

米の品質判定用ニューロプロセッサの 開発に関する研究 (第1報)*

—ニューラルネットワークによる米の品質判定—

佐竹 隆顕**・古谷立美***・下原 融****

要 旨

米の品質判定用ニューロプロセッサ開発の端緒として、玄米の透過率および分光比といった光学的特性値から玄米を整粒，未熟粒，被害粒，死米，着色粒等5つの代表的な外観品質区分に分類するニューラルネットワークによる米の品質判定シミュレーションを行った。

3品種の玄米および多品種を混合した玄米を供試するとともに，バックプロパゲーションネットワークの中間層ユニット数および学習サイクル数を種々変えてシミュレーションを行った結果，従来から専門家の目視により行われている玄米の外観品質の分類・判定に対し，ニューラルネットワークは人間の情報処理に近い判定を下すことが出来，有効であることが明らかになった。

Study on the Development of Neuro-Processor for the Quality Evaluation of Brown Rice (Part 1)*

—Quality Evaluation of Brown Rice Using Neural Network—

Takaaki SATAKE**, Tatsumi FURUYA***,

Tohru SHIMOHARA****

Abstract

A simulation of the quality evaluation of brown rice using neural network was carried out as a first step into the development of a neuro-processor for the quality evaluation apparatus. The simulation classifies brown rice to five quality categories based on external appearance according to optical characteristics.

Three different varieties with a mixture of different varieties were used as test samples, and the simulation was conducted by changing the number of hidden units and learning cycles of the back-propagation network. Based on this study, it was clarified that the judgement level of the neural network was nearly equal

* 平成2年7月農業施設学会大会(東京)にて一部講演

** 筑波大学農林工学系(〒305 つくば市天王台1-1-1, ☎0298-53-4659) Institute of Agricultural and Forest Engineering, University of Tsukuba, Tennodai, Tsukuba, Ibaraki, 305 Japan

*** 工業技術院電子技術総合研究所(〒305 つくば市梅園1-1-4 ☎0298-58-5863) Electrotechnical Laboratory, Umezono, Tsukuba, Ibaraki, 305 Japan

**** 静岡製機(株)(〒437 袋井市高尾2620-1, ☎0538-43-2253) Shizuoka Seiki Co. Ltd., Takao Fukuroi, Shizuoka, 437 Japan

to that of information processing of an experienced rice quality evaluator, and the use of neural network was effective for quality evaluation based on external appearance of brown rice.

[Keyword] neural network, layered type network, neuron model, back propagation learning, quality evaluation of brown rice, optical characteristic of brown rice

I 緒 言

各種農産物はその流通・消費の過程において、着色、熟度、形状、損傷度、病虫害など、状況に応じて各等級に格付けされ、商品化される。わが国の主要農産物の一つである米においても、流通の始めの段階において形質および整粒歩合、未熟粒歩合、病虫害粒および茶米等の被害粒歩合、死米歩合、着色粒歩合、異物混入程度等の主として外観形質の評価が熟練した農産物検査官の目視判定を中心に行われ、格付けされている。

一方、人間の脳神経系の機能をモデル化したニューラルネットワークは多信号の並列処理といった人間に近い情報処理を行うことが可能であり、従来の記号処理で扱いにくい柔軟な情報処理を実現するものとして、基礎研究^{1,2)}が進められている一方、分類やパターン認識および多変量制御をはじめとするパターン情報処理を中心にさまざまな分野への応用研究^{3,4,5)}が盛んに行われている。

本報においては、現在農産物検査官等の目視を中心に行われている玄米の外観品質判定に対し、ニューラルネットワークを応用することとし、玄米の品質判定機に搭載するニューロプロセッサの開発研究の端緒として、透過率、分光比といった玄米の光学的特性値から玄米を整粒、未熟粒、被害粒、死米、着色粒等5つの代表的な外観品質区分に分類するニューラルネットワークを提示するとともに、その判別能力を熟練した技術者の目視による外観品質判定と比較検討した結果について報告する。

II ニューラルネットワーク

1. ニューラルネットワークモデル

ニューラルネットワークは、ニューロン（神経細胞）の機能を情報処理の機能素子としてモデル化した工学モデル（ユニット）を相互に多数結合した計算モデルであり、その複数のニューロンモ

デルの結合形態により、階層的に構成され信号の流れが1方向である階層型、およびニューロンモデルが相互に結合して構成される相互結合型に分けられる。本報においては入力、中間および出力層の3層からなる階層型ニューラルネットワークモデルを玄米の品質判定に適用した。

ネットワークを構成するニューロンモデルを図1に示す。このモデルは、入力信号とユニット間の結合の重みとの積和演算と、演算結果に対するしきい値処理の二つの処理を行うものであり、各ユニットの入出力特性は次式のように表される⁶⁾。

$$I^k_j = \sum_i W^{k-1}_{ij} O^{k-1}_i - \theta^k_j \quad (1)$$

$$O^k_j = f(I^k_j) \quad (2)$$

ここで、 I^k_j は第 k 層の j ユニットの入力の総和、 O^k_j は同ユニットの出力、 f は入出力関数、 W^{k-1}_{ij} は第 $k-1$ 層の i ユニットから次の k 層の j ユニットへの結合の重み、 O^{k-1}_i は第 k 層 j ユニットの入力側に結合した第 $k-1$ 層 i ユニットの出力、 θ^k_j は第 k 層の j ユニットのしきい値である。ただし、 θ^k_j は学習により変化するパラメータであり、ネットワーク全体で一つ、常に値1を出力する特殊なユニットを置き、第1層以外

