

ブログ (2018. 7) 「物理学と AI」 特集 (人工知能学会誌 (2018. 7)) を読んで、の詳細 :

<http://www.1968start.com/M/blog/index.html#1807>

人工知能学会誌 (2018. 7) の「物理学と AI」 特集を読んで

リカレントニューラルネットワークやレザバー計算機について、
第1次 AI ブームの時の私の修論 (1969~1971) の視点からコメントを述べる。

■この特集「物理学と AI」の3番目の解説記事

「非線形物理学から見たニューラルネットワークの学習」について、

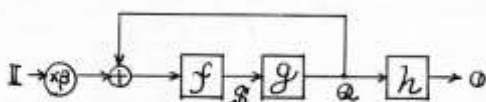
本解説は、「ニューラルネットの振舞いを「非線形力学系」の観点から捉え、
計算資源として力学系を活用するレザバー計算を紹介している」とのことである。

第1次 AI ブームの時代の1969~1971に、私の修論で考案したニューラルネットワーク
のモデルと似た部分があるので、詳細な部分は理解できないまま、比較してみた。

●私のモデルの簡単な説明 :

(参考) 修士2年のときの研究発表 (1970. 12) :

★「思考過程のシミュレーション」(電子通信学会オートマトン研究会資料、A70-76)



$$S = f(Q + \beta \cdot I), Q = g(S), O = h(Q)$$

図-1 思考のモデル

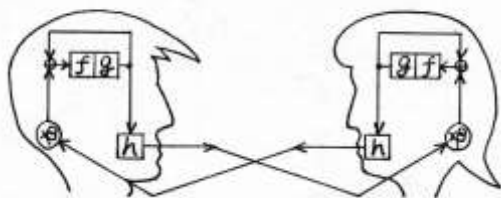


図-2 討論学習

【特徴】

- **集中関数 g** : 大脳における思考エネルギー分布の集中化作用で、意識を表現、
- **拡散関数 f** : 集中したエネルギーの拡散化作用で、連想機能を表現。
- これら両作用の交互反復過程で思考過程を表現。
- **入力 I、状態 Q、出力 O** : n次元ベクトル
- q_i は概念 i の想起度で、 $\sum q_i = 1$ とする。
- ij, ok は 0 か 1 で、1 のときはその概念の言語表現を意味する。

- **拡散関数 f** は線形で、 $S = f(Q, I) = (M + N(\alpha)) \cdot (Q + \beta \cdot I)$ 。
- n次正方行列 M は、過去の経験学習で決まり、概念間の連想度を表現。
- n次正方行列 $N(\alpha)$ は、その元がすべて α とし、 α の符号と値で連想の性質を表現。
- β は入力への注意度を示す。
- **集中関数 g** の作用 $Q = g(S)$ は、S の各元のうち、相対的に大きい値をより大きく、小さい値をより小さくするもので、g の選択が覚醒度を表す。
- **言語化関数 h** の作用 $O = h(Q)$ は、 $q_i > T$ (閾値) のとき、 $o_i = 1$ 、他は $o_j = 0$ とし、fg サイクルの中で十分に概念化されたものだけが出力になる。
- さらに、 $o_i = 1$ なら $q_i = 1$ とする。これは、思考言語は明確には言語化されないが、音声言語化される時は明確だからである。

【学習効果】

- このモデルを用いた図2のような討論時の学習は、次の3種を考え、学習効果は、Mの元の変化による。

L1型：時刻tにok、t+1にojが1ならば、 $m_{jk} \rightarrow m_{jk} + \delta 1$ 。

L2型：時刻tにok、t+1にijが1ならば、 $m_{jk} \rightarrow m_{jk} + \delta 2$ 。

L3型：時刻tにik、t+1にijが1ならば、 $m_{jk} \rightarrow m_{jk} + \delta 3$ 。

(注) 行列Mの元 m_{jk} は、ニューラルネットワークにおける、ニューロンkからニューロンjへの結合度に対応。

●解説論文へのコメント

- 2章のニューラルネットワークの数理に関して、本文引用「ここではまず最もシンプルなリカレントニューラルネットワーク、すなわち、全ニューロンが相互に結合している以下の式に従うモデルを考えよう。」

