

感覚におけるスティーブンス則のニューラルネットワークモデル

山西 輝也[†] 野阪 将志[†] 西村 治彦^{††} 大熊 一正[†]
 福井工業大学[†] 兵庫県立大学^{††}

1 はじめに

身体と環境の動的相互作用からの適応機能の創発を考えるうえで重要なことは、外界からの刺激、感覚、行動という3者の関係性とそのインタフェースである。ロボティクスをはじめとする機械知能の実現においても、身体知の視点が必要になってくる。

そこで本研究では、そのなかの外界刺激と感覚に着目し、第一歩として両者間のマッピングを担うニューラルモデルについて具体的な検討をおこなう。

感覚心理学の分野では、刺激(物理量)と感覚(心理量)の間には Stevens 則と呼ばれる心理物理則の存在が知られている。これは、感覚の大きさを R 、刺激強度を I とすると、

$$R \propto I^n, \quad (1)$$

と関係付けられ、ヒトにおける心理的な感覚に限らず、動物による電気生理実験データともよく一致する経験則である。ここで式(1)中の n は感覚対象によって異なる定数である[1]。

近年、網膜の神経節細胞のモデル構築から Stevens 則の $n=0.5$ が導出され[2]、また錐体間の結合を考慮したシンプルなネットワークモデルは $n \leq 1$ を再現した[3]。さらに、2次元セルオートマトンでも同様の関係が導かれている[4]。しかしながら、これらはいずれも近似的に Weber-Fechner 則($n < 1$ の場合に対応した経験則)の扱いに止まっており、まだニューラルモデルによる $n > 1$ の状態は得られていない。最近、著者らは、神経生理学上の性質を考慮したニューロンモデルに基づき、刺激と感覚をつなぐニューラルネットワークモデルを提案し、刺激強度と発火頻度のシミュレーション実験より Stevens 則とその $n > 1$ を定性的に再現したが、そこで用いたパラメータの値は、生理学的な面に配慮したものではなかった[5]。ここでは、生理学的に現実的な測定量に基づき、定量的に

Stevens 則と $n > 1$ の説明を試みる。

2 ニューラルネットワークモデル

Grossberg によって提案された神経細胞の軸索膜をモデル化した分流型短期記憶モデル(shunting STM model)[6]を基に、ニューロン間結合によるフィードバック入力項を新たに加え、入力刺激に対する活動電位を求める。その際、神経細胞の基本的性質の一つとして活動電位が一定のしきい値(threshold)に達すると一気に電位が高騰するインパルス現象を導入し、一定時間内にこのインパルスが発生する回数(以降これをニューロンの発火頻度と呼ぶ)を感覚に対応させる。すなわち、発火頻度 f の大きさが感覚の大きさ R に比例し

$$R \propto f, \quad (2)$$

とする。さらに、発火後のしばらくの間は刺激にまったく応答を示さない不応期 t_0 を考慮し、0 にリセットされた電位がしきい値に達するまでの時間を t_h とすると、1回のインパルスを得るのに要する時間は $t_h + t_0$ となり、発火頻度 f はこの逆数として

$$f = \frac{1}{t_h + t_0}, \quad (3)$$

と求められる。

さて、側方向に拡張した shunting STM model において ON 中心 OFF 周辺型の場合、例えば i 番目と j 番目のニューロンの活動電位 X は、

$$\begin{aligned} \dot{X}_i = & -A_i X_i + (B_i - X_i)(I(\text{中心}) + e_i \cdot X_i(\text{自己})) \\ & - (D_i - X_i)(I_k(\text{周辺}) + e_k \cdot X_k(\text{相互})), \quad (4) \\ \dot{X}_j = & -A_j X_j + (B_j - X_j)(I(\text{中心}) + e_j \cdot X_j(\text{自己})) \\ & - (D_j - X_j)(I_k(\text{周辺}) + e_k \cdot X_k(\text{相互})), \end{aligned}$$

と求まる。ここで、 $X(\text{自己})$ は対象ニューロン自身の活動電位を、 $X(\text{相互})$ とは相互結合した他のニューロンの活動電位を表す。 I は入力刺激であり、 i 番目のニューロンを興奮させる($I(\text{中心})$)が、他のニューロンは抑制する($I(\text{周辺})$)ように作用する、とする。 A と B 、 D は、それぞれ passive decay 定数と action potential の大きさ、側方向からの入力の荷重定数である。 $e_{i,k}$ はフ

Neural Network Model on Stevens Law for Sensory System
 T. Yamanishi · Fukui University of Technology
 M. Nosaka · Fukui University of Technology
 H. Nishimura · University of Hyogo
 K. Ohkuma · Fukui University of Technology

