スパイクニューラルネットワークの自己組織化と身体運動の相互作用を通した報酬学習

Reward learning through interaction between self-organization of a spiking neural network and a bodily behavior

河合 祐司 Yuji Kawai　瀧本 友弘 Tomohiro Takimoto　朴 志勲 Jihoon Park　浅田 稔 Minoru Asada

大阪大学 大学院工学研究科
Graduate School of Engineering, Osaka University

Interaction between the brain network and the body is important for behavioral and cognitive development. Behaviors cause sensory input to the brain, and the neural network self-organizes under the sensory stimulus, which leads to the acquisition of new behaviors. We aim to figure out how this brain-body interaction develops from a viewpoint of a constructive approach. We construct a spiking neural network (SNN) model for the reward learning of canonical babbling, i.e., combination of a vowel and consonant. Vocalization is created by the output of the SNN and is fed back into the SNN. Synaptic weights in the SNN are modulated using STDP. Our experiment showed that STDP under auditory feedback enabled the model to rapidly acquire babbling. We found that neurons in the SNN of the model activated much more when vocalizing a consonant. This body representation in the SNN seems to accelerate the acquisition of babbling.

1. はじめに

脳と身体は相互作用しながら機能を発現させる．身体から脳への感覚信号が脳神経ネットワーク活動を誘発し，活動依存的な可塑性によって神経ネットワーク構造が変化する．その自己組織化した神経ネットワークの活動が身体が駆動し，その感覚信号が脳神経にフィードバックされる．このような脳と身体の動的な相互作用は，特に乳幼児期に脳の可塑性が大きく，身体の成長が著しいことから，発達科学において重要視されている [Byrge 14]．しかし，神経ネットワークと身体という異なる性質を持つシステムが相互作用する構成論的なメカニズムは明らかでない．また，このような相互作用において，報酬学習といった課題を与えたときのモデルの学習性能や神経活動の振る舞いは，人工システムへの応用という点でも興味深い．

従来の脳神経モデル研究の多くは身体性を考慮していないが，以下に挙げる研究では，脳神経ネットワークと身体の関係を検討している．Yamada et al. は胎児の脳神経，筋骨格，および，胎内環境の精緻なシミュレーションを構築し，体性感覚信号が可塑性を有するスパイクニューラルネットワーク (spiking neural network: SNN) に入力されることで，ある身体部位の運動時に統計的有意に活動が多くなるニューロンが現れる（身体表現が獲得される）ことを示した [Yamada 16]．しかし，このモデルでは，SNN が身体を駆動することはなく，獲得された身体表現が身体運動へ与える影響は検討されていない．また，Warlaumont et al. は，SNN の出力が発声シミュレータの運動指令となるモデルを提案し，SNN からの出力のシナプス結合を報酬に基づいて更新することで発声の学習が可能であることを報告した [Warlaumont 16]．しかし，このモデルは聴覚などの感覚器を想定しておらず，また，可塑性のない SNN であるため，脳と身体の相互作用的な発展は考慮されていない．Park et al. は神経振動子ネットワークからの運動指令と，筋骨格系からの感覚情報の相互作用によって，身体運動パターンが創発されることを報告したが，神経の可塑性や学習系は考慮されていない [Park 17]．