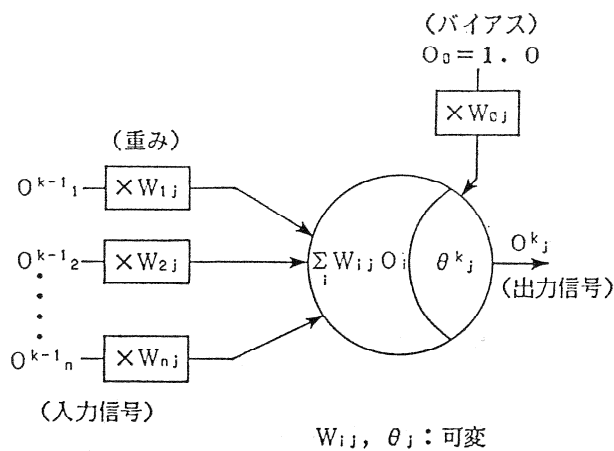


図1 ネットワークを構成するニューロンモデル（第 k 層の j ユニット）

Fig.1 Neuron model constituting the network (j unit of the k layer)

の各ユニットのしきい値 θ^k_j をそのユニットからの結合の重み $W_0^k_j$ に帰着させる。また第1層のユニットだけは入力をそのまま出力する。

ユニットの入出力関数としては、次式のシグモイド関数を用いた。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3)$$

2. バックプロパゲーション学習法

階層型ニューラルネットワークの学習アルゴリズムとして、Rumelhart ら^{7,8)}により提案されたバックプロパゲーション（以下ではBPと略す）学習法は、入力パターンに対して、ネットワークが実際に出力する出力パターンと理想出力パターン（教師信号）との差を最小とするように誤差フィードバックを導入し、結合の重みと中間および出力層のユニットのしきい値を逐次修正していく学習法である。本報においては、玄米の光学特性値の入力パターンに対する品質区分の出力パターンの対応といったパターン情報処理の問題にBP学習法を用いた。以下に学習アルゴリズムについて述べる^{9,10)}。

ある入力パターンベクトル I_P における出力層からの誤差の評価関数として、次式の二乗誤差 E_P を定義する。

$$E_P = \frac{1}{2} \sum_j (t_{Pj} - O_{Pj})^2 \quad (4)$$

したがって、パターン全体の誤差 E は次式で与えられる。

$$E = \frac{1}{2} \sum_P \sum_j (t_{Pj} - O_{Pj})^2 \quad (5)$$

ここで、 O_{Pj} は適当な入力パターン I_P を入力したときのネットワークの出力層のユニット j の出力、 t_{Pj} は同ユニット j の理想出力である。

出力層のユニット U^k_j の出力に対する一般化された誤差関数 δ^k_{Pj} を $\delta^k_{Pj} = -\partial E_P / \partial I^k_{Pj}$ とおくと、

$$\delta^k_{Pj} = (t_{Pj} - O_{Pj}) f'(I^k_{Pj}) \quad (6)$$

(3)式を微分し、(6)式に代入すると、

$$\delta^k_{Pj} = (t_{Pj} - O_{Pj}) O^k_j (1 - O^k_j) \quad (7)$$

上式の誤差を最小とするように、次の修正式に従って出力層ユニットの結合の重みおよびしきい値を修正する。

$$W^{k-1}_i{}^{k'}_j = W^{k-1}_i{}^{k_j} + \eta \delta^k_{Pj} O^{k-1}_i + \alpha m_{wij} \quad (8)$$

$$\theta^{k'}_j = \theta^k_j + \eta \delta^k_{Pj} + \alpha m_{\theta j} \quad (9)$$

ここで、 $W^{k-1}_i{}^{k'}_j$ は修正後の結合の重み、 $\theta^{k'}_j$ は同じく修正後のしきい値、 m_{wij} は前の重みの変化量、 $m_{\theta j}$ は前のしきい値の変化量、 η は学習係数および α は慣性項の係数である。

次に誤差を入力側の $k-1$ 層に伝播させて、結合の重みおよびしきい値の修正値を求める。中間層 ($k-1$ 層) のユニット U^{k-1}_i に対する誤差関数 δ^{k-1}_{Pi} を $\delta^{k-1}_{Pi} = -\partial E_P / \partial I^{k-1}_{Pi}$ とおくと、

$$\delta^{k-1}_{Pi} = f'(I^{k-1}_{Pi}) \sum_j W^{k-1}_i{}^{k_j} \delta^k_{Pj} \quad (k=N, \dots, 3) \quad (10)$$

出力層ユニットの場合と同様に、上式の誤差を最小とするように、次の修正式に従って中間層ユニットの結合の重みおよびしきい値を修正する。

$$W^{k-2}_h{}^{k-1'}_i = W^{k-2}_h{}^{k-1_i} + \eta \delta^{k-1}_{Pi} O^{k-2}_h + \alpha m_{whi} \quad (11)$$

$$\theta^{k-1'}_i = \theta^{k-1}_i + \eta \delta^{k-1}_{Pi} + \alpha m_{\theta i} \quad (12)$$

