大脳皮質モデルにおける感覚運動学習を通じた情報統合構造の変化

The change of Information Integration of cortex model through sensori-motor learning

高 培鐘(東京大) 藤井 敬子(東京大) 大村 吉幸(東京大) 金沢 星慶(東京大) 國吉 康夫(東京大)

Peizhong GAO, The Univeristy of Tokyo, kou@isi.imi.i.u-tokyo.ac.jp Keiko FUJII, The Univeristy of Tokyo Yoshiyuki OHMURA, The Univeristy of Tokyo Hoshinori KANAZAWA, The Univeristy of Tokyo Yasuo KUNIYOSHI, The Univeristy of Tokyo

While certain sensation, such as vision, gives rise to consciousness frequently, sensation like proprioception, a sensation also vital to daily activities, hardly does. Conscious experience, according to Integrated Information theory, can be explained by the information structure generated by the conscious system. It is known that human's perception is influenced by the integration of sensory and motor information, which relies on sensorimotor learning. Therefore, as an explanation to the different ways of sensations giving rise to consciousness, we focuses on the relationship between sensory and motor information. In this study, we investigated it by simulating body as well as neural network models, then the integrated information was computed as a index of the ratio sensations giving rise to consciousness. The results show that the relationship between sensory and motor information do influence the system's integrated information. However, there may be other factors that also have an impact on system's integrated information.

Key Words: Integrated Information Theory, sensorimotor learning, efference copy, consciousness

1 緒言

ヒトは複数の感覚モダリティを有するが、視覚のように意識に上りやすい感覚もあれば、筋肉の伸縮を感知する固有感覚のように、随意運動のとき重要な役割を果たすが、あまり意識に上らない感覚もある[1]また、ヒトは他の感覚刺激より、視覚刺激により反応しやすい傾向があるという現象は Colavita により最初に発見され、その後の多数の研究により検証され、Colavita visual dominance として知られている[2]. 視覚優位に関する研究から、脳は感覚統合を統計的に最適化し、タスク達成に対して不確実性の低い感覚モダリティが優位になることが知られている[3].

一方,ヒトの感覚強度は自己の運動情報に影響されることが知られている [4]. 感覚運動統合に使われると思われる信号には遠心性コピーがあり,1954 年に von Holst により提唱された [5]. 遠心性コピーとは,運動を実行するときに作成される運動指令が感覚野に入ることである.生体は遠心性コピーを用いて運動に由来する感覚を予測し,不一致を検知すると考えられている.これらの知見から,感覚モダリティ間の意識される度合いの差異を理解するには,不確実性だけではなく,感覚運動統合という点から検討することが必要と考えられる.

本研究は感覚と運動情報の関係性の強さは感覚の意識さ

れる度合いの差異に寄与すると仮説を立てて、神経ネットワークモデルに身体モデルから得た運動情報と感覚情報を入力することで検証した.感覚情報と運動情報の関係性を表す指標として、相互情報量を用いた.各感覚モダリティの意識される度合いを評価する量として、意識の統合情報理論[6]によって定式化された統合情報量を用いた.

2 手法

運動情報と感覚情報を生成するため,視覚と固有感覚を模擬した以下の身体モデルを構築した.神経ネットワークモデルに身体モデルから得た運動情報と感覚情報を入力することで検証した.

2.1 神経ネットワークモデルの構築

神経ネットワークモデルの構築にあたり、Neural Simulation Tool(NEST)[7] というニューラルネットワーク用ライブラリを用いた.本研究では,ニューロンモデルとして,コンダクタンスベースの Leaky Integrate-and-Fire(LIF) モデル [8] を用いた.

コンダクタンスベースの LIF ニューロンモデルのダイナ

ミクスを記述する数式は以下のようになっている.

$$c\frac{dV}{dt} = -I_{leak} - I_{spike} - I_{syn}, \qquad (1)$$

$$I_{leak} = c \frac{V - V_p}{\tau_p} \,, \tag{2}$$

$$I_{spike} = c \left(\frac{dV}{dt}\right)_{V=V_{th}}^{-1} (V_{th} - V_r) \delta(V - V_{th}), \quad (3)$$

$$I_{syn} = \sum_{k=e,i} ca_k (V - V_k) \mathcal{P}_k(t)$$
 (4)

ここで,c は膜容量, I_{leak} は漏れ電流, V_p は平衡電位を表す.膜電位が V_p より高い時は, V_p に戻るように漏れ電流が発生する. τ_p は漏れ電流の時定数を表している. I_{spike} はニューロンの発火メカニズムを表す電流で, δ はデルタ関数である.膜電位 V が閾値 $V_{th}=-55\mathrm{mV}$ に達した時にスパイクを生成し, $V_r=-70\mathrm{mV}$ にリセットされる. $\tau=1\mathrm{ms}$ の不応期があり,外部入力電流の影響にされない時期である. I_{syn} はシナプス入力を表す項であり,コンダクタンスを含む項である. I_{syn} はコンダクタンス関係の項であり,コンダクタンスをニューロン膜容量で割った無次元量である. $P_k(t)$ は k=e,i の時,それぞれ興奮性ニューロンと抑制性ニューロンによる活動を表している.

