に変動を内在しているため、実際のボールの位置 (黒色の円) は、それより高めかもしれないし、外角かもしれない。

3. 事前の(過去の)経験の積み重ねと最新の感覚情報との最適統合-ベイズ統合

しかし、先述のようにボールのコースは毎回変動している。そのコースに来る確率が高いからといって、その事前経験のみを闇雲に信じて決め打ちしてしまうことも大いにリスクを伴う。ここは、何も二者択一とする必要はない。事前経験も感覚情報も両方使えば良い。ベイズの定理に従えば、その二つの情報を程よい比率で統合することによって、ヒット率最大となるコースを推定することができる³⁻⁶⁾(付録参照)。その最適推定は、次式のように表わされる。

$$X_{\text{estimated}} = kX_{\text{sensed}} + (1-k)\mu_{\text{prior}} \quad (1)$$

$$k = \frac{\sigma_{\text{prior}}^2}{\sigma_{\text{prior}}^2 + \sigma_{\text{sensed}}^2} \quad (2)$$

式(1)の右辺、 X_{sensed} は感覚情報によって検知された標的変数(e.g., ボールのコース)、 μ_{prior} は事前に経験した標的変数の平均値(ボールが通過する確率が最も高かったコース)、式(2)の σ_{sensed}^2 は感覚ノイズの大きさ、 σ_{prior}^2 は事前に経験した標的変数の変動の大きさ(打球ごとのボールコースの変動の大きさ)を表わす。そして式(1)の左辺の $X_{\text{estimated}}$ が標的変数の最適推定値(最もヒット率の高くなることが期待されるコース)である。この

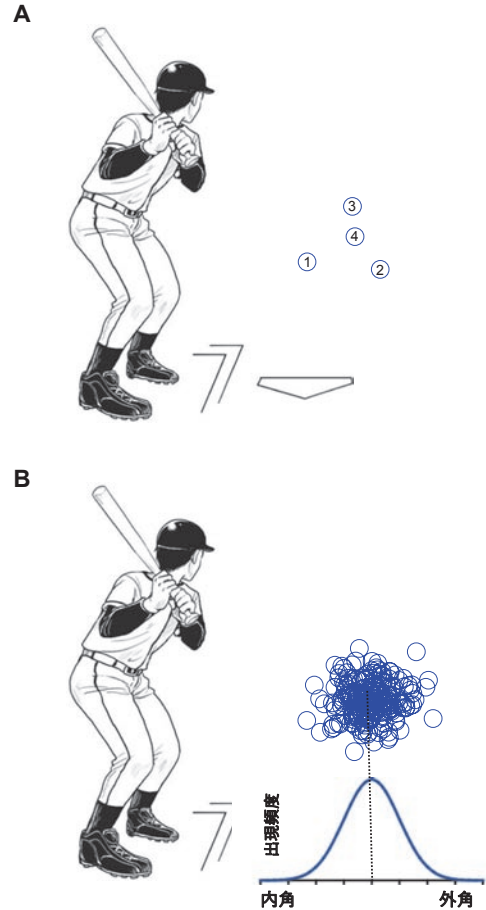


図2. 打球されたボールの変動. A: 青色の円は打球されたボールのコースのプロット(円内の番号は打球順)。ボールコースは毎回変動する。B: しかし、観測を重ねれば、極大値をもった確率分布が表れる。