ここで、 $W^{k-2}_h{}^{k-1'}_i$ は修正後の結合の重み、 $\theta^{k-1'}_i$ は同じく修正後のしきい値、 O^{k-2}_h は第 $k-2$ 層の h ユニットの出力、 m_{whi} は前の重みの変化量、 $m_{\theta i}$ は前のしきい値の変化量である。以上のような修正を、ネットワークの入力層を除く全ユニットにおいて入力側に向けて逐次実施する（1学習サイクル）とともに、全入力パターンに対して繰り返して行うことにより、(5)式のネットワークの全誤差が極小となり、学習が終了する。

III 実験方法

1. 供試材料

ニューラルネットワークを援用した品質判定シミュレーションの供試材料として、1988年度北海道産ミチコガネをはじめ、コシヒカリ等多品種を混合した玄米および1990年度静岡県産コシヒカリ、北海道産きらら397、福岡県産ミネシキなど計2450粒を用いた。各材料とも、研修を受けた熟練した技術者の目視により整粒と判定された玄米、未熟粒（青未熟粒、乳白米または腹白米）と判定された玄米、損傷を受けた粒であり、胴割粒を除く被害粒（茶米または病虫害粒）と判定された玄米、充実していない粉状質のため死米（青死米または白死米）と判定された玄米および粒面の全部または一部が着色しているため着色粒と判定された玄米等5つの代表的な品質区分に98粒ずつ

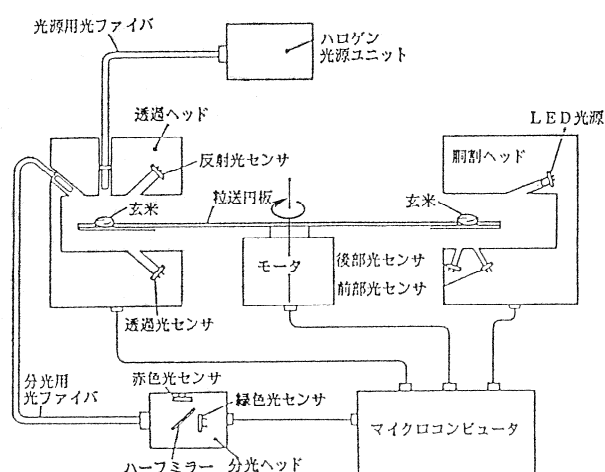


図2 玄米の光学特性測定装置概略図

Fig.2 Schematic diagram of the apparatus for measuring the optical characteristics of brown rice

分類された玄米計 490 粒を用いた。供試玄米の水分は14~15%w. b. である。

2. 玄米の光学特性の測定

図2に透過率および分光比といった玄米の光学特性の測定に用いた装置(静岡製機製RS-1000)の概略図を示す。同装置はハロゲン光源ユニット、透過ヘッド、分光ヘッド、胴割ヘッド、粒送円板およびマイクロコンピュータ等より構成されている。

同装置の透過ヘッドにおいて、粒送円板により移送された玄米各粒に対し、光ファイバにてハロゲン光源より導いた光を照射するとともに、フォトダイオードである透過光センサおよび反射光センサの出力をマイクロコンピュータに入力し、両者の比として定義する透過率を求めた。一方、同ヘッドにおいて玄米に照射した光の反射光の一部を光ファイバにて分光ヘッドに導き、ハーフミラーにより赤色光成分と緑色光成分に分離した上、フォトダイオードである赤色光センサおよび緑色光センサの出力をマイクロコンピュータに入力し、両者の比として定義する分光比を求めた。

測定に際しては、多品種の混合玄米をはじめとする各供試玄米とも、熟練した技術者の目視により予め整粒、未熟粒、被害粒、死米および着色粒と品質判定した玄米各98粒計490粒について、各品質区分ごとに無作為に測定粒を抽出して測定を行った。さらに、多品種の混合玄米においては、

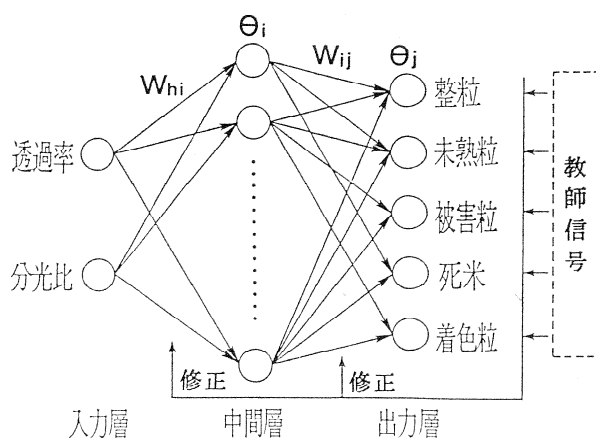


図3 玄米の品質判定を行うニューラルネットワークワーク

Fig.3 Neural network for the quality evaluation of brown rice

供試玄米の個体差に加え、測定装置の違いにも起因すると考えられる玄米の光学特性値の変化の品質判定シミュレーションに対する影響を検証するために、同型式の別の光学特性測定装置を用い、先の玄米とは異なる490粒の玄米について同様な測定を行った。