統合情報量の計算量を考慮して,ネットワークのサイズを9個に制限した.ニューロン同士は自己結合のない全結合をしている.初期の結合強度はランダムであるが,シナプス前細胞とシナプス後細胞の発火タイミングに依存して,シナプス荷重を変化させるシナプス可塑性(Spike Timing-Dependent Plasticity: STDP)を用いて学習する.それを今回の感覚運動学習モデルとする.具体的には,その一例である Temporally asymmetric Hebian plasticity(TAH)のモデル[9]を用いた.そのダイナミクスを表す式は式(5)である.

$$\Delta w = \begin{cases} -\lambda f_{-}(w) \times K(\Delta t) & \text{if } \Delta t \leq 0\\ \lambda f_{+}(w) \times K(\Delta t) & \text{if } \Delta t > 0 \end{cases}$$
 (5)

ここで, $K(\Delta t)$ は時間フィルター $K(\Delta t)=\exp(-|\delta t|/\tau)$ で表し, τ は学習する時間幅を制限する.また,f(w) は以下のように表される.

$$f_{+}(w) = (1 - w)^{\mu}$$
 and $f_{-}(w) = \alpha w^{\mu}$ $(0 < \mu \le 1)$ (6)

 μ は学習率をコントロールするパラメータであり , μ の値が 0 に近いほど w の変化率が大きくなる .

2.2 身体モデルの構築

身体モデルは腕の筋肉によって手が移動し,手の移動に伴って生じる固有感覚と視覚の入力を模擬するモデルを構築した (Fig.1). 運動機構は生体の主動筋と拮抗筋を模擬し,左右のランダムコマンド m_l と m_r で一次元の軸上を左右に動く手の運動時系列を生成した(式 (7)).

$$v_{hand}(t) = m_r(t) - m_l(t)$$

$$x_{hand}(t+1) = x_{hand}(t) + v_{hand}(t)$$
(7)

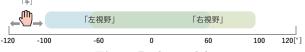


Fig.1: Body model

 $v_{hand}(t)$ は手の時刻 t における速度を表し, $x_{hand}(t)$ は手の時刻 t における位置を表す.さらに,実際にネットワークモデルへの運動情報の入力として,入力の強度を調節するため,式 (8) のようにゲイン g_{motor} をかけて,算出した $M_{l,r}$ を用いた.

$$M_{l,r}(t) = m_{l,r}(t) \times g_{motor} \tag{8}$$

次に,生体の筋紡錘を模擬した固有感覚も構築した.生体において,筋紡錘が伸ばされる時だけ中枢神経にその信号が送られることが知られている.固有感覚モデルにおいても,手が動く速度により,固有感覚が得られる(式(9)).

$$\begin{cases} P_l(t) = v_{hand}(t) \times g_{somatic}, P_r(t) = 0 & \text{if } v_{hand}(t) > 0 \\ P_l(t) = 0, P_r(t) = v_{hand}(t) \times g_{somatic} & \text{if } v_{hand}(t) \le 0 \end{cases}$$
(9)

ここで, $P_{l,r}$ は左右の固有感覚情報を表す. $g_{somatic}$ は入力強度を補正するゲインである.

最後に,視覚モデルは生体の視野を模擬し,各時刻の手の 位置と左右の視野の位置を比較して,左右の視野との重な り具合に比例して,左右の視覚入力が得られる(式(10)).

$$V_{l,r}(t) = O(x_{hand}(t)) \times g_{visual}$$
 (10)

ここで, $V_{l,r}(t)$ は視覚入力を表し,添字の l と r はそれぞれ左視野からの入力と右視野からの入力を表し, g_{visual} は入力強度を補正するゲインである.関数 O は手の位置と左右の受容野との重なり具合を計算するものである..

2.3 指標

2.3.1 ネットワークの統合情報量

意識の統合情報理論は,意識の現象学的側面の特徴を整理し,それらの特徴を持つシステムが満たすべき条件を情報理論的に記述したものである.この理論は,意識という主観的内容を定量的に議論するための先駆的研究であり,現在は生体データでの検証が進みつつある [10, 11]. 理論の詳細は Oizumi et al の論文によって記述されており [6],ここではその定量化の概要のみを述べる.

