

# 運動イメージ中の脊髄前角細胞興奮性の個体差を 考慮した数理モデリング

～階層ベイズモデルとマルコフ連鎖モンテカルロ法によるパラメータ推定～

山本昌樹, 永禮敏江

姫路獨協大学 医療保健学部 理学療法学科

**キーワード:** 数理モデリング・階層ベイズモデル・マルコフ連鎖モンテカルロ法

## はじめに

運動イメージの電気生理学的研究では、イメージ能力の個体差(系統誤差)が測定に影響するため標本の平均値と分散値のパラメータだけでは複雑な統計予測は困難である。階層ベイズモデルは個体差が大きい時系列データの回帰においても個体ごとのパラメータをベイズ推定出来る。ここで個体パラメータは特定の確率分布に従いその分布はハイパーパラメータにより階層的に制約を受ける構造をとることで系統誤差を考慮した推定が可能となる。今回運動イメージ中の脊髄前角細胞の F 波興奮性の変化を、階層モデルにより個体パラメータを推定しモデルの有用性を検討した。(抄録のタイトルにて前核の文字に誤りがあり正しくは前角となります。訂正しお詫びいたします)

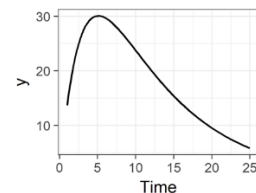
## 方法

対象は健常大学生 15 名(女性 8 名男性 7 名, 平均年 20.6 歳)であった。対象者には実験内容を書面にて説明し同意を得た。運動とイメージ課題は非利き手の拇指と示指との対立運動とその運動イメージとした。F 波導出は手部尺骨神経刺激で第一背側骨間筋より記録(日本光電社製 MEB-9404)した。実験手順は 10 分間の安静後に安静時 F 波を測定した。次に PC ディスプレイで 1Hz のペースでの対立運動の動画を提示しペースに合わせた 5 分間の対立運動を行った後、再度 F 波を測定した。その後も動画を提示し同様な対立運動の運動イメージを 20 分間実施した。イメージ開始から終了まで 5 分間ごとに 4 回測定し計 6 時点での F 波を記録した。イメージ中の F 波は動画の対立運動に合わせ M 波最大振幅の 120%刺激強度にて 30 回導出した。実験条件は拇指 - 示指の対立運動イメージ(拇指イメージ)と足の底背屈運動の動画に合わせた底背屈イメージ(足イメージ)とし、コントロールは無関係な動画を提示しイメージは行わなかった(各 5 名)。時系列モデルのデータは F 波出現頻度(%)を用いた。出現頻度値  $\gamma[n, t]$  の時間折れ線グラフはすべての条件で当初急激に増

加しその後減少する曲線形状でありモデル式は、階層モデルを含む以下の 3 モデルを作成した。

モデル式は時系列で当初増加しその後減少する非線形関数で

$$f(x) = C_0 * \{ \exp(-ax) - \exp(-bx) \}$$



時間  $t$  を説明変数とする F 波出現頻度  $\gamma[t]$  は非線形関数の平均値とその標準偏差に従う正規分布とした。

モデル A: パラメータ平均モデル

$$\gamma[t] \sim$$

$$\text{Normal}(c[0] \{ \exp(-a[0] \text{Time}[t]) - \exp(-b[0] \text{Time}[t]) \}, \sigma_\gamma)$$

$$t = 1, \dots, T$$

モデル B: パラメータ個体モデル

$$\gamma[n, t] \sim$$

$$\text{Normal}(c[n] \{ \exp(-a[n] \text{Time}[t]) - \exp(-b[n] \text{Time}[t]) \}, \sigma_\gamma)$$

$$n = 1, \dots, N \quad t = 1, \dots, T$$

モデル C: パラメータ階層モデル

$$\gamma[n, t] \sim$$

$$\text{Normal}(c[n] \{ \exp(-a[n] \text{Time}[t]) - \exp(-b[n] \text{Time}[t]) \}, \sigma_\gamma)$$