3. 品質判定シミュレーション

BPネットワークをワークステーションSUN 3/260上で走らせ、各供試玄米ごとにシミュレーションを行った。ネットワークは入力、中間および出力層の3層からなるモデルであり、入力層は2個のユニット、出力層は5個のユニットにより構成するとともに、5つの入力ユニットには透過率と分光比を与え、5つの出力ユニットは玄米の5つの品質区分に対応させた(図3)。

シミュレーションは玄米の透過率と分光比を基に、当該玄米を整粒、未熟粒、被害粒、死米および着色粒等5つの代表的な外観品質区分に分類・判定するものである。すなわち供試玄米の透過率と分光比のパターンベクトルをそれぞれネットワークに入力する一方、教師信号として、当該玄米の目視判定結果である理想出力パターンベクトル(当該品質区分に対応する出力ユニットの値は1、他の出力ユニットの値は0)を併せて入力し、ニューラルネットワークに学習させるという方法を用いた。

これにより、学習が終了したネットワークに対し、ある透過率と分光比の値を入力すると、信号

が中間ユニットを經由して出力ユニットに伝わり、玄米の品質区分に対応付けられた出力ユニットが他の出力ユニットに比べ高い値を出力するようになる。

なお階層型ネットワークの中間層のユニット数およびBP学習サイクル数はネットワークの出力結果に影響を与えるとの研究報告¹¹⁾もあるため、中間層ユニット数を1~25個および学習サイクル数を1000~20万回の間で種々変えてシミュレーションを行った。各シミュレーションは学習係数を $\eta=0.9$ および慣性項の係数を $\alpha=0.6$ に設定して行った。

シミュレーションの結果、得られた品質区分の出力パターンと熟練した技術者による外観品質の目視判定結果の比較検討を行い、目視判定に対するニューラルネットワークの正答率を算出した。

IV 実験結果および考察

1. 供試玄米の光学特性

ニューラルネットワークによる品質判定に供試した玄米の透過率および分光比の散布図の一例を図4に示す。同図は多品種を混合した玄米の光学特性の測定結果であるが、他の供試玄米においても、同様に各品質区分ごとに特性値に多少のばらつきが存在するものの、各品質区分間の分布にはおおむね傾向が認められる。特に整粒および被害粒の透過率は他品質区分粒に対し、比較的大きな値を示す一方、着色粒の分光比は他品質区分粒と比較して全体として一番大きな値を示した。

一方、図4に例示した多品種の混合玄米とは異なる混合玄米490粒の透過率や分光比の値を同型式の別の装置で測定したところ、図4に例示した玄米の値に比べ、透過率はほぼ同様な値を示したものの、分光比は各品質区分とも全体的に約20程度大きな値であった。これは個々の玄米の光学特性の違いに加え、主に測定装置のハロゲン光源の強度や光センサのアンプのゲインの違いによるものと考えられた。

また図4から明らかなように、各品質区分の判別境界は非線形的に形成されており、現在各種農産物の等階級の決定に際して、広く採用されているしきい値法による区分の困難さがうかがえる。このため、人間の目視による外観品質判定に近い

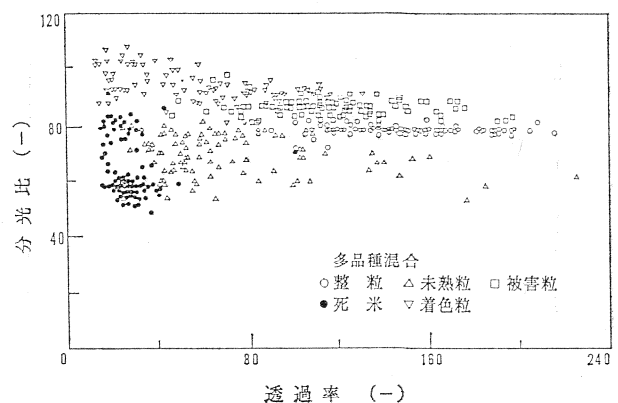


図4 玄米の光学特性の一例

Fig.4 Plot of the optical characteristics of brown rice

判定を下しうる可能性をもつ新判定法の確立が望まれている。

2. 品質判定に対する中間層ユニット数の影響

中間層のユニット数を種々変えて品質判定シミュレーションを行った結果の一例を図5に示す。同図は、多品種の混合玄米およびコシヒカリ、きらら397、ミネニッキといった単一品種の玄米それぞれについて、5つの品質区分ごとに98粒計490粒の玄米の透過率、分光比および教師信号を学習データとしてネットワークに入力し、中間ユニット数が異なる条件において、それぞれ2万回の学習を行った後、構成した各ネットワークに対し、品質判定のデータとして先の各490粒の玄米の透過率および分光比の値を入力し、判定を行った結果を示している。ただし目視判定に対するニューラルネットワークの正答率は各品質区分ごとに異なるため、5つの品質区分ごとの正答率の平均値を示した。