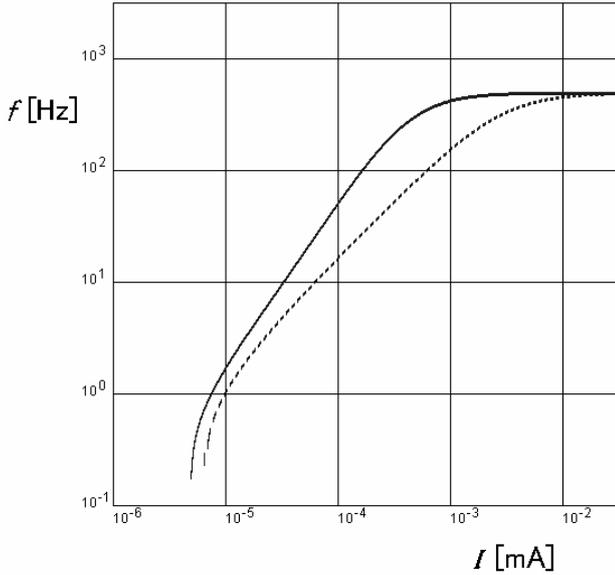


図1 フィードバック入力を考慮した shunting STM model における発火頻度 f の入力刺激 I 依存性. 実線と破線はそれぞれ $C=10^7$ と 10^5mA^{-2} の場合で, Stevens 則の $n>1$ と $n=1$ が示された.

フィードバック入力の結合の強さを表わす結合荷重パラメータであり, 対象ニューロンの活動電位 X が負(不活性)の時にはフィードバック作用は生じない.

そこでこのモデルを用いて, それに必要なパラメータは生理学的知見から与え, 発火頻度 f が入力刺激 I によってどのように変化するかシミュレーション実験を行い, Stevens 則の $n \geq 1$ が説明できるか検証する.

3 数値計算

ここでは, 20 個のニューロンから成るネットワークシステムを考え, 簡単のため対象とするニューロン i と周辺のニューロン k には同じ大きさの入力刺激を与え, 活動電位のしきい値も同じとする. すなわち $I_i = I_k = I$ とし, $X_{i,\text{th}} = X_{k,\text{th}} = X_{\text{th}}$ と考える. フィードバック入力の結合荷重パラメータ $\alpha_{k,i}$ は, それぞれ α_i を入力刺激の関数, α_k を定数と置く:

$$e_i = C e_k I^m, \quad e_k = \text{const.} \quad (5)$$

図1に $\alpha_k = 10^{-4} \text{S}$ ($[\text{S}] = 1/[\Omega]$) で $m=2$ における結果を示す. ここでパラメータの値は, 表1の値を使った. この図より式(5)で与えられるフィードバック入力の結合定数 C の値を変えることにより, 発火頻度 f の傾きが1からそれ以上になっていることが分かる. これは, Stevens 則の $n=1$

と $n>1$ の場合に対応する.

Parameter	Value
passive decay constant A	1 mA
action potential B	$120 \times 10^5 \text{ mV}$
weight constant of the lateral input D	1 mV
resting potential $X(0)$	0 mV
threshold of action potential X_{th}	70 mV
refractory period t_0	0.02 sec.

表1 シミュレーション実験で用いられたパラメータ値

4 おわりに

生理学的に示されている入力刺激が 10^{-6} から 10^{-2}mA の範囲で, shunting STM model にフィードバック入力を考慮し, その結合定数をパラメータとしたとき, パラメータの値に依存して発火頻度が指数的に変化することが示された. これは, 感覚心理学の Stevens 則において, $n \geq 1$ に対応する. このとき, フィードバック入力 α_i と α_k を, それぞれ入力刺激の関数と定数としたが, その逆でも同様の結果をもたらした. ただし, この場合のネットワークモデルは側抑制型ではなく, まだ生理学上, 発見されていない側興奮型となる.

参考文献

- [1] S. S. Stevens: PSYCHOPHYSICS, John Wiley and Sons (1975).
- [2] V. Pluvinaige and D. G. Green: Evidence for a power law intensity code in the coupled cones of the turtle, Vision Res., 30, pp.673-682 (1990).
- [3] S. Yasui: On the Square Root Intensity Coding at the Level of Cone Photoreceptors, Vision Res., 32, pp.199-202 (1992).
- [4] M. Copelli and O. Kinouchi: Intensity Coding in Two-Dimensional Excitable Neural Networks, Physica A349, pp.431-442, (2005).
- [5] 山西輝也, 西村治彦, 大熊一正, 野阪将志: 感覚の Stevens 則へのニューラルモデルアプローチ, 第50回システム制御情報学会講演論文集, pp.337-338, (2006).
- [6] S. Grossberg: Nonlinear Neural Networks: Principles, Mechanisms and Architectures, Neural Networks, Vol.1, pp.17-61, (1988).