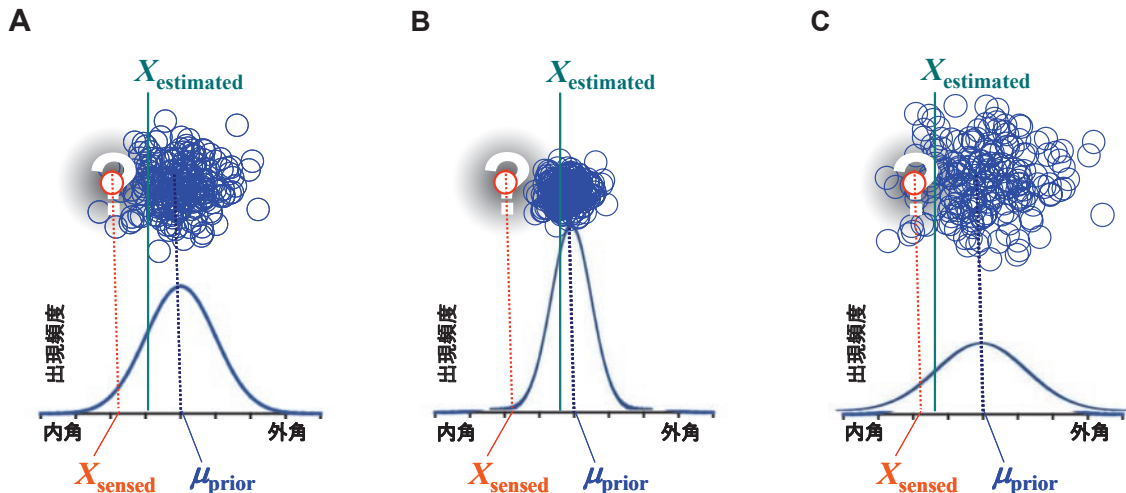


図3. ベイズ統合による最適推定. A: 橙色の円は感覚情報から得られたボールのコース, 青色の円の群は、過去のボールコースの分布を表わす。それぞれに図1と図2Bに対応する。 X_{sensed} は感覚情報から得られたボールコース(水平位置)を、 μ_{prior} は過去のボールコースの分布の平均値を表わす。ベイズ統合による最適推定 $X_{\text{estimated}}$ は、 X_{sensed} と μ_{prior} の重み付けの和(=内分点)として求められる。B: 打球毎のボールコースの変動が小さいときは μ_{prior} に大きく依存した値となる。C: 打球毎のボールコースの変動が大きいときは、 X_{sensed} に大きく依存した値となる。

式 (1) に表わされるように、最適推定 $X_{\text{estimated}}$ は、感覚情報から得られた標的変数 X_{sensed} と、事前に経験してきた標的変数の平均値 μ_{prior} との重み付けの和として算出される (図 3A)。その重み付けの比率は次のように決定される。標的変数の変動が小さい場合 (投球ごとのコースのバラつきが小さい場合) には、事前経験に基づく情報 μ_{prior} に頼る比率が高まり (図 3B)、逆に、標的変数の変動が大きい場合 (投球ごとにコースが大きくバラつく場合) では、最新の感覚情報 X_{sensed} に頼る比率が高まる (図 3C)。

なお、ここでは投球コースの分布の例として単一ピークの分布を例に挙げたが、現実の競技場面では球種等に応じて複数のピークが表れるはずである。ベイズ統合は、複数のピークを持つ分布にも対応できること⁷⁾、手がかりに応じて複数の分布それぞれに適した応答ができることも報告されている^{8,9)}。

4. ベイズ統合は、神経系に内在するノイズの影響を最小化する

図示の簡素化のため、図 3 では、ベイズ統合に

よる推定 $X_{\text{estimated}}$ を代表値 (平均値) でのみ表わしたが、 $X_{\text{estimated}}$ も確率的変動をとめない、その平均二乗誤差 (MSE) は次式のようになる。

$$MSE = k\sigma_{\text{sensed}}^2 \quad (3)$$

この式 (3) において、 σ_{sensed} の係数 k は必ず 1 よりも小さくなることに着目してほしい (式 (2) 参照)。これは即ち、ベイズ統合を行えば、神経系に内在する変動の影響を必ず減らすことができることを意味する。確率論上、この推定法が MSE を最小とする。

5. ベイズ統合モデルによって予見されるヒトの行動

5.1 運動タイミングの制御

ヒトを対象とした行動科学的な実験で、上述のベイズ統合モデルの予見と一致する観測結果が相次いで報告されている⁷⁻¹⁴⁾。ここでは、ボールキャッチングやバッティングのタイミング要素を抽出した課題を用いた実験の例を紹介する¹²⁾。

被験者は図 4A に示したようなディスプレイに反応して、一致タイミング課題を行った。ディスプレイ上に設置された LED は、S1 → S2 → S3 の順で点灯し、S1-S2 の時間間隔と S2-S3 の時間間隔は試行内で必ず同一であった。被験者は、S1-S2 間の時間間隔から S3 の出現を予期し、それと同時にるようにボタン押しを行った。つまり被験者には、S1 → S2 の時間間隔を検出し、再生することが求められた。この時間間隔が、この課題における標的変数 X_{true} となる。課題中、この標的変数 X_{true} は、平均 400ms のガウス分布から試行毎にランダムにサンプルされた。そして、その X_{true} の試行間変動の標準偏差は、20 ms (狭分布条件) と 40 ms (広分布条件) の 2 通りが設定された (図 4B)。被験者 (12 名) のうち、半数は最初に狭分布条件で課題を 480 試行おこない、その後、広分布条件を 480 試行おこなった。残りの半数はその逆、広分布条件、狭分布条件の順番で行った。