$$n = 1, \dots, N \quad t = 1, \dots, T$$

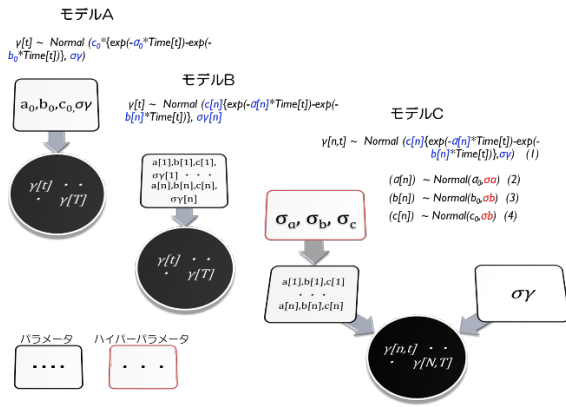
$$a[n] \sim \text{Normal}(a_0, \sigma_a)$$

$$b[n] \sim \text{Normal}(b_0, \sigma_b)$$

$$c[n] \sim \text{Normal}(c_0, \sigma_c)$$

ここで  $N$  は対象者の人数,  $T$  は測定した時点の数,  $n$  と  $t$  は対象者と時点のインデックス,  $\sigma_\gamma$  は  $\gamma[n, t]$  の観測誤差を表す。Time[t] は経過時間である。a[n], b[n], c[n] は平均が条件平均  $a_0, b_0, c_0$  で標準偏差  $\sigma_a, \sigma_b, \sigma_c$  の正規分布に従う個体のパラメータである。 $\sigma_a, \sigma_b, \sigma_c$  は無情報事前分布(ハイパーパラメータ)で一様分布となる。

3 モデルの構造をグラフィカルモデルに示す.

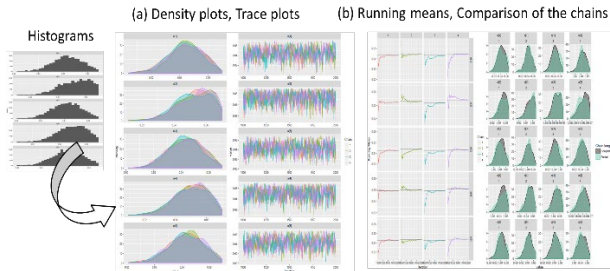


グラフィカルモデル

モデルAはパラメータ平均値で、モデルBは個体ごとのデータをもとにパラメータを推定している。一方、モデルCでは、個体のパラメータ  $a, b, c[n]$  はパラメータ平均値  $a, b, c[0]$  とその標準偏差  $\sigma [a, b, c]$  の正規分布に従う制約を付与しておりパラメータの階層構造を持つモデルとなる。  $\sigma [a, b, c]$  は事前一様分布に従うハイパーパラメータである。その結果、個体パラメータ  $a, b, c[n]$  の推定は標準化した事後分布となる。全てのパラメータはマルコフ連鎖モンテカルロ法(MCMC)による4000回のサンプリングにてベイズ推定した。モデル実装と実行環境はWindows10 (64bit), R 3.4.3<sup>1)</sup>, Stan 2.17.3<sup>2)</sup>であった。な今回はピンチイメージの5名の解析を行った。

結果

MCMCによるモデルのパラメータ推定はすべてのパラメータで定常分布に収束した。下図はモデルCの  $a[n]$  のMCMCによる4000回のサンプラー後の収束過程である。



① MCMCによるパラメータ  $a[n]$  の事後分布の収束

図左は4chainの4000回のサンプリングの事後分布の期待値の度数分布で、(a)はモデルCの確率分布に従い乱数を発生させた密度関数と定常分布への収束を示す。定常分布の最大事後確率分布がパラメータとなる。  $a[1\sim5]$  ともに収束している。(b)左は4chainサンプリングの平均で  $a[1\sim5]$  ともに2000回のサンプリング以後同様な値に収束している。(b)右は4chainのMCMC後の確率分布密度で全体(グレー)とサンプリング後半10%(グリーン)のそれを重ねたものである。うまく重なるほど収束されていることを意味する。こちらも

良好と判断できる。

② パラメータ平均値と95%ベイズ信頼区間

	a[0]	b[0]	c[0]	$\sigma$
モデルA	0.05(.02~.07)	0.33(.18~.62)	50.5(30.5~81.3)	6.3(4.9~8.3)
階層モデル	0.05(.02~.07)	0.35(.17~.65)	47.3(28.8~73.7)	5.2(3.9~7.2)

	a[1]	a[2]	a[3]	a[4]	a[5]
モデルB	0.04(.00~.07)	0.05(.01~.07)	0.05(.01~.07)	0.05(.01~.07)	0.04(.00~.07)
階層モデル	0.04(.02~.07)	0.05(.03~.07)	0.04(.02~.07)	0.05(.02~.07)	0.04(.02~.07)