$$x_i(t+1) = f(\sum w_{ij} * x_j(t))$$

↓

(コメント) これは基本的に前記の拡散関数fで、入力と集中関数がない場合と同じ。

すなわち、 $S = Q = M * Q$

- 本文引用「たとえば、結合を対称 $w_{ij} = w_{ji}$ と仮定すると、初期状態に応じて、行き先が異なる定常状態に収束させることが実現できる」

↓

(コメント) ニューラルネットワークをモデルとするならば、この仮定はおかしいのでは？ニューロン間の結合は対称ではないのでは？

- 3章の神経科学からの知見に関して、Hebb (1949) の考えについての本文引用「脳は常にアクティブであり、感覚入力で誘発される活動は自発活動に影響されるはずである」

↓

(コメント) これは当然のことで、前記モデルでは、 $S = f(Q, I)$ で表現されている。

- 4章の計算資源としての非線形力学系に関して、リカレントニューラルネットワークの一種であるレザバー計算機のアイディアに関する、本文引用
「1. レザバーと呼ばれるランダム結合したリカレントニューラルネットワークを用意する」
「2. レザバーの全ニューロンの状態の線形和を出力する」
「3. 目的の時系列を再現するように出力とレザバー間の線形結合のみを学習する」

↓

(コメント)

第1項は、前記モデルでn次正方行列Mの導入と出力のフィードバックに対応する。

第2項の出力については、「全ニューロンの状態の線形和を出力」の内容がわかりにくいですが、前記モデルでは、言語化関数hを経由して閾値を超えたものを出力している。

第3項の詳細はわかりにくいですが、前記モデルのL1型学習では、出力の時系列を学習する。

・本文引用「レザバー内の結合行列のスペクトル半径が1程度という条件も広く用いられている」

↓

(コメント) 前記のモデルでも、学習の繰り返しで発散しないように、結合行列に対応する n 次正方行列 M の行の合計は、常に1になるように、学習のたびに正規化している。

・5章のおわりからの本文引用「脳の固有のダイナミクスと外界からの入力との相互作用を通じて認知が立ち上がるという『認知のインタラクション仮説』の実験的検証へと向かうように思われる」

↓

(コメント) 前記のモデルでも $S=f(Q, I)$ で表現しているので、今後の実験的検証が望まれる。

■この特集「物理学とAI」の4番目の解説記事

「量子レザバー計算 —量子多体実時間ダイナミクスの機械学習への応用—」について、

本解説3章「時系列データ処理とレザバー計算」にも、私のモデルと関連付けられる式がある。

・本文引用「この出力 $y(t)$ を次の時刻の入力として系にフィードバックしてやると、時系列データの埋込みとそれによる予測ができる」

↓

(コメント) 私のモデルでも『 $o_i=1$ なら $q_i=1$ とする』としている。すなわち、閾値を超えた出力を1と設定したときは、対応する内部状態も1としてフィードバックする。これは、思考言語は明確には言語化されないが、音声言語化されるときは明確だからである。

・本文引用「次の時刻のノードの状態は、外部からの入力 $u(t)$ と現在のノードの状態から $X(t+1)=\tanh(W*x(t)+W_{in}*u(t))$ (17) のように与えられる」

↓

(コメント) この式の遷移行列 W は、私のモデルの n 次正方行列 M に対応し、外部入力を各ノードに追加するときの重み W_{in} は、私のモデルの β (入力への注意度) に対応し、ベクトルの各要素に非線形変換を施す \tanh は、私のモデルの集中関数 g (覚醒度) に対応する。

・本文引用「出力 $y(t)$ は、各ノードを讀出し用の行列 W_{out} を用いて線形に重みづけを行うことによって

$$y(t)=W_{out}*x(t) \quad (18) \quad \text{で与えられる}$$

↓

(コメント)

私のモデルの出力は、言語化関数 h の作用 $0=h(Q)$ で表現し、閾値を用いた非線形処理である。

以上