図5から明らかなように、階層型ネットワークの中間層ユニット数は品質判定に大きな影響を与える。同図において、供試玄米により異なるものの、中間ユニット数が1個の場合、46~55%であった平均正答率の値は、中間ユニット数の増加とともにおおむね増加し、中間ユニット数が各品質区分に対応する出力ユニット数に等しい5個において、平均正答率は81~87%を示した。中間ユニット数をさらに増やしていくと、平均正答率の値は若干変動するものの、ほぼ一定の水準ないしは範囲を保つ傾向が認められた。

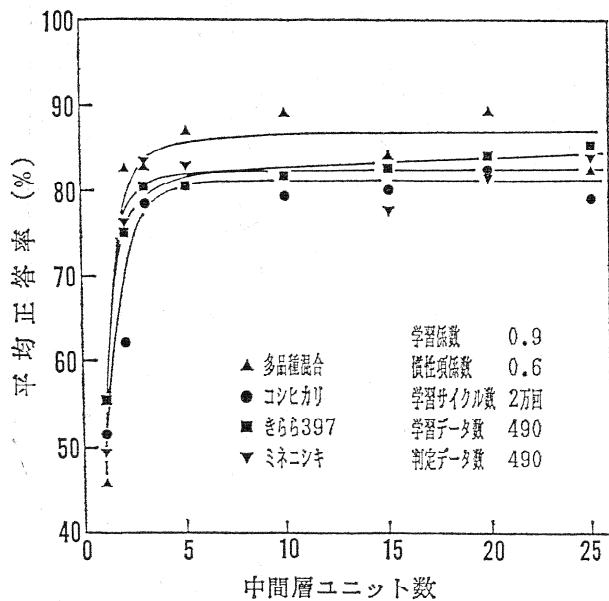


図5 平均正答率に対する中間層ユニット数の影響

Fig. 5 Effect of the number of hidden units on the average percentage of correct response

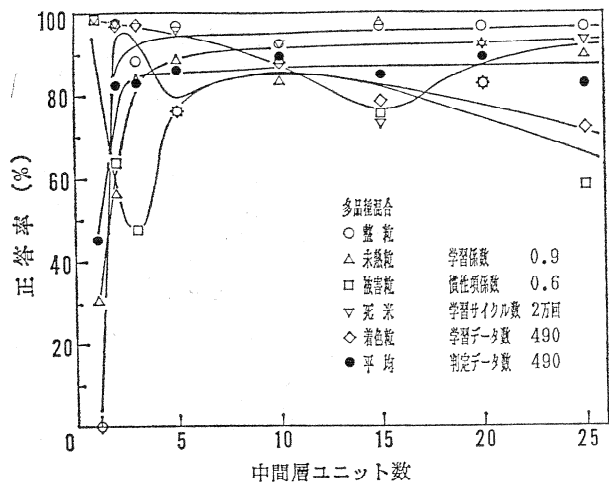


図6 各品質区分の正答率と中間層ユニット数の関係

Fig. 6 Relationship between the percentage of correct response of quality categories and the number of hidden units

一方、中間ユニット数に対する各品質区分ごとの正答率の一例を図6に示す。中間ユニット数の増加にともなう各品質区分ごとの正答率の変動は各供試玄米を通じて一様ではないものの、中間ユニット数が5個未満における各品質区分の正答率の変動は、5個以上における変動に比べおおむね大きい傾向が認められた。中間ユニット数が5個

以上において、整粒の正答率は90%以上であった。また未熟粒と死米の正答率は69~99%および61~98%の間の値をそれぞれ示したのに対し、被害粒と着色粒の正答率は36~94%および27~87%の間でそれぞれ大きく変動する場合も認められた。このように品質区分ごとの正答率に差があるのは、図4に例示したように透過率や分光比の各品質の判別境界の入り組む程度の差によるものと考えられた。すなわち、比較的単純な判別境界をもつ整粒の正答率は高い値を示し、一方互いに入り組む境界で接する被害粒と着色粒の正答率は判定データの互いの引き込みにより、他の品質区分に比べて正答率が全体として低い値を示したと考えられた。

以上の結果より、玄米の外観品質判定を目的とした階層型ニューラルネットワークにおいては、中間ユニット数を各品質区分に対応する出力ユニット数以上に設定することにより、人間の目視による品質判定に近い判定を行い得る可能性を認めた。

3. 品質判定に対する学習サイクル数の影響

中間ユニット数と同様、学習サイクル数もまた品質判定に影響を与える。図7には学習サイクル数を種々変えて品質判定シミュレーションを行った結果の一例を示す。同図は、4種の供試玄米それぞれについて、5つの品質区分ごとに98粒計490粒の玄米の透過率、分光比および教師信号を学習データとするとともに、中間ユニット数を5個としたネットワークに入力し、1000~20万回の学習を行った後、結合の重みとしきい値が決まった各ネットワークに対し、品質判定のデータとして先の各490粒の玄米の透過率および分光比の値を入力し、判定を行った結果を示している。

図7から明らかなように、学習サイクル数の増加にともない平均正答率の向上が認められる。学習サイクル数が1万ないし2万回前後において、平均正答率は76~87%に達した。一方、学習サイクル数をさらに多くしても、平均正答率は大きく向上はせず、20万回の学習の後、平均正答率は84~91%を示した。また、学習サイクル数がおおむね8千回以上において、平均正答率の品種間差は明かではないものの、単一品種の供試玄米に比べ、多品種の混合玄米の平均正答率はやや大きな