そこで本研究では，SNN を用いた発声学習の課題 [Warlaumont 16] において，自身の発声の聴覚情報を SNN へフィードバックし，SNN を神経可塑性に基づいて自己組織化させるモデルを提案することで，SNN の身体表現獲得と学習性能の関係について構成論的に検討することを目的とする．従来研究において，音声の顕著性（スペクトログラムの時間変化量の平均）を報酬とした学習により，乳児様の規準喃語，すなわち，母音と子音の両方を含む断続的な発声が獲得されることが示されている [Warlaumont 16]．この従来研究と同様に，SNN の一部のニューロンから出力シナプスを介した出力信号を発声シミュレーションの運動指令とするが，その出力シナプス荷重のみを顕著性の報酬に基づいて更新する．それに加えて本モデルでは，発声音をスペクトル分解し，逐一，SNN に入力し，同時に，SNN 内のシナプス荷重を spiking-timing-dependent plasticity (STDP) 則により更新する．ここで問題となるのは，SNN の活動と発声シミュレータの活動の性質の違い，特に，活動の時間スケールの違いである．このため，SNN のスパイク活動が規準喃語様の発声活動に反映されることは自明ではなく，課題に適した神経活動を SNN が獲得することが望ましい．聴覚信号の時間スケールは発声のものと同じであるため，その聴覚フィードバック下での STDP による発火タイミング学習によって，発声関連の身体表現が SNN の活動に反映されることが期待される．そのような課題に適した神経活動によって，報酬学習が促進され，さらに規準喃語様の発声が増加し，SNN の自己組織化が進む，という身体と脳の相互作用を通した効率的な規準喃語獲得がなされると考えられる．シミュレーションにより SNN の活動と学習性能を解析することによって，上記の仮説を検証する．

2. モデル概要

図 1 に規準喃語獲得モデルの概要を示す．本モデルは主に，SNN，出力層，および，発声シミュレータから構成される．SNN は 1,000 個の Izhikevich スパイクニューロンで構成されており，それらのパラメータは従来研究 [Izhikevich 03] に従う．1 つのニューロンはランダムに選ばれた他の 100 個のニューロン

連絡先: 河合祐司，大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻，〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1，kawai@ams.eng.osaka-u.ac.jp

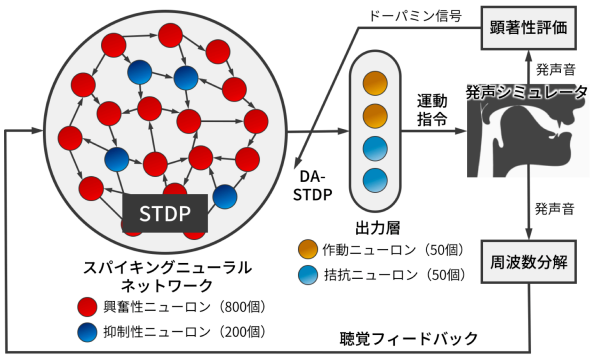

図 1: スパイクニュラルネットワークを用いた規準喃語学習モデルの概要.

とシナプス結合している．出力層は 100 個のスパイクニューロンで構成され，SNN 中のランダムに選ばれた 100 個の興奮性ニューロンから投射を受ける．出力層には，50 個の作動ニューロンと 50 個の拮抗ニューロンがあり，次式により，それぞれの発火数（時刻 t において $S_{\mathrm{e}}(t)$ と $S_{\mathrm{i}}(t)$）の差の履歴に基づいて運動指令 $m(t)$ が決まる．

$$m(t) = g\sum_{i=0}^{100}\left\{(S_{\mathrm{e}}(t-i) - S_{\mathrm{i}}(t-i))\left(1-\exp\left(\frac{-100+i}{\tau}\right)\right)\right\} \tag{1}$$

ここで，運動指令の係数 $g = 0.05$，減衰定数 $\tau = 20$ ms である．この一次元運動指令を発声シミュレータ Praat [Boersma 15] の咬筋と口輪筋に入力することで，口を開閉しながら発声する．その発声音を周波数スペクトル分解し，100 個の帯域（1–20 Hz, 21–40Hz, $\cdots$, 1,981–2,000Hz）ごとの周波数強度に応じた電流を SNN に入力する．SNN に入力する i 番目の入力 I_i は i 番目の周波数帯域の周波数強度 E_i に比例する．

$$I_i = bE_i \quad i = 1, 2, \cdots, 100 \tag{2}$$

ここで，入力係数 b を 13 とする．それぞれの I_i が SNN 内のランダムに選ばれた 2 つのニューロンに入力される．この周波数帯域と入力されるニューロンの対応関係はシミュレーション中変化せず，SNN の 200 個のニューロンが一貫した帯域の聴覚フィードバックを受ける．