今,複数のニューロンからなるネットワークを考える.ニューロン同士が相互作用することで,発火状態と非発火状態をとる時系列となり,状態遷移確率行列が得られる.ここで,ネットワーク内のサブネットワークについて考える.もしサブネットワーク内の素子のうち,相互作用をしていない部分があるならば,その部分の結合を切ったとしてもサブネットワークの状態遷移は変わらない.これを,素子が相互作用している時の状態確率分布と,素子間の相

互作用はない時の状態確率分布の距離を取ることによって 定量する.

 ϕ_{past}

$$= D((P_{intact}(X(t-1)|X(t) = x_0))||(P_{cut}(X(t-1)|X(t) = x_0)))$$
(1)

 ϕ_{future}

$$= D((P_{intact}(X(t+1)|X(t) = x_0)||(P_{cut}(X(t+1)|X(t) = x_0))$$
(12)

ここで,X(t) は時刻 t でのサブネットワークの状態を表す. $P_{intatct}$, P_{cut} はそれぞれ相互作用を考慮した場合にサブネットワークがとる状態の確率分布,および相互作用がないとした場合にサブネットワークがとる状態の確率分布を表す.また,D は分布間距離を表し,今回は Earth mover's distance を距離計量として用いる. ϕ_{past} , ϕ_{future} ともに正の値を持つ時,そのサブネットワークは統合され,内的な情報量を有していると考えられる.

意識経験には色や形など多数の特徴が含まれているが,意識の統合情報理論ではこの ϕ がそうした個別の特徴に対応すると考えている.実際,生体の脳計測データからを用いることで,知覚内容をよく説明できることが報告されている [10].

さらに,意識経験は個々の特徴を独立に感じるのではなく,それらが構造をもってひとつに統合されたものとして感じられる.意識の統合情報理論においては,多数のによって規定される空間を考え,そのなかで不可分なの集合体こそが意識経験と相同なものであるという予想として記述されている.不可分であるか否かは, ϕ の算出と同様に相互作用の有無を仮定した確率分布を考え,その分布間距離を用いる.すなわち, ϕ の集合をCとすると,

$$\Phi = D(C_{intact}||C_{cut}) \tag{13}$$

ここで, C_{intact} および C_{cut} は相互作用がある場合とないと仮定した場合の ϕ の集合を表す.この を統合情報量とよび,本研究での指標として用いる.本研究では,統合情報量を計算するために, $\operatorname{PyPhi}[12]$ を用いた.

2.3.2 感覚と運動の関係性尺度

感覚と運動の関係性の強さを定量化する尺度として,相 互情報量を用いた.相互情報量の計算式は式(14)である.

$$I(X;Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} p(x,y) \log_2 \frac{p(x,y)}{p(x)p(y)}$$
 (14)

ここで,X と Y は 2 つの離散確率変数である.p(x,y) は X と Y の同時分布関数,p(x) と p(y) はそれぞれ X と Y の周辺確率分布関数である.この研究では,身体モデルから生成された運動と感覚情報の時系列データからそれぞれの周辺確率分布関数と同時分布関数を算出し,運動と感覚情報の間の相互情報量を求めた.

(A. 実験 1)

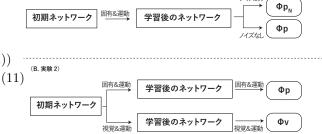


Fig.2: (A)Experiment 1. (B)Experiment 2.

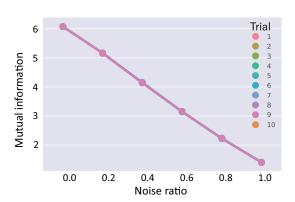


Fig.3: Mutual information

between noised sensory input and motor command(Ex.1).

3 実験と結果

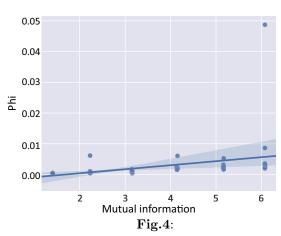
感覚と運動の関係性の強さが,ニューラルネットワークが持つ統合情報量にどのように影響するかを調べるために,2つの実験を行った.実験1では,感覚にノイズを加えることで,運動との関係性を減少させた時の統合情報量の変化を調べる.実験2では,視覚と運動,固有感覚と運動の間の関係性の強さを比較し,ネットワークが持つ統合情報量との間の関係性を調べる.ネットワークの統合情報量は,神経の発火率に依存するため,神経発火率が等価になるようにゲインを調整した.

3.1 固有感覚にノイズを入れる実験

感覚と運動の関係性の強さとネットワークの統合情報量の関係を調べる実験を行った.固有感覚と運動の関係性を学習したネットワークに,ノイズを加えた固有感覚と運動情報を入力し,統合情報量を計算した(Fig.2(A)).固有感覚にノイズを加える量が増加するに連れて,線形に相互情報量が減少する(Fig.3).相互情報量と統合情報量は有意に正の相関関係を持つことがわかった(Fig.4).