ベイズ統合モデルは、この課題を行ったときの被験者の応答を次のよう

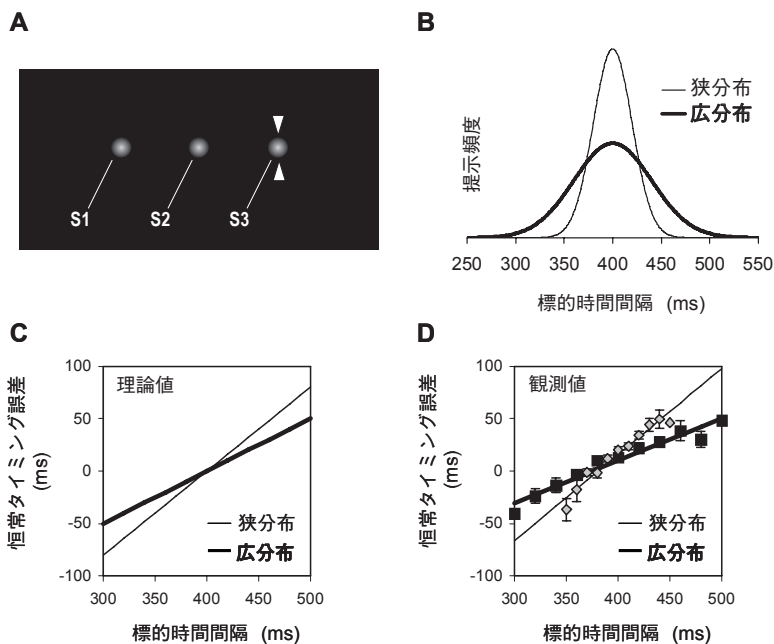


図 4. ベイズ統合モデルの予見と一致する行動科学的な観測例：一致タイミング課題 (Miyazaki et al. 2005)¹²⁾。A：被験者に視覚刺激を提示するディスプレイ。3つのLEDが順番に点灯 (左から S1 → S2 → S3)。B：実験条件。標的変数 (S1 → S2 の時間間隔 = S2 → S3 の時間間隔) の試行間変動について、狭分布 (平均 400ms, 標準偏差 20ms) と広分布 (平均 400ms, 標準偏差 40ms) の 2 条件を設定。C：ベイズ統合モデルによる理論値。D：観測結果 (被験者 12 名の平均)。

に予見する。従来の報告に従い、感覚情報にはバイアスはないものとする。式 (1) の X_{sensed} の平均は、 X_{true} に置き換えられる。S3 の出現時点からの被験者のボタン押しタイミングの誤差 Δx の恒常 (平均) 値 $\langle \Delta x \rangle$ は次式のように表現される。

$$\langle \Delta x \rangle = \langle X_{\text{true}} - X_{\text{estimated}} \rangle \quad (4)$$

$$= \frac{\sigma_{\text{sensed}}^2}{\sigma_{\text{prior}}^2 + \sigma_{\text{sensed}}^2} (X_{\text{true}} - \mu_{\text{prior}}) \quad (5)$$

ここに示されるように、恒常タイミング誤差 $\langle \Delta x \rangle$ と X_{true} の関数は一次式となり、式 (5) の係数 $\sigma_{\text{sensed}}^2 / (\sigma_{\text{prior}}^2 + \sigma_{\text{sensed}}^2)$ がその傾きとなる。よって、式 (5) は、大きな σ_{prior} を設定した広分布条件では (図 4B, 太線), その直線は小さな傾きとなり (図 4C, 太線), 一方、小さな σ_{prior} を設定した狭分布条件 (図 4B, 細線) では大きな傾きとなる (図 4C, 細線) ことを予見する。なお、被験者が標的時間間隔の確率分布を事前経験から学習せず、感覚情報のみを頼って課題を行った場合は、両条件ともに X_{true} と $\langle \Delta x \rangle$ の直線に傾きが生じずフラットとなることが予見される (単純感覚処理モデル)。また、確率分布を事前情報として利用しても、それが経験に応じて更新されない場合は、その直線に傾きは生じるものの両条件間でその傾きに差が生じないことが予見される (事前分布固定モデル)。そして、実験の結果は、ベイズ統合モデルの予見ときれいに一致するものであった (図 4D)。