SNN 内の興奮性ニューロンのシナプス荷重を STDP 則と intrinsic plasticity (IP) 則により更新する．STDP は結合関係にある二つのニューロン間のスパイクの時間差に基づいて，それらの間のシナプス荷重を強（弱）化する可塑性である [Izhikevich 06]．この可塑性によって，これらのニューロンの結合が，両者の発火活動の相関関係を反映するようになる．IP 則は，ニューロンの発火率を適切なレベルに維持する可塑性である．一つのニューロンの連続したスパイク間の時間差が許容範囲外であるときに，ニューロンモデルの敏感性に関わるパラメータを更新する [Li 18]．この可塑性により，ランダムな外部入力がなくても，定常外部入力のみにより SNN の自発的な発火を維持することができる．ランダム入力がある場合，表現すべき外部入力が SNN の活動に反映されること（表現獲得）を，そのランダム性が阻害する可能性があるため，IP 則を用いた恒常的な自発発火が有用である．これらの可塑則のパラメータは従来研究 [Li 18] に従う．

SNN から出力層へのシナプス荷重を dopamine modulated STDP (DA-STDP) により，報酬に基づいて更新する [Izhikevich 07]．これは，報酬が与えられたときにのみ STDP を適用する手法であり，これにより，出力層は報酬が得られる発火パターンを生成するようになる．報酬は従来研究 [Warlaumont 16] と同様に，発声音の顕著性が閾値を超えたときに与えられるものとする．顕著性は音声の周波数スペクトルの時間的変化量で定義され [Coath 09]，規準喃語のような母音と子音を多く含む音は大きな顕著性を有する．1,000 ms 間の発声ごとに顕著性を評価し，DA-STDP により出力層へのシナプス荷重を更新する．

3. 実験

3.1 実験条件

本モデルにおける聴覚フィードバックの効果を調査するために，以下の三つのフィードバック入力条件を設けた．

聴覚フィードバック条件 前節で述べたフィードバック方法であり，発声音に基づいた聴覚信号を SNN に入力する．

サロゲートフィードバック条件 現在の試行での発声音ではない，別の試行での聴覚フィードバック条件で得られた聴覚信号を SNN に入力する．

フィードバックなし条件 聴覚入力のない条件であり，IP 則に伴う定常入力と SNN 内で結合している他のニューロンからのシナプスを介した入力によってのみニューロンが駆動する．

さらに，STDP による SNN の自己組織化の効果を調べるために，STDP を適用しないモデルについても実験した．以上の，三種類のフィードバック条件 × STDP の有無の合計六条件で実験した．各条件においてシミュレーション時間 2,000 s の実験を 10 回実行し，それらの平均値で結果を示す．

3.2 ネットワーク活動の解析

2,000 s のシミュレーション後に，シナプス荷重やニューロンパラメータを固定して，さらに 200 s のシミュレーションを実施した．聴覚フィードバックは前節で述べた通りに行った．初めの 100 s は神経活動の過渡状態として除去し，後の 100 s の神経活動を定常状態として解析対象とした．

自己組織化した SNN の神経活動の複雑性を主成分分析の次元数を用いて評価した．この指標は，100 s の神経活動履歴，すなわち，1,000 個のニューロン（1,000 次元）の時系列に対して，主成分分析を施し，累積寄与率が 80%を超える主成分の数を求めたものである．この値は，SNN の神経ダイナミクスを表現するために必要な線形次元数を示しており，元々の 1,000 次元からどれだけ次元を圧縮できるかでその活動の複雑性を表す．

発声運動（運動指令 $m(t)$）に対する SNN の個々のニューロンの振る舞いを，発火率の t 検定により評価した．t 検定により，特定の運動指令の間に発火率が，それ以外の間の発火率に比べて，統計的有意に大きくなったニューロンの個数を求めた．運動指令は -1 から 1 の値をとり，この値が大きくなるほど口がすぼみ，子音を発声し，この値が小さくなるほど母音を発声する．したがって，今回，子音的な発声時（$m(t) \geq 0.5$），母音的な発声時（$m(t) \leq -0.5$），および，それ以外の発声時（$-0.5 < m < 0.5$）に区分して，それぞれの場合について評価した．

