

ニューラルネットによる入力標本ベクトルの 非提示要素の推定

5H-7

上村 昌史 大堀 隆文 渡辺 一央
北海道工業大学 電気工学科

1 まえがき

見慣れた物体などに対し、人間は可視部分から不可視部分を推定することができる。これは、物体の部分特徴間の相関関係を利用して特徴全体を学習し、その学習結果を利用して推定していると考えられる。

本報告では、この推定をニューラルネットで模擬した結果について述べる。

2 学習・推定のアプローチ

ネットワーク（図1）は、入力層及び出力層ユニットがN個、中間層ユニットがM（ $\leq N$ ）個で構成される。学習・推定のアプローチは以下の通りである。

1. ある制約を満たす原入力標本ベクトル $x(p) = \{x_h(p)\}$ を用意する。
2. 乱数により非提示要素 $x_{h_0}(p)$ を決定し、別に用意した要素値 $u_{h_0}(p)$ と置換する。
3. 不完全入力ベクトル $x'(p) = \{x_h(p) : h \neq h_0, u_{h_0}(p)\}$ に対し、恒等写像誤差が最小になるように非提示要素値 $u_{h_0}(p)$ を修正する。（非提示要素値の修正）
4. 非提示要素値修正後、不完全入力ベクトル $x'(p)$ に対して恒等写像学習を行う。
5. 以上を繰り返し、学習後、不完全入力ベクトル $x'(p)$ に対する出力ベクトル $y'(p)$ が制約を満たすことを確認する。

3 非提示要素値 $u_{h_0}(p)$ の修正法

$u_{h_0}(p)$ に雑音 $n_{h_0}(t)$ を付加し、写像誤差 $E(p, t)$ と $n_{h_0}(t)$ との相関を用いて、非提示要素値 $u_{h_0}(p)$ に関する最急降下法により $u_{h_0}(p)$ を次式にて修正する。

$$\Delta u_{h_0}(p) = -\mu \frac{\langle E(p, t) n_{h_0}(t) \rangle}{\langle n_{h_0}(t)^2 \rangle}$$

$u_{h_0}(p) \leftarrow u_{h_0}(p) + \Delta u_{h_0}(p)$, $\langle \cdot \rangle$ は期待値

4 シミュレーション結果

以下の条件でシミュレーションを行った。

- ネットワーク : 4-3-4
 入力標本群 : 4次元40標本
 非提示要素 : 各入力ベクトルに1つ
 制約条件 : $\sum_j x_j(p) = 5$
 制約誤差 : $\sum_j x_j(p) - 5$

学習特性、制約誤差推移を図2,3に示す。図2より恒等写像誤差、出力ベクトルの制約誤差（絶対値）は学習により順調に減少し、ほぼ“0”に収束していることがわかる。また、図3より全ての不完全入力ベクトルとそれに対する出力ベクトルの制約誤差はほぼ“0”に減少していることがわかる。これらは、非提示要素値が全ての不完全入力ベクトルに対し、制約を満たすように推定され、ベクトル全体像がニューラルネット内で把握されていることを意味する。

5 むすび

3層構造ニューラルネットにおいて、不完全入力ベクトル中の非提示要素を雑音と恒等写像誤差との相関を利用して推定でき、完全入力標本を用いた場合と同じ恒等写像結果が得られることを明らかにした。

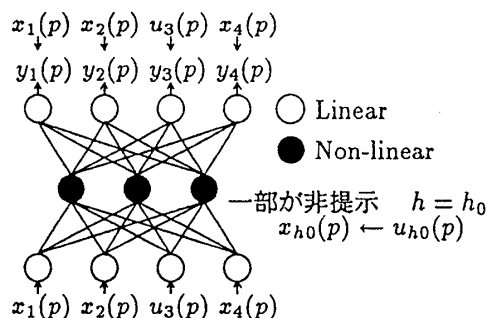


図1 恒等写像用3層構造ニューラルネット

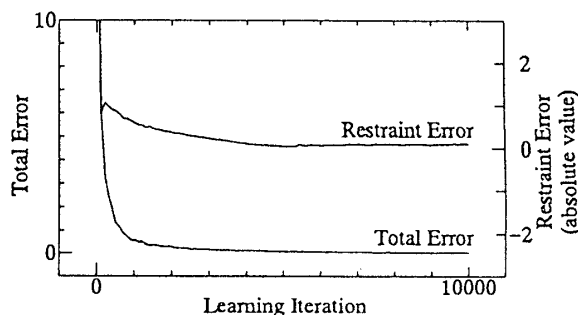


図2 学習特性

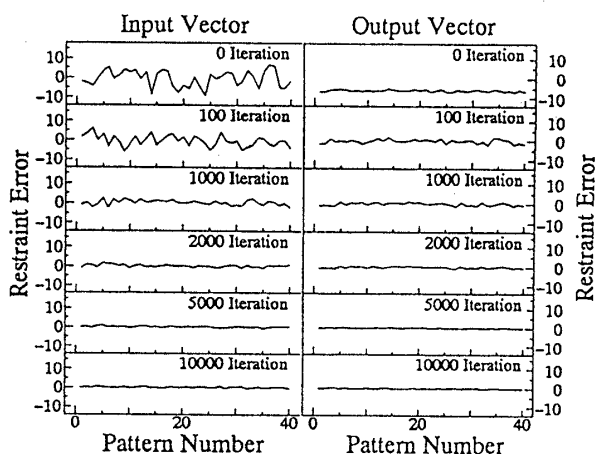


図3 制約誤差推移

Estimation of Missing Element in Input Sample Vector
 by a Neural Network
 Masahito KAMIMURA, Takahumi OOHORI,
 Kazuhisa WATANABE
 Hokkaido Institute of Technology, Teine-ku, Sapporo, JAPAN

参考文献

- [1] 上村他：ニューラルネットによる入力標本ベクトルの非提示要素の推定，情報処理北海道シンポジウム'94