5.2 時間順序判断

ベイズ統合モデルの予見と一致する応答は、上述のような運動制御課題だけでなく、知覚的な判断課題でも観測されている¹³⁾。それは次のような実験で観測された。被験者は左右の人差し指のそれぞれに体性感覚 (触覚) 刺激を受け、左右のどちらが先に刺激されたかを判断した (図 5A)。従来の研究では、左手が先となる刺激組と右手が先となる刺激組を均等に配置し、刺激系列から偏りを排除することが慣例であったが、この研究では、刺激時間差の試行間変動に偏りをもった確率分布を設定し、その偏りが被験者の判断に与える影響を調べることを狙いとした。右手先偏向条件では (図 5B, 実線), 右手への刺激が平均 80 ms 先行するようなガウス分布 (標準偏差 80 ms) から刺激時間差をランダムにサンプルした。この条件では、

84% の試行で右手が左手よりも先に刺激されることになった。もう一方の左手先偏向条件では (図 5B, 破線), 逆に左手刺激が平均 80 ミリ秒先行するようなガウス分布 (標準偏差 80 ミリ秒) を用いた。被験者 (12 名) のうち半数は、右手先偏向条件で課題を 1000 試行おこなった後に左手先偏向条件で 1000 試行おこない、もう半数は逆の順番で課題を行った。

ベイズ統合モデルは、上述のような偏った確率分布を経験した場合の被験者の時間順序判断の変化を次式のように予見する (詳細は Miyazaki et al. 2006 参照)¹³⁾。

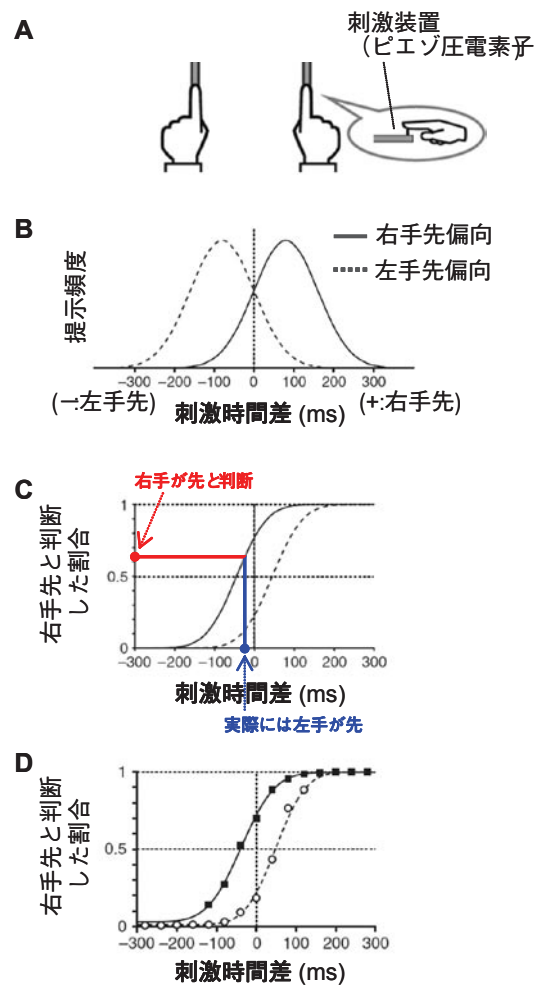


図 5. ベイズ統合モデルの予見と一致する行動科学的な観測例：時間順序判断 (Miyazaki et al. 2006)¹³⁾。A：刺激セット。B：左右の触覚刺激の時間差の確率分布。右手先偏向分布では、平均 80 ms (正值が右手先, 負値が左手先を示す), 標準偏差 80 ms。左手先偏向分布では、平均 -80 ms, 標準偏差 80 ms。C：ベイズ統合モデルによる理論値。D：観測結果 (被験者 12 名の平均)。

$$d_u = -\left(\frac{\sigma_{\text{sensed}}^2}{\sigma_{\text{prior}}^2}\right)^2 \mu_{\text{prior}} \quad (6)$$

ここで、 d_u は主観的同時点、つまり、シグモイド型の心理物理関数が判断確率 0.5 となる刺激時間差を表わす。この式 (6) は、心理物理関数が刺激時間差の確率分布のピークと正負逆の方向へとシフトすることを予見している (図 5B, C)。これを、より直感的に説明すると次のようになる。例えば、被験者が右手先偏向条件を経験した場合、すなわち、右手が先となる触覚刺激組を頻繁に経験した場合 (図 5B, C, 実線)、実際には数十ミリ秒ほど左手が先となる刺激組を与えられても (図 5C, 青線)、右手が先に刺激されたと判断する確率が高くなる (図 5C, 赤線)。つまり、事前の経験で頻度の高かった順番へと被験者の判断が引き寄せられる。そして実験の結果、被験者の応答は、この予見と良く一致するものであった (図 5D)。

