伝達関数

特徴

伝達関数は以下の特徴を持つ.

- 1. 伝達関数は、複数の入力クラスから入力を受けることができる.
- 2. 伝達関数は,各クラスの入力をグループとして受け入れ,処理要素の出力信号を作り出す.
- 3. 伝達関数は, **入力信号**と**局所メモリ**の値を使うことができる.

一般的な記述

同じ層の異なる処理要素が、ある与えられたクラスの異なる数 (0から多数まで変化する) の入力を持つことができるとなると、これに対してどのように伝達関数を定義するかという問題が生じてくる。これを達成する一つの典型的方法は、各入力の貢献度をどのように評価し、そのクラスからの入力の全体効果を得るのに、これらの貢献度をどの様に組み合わせるかを明確に述べることである。この一般的な数学的記述を与えることにより、私たちはどんな数の入力にも対応できる。

そのような伝達関数の典型例は、ある入力クラス k に属している結合の入力信号(ここでは実数と仮定する)が、次の形の重み付け和に組み合わされる場合である。

$$I_k = \sum_{j \in Classk} w_{kj} x_{kj} = \mathbf{w}_k \cdot \mathbf{x}_k$$

ここで w_{kj} は, クラス k の j 番目の入力 x_{kj} に対する乗数係数である. w_{kj} はまた, クラス k の各入力に付随した局所メモリの変数でもある. ベクトル $\{\{\}\}\}$ w_{kl} $\{\}\}$ (本)の資番目の成分は, それぞれ w_{kj} と x_{kj} に等しい.もし個 \emptyset の処理要素に, クラスk に属する入力がなければ, $\{\{\}\}\}$ は0にセットされる.

重み

定義

重み(weight)は、指定した数学的データ型の局所メモリ変数であり、各入力結合にられるか、または各入力クラスの入力結合で指定された数学的組合せに割り当てられる.

入力クラスとの関係

すべての入力クラスに重みが割り当てられる必要はない. スラブのある入力クラスは重みを持つかもしれないし, 他の入力クラスは持たないかもしれない. さらに, 個々の入力クラスの結合に関する重みの数学的データ型は, 好きなように定義でき, かつ入力クラスごとに変えることができる.

重みベクトル

定義

重みを成分として持つベクトルは**重みベクトル**(weight vector)と呼ばれる.

データ変数

定義

- 1. 重み以外に, 各処理要素の局所メモリはその中に他の値を記憶することができる. これらの値は**データ 変数**と呼ばれる.
- 2. データ変数の数と数学的型はどのようにでも好きなように定義できる.
- 3. データ変数の値は処理要素毎に変えることができる.
- 4. データ変数の個数および型は, 層の全ての処理要素で同じである.

重み空間

学習能力を持った多くの(すべてではない)ニューラルネットワークにおいて, 学習は, 処理要素の重みの変更を通して行われる.

ネットワーク重みベクトル

定義

- 1. **ネットワーク重みベクトル**(network weight vector) は、ネットワークの個々のすべての処理要素の 重みを全部連結することにより形成されるベクトルである.
- 2. ネットワーク重みベクトルは以下の式で表される.

$$egin{aligned} \mathbf{w} &= (w_{11}, w_{12}, \cdots, w_{1n}, w_{21}, w_{22}, \cdots, w_{2n}, w_{N1}, w_{N2}, \cdots, w_{Nn})^T \ &= ((\mathbf{w})_{\mathbf{1}}^{\mathbf{T}}, (\mathbf{w})_{\mathbf{2}}^{\mathbf{T}}, \cdots, (\mathbf{w})_{\mathbf{N}}^{\mathbf{T}})^{\mathbf{T}} \end{aligned}$$

3. ベクトル \${\times \text{thf w}}1, {\times \text{thf w}}2, \times \text{cdots, {\times thf w}}Nはそれぞれ処理要素1, 2, \times \text{cdots, N\$ の処理要素重みベクトル(processing element weight vector) である. これらの処理要素重みベクトルは,以下のように定義される. {\times thf w}1 = \times \text{left(w{11}, w{12}, \times \text{cdots, w{1n} \times \text{right)}^T \times {\times thf w}2 = \times \text{left(w{21}, w{22}, \times \text{cdots, w_{2n} \times \text{right}}^T \times \text{vdots \times {\times thf w}N = \times \text{left(w{N1}, w_{N2}, \times \text{cdots, w_{Nn} \times \text{right}}^T)}^T

ニューラルネットワークとの関係

希望する情報処理性能がこのネットワークで実現されるなら, それに対応したベクトル w の値が存在する.