論　文

ニューラルネットの感度特性を用いた要因特定法と真珠色彩識別への応用

正員　長田典子　(三菱電機)
正員　亀井光仁　(三菱電機)
正員　宇佐美照夫　(三菱電機)

Factors Identification Using Sensitivity of Layered Neural Networks and Its Application to Pearl Color Evaluation

Noriko Nagata, Member　Mitsuhito Kamei, Member　Teruo Usami, Member　(Mitsubishi Electric)

This paper proposes a new method for extracting the sensibility (*kansei*) of human experts, and applies it to the design of a pearl color evaluation system. A factors identification method using sensitivity of layered neural networks finds the influential factors as the input units which have the greatest influence on all outputs. This method has been applied to the network mapping between spectral reflectance of pearls and the pearl color categories evaluated by experts, and allowed some specific wavelength bands to be identified as the essential factors contributing to the evaluation. Based on this result, a pearl color evaluation system has been designed using multi-bands images (MBI) acquired by combining a monochrome CCD camera with several interference filters corresponding to the identified major wavelength bands factors. Moreover, the identification method has been applied to find the influential factors of each image of MBI and finally the experimental results of discrimination using those factors show that this system is able to give evaluations of pearl color successfully as an expert does.

キーワード：感性計測，要因特定，ニューラルネットワーク，感度特性，真珠，色彩

1．　まえがき

生産工程における検査・計測の分野では多くの実用システムが開発されているが，品質評価や異常診断など人間の経験や直感に依存した高度な熟練作業については，いまだに自動化が十分に進められていない。

その理由の1つに，計測システムの判断結果と人間の判断結果とが十分に一致しないことが挙げられる。専門家による熟練作業の場合，判断基準を明確に規定できないため限度見本によってのみ示されることが多い。それゆえ，判断基準あるいは判断要因（着目する物理量）と結果の因果関係は，作業経験の積み重ねで次第に獲得され，専門家の意識下に潜在化してしまう。システム設計の際には，そうした検査仕様を専門家から引き出す作業が必要であるが，現状では，十分な抽出解析作業を行わないままシステム仕様を試行錯誤的に決定するため，専門家の結果との不一致を招くと考えられる。

これらの問題は，従来，計量心理学的手法による感覚量の定量化[1][2]として扱われていた。またニューラルネットワーク（以下，NNと記す）をはじめとする学習・適応手法[5][6]によって，一致率の高い判定アルゴリズムが自動生成されることが報告されている。しかし最近，専門家の感性[3]を計測するという観点で，ソフトウェア，ハードウェア双方からトータルなアプローチを行う必要性が指摘されている[4]。例えば，判定に用いる計測物理量の選択問題がある。判定結果が専門家と高い一致率を持つためには，使用される物理量が，専門家の感覚量をよく反映していることが前提となる。ただし実用面からは，できるだけ実現が容易で安価なハードウェアが望まれる。従って，考え得るあらゆる計測物理量を対象にした取捨選択でなく，可能な範囲内で判定に寄与する計測物理量を選択する作業が，専門家の判定結果との一致率向上に有効であると考えられる。

筆者らは先の論文にて，計測システムの構築を解析→設計→評価の段階的な手順により実施する，感性計測という枠組みを提案した。そしてその解析段階として，真珠の照り，色み，色彩と呼ばれる品質評価における，感覚量の定量化と計測物理量の選択の可能性について考察した[7]。そこでは典型的なサンプルを用い，解析段階での可能性を実験的に示したが，実際のシステム構築に必要なハードウェア設計段階における仕様確認，および評価段階における専門家の結果との識別一致率の評価が，重要な問題として残されている。

本論文では，専門家による実際の色彩識別に問題を絞り，具体的なシステム構築の検討評価を行う。とくに計測物理量の選択が，識別一致率の向上に有効であるとの仮定に基づき，NNの入力層－出力層間の感度特性を用いた要因特

定法を提案し，装置設計における計測物理量の選択に応用する。さらに有効性の検証のため，計測物理量の選択結果を反映した試作装置の性能評価を，実際の専門家の結果との比較により行い，本手法が専門家を代行する検査システムの構築に有効であることを確認する。

2．ニューラルネットワークの感度特性を用いた要因特定法

本論文で提案する手法は，学習後の階層型NNにおいて入力層－出力層間の感度が求められることに着目し，この感度を利用して，多数の入力要素の中から，ネットワークの入出力関係に寄与する有効な要因を特定するものである。まず，入力要素の感度特性を求める方法を述べ，次に要因特定アルゴリズムについて説明する。