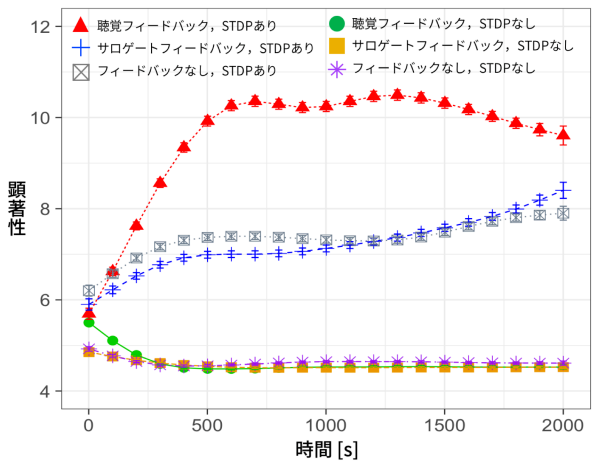

図 2: 顕著性の推移.

運動指令は出力層における作動ニューロンと拮抗ニューロンの差から求められ，これらのニューロンの活動が大きく学習性能に寄与する．そこで，これらのニューロンの平均発火率を評価し，学習性能との関連を検討する．

3.3 実験結果

3.3.1 顕著性の推移

図 2 に発声音の顕著性の推移を示す．図中の曲線は 10 回の試行の平均値に一般化加法モデルをフィッティングしたものであり，エラーバーは 95%信頼度区間を示す．この図より，聴覚フィードバック条件で STDP を適用したモデル（赤色の三角形マーカー）が最も早く学習できたことがわかる．およそ 600 s で顕著性の値が 10 を超え，学習が収束している．また，サロゲートフィードバック条件とフィードバックなし条件で STDP を適用したモデル（それぞれ，青色の十字マーカーと灰色の四角形マーカー）でも，顕著性が緩やかに増加しており，学習が可能であることがわかる．一方で，STDP を適用しないモデル（緑色の丸マーカー，黄色の四角形マーカー，および，紫色の米印マーカー）は学習ができていない．これらの結果より，規準喃語獲得には STDP が必要であり，さらに，聴覚フィードバックが学習を促進させているといえる．

3.3.2 神経ネットワーク活動の複雑性

図 3 に神経ネットワーク活動の複雑性を示す．それぞれの棒の色は図 2 に対応しており，エラーバーは標準偏差を示す．この図より，STDP のあるモデル（赤，青，および，灰色の棒）では，複雑性が大きく，STDP のないモデル（緑，黄，および，紫の棒）では，複雑性が小さくなったことがわかる．したがって，STDP が神経ダイナミクスの複雑性の向上をもたらしたといえるが，聴覚フィードバック条件とサロゲートフィードバック条件の複雑性にはほとんど差がなく，複雑性では図 2 における聴覚フィードバック条件での学習促進を説明できない．

3.3.3 発声を表現するニューロン

図 4 に STDP あり条件において，子音，母音，または，それ以外の発声時に統計的有意に発火率が上昇するニューロン数を示す．聴覚フィードバック条件では，サロゲートフィードバック条件とフィードバックなし条件に比べて，子音発声時に発火率が上昇するニューロンがより多く存在することがわかる．一方で，子音以外の発声時に発火率が上昇するニューロンは，サロゲートフィードバック条件とフィードバックなし条件で多くなっている．大きな顕著性には，多くの子音発声が必要であるため，SNN 内に子音発声に関連するニューロンが存在することは，学習の効率化につながる．聴覚フィードバック条件では，SNN の自己組織化の結果，学習課題上で重要な子音に関する表現が獲得されたことによって，最も早い学習が可能となったと推測される．

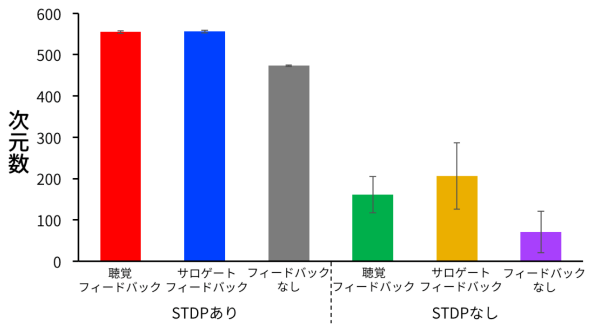

図 3: 神経ネットワーク活動の複雑性.