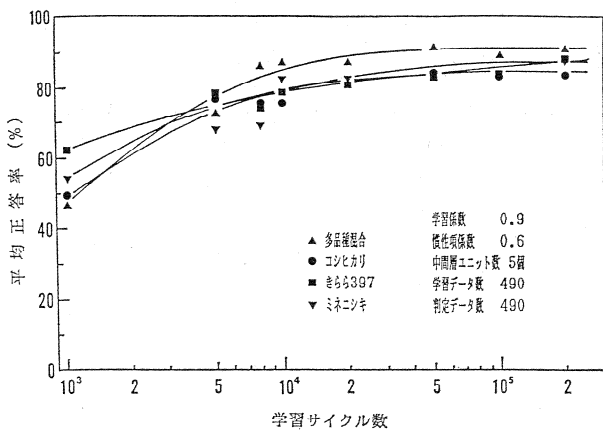


図7 平均正答率に対する学習サイクル数の影響
Fig.7 Effect of the number of learning cycles on the average percentage of correct response

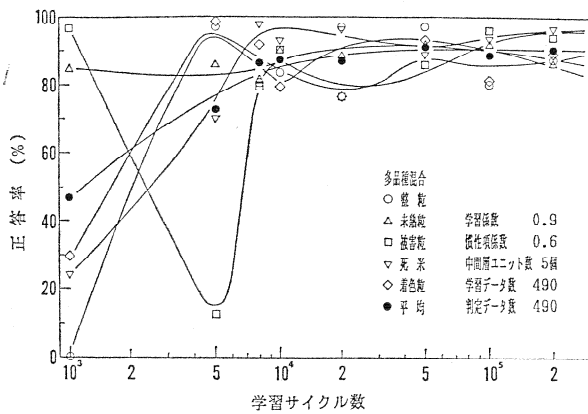


図8 各品質区分の正答率と学習サイクル数の関係

Fig.8 Relationship between the percentage of correct response of quality categories and the number of learning cycles

値を示した。

一方、学習サイクル数に対する各品質区分ごとの正答率の一例を図8に示す。学習サイクル数の増加にともなう各品質区分ごとの正答率の変動は各供試玄米を通じて一様ではないものの、学習サイクル数が1万回以上において、整粒の正答率は80%以上であるのに対し、未熟粒と死米の正答率は48~100および61~100%の間の値をそれぞれ示した。また被害粒と着色粒の正答率は32~94%および20~89%の間でそれぞれ大きく変動する場合も認められた。

学習が進むにともない単一品種の供試玄米に比

表1 ユニット間のシナプス結合の重みおよびしきい値の一例（入力層→中間層）

Table 1 Weights of the links and threshold values (input layer→hidden layer)

ユニット	しきい値	中間層				
		1	2	3	4	5
ユニット		-28.38	10.49	31.14	32.96	-2.62
入力層	1 (透過率)	-18.48	-59.07	-18.81	1.51	6.12
	2 (分光比)	52.75	-12.45	-47.52	-63.65	-10.05

※ 供試材料：多品種混合，平均正答率：91.8%，学習係数：0.9，慣性項係数：0.6，中間層ユニット数：5個，学習データ数：490，学習サイクル数：10万回

表2 ユニット間のシナプス結合の重みおよびしきい値の一例（中間層→出力層）

Table 2 Weights of the links and threshold values (hidden layer→output layer)

ユニット	しきい値	出力層				
		1 (整粒)	2 (未熟粒)	3 (被害粒)	4 (死米)	5 (着色粒)
ユニット		-3.34	-5.71	3.32	-12.44	-2.96
中間層	1	-14.01	-7.49	-5.65	1.61	5.20
	2	-5.20	-8.35	-5.15	7.17	4.28
	3	-10.00	8.30	-2.23	13.17	-7.87
	4	9.10	1.43	-8.12	-4.01	-12.15
	5	-4.95	3.30	-2.86	-1.39	-5.63

※ 供試材料：多品種混合，平均正答率：91.8%，学習係数：0.9，慣性項係数：0.6，中間層ユニット数：5個，学習データ数：490，学習サイクル数：10万回

べ、多品種の混合玄米の平均正答率がやや大きな値を示したことや、品質区分ごとの正答率に差があるのは、中間ユニット数をパラメータとしてシミュレーションを行った場合と同様に、供試玄米の各品質の区分すなわち透過率や分光比の各品質の判別境界の入り組む程度の差によるものと考えられた。

以上の結果より、BPネットワークによる玄米の外観品質判定においては、ほぼ1万ないし2万回以上の学習を行うことにより、目視判定に近い判定を行い得る可能性を認めた。

またネットワークの学習所要時間は学習サイクル数に比例し、SUN 3/260上のネットワークにおいて、中間ユニットが5個、学習データ数が490、学習サイクル数が2万回の場合、約5分20

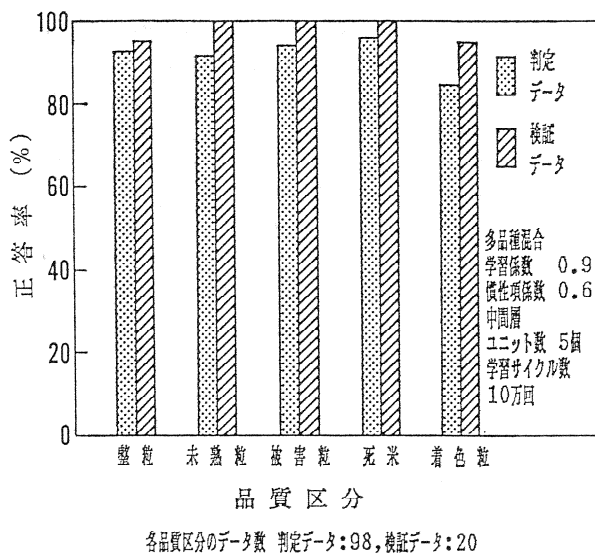


図9 ニューラルネットワークの汎化機能の検証
Fig. 9 Verification of the generalization of the neural network

秒を要した。

4. ユニットの結合の重みとしきい値

BP学習法により決定された各ユニットの結合の重みとしきい値の一例を表1および表2に示す。中間ユニットが5個のネットワークにおいて、多品種の混合玄米490粒の学習データを用いた10万回の学習の結果である。表1には入力ユニットと中間ユニットの間の結合の重みとしきい値を、表2には中間ユニットと出力ユニットの間の結合の重みとしきい値をそれぞれ示した。

表中の結合の重みが正の値は興奮性結合を、負の値は抑制性結合を示す。興奮性結合の場合は、(1)、(2)および(3)式より、次層のユニットの出力を1に近づける働きをする一方、抑制性結合の場合は0に近づける働きをもつ。全体として、結合の重みおよびしきい値の絶対値は、中間ユニットと出力ユニットの間、および出力ユニットにおいて小さくなる傾向が認められた。

5. ニューラルネットワークの汎化機能

中間層に5個のユニットを設定するとともに、図4に例示した多品種の混合玄米490粒の透過率、分光比および教師信号を入力し、10万回の学習を行ったネットワークに対し、玄米の5つの品質区分ごとに20粒分計100粒分の学習データとは異なる透過率と分光比のデータ(検証データ)を入力し、品質判定シミュレーションを行った結果の一

表3 汎化機能の検証データの範囲

Table 3 Range of data for the verification of the generalization

品質区分	整粒	未熟粒	被害粒	死米	着色粒
検証データの範囲	T/R 100~200 R/G 77~81	40~135 65~78	58~166 83~90	18~39 53~83	15~115 88~105

※ T/R:透過率, R/G:分光比, 各品質区分の検証データ数:20

例を図9に示す。

検証データは表3に示す範囲に含まれるデータであり、図4に示した各品質区分の透過率および分光比のプロットデータの近傍より任意に選択した。なお図7には、学習後のネットワークに対し、先の学習データを判定データとして入力し、品質判定シミュレーションを行った結果も併せて示した。

同図から明らかなように、学習に用いたデータ以外のデータにおいても、前記条件のもとニューラルネットワークは90%以上の高率で対応する品質区分を判断することが可能であった。

一方、別の装置により測定した別途490粒の多品種混合玄米の透過率や分光比の値は、先にネットワークに入力し、学習を行った490粒の多品種混合玄米の値に比べ、分光比が全体的に約20程度大きな値を示したことにより、試みとして分光比の値のみを20シフトしたデータを透過率のデータとともにネットワークに判定データとして入力し、品質判定シミュレーションを行った所、平均正答率約82%が得られた。

これらの結果により、玄米の外観品質判定の学習を行ったニューラルネットワークは、学習していない光学特性のパターンやノイズの混在した同パターン等の呈示に対し、該当するパターンを想起して、対応する品質判定パターンを出力する汎化機能をもつことが検証された。

V 摘要

玄米の品質判定機に搭載するニューロプロセッサ開発の端緒として、透過率、分光比といった光学特性値を基に、玄米を整粒、未熟粒、被害粒、死米、着色粒等5つの代表的な外観品質区分に分類するニューラルネットワークによる品質判定シ

ミュレーションを行った。本報で得られた主な知見は以下の通りである。

1. 光学特性値に基づき、玄米を代表的な外観品質区分に分類する可能性をもつ入力、中間および出力の3層からなる階層型ニューラルネットワークモデルを示した。

2. 階層型ニューラルネットワークの中間ユニット数は、同ネットワークによる玄米の外観品質判定に大きな影響を与える。中間ユニット数を各品質区分に対応する出力ユニット数以上に設定することにより、目視判定に近い判定を行い得る可能性を認めた。

3. バックプロパゲーション学習サイクル数もまたニューラルネットワークによる外観品質判定に大きな影響を与える。ほぼ1万ないし2万回以上の学習サイクルをBPネットワークに課することにより、目視判定に近い判定を行い得る可能性を認めた。

4. 光学特性値および目視による外観品質判定結果に基づき、品質判定の学習を行ったニューラルネットワークは、未学習の光学特性値の呈示に対し、当該品質に近い判定を行う汎化機能をもつことが検証された。

