

脳に学ぶパターン識別原理

森田賢治

新領域創成科学研究科 複雑理工学専攻

概要

パターン識別とは、一言でいえば、デバイスあるいは人が、ある特定のパターン群を記憶しておいた上で、提示されたパターンが、それら記憶したパターンのいずれかにマッチするか、あるいは初めて見る知らないパターンか、を判定することである。現代社会のあらゆる場面で、パターン識別が行われている。例えば工業製品の規格チェック、あるいは指紋や静脈模様や顔といったバイオメトリクスによる個人認証など、様々な形態のパターン識別がある。パターン識別においては、二種類のエラーが起こりうる。一つは識別すべきパターンが歪んだりノイズが乗ったりすることによって識別できなくなるもので、もう一つは見知らぬパターンを記憶パターンの内のどれか似ているものだと誤って認識してしまうものである。パターン識別の性能はこうした二種類のエラーの入りにくさで評価される。

パターン識別は、その需要の多さから研究も盛んで、技術の革新も目覚しく、かなり高性能な認証技術が開発され実用化されている。しかし、同時テロ後にアメリカで試験的に導入された人物の顔識別器において困難な点が多く見つかった例をみても分かるように、少なくともある場面においては、我々人間の視覚認識の方が依然として断然優れている、すなわち、上述の二種類のエラー率が低いのも事実である。その我々の視覚の処理過程は、脳の中の大脳皮質という部分で、神経細胞どうしのネットワークによって行われている。実際にどのような神経細胞の活動やそれらの協調が行われているのかについては、生理学・神経科学的研究が盛んに行われ、数多くの知見が得られてきているが、本研究では、それらの中からある部分に着目して抽象化し、優れた特性を持つパターン識別の計算原理の抽出を試みた。さらに、それを電子回路に実装可能な形に変換できることを示した。

1 基本計算原理

まず、パターン識別の問題を、記憶したいパターンの個数だけの出力素子を用意し、記憶パターンのいずれかが入力された場合には対応する素子が応答し、未知のパターンが入力された場合にはどの素子も応答を返さないような入出力系を設計する、という問題に定式化する。この問題を、いわゆる従来のニューラルネットワークを用いて解こうとすると、パーセプトロンをバックプロパゲーション学習則で学習させて結合重みを最適化させることで原理的には好みの入出力関係を実現できるはずであるが、実際には学習の収束の問題などがあって、理想的にはいかない。脳ではバックプロパゲーションという複雑な学習則は用いられていないと考えられているので、何か別の仕組みで、この問題を解いていると考えられる。

そこで我々は、脳の基本素子である神経細胞の非線形性に注目した。従来のニューラルネットワーク理論では、神経細胞に相当するユニットとして、入力を線形和した後、一回の非線形変換を施すものを用いるが、実際の脳の神経細胞は、これより遥かに複雑であり、特に、その入力に関しても、単純な線形和ではなく非線形な加算が行われていることが最近分かってきた。そこで我々は、そうした入力加算の非線形性を簡単な形で定式化した素子から成るネットワークを提案し、その特性を調べた[1]。

入力を線形和する従来の素子を用いた場合、出力層に相互抑制のある二層（入力層と出力層）のネットワークでは、正しい識別器を設計することはできない。すなわち、記憶パターンにノイズが大きく乗った場合や、未知のパターンを入力した場合に、必ず誤った応答を示してしまう。しかし、入力を非線形に加算する素子を用いた場合には、同様の二層のネットワークで、1) 記憶されたパターンと同じパターンを鋭敏に識別し、加わったノ

イズが増えるにつれて応答値が下がる、2) 記憶されていない未知パターンに対しては応答しない、という性質を持つ高性能の識別器が実現できることが、数値計算で示された。さらに我々は、簡単な平均場近似を用いることで系全体を二次元の力学系に縮約し、上に述べたような特性をその二次元の系の安定平衡点のシフトとして説明することに成功した[2]。

2 実装の可能性

この計算原理は、極めて並列性の高いもので、この計算を既存のコンピュータでソフト的に行ってもメリットは無い。そこで、この原理を活かすためには、専用のデバイスの設計が不可欠である。そこで我々は、その可能性を検討した。

一般に、神経回路網の発火率のダイナミクスは、ある近似によって区分線形微分方程式で記述することができる。その式の中で時定数に相当する部分を、時間変化する変数でおきかえると、式全体は一般化 Lotka-Volterra 方程式と呼ばれるものになる。この一般化 Lotka-Volterra 方程式は、簡単な変数変換によって、飽和領域での MOS トランジスタの電流-電圧特性を表すものと同じタイプの式に同値変形することができる。すなわち、一般化 Lotka-Volterra 方程式に従うダイナミクスは、MOS トランジスタを用いて、少ない素子数と簡潔な配線で効率的に実装することが可能である[3]。

先に述べたように、神経回路網の発火率のダイナミクスそれ自体が一般化 Lotka-Volterra 方程式に従うわけではなく、時定数の部分を変数で置き換えるという操作を加えることで一般化 Lotka-Volterra 方程式への変換が可能になるが、この操作によって当然のことながら、力学系の性質自体が変わることが予想される。しかし、元の系がある種の結合の対称性を持ち Liapunov 関数が存在する場合には、その同じ関数が変換した一般化 Lotka-Volterra 方程式の Liapunov 関数にもなっていることが示される。従ってその場合には、両者は局所的な安定性の意味において似通った振る舞いを示すため、そうした平衡解への収束を用いた計算能力は一般化 Lotka-Volterra 方程式への変換によって保存される[4]。

我々の提案する方程式系においては Liapunov 関数の存在は示されておらず、同様の議論は展開することができない。しかし、上に述べたのと同様に、系全体を二次元の力学系に縮約した場合に、一般化 Lotka-Volterra 方程式に変換したものに

おいても、元の方程式の場合と同様な安定平衡点のシフトが起こることが示され、その意味において、先に述べたような計算特性は一般化 Lotka-Volterra 方程式への変換によっても保存されることが期待される。そこで実際に、数値計算を行ったところ、先に述べたようなパターン識別特性が、一般化 Lotka-Volterra 方程式に変換した系においても見られることが示された。従って、我々の提案する方程式系も、一般化 Lotka-Volterra 方程式へ変換した形で、MOS トランジスタを用いた電子回路に効率的に実装することが可能であると考えられる。

参考文献

- [1] Kenji Morita and Kazuyuki Aihara, A pre-integration lateral inhibition model in continuous time., *Shanghai international symposium on nonlinear science and applications*, Oral presentation, Shanghai, China, (2003).
- [2] Kenji Morita and Kazuyuki Aihara, Fine Discrimination of Analog Patterns by Nonlinear Dendritic Inhibition., *submitted*.
- [3] Hahnloser R. H. et al. Digital selection and analogue amplification coexist in a cortex-inspired silicon circuit. *Nature*, 405, 947 (2000).
- [4] Hahnloser R. H. et al. Permitted and forbidden sets in symmetric threshold-linear networks. *Neural Computation*, 15, 621 (2003).