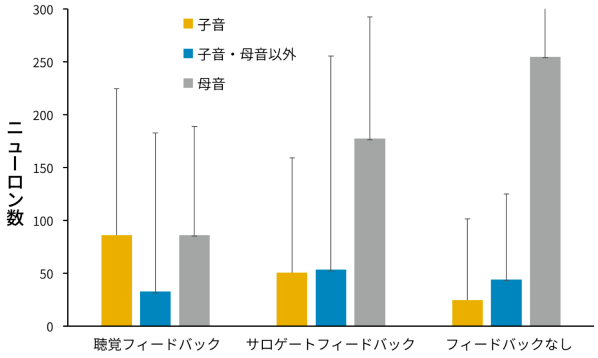

図 4: 子音，母音，または，それ以外の発声時に統計的有意に発火率が上昇するニューロン数．エラーバーは標準偏差を示す．

3.3.4 出力層ニューロンの活動

図 5 に STDP あり条件において，出力層での作動ニューロンと拮抗ニューロンの 1 s あたりの平均発火率を示す．聴覚フィードバック条件では，サロゲートフィードバック条件とフィードバックなし条件に比べて，出力層ニューロンの発火率がわずかに低下していることがわかる．すなわち，この条件では，出力層における比較的小さな活動コストで，学習が達成されたことを示す．また，聴覚フィードバック条件では，作動ニューロンの活動が，拮抗ニューロンの活動よりも大きくなっている．運動指令はこれらの活動の差で定義されているため，作動ニューロンの活動が大きいことは，口をすぼめる動作が多くなり，子音が多く発声されることを示す．図 4 で示した SNN における子音発声の表現の下での報酬学習によって，出力層ニューロンが大きく活動することなく，子音発声の運動指令を生成できたものと推測される．一方で，サロゲートフィードバック条件とフィードバックなし条件では，SNN の子音の発声とはあまり関係のない複雑な活動から，報酬学習により子音発声に必要なダイナミクスを取り出す必要があるため，学習に時間を要したと考えられる．

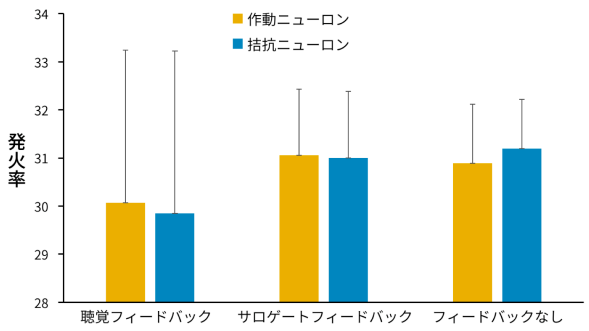

図 5: 拮抗・作動ニューロンの平均発火率．エラーバーは標準偏差を示す．

4. 議論と結論

本研究では，聴覚フィードバック下での STDP による SNN の自己組織化と，DA-STDP による SNN と出力層間の報酬学習によって，規準喃語を獲得するモデルを提案した．実験結果から，身体と脳の相互作用を通した自己組織化が，報酬学習を促進することが示された（図 2）．その一つの要因は，STDP により SNN の活動がより複雑になったことが挙げられる（図 3）．STDP は関連のあるニューロン間の結合を強化し，不必要な結合を除去するため，神経ネットワーク結合を疎にする．このような疎な神経ネットワーク活動は複雑になることが示されている [Friston 96]．複雑な神経ダイナミクスには，様々なパターンが含まれているといえ，DA-STDP により，その中から顕著性の大きな発声に必要なパターンを抽出するように学習したと考えられる．一方で，Laser et al. は，単純なバイナリニューロンのネットワークに STDP を適用することで，活動の複雑性が低下することを示している [Lazar 09]．したがって，STDP により複雑性が向上する結果は，スパイクニューロンのネットワークに特有である可能性がある．

もう一つの要因は，聴覚フィードバック下での STDP により，ニューロンが課題（子音発声）関連の活動を獲得したことである（図 4）．聴覚フィードバック条件において，子音発声時に大きく活動するニューロンが増加したことで，SNN の神経ダイナミクスが子音発声に適したパターンに変化したと考えられる．Park et al. の研究においても，体性感覚信号が神経振動子ネットワークに入力されることで，ネットワーク活動が身体運動に適したものとなり，身体運動のパターン性が現れることが示唆されている [Park 17]．本研究ではさらに，そのような身体表現を持つ神経活動を用いることで，報酬学習が促進されることを示す結果を得た．また，この身体表現により，出力層ニューロンの活動が小さくても，学習が可能となる（図 5）．より少ない神経活動で高い性能を発揮できたことは，代謝の点で優れているといえる．

以上の結果から，聴覚フィードバック条件での SNN は，自己組織化の結果,「複雑さ」と「表現」という，直感的には相反する性質を獲得したといえる．表現は既知の課題や入力に対して，適切に応答するために必要である一方，複雑さは多様な課題や入力に即時的に適応するために必要である．これらを両立した今回の結果は，様々な課題に素早く適応可能な人工システムにおける SNN の有用性を示唆する．今後，学習後の本モデルに新しい学習課題を与えたときの学習性能によって，本モデルの新奇課題に対する適応性を評価したい．

謝辞

本研究は，JST，CREST，JPMJCR17A4 の支援を受けたものである．

参考文献

[Boersma 15] Boersma, P. and Weenink, D.: Praat: Doing phonetics by computer (2015), `http://www.praat.org`

[Byrge 14] Byrge, L., Sporns, O., and Smith, L. B.: Developmental process emerges from extended brain–body–behavior networks, *Trends in Cognitive Sciences*, Vol. 18, No. 8, pp. 395–403 (2014)

[Coath 09] Coath, M., Denham, S. L., Smith, L. M., Honing, H., Hazan, A., Holonowicz, P., and Purwins, H.: Model cortical responses for the detection of perceptual onsets and beat tracking in singing, *Connection Science*, Vol. 21, No. 2-3, pp. 193–205 (2009)

[Friston 96] Friston, K. J.: Theoretical neurobiology and schizophrenia, *British Medical Bulletin*, Vol. 52, No. 3, pp. 644–655 (1996)

[Izhikevich 03] Izhikevich, E. M.: Simple model of spiking neurons, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 14, No. 6, pp. 1569–1572 (2003)

[Izhikevich 06] Izhikevich, E. M.: Polychronization: computation with spikes, *Neural Computation*, Vol. 18, No. 2, pp. 245–282 (2006)

[Izhikevich 07] Izhikevich, E. M.: Solving the distal reward problem through linkage of STDP and dopamine signaling, *Cerebral Cortex*, Vol. 17, No. 10, pp. 2443–2452 (2007)

[Lazar 09] Lazar, A., Pipa, G., and Triesch, J.: SORN: a self-organizing recurrent neural network, *Frontiers in Computational Neuroscience*, Vol. 3, No. 23 (2009)

[Li 18] Li, X., Wang, W., Xue, F., and Song, Y.: Computational modeling of spiking neural network with learning rules from STDP and intrinsic plasticity, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 491, pp. 716–728 (2018)

[Park 17] Park, J., Mori, H., Okuyama, Y., and Asada, M.: Chaotic itinerancy within the coupled dynamics between a physical body and neural oscillator networks, *PLOS ONE*, Vol. 12, No. 8, p. e0182518 (2017)

[Warlaumont 16] Warlaumont, A. S. and Finnegan, M. K.: Learning to produce syllabic speech sounds via reward-modulated neural plasticity, *PLOS ONE*, Vol. 11, No. 1, p. e0145096 (2016)

[Yamada 16] Yamada, Y., Kanazawa, H., Iwasaki, S., Tsukahara, Y., Iwata, O., Yamada, S., and Kuniyoshi, Y.: An embodied brain model of the human foetus, *Scientific Reports*, Vol. 6, p. 27893 (2016)