参 考 文 献

- 1) 古谷立美, 国分明男, 坂本 健: N F S : ニューラルネットワークを用いたファジィ推論システム, 情報処理学会論文誌, 33(6), 795—798 (1989)
- 2) Furuya, T., A. Kokubu: μ BRAIN: A Structured Neural Network for Connectionist Intelligent Systems, ICNN 90, 428—432 (1990)
- 3) Deng, C., S. Haykin: A Multi-layer Neural Network Classifier for Radar Clutter, IJCNN '90, 241—246 (1990)
- 4) Hoyt, J. D., H. Wechsler: An Examination of the Application of Multi-Layer Neural Networks to Audio Signal Processing, IJCNN '90, 305—310 (1990)
- 5) 浅川和雄: ニューロコンピュータによるロボットの学習制御, コンピュートロール, 24, 108—115 (1988)
- 6) 菊池豊彦: 入門ニューロコンピュータ, オーム社(1990)
- 7) Rumelhart, D. E., G. E. Hinton, R. J. Williams: Learning Internal Representations by Error Propagation, In Parallel Distributed Processing, Volume 1, J. L. McClelland, D. E. Rumelhart and The PDP Research Group, MIT Press (1986)
- 8) Rumelhart, D. E., G. E. Hinton, R. J. Williams: Learning Representations by Back-Propagating Errors, Nature, 323, 533—536 (1986)
- 9) 今井兼範: ニューラルネットワーク—コレクション—, 共立出版(1990)
- 10) (株)日本工業技術振興協会 ニューロコンピュータ研究部会編: ニューロコンピューティングの基礎理論, 海文堂(1990)
- 11) 鹿野清宏: ニューラルネットワークによる音声認識, コンピュートロール, 29, 42—51 (1990)

(原稿受理平成3年5月9日・質問期限平成4年9月30日)

出 版 案 内

農業機械学会刊行物一覧

	頁数	価格(送料込)	発行
農業機械学会誌総目録 第1集 (第1巻～第20巻) (1937～1958)	89	1,200円	1959. 9
農業機械学会誌総目録 第2集 (第21巻～第30巻) (1959～1968)	75	1,200円	1972. 4
農業機械学会誌総目録 第3集 (第31巻～第40巻) (1969～1978)	78	2,000円	1982. 6
農業機械学会誌総目録 第4集 (第41巻～第50巻) (1979～1988)	84	2,500円	1990. 4
日本農業機械・器具図譜	188	4,000円	1979. 4
農業機械学術用語集 一和英・英和一	200	2,000円	1981. 12
新版農業機械ハンドブック	1018	18,540円	1984. 3
農業機械学会50年史	238	4,500円	1988. 3

退 会 者

〔北海道〕	韋 学 軍 增 沢 猛 治	〔京都〕	楼 黎 明 日 高 茂 実
〔岩手〕	川 村 五 郎	〔大阪〕	松 本 栄 市
〔山形〕	斉 藤 峰次郎	足 立 忠 夫	稲 垣 勇 一
〔福島〕	佐 藤 康 彰	木 谷 憲 一	末 鶴 正 明
〔茨城〕	山 内 敏 雄 相 原 良 安	坪 野 昇	中 村 英 則
	アデビィ O. アジディラン	野 守 又 男	山 口 広 見
	セティオ ペルティウイ	野 山 橋 勇 作	中 難 波 次 郎
〔栃木〕	曹 光 煥 堤 直 信	〔兵庫〕	長 井 俊 夫
	新 井 澄 男		扇 野 鶴 城
	菊 地 創 治	〔奈良〕	湯 川 典 昭
	田 代 敏 治	〔島根〕	板 村 裕 之
	山 口 泉 志		広 田 繁 雄
〔埼玉〕	貞 国 仁 志	〔岡山〕	加 戸 清 治
	安 相 太 和		黒 田 忠 広
	大 竹 典 秀 明		小 橋 健 志
〔千葉〕	岩 瀬 安 利 男		清 育 朗
	小 林 和 吾	〔愛媛〕	垂 井 不 二 男
〔東京〕	金 安 信 正 夫		津 賀 敏 郎
	高 橋 次 夫		前 田 顯 信
	中 島 光 浩	〔佐賀〕	雪 竹 照 信
〔神奈川〕	中 村 田 聡 美 男	〔長崎〕	小 島 勝 次 郎
〔富山〕	新 村 善 嘉 一 郎	〔熊本〕	井 手 祐 市 郎
	若 林 嘉 一 郎	〔宮崎〕	坂 本 徳 樹
〔静岡〕	小 林 収 弘	〔鹿児島〕	上 蘭 伝 煥
	鈴 木 勝 弘 悟	〔海外〕	金 容 満 秀
〔石川〕	井 山 晶 久		大韓民国農業機械化研究所
	高 橋 智 洋 彦		李 基 明
〔岐阜〕	中 田 恵 弘 二 之 之 夫		李 珍 杰
〔愛知〕	伊 藤 弘 信 裕 茂		李 漢 萬
	青 木 内 信 裕 茂		王 康 男
	竹 山 内 信 裕 茂		NIYAMAPA TANYA
〔三重〕	高 槻 茂 夫		G. Rajaram