<2·1> 入力層－出力層間の感度特性　NNとして図1に示す多層のネットワークを考える。第L層第mユニットの出力は次式で表される。

$$o_m^L = f(net_m^L) \qquad \cdots\cdots (1)$$

ただし　$net_m^L = \sum_k w_{mk}^L o_k^{L-1} + \theta_m^L$

$net_m^1 = i_m$

ここで，net_m^Lは第L層第mユニットの入力の総和，i_mは第1層すなわち入力層の入力ユニット，o_m^Lは第L層第mユニットの出力，θ_m^Lは第L層第mユニットのしきい値，fはユニットの入出力関数，w_{mk}^Lは第L層第mユニットと第$L-1$層第kユニットの間の結合荷重である。

今，第L層第mユニットの出力o_m^Lの入力層第jユニットi_jに関する偏微分係数D_{mj}^Lは次のように表わされる。

$$D_{mj}^L = \frac{\partial o_m^L}{\partial i_j} = \frac{\partial o_m^L}{\partial net_m^L}\frac{\partial net_m^L}{\partial i_j}$$

$$= f'(net_m^L)\sum_k w_{mk}^L \frac{\partial o_k^{L-1}}{\partial i_j} \qquad \cdots\cdots (2)$$

(2)式において$\frac{\partial o_k^{L-1}}{\partial i_j} = D_{kj}^{L-1}$であるから，任意の出力ユニットの入力ユニットに関する偏微分係数D_{mj}^Lは次式に示すように$L=2$からLに向かって再帰的に求めることができる。

$$D_{mj}^2 = f'(net_m^2)\, w_{mj}^2$$

$$D_{mj}^L = f'(net_m^L)\sum_k w_{mk}^L D_{kj}^{L-1} \qquad \cdots\cdots (3)$$

例えば$L=3$で，fとしてシグモイド関数を使用すると，

$$f'(x) = f(x)\,(1-f(x)) \qquad \cdots\cdots (4)$$

であるから，出力ユニットの入力ユニットに関する偏微分係数は(3)(4)式より次式のとおり求められる。

$$D_{mj}^3 = \frac{\partial o_m^3}{\partial i_j} = o_m^3(1-o_m^3)\sum_k w_{mk}^3 o_k^2 (1-o_k^2)\, w_{kj}^2 \qquad \cdots\cdots (5)$$

学習後のネットワークの結合荷重は既知であるから，適当な入力値i_mを与えることにより，(5)式は計算可能になり，任意の出力ユニットの入力ユニットに関する偏微分係数すなわち感度を求めることができる。

以上の定式化は，バックプロパゲーションアルゴリズムにおいて，誤差関数を最小にする結合荷重の修正量を導出する過程に類似している。しかし，感度特性がi_jに関する偏微分であるのに対し，修正量はw_{mk}^Lに関する偏微分係数を用いる。また感度特性が感度そのものを扱うのに対し，修正量は誤差関数の最小化という目的を持つ。さらに再帰の計算も，修正量は上式とは逆に，出力層から入力層へ向かって行われる。このようにここでの定式化は，バックプロパゲーションの基本原理の応用の1つではあるが，その内容や導出方法は異なっており，出力ユニットの挙動によって入力ユニットを評価するという独自の目的のために導かれたものである。

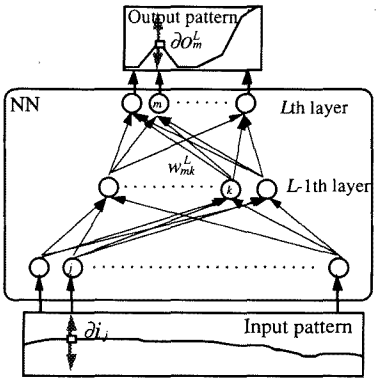

図1　階層型ニューラルネットワークの感度特性
Fig. 1. Sensitivity of layered neural network.

<2·2> 入力ユニットの寄与度と寄与要素の特定方法

次に(5)式を用いて寄与要素の特定を行う手順を説明する。まず偏微分係数D_{mj}^Lについて考察すると，図1において入力ユニットの値を微小に変化させたときの，出力ユニットの値の変動を表している。今，逆に1つの入力ユニットjに着目すると，各偏微分係数D_{mj}^Lは，入力ユニットjが各出力ユニットに及ぼす寄与の程度と考えることができる。そこで入力ユニットjそれぞれについて，全出力ユニットの中の最大の偏微分係数を入力ユニットの寄与度C_jとする。すなわち

$$C_j = \frac{\max_m |D_{mj}^3|}{M} \qquad \cdots\cdots (6)$$

ただし，$M = \max_{m,j} |D_{mj}^3|$

をすべてのjについて求める。

ここで寄与度C_jが小さい入力ユニットは，ネットワークが表す対応関係に影響を与えない独立した要素，あるいは他の入力ユニットと従属関係にある冗長な要素と考えられ，ネットワークから削除しても影響を及ぼさないと推測される。そこで適当なしきい値Tを設けて，

$$C_j < T \qquad \cdots\cdