

## 自己組織化モデルの考え Learning method of SOM

□自己組織化モデル (SOM) というと、必ず出てくるのがニューロンである。脳細胞であるニューロンは、それ自体が記憶や知識の構造を持ち得るものではなく、ニューロンどうしを結ぶ軸索や情報伝達を決定付ける [ 1 ] によって成されている。その他にもいろいろな要素や神経伝達物質があるが一般的に脳のモデルに使われる要素はこれくらいである。

情報伝達をモデル化するには、これらを一つの弱電流とし、その電流の大きさを ON/OFF を決めるのが従来の脳モデル化の基礎であった。しかし、弱電流というスカラー量だけでは解決できないたくさんの情報処理が存在することが判り、今では [ 2 ] を使った脳のモデル化の研究が盛んになっている。

位相といっても、入力空間とニューロン空間との整合性に順序付けを施すやり方で、通常言われているウエイトやニューロンの近傍という言葉を使ったユークリッド距離で求められている。その要約をみてみましょう。

入力情報である入力空間  $V$  を X-Y 平面とし、その入力情報  $i$  の座標を  $v_i$  とした時、座標  $v_i = (x_i, y_i)$  とする格子状の情報空間を考える。また、既知のニューロン空間  $R$  であるニューロン  $i$  の座標を  $r_i = (x_i, y_i)$  とする。ニューロン  $i$  の  $k$  番目の近傍の定義を

$$i(k, R) = \arg \min_{j \in R \setminus \{i, i(1, R), \dots, i(k-1, R)\}} d(r_i, r_j)$$

とする。これは座標  $r_i$  と  $r_j$  との [ 3 ] の近い順番に並べることを意味し、これを [ 4 ] と

いっている。入力情報  $i$  の  $k$  番目の近傍の定義も同じく  $i(k, V)$  としている。

距離だけでは従来のスカラー値弱電流と大して変わらないので、ウエイトという位相的な順序 (?) を付けて、これをウエイト空間  $W$  とし、ウエイト  $i$  の  $k$  番目の近傍も上記と同じように  $i(k, W)$  と定義している。

ここで入力情報  $i$  に対するウエイト情報  $i$  とニューロン情報  $i$  との一致率 (比) をとると、

$$Q_1(i, k) = \frac{d(w_i, w_{i(k, R)})}{d(w_i, w_{i(k, V)})} \quad \text{と} \quad Q_2(i, k) = \frac{d(r_i, r_{i(k, R)})}{d(r_i, r_{i(k, V)})}$$

となる。これは入力情報に対するウエイトとニューロン空間との対比である。

これは  $Q_1(i, k) = Q_2(i, k) = 1$  という最近傍を求めることができるが、これだけでは学習値に敏感に成り過ぎて偏りなどの補正が成されていないので、

---

1 シナプス :

2 位相 :

3 ユークリッド距離 :

4 近傍 :

$$T(i, k) = \left\{ \prod_{l=1}^k Q_1(i, l) Q_2(i, l) \right\}^{\frac{1}{2k}}$$

というのを考え、この平均と処理の簡便化を考えて、

$$TP = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{N-1} \log(T(i, k))$$

という定義をして、これを位相積と呼んでいる。

確かに学習値に直接左右されず、[ ]<sup>5</sup>として、入力情報に対するニューロン空間とウェイト空間との一致率を出せる…かも。このように SOM は入力空間と [ ]<sup>6</sup>と云われる情報空間にウェイトを付加して学習をしていくものだが、まず情報の定義が曖昧で、もっと明確に定義をして欲しかった。また、情報と知識という概念でも差異を明確にし、ただ単なる格子状の座標に意味付けを与える必要がある。従来も上記の最新研究も格子状の意味合いが近傍という「近さ」だけに使われ、またユークリッド距離を使うための定義や制限もなされていないことに問題のひとつがある。

我々は、情報と知識を明確に区別し、知識を単文化（述語項構造駆動型）として定義している。これはテキスト処理の観点からは当然のことであり、情報をその要素としている。また、知識の推論などは、知識と知識のユークリッド距離の「近さ」という近傍ではなく、知識の上位、下位概念に基づく値継承を考慮し、形態素という意味ある最小単位だけではなく、文の構造という群をなすものとして、知識の要素である主語、述語などの係り受け情報や上下概念情報を群化し、その対としての「近さ」を群の相違や近さとして行列で処理する必要がある。

まとめると、形態素や単語などには、「基」といわれる基準(代数なら基底、位相なら開基)が存在し、その基によって「意味の概念」が構成されているので、位相という概念を言語空間に入れて、形態素や文などの意味概念は開基と言える階層化された意味タグになる。そして、その形態素の列である「文」は「知識をなす最小単位」なので、[ ]<sup>7</sup>によることによって群をなし、知識として生成される。[ ]<sup>8</sup>な表現や違った語彙である同義語などで表現されても文の意味は同じであるので、群の作用子を形態素の列の関係子としてとることもでき、文から文書への階層化された意味の概念の抽出が見えてくる。従来の統計的確率モデルで成果をあげた形態素解析や構文解析の一部の延長線上で、文脈解析や意味解析が不可能であることや学習に関しても従来の SOM だけでは難しいということが明確に理解できたと思います。学習にもトポロジーが必要なことが…。【第4版】

<sup>5</sup> 滑らかな曲線：連続で特異点を持たない曲線。微分可能な曲線。

<sup>6</sup> ニューロン空間：格子状といわれている座標を近傍という値で座標の歪みをつける。

<sup>7</sup> 述語項構造駆動型：述語ごとに単文化された知識で推論駆動型知識単位。

<sup>8</sup> 倒置的：