

数理情報工学科の情報工学分野の代表研究例と今後の動向

— 海外派遣研究員として滞在した KEDRI と スパイキングニューラルネットワークの協同研究 —

日大生産工 松田 聖

《概要》海外派遣研究員として滞在したオークランド工科大学の研究所 KEDRI の研究カルチャーとスパイキングニューラルネットワークの協同研究について述べる。

1 KEDRI の研究カルチャー

ニュージーランドのオークランド工科大学 (Auckland University of Technology) の知識工学・知識獲得研究所 KEDRI (Knowledge Engineering and Discovery Institute) に 2010 年 12 月から 3 ヶ月近く海外派遣研究員として滞在し、所長の Kasabov 教授らとの共同研究に取り組みました。Kasabov 教授は国際脳神経回路網学会 (International Neural Network Society) の会長を務める当該分野におけるビッグネームの一人です。本稿では KEDRI の研究カルチャーを中心にお話ししたいと思います。

• SCRAP & BUILD

当初考えていた研究テーマは、双方の共通の研究対象と思われる進化型神経回路網の最適化機能による知能のモデル化でした。ところが、行ってみると、KEDRI は生体の神経細胞により近いスパイキングニューロンの研究が中心になっていました。例えば、研究資金提供元の意向によっても、研究テーマがかなり左右されることは珍しくないようです。

• COMPETITIVE PRINCIPLE

つぎは研究の担い手が多数の任期制研究員ということです。研究に 100 % 専念でき、また成果を上げることにより、任期延長を果たしたり、より条件のよい機関へ転出することを考えているため、研究に取り組む姿勢には並々ならぬものが感じられました。

• GLOBALISM & POSITIVE FEEDBACK

3 番目は常に海外に目が向いていることです。論文は国際的に評価の高い会議・論文誌に発表し、国際的な評価を得ることによって世界中から研究資金と有能な研究者を集め、再び優秀な研究を行うという正のスパイラルを廻すことを常に念頭において、研究所の運営が行われているように感じました。

最後に、肝心の共同研究に関しては、帰国直前にスパイキングニューロンの学習に関するアイデアが浮かび、帰国後にメールや skype でやり取りをしながら研究を続け、国際的にトップレベルの論文誌に 2 本の論文が採録されました [1], [2], [3]。共同研究は、研究内容を高め、研究速度を加速する非常に優れた環境であることを改めて認識しました。

(以上、SPRING No.99, p14 より引用)

2 スパイキングニューロン

生体では情報をニューロンの発火頻度を表わす頻度表現ではなく、発火時刻自体や発火の前後関係等が情報を表わしている。そこで、発火時刻を直接扱う時間表現に基づいたスパイキングニューロンは脳により近いニューロンモデルとして注目されており、時空間データ処理への適性が期待されている。

スパイキングニューロンは一定の条件が成り立つ度にスパイクを順次発し、スパイクトレインと呼ばれ、 $F = \{t^1, t^2, \dots, t^p\}$ あるいは $s(t) = \sum_{t^f \in F} \delta(t - t^f)$ と表わされる。但し、 t^f はスパイクの発火時刻であり、 $\delta(x)$ はディラックのデルタ関数である。また、後シナプスニューロン i の膜電位 $u_i(t)$ は

$$\begin{aligned} u_i(t) &= \sum_j w_{ij} x_j(t) \\ &= \sum_j w_{ij} \sum_{t^f \in F_j, t^f < t} \epsilon_{ij}(t - t^f). \end{aligned}$$

と定義される。但し、 w_{ij} は前シナプスニューロン j から後シナプスニューロン i への結合荷重、 ϵ_{ij} は j から i への後シナプス電位、 t^f 及び $F_j = \{t^1, t^2, \dots, t^n\}$ は後シナプスニューロン i のスパイク発火時刻及びスパイクトレインである。 $u_i(t)$ の定義からわかるように、膜電位は入力を受け取る度に加算されおり、メモリの機能を持っていると考えられる。次式のように膜電位 $u_i(t)$ が閾値 θ_i を超えると、後シナプスニューロン i はスパイクを発し、同時に膜電位は静止電位にリセットされる。

つぎに、スパイクトレイン $s(t)$ のカーネル化 $\tilde{s}(t)$ をつぎのように定める：

$$\begin{aligned} \tilde{s}(t) &= \sum_f \tilde{\delta}(t - t^f) \\ &= \sum_f H(t - t^f) \exp\left(-\frac{t - t^f}{\tau}\right) \end{aligned}$$

但し、 $H(\cdot)$ はヘビサイド関数である。

3 スパイキングニューロンの新学習アルゴリズム [1]

スパイキングニューロンの新学習アルゴリズムを、ヘップ学習則になぞって、つぎのように提案する：

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}(t) &= \eta [\tilde{o}_i^d(t) - \tilde{o}_i^a(t)] \tilde{x}_j(t), \\ &= \eta [\tilde{o}_i^d(t) - \tilde{o}_i^a(t)] \sum_f \epsilon_{ij}(t - t^f). \end{aligned}$$

但し、 $\tilde{o}_i^d(t)$ 、 $\tilde{o}_i^a(t)$ はスパイキングニューロン i のそれぞれ教師スパイクトレイン $o_i^d(t)$ 、実際の

スパイクトレイン $o_i^a(t)$ のカーネル化である。また、後シナプス電位 ϵ_{ij} は

$$\epsilon_{ij}(t - t_j^f) = \frac{t - t_j^f}{\tau_m} \exp\left(-\frac{t - t_j^f}{\tau_m}\right) H(t - t_j^f)$$

と定義される。したがって、提案する学習アルゴリズムはつぎのようになる：

$$\begin{aligned} \Delta w(t) &= \eta [\tilde{o}^d(t) - \tilde{o}^a(t)] \sum_f \epsilon(t - t_i^f) \\ &= \eta \sum_g \sum_f H(t - \max\{t_i^f, t_d^g\}) \\ &\quad \times \exp\left(-\frac{2t - t_i^f - t_d^g}{\tau}\right) \\ &\quad - \eta \sum_h \sum_f H(t - \max\{t_i^f, t_a^h\}) \\ &\quad \times \exp\left(-\frac{2t - t_i^f - t_a^h}{\tau}\right). \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta w &= \eta \int_0^\infty \Delta w(t) dt \\ &= \frac{\tau \eta}{2} \left[\sum_g \sum_f \exp\left(-\frac{|t_d^g - t_i^f|}{\tau}\right) \right. \\ &\quad \left. + \sum_h \sum_f \exp\left(-\frac{|t_a^h - t_i^f|}{\tau}\right) \right]. \end{aligned}$$

但し、 $\{t_i^f\}$ 、 $\{t_d^g\}$ 、 $\{t_a^h\}$ はそれぞれ入力、教師、実際の出力スパイクトレインである。

本学習則が良好な性能をなすことがシミュレーションによって確認されている [2], [3]。

参考文献

- [1] 松田聖、スパイキングニューラルネットワークの新学習アルゴリズム、信学技法 NLP2011-37、2011.6.30.
- [2] A. Mohemmed, S. Schliebs, S. Matsuda, and N. Kasabov, SPAN: Spike pattern association neuron for learning spatio-temporal spike patterns, International Journal of Neural Systems, vol.22, no.4, pp.1250012-1 – 17, 2012.
- [3] A. Mohemmed, S. Schliebs, S. Matsuda, and N. Kasabov, Teaching a precisely timed input-output behavior to a spiking neuron, Neurocomputing (to appear).