3.2 固有感覚と視覚を模擬する実験

視覚と運動の関係性を学習したネットワークと固有感覚と運動の関係性を学習したネットワークで,統合情報量を比較する実験を行った $({
m Fig.2(B)})$. 視覚と運動との間の相互情報量は,固有感覚と運動の間の相互情報量に比較して有意に低かった $({
m Fig.5},\,p=0.0005)$. 一方,ネットワーク



relation between phi and mutual information(Ex.1).

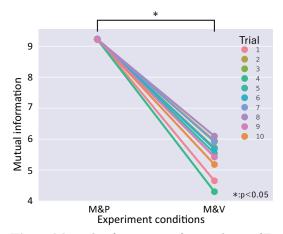


Fig.5: Mutual information of 2 conditions(Ex.2)

の統合情報量は有意差がなかった (Fig.6, p = 0.77).

4 考察・結論

実験1の固有感覚にノイズを入れる実験において,ネットワークの統合情報量は入力同士の相互情報量と相関する結果が得られた.それに対し,実験2の視覚と固有感覚を模擬する実験において,視覚は運動との相互情報量が固有感覚より有意に低いにもかかわらず,視覚の統合情報量は固有感覚と有意差がなかった.以上より,視覚と運動の関係性は固有感覚と運動の関係性に比べ,統合情報量を高めやすいことが分かった.この結果は,視覚が固有感覚より意識されやすい機序の一端を説明する可能性がある.このことから,視覚は固有感覚より意識されやすい可能性がある.

今回の実験では、統合情報量を計算するために、極めて小規模なネットワークを仮定しているため、より大規模なネットワークにおいても同様の視覚優位性が得られるかについては、今後の課題である.また、本研究では、神経発火率を一定に保つように入力のゲインを調整したが、ニューロンの発火率はネットワークの発火パターンを増加させるために、統合情報量に大きな影響を及ぼす.ネットワーク

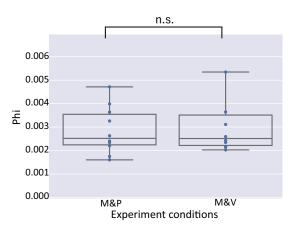


Fig.6: Phi of 2 conditions(Ex.2).

の神経発火率が変化したときの統合情報量の変化について も,今後検討が必要である.

5 謝辞

この成果は,国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構(NEDO)の委託業務の結果得られたものです.

参考文献

- [1] S. Gallagher, "Body image and body schema: A conceptual clarification," *The Journal of Mind and Behavior*, vol. 7, no. 4, pp. 541–554, 1986.
- [2] F. B. Colavita, "Human sensory dominance," $Perception~ \mathcal{E} Psychophysics$, vol. 16, no. 2, pp. 409–412, 1974.
- [3] M. O. Ernst and M. S. Banks, "Humans integrate visual and haptic information in a statistically optimal fashion," *Nature*, vol. 415, no. 6870, pp. 429–433, 2002.
- [4] S. J. Blakemore, C. D. Frith, and D. M. Wolpert, "Spatio-temporal prediction modulates the perception of self-produced stimuli." *Journal of cognitive neuroscience*, vol. 11, no. 5, pp. 551–559, 1999.
- [5] E. von Holst, "Relations between the central Nervous System and the peripheral organs," The British Journal of Animal Behaviour, vol. 2, no. 3, pp. 89–94, 1954.
- [6] M. Oizumi, L. Albantakis, and G. Tononi, "From the Phenomenology to the Mechanisms of Consciousness: Integrated Information Theory 3.0," PLoS Computational Biology, vol. 10, no. 5, 2014.
- [7] S. Kunkel, A. Morrison, P. Weidel, et al., "Nest 2.12.0," Mar. 2017.
- [8] H. Meffin, A. N. Burkitt, and D. B. Grayden, "An analytical model for the 'large, fluctuating synaptic conductance state' typical of neocortical neurons in vivo," *Journal of computa*tional neuroscience, vol. 16, no. 2, pp. 159–175, 2004.
- [9] R. Gütig, R. Aharonov, S. Rotter, et al., "Learning input correlations through nonlinear temporally asymmetric hebbian plasticity," *Journal of Neuroscience*, vol. 23, no. 9, pp. 3697–3714, 2003.
- [10] A. M. Haun, M. Oizumi, C. K. Kovach, et al., "Conscious perception as integrated information patterns in human electrocorticography," eNeuro, 2017.
- [11] S. Sasai, M. Boly, A. Mensen, $et\ al.,$ "Functional split brain in a driving/listening paradigm," vol. 113, no. 50.
- [12] G. P. Mayner, William, W. Marshall, L. Albantakis, et al., "Pyphi: A toolbox for integrated information," arXiv:1712.09644 [q-bio.NC], 12 2017.