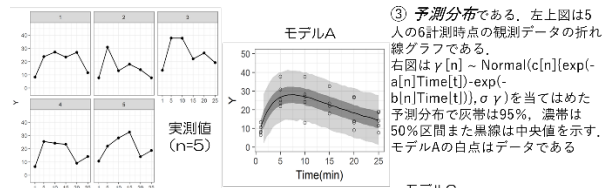
	b[1]	b[2]	b[3]	b[4]	b[5]
モデルB	0.34(.10~.93)	0.55(.13~.97)	0.43(.10~.90)	0.41(.13~.91)	0.36(.07~.94)
階層モデル	0.32(.16~.62)	0.38(.18~.72)	0.39(.22~.70)	0.34(.18~.65)	0.32(.16~.61)

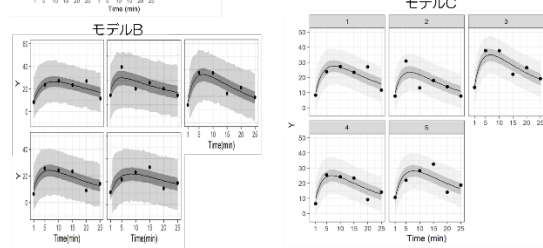
	c[1]	c[2]	c[3]	c[4]	c[5]
モデルB	53.7 (22.7~118.3)	34.7 (13.0~67.9)	65.7 (32.5~218.2)	41.8 (19.2~81.0)	58.4 (21.2~201.4)
階層モデル	47.6 (28.9~76.7)	40.4 (24.7~61.0)	54.6 (35.6~83.7)	43.9 (27.1~67.0)	48.4 (30.3~79.0)

	$\sigma$ [1]	$\sigma$ [2]	$\sigma$ [3]	$\sigma$ [4]	$\sigma$ [5]
モデルB	6.86(3.1~17.1)	8.52(3.7~22.6)	6.85(2.9~16.2)	6.57(2.8~16.1)	8.70(3.9~22.0)
ハイパーパラメータ	$\sigma$ [a]	$\sigma$ [b]	$\sigma$ [c]		
階層モデル	0.01(0.0~0.04)	0.12(0.0~0.42)	12.2(1.5~42.6)		



③ 予測分布である。左上図は5人の6計測時点の観測データの折れ線グラフである。右図は  $\gamma [n, t] \sim \text{Normal}(c[n] \{ \exp(-a[n] \text{Time}[t]) - \exp(-b[n] \text{Time}[t]) \}, \sigma \gamma)$  を当てはめた予測分布で灰帯は95%、濃帯は50%区間また黒線は中央値を示す。モデルAの白点はデータである



③ 予測回帰と95%予測信頼区間の分布

考察

結果①よりMCMC推定による全パラメータは定常分布に収束しており  $\gamma [n, t]$  の予測モデルは妥当であった。モデル式の  $a[n]$  と  $b[n]$  は個体  $\gamma [t]$  のカーブ形態を  $c[n]$  はその大きさを決めるパラメータである。モデルBとCでパラメータ  $a, b[n]$  に差はないが、  $c[n]$  では大きく異なり階層モデルで個体間の差が小さく推定されている(②)。③の予測分布より、階層モデル(C)の95%予測区間は最小であり精度の良い予測回帰となっている。特に1と5例の実測値のデータは系統誤差を多く含むがモデルCの予測信頼区間は小さく抑えられた(②赤線枠)。モデルCのパラメータ  $c[n]$  はモデルBよりも5例ごとの差異は小さく個体差が考慮された推定と考える(②赤線枠) また観測誤差である  $\gamma [t]$  の  $\sigma \gamma$  は、モデルCが最小でありモデルBが最大であった(②青線枠)。階層モデルでは、個体パラメータ  $a, b, c[n]$  が平均のばらつきであるハイパーパラメータ  $\sigma [a, b, c]$  により重み付けされたことで予測値  $\gamma [n, t]$  の観測誤差が減少したと考えた

文献

1) <https://www.r-project.org/>  
 2) <https://cran.r-project.org/web/packages/rstan/index.html>