6. ベイズ統合による副作用－フェイントはなぜ効くのか

ベイズ統合とは、精度不十分な感覚情報を補い正解率を最大化する情報処理方略であると解説してきた。しかしながら、上述の時間順序判断の変化は一種の錯覚である。つまり、ベイズ統合は高頻度事象に合わせて判断をシフトさせることによって正解の確率を上昇させる一方で、低頻度事象に対しては誤応答となる可能性が高まってしまうという損失も伴うのである。ここで紹介した錯覚現象は、その損失面の表れであり、本来は正解率を向上させるための機能のいわば副作用といえる。

このベイズ統合の副作用は、対戦スポーツで見かけるフェイントのメカニズムとして説明することが可能である。狙いとする技に先立ち、敢えて逆方向の仕掛け (= フェイント) を見せておけば、ベイズ統合の作用により、対戦相手の知覚判断は、事前に見せられたにフェイントに引き寄せられ、狙いとする技に対する検出力が低下する。それを利用して決め技の成功率をアップさせるのがフェイントであるといえる。

7. 結言

本稿では、ベイズ統合の基本的な概念と数理を解説し、ヒトの中枢神経系が知覚－運動行為の生成にあたってベイズ統合を行っていることを示す

行動科学的な実験結果を紹介してきた。しかしながら、そのベイズ統合が如何なる神経機序によって実現されているのかは現時点では不明であり、それは今後の研究課題となる。また、行動科学的観測についても、これまでは実験室内での研究に限られている。日常的な環境や行動場面のなかでベイズ統合がどのように作用しているかについても今後の研究が待たれる。ベイズ統合モデルの予見と一致する時間順序の錯覚的判断は、対戦スポーツで見受けられるフェイントの機序を説明できることを紹介した。ベイズ統合は、成功率の上昇をもたらす一方で、低頻度事象への感度を低下させる。これは、大事故が起こるたびに着目されるヒューマンエラーの一因として作用していることも推測される。ベイズ統合の行動科学的機序や神経科学的機序を解明していくことは、人間の技能の精度と限界に関する知見を深め、教育現場や産業現場での効率性と安全性の向上に寄与していくことが期待される。

付録：ベイズ統合モデルの算出

実際の標的変数 X_{true} と感覚情報から得られた標的変数 X_{sensed} の関係をベイズの定理¹⁵⁾ で表わすと次のようになる。

$$p(X_{\text{true}} | X_{\text{sensed}}) = \frac{1}{\alpha} p(X_{\text{true}}) p(X_{\text{sensed}} | X_{\text{true}}) \quad (7)$$

ここで、右辺の尤度、 $p(X_{\text{sensed}} | X_{\text{true}})$ は感覚情報の確率分布を表す。この尤度がガウス分布を持つと仮定すると、式(8)、(9)のように表現できる。

$$p(X_{\text{sensed}} | X_{\text{true}}) = G(X_{\text{sensed}}; X_{\text{true}}, \sigma_{\text{sensed}}) \quad (8)$$

$$G(\tau; d, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(\tau - d)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

式(2)で記したように、 σ_{sensed} は感覚ノイズの大きさを表す。なお、 X_{sensed} にはバイアス (恒常誤差) はないものとする。

式(7)の右辺の事前確率、 $p(X_{\text{true}})$ は、被験者が事前を経験した標的変数の確率分布を表す。この $p(X_{\text{true}})$ をガウス分布として表わすと次式ようになる。

$$p(X_{\text{true}}) = G(X_{\text{true}}; \mu_{\text{prior}}, \sigma_{\text{prior}}) \quad (10)$$

式中, μ_{prior} は事前に経験した標的変数の平均, σ_{prior} はその試行間変動の標準偏差を表わす。

そして, 式 (7) の左辺の事後確率, $p(X_{\text{true}} | X_{\text{sensed}})$ は感覚情報からとある標的変数 X_{sensed} が検知されたとき, 現実の標的変数 X_{true} がどのような確率分布であったかを表す。因果関係としては, 物理刺激の入力があり, その結果として感覚情報が生じるわけだが, この事後確率により, その因果関係を遡って, 感覚情報から現実の標的変数を条件付けることができる。この事後確率が最大となる標的変数を特定できれば, それが現実の標的変数と合致する確率が最大, つまりヒット率が最大となる最適推定となる。式 (8), (10) を式 (7) に代入し, $p(X_{\text{true}} | X_{\text{sensed}})$ が最大となる X_{true} を算出すると, 標的変数の最適推定 $X_{\text{estimated}}$ が次のように求められる。

$$X_{\text{estimated}} = \frac{\sigma_{\text{prior}}^2}{\sigma_{\text{prior}}^2 + \sigma_{\text{sensed}}^2} X_{\text{sensed}} + \frac{\sigma_{\text{sensed}}^2}{\sigma_{\text{prior}}^2 + \sigma_{\text{sensed}}^2} \mu_{\text{prior}} \quad (11)$$

=(1)

謝辞

本研究の一部は科学研究費補助金 (若手研究 (S) No. 21670004) によった。

文献

- (1) van Beers, R. J., Baraduc, P. & Wolpert, D. M. "Role of uncertainty in sensorimotor control". *Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci* 357, 1137-45 (2002).
- (2) 宮崎真. "運動制御・学習理論への力学的アプローチ: 力学系理論における変動の問題". *体育の科学* 57, 307-312 (2007).
- (3) Kersten, D., Mamassian, P. & Yuille, A. "Object perception as Bayesian inference". *Annu Rev Psychol* 55, 271-304 (2004).
- (4) Knill, D. C. & Pouget, A. "The Bayesian brain: the role of uncertainty in neural coding and computation". *Trends Neurosci* 27, 712-9 (2004).
- (5) Kording, K. P. & Wolpert, D. M. "Bayesian decision theory in sensorimotor control". *Trends Cogn Sci* 10, 319-26 (2006).
- (6) Wolpert, D. M. "Probabilistic models in human sensorimotor control". *Hum Mov Sci* 26, 511-24 (2007).
- (7) Kording, K. P. & Wolpert, D. M. "Bayesian integration in sensorimotor learning". *Nature* 427, 244-7 (2004).
- (8) Nagai, Y., Suzuki, M., Miyazaki, M. & Kitazawa, K. "Effects of visual cues on acquisition of multiple prior distributions in tactile temporal order judgments". *The 9th Annual Meeting of the International Multisensory Research Forum (Hamburg, Germany, 2008)*.
- (9) 山本慎也, 宮崎真 & 北澤茂. "事前確率に基づく多感覚統合". *信学技報 HIP2009-99*, 19-23 (2009).
- (10) Guo, K. et al. "Effects on orientation perception of manipulating the spatio-temporal prior probability of stimuli". *Vision Res* 44, 2349-58 (2004).
- (11) Kording, K. P., Ku, S. P. & Wolpert, D. M. "Bayesian integration in force estimation". *J Neurophysiol* 92, 3161-5 (2004).
- (12) Miyazaki, M., Nozaki, D. & Nakajima, Y. "Testing Bayesian models of human coincidence timing". *J Neurophysiol* 94, 395-9 (2005).
- (13) Miyazaki, M., Yamamoto, S., Uchida, S. & Kitazawa, S. "Bayesian calibration of simultaneity in tactile temporal order judgment". *Nat Neurosci* 9, 875-7 (2006).
- (14) Tassinari, H., Hudson, T. E. & Landy, M. S. "Combining priors and noisy visual cues in a rapid pointing task". *J Neurosci* 26, 10154-63 (2006).
- (15) Bayes, T. "Essay towards solving a problem in the doctrine of chances". *Phil Trans R Soc Lond B*, 370-418 (1763).

Bayesian integration in the perceptuo–motor system

-Brain’s strategy for maximizing the hit rate-

Kozue Sakamoto, Makoto Miyazaki*

(Received : April 25th, 2011)

Research Institute of Kochi University of Technology
185 Miyanokuchi, Tosayamada, Kami city, Kochi 782-8502

E-mail:* miyazaki.makoto@kochi-tech.ac.jp

Abstract: Although both the external and internal environments are highly variable, our central nervous system can generate dexterous and stable perception and motor behaviors. What mechanism enables it? Answering this question is a significant goal in the human sciences such as sports science, cognitive science, and neuroscience. Recent studies have shown that the “Bayesian integration” theory can give us the optimal solution for the problem. Here we explain the basic concept and mathematics of the Bayesian integration theory, and introduce experimental evidences that agree with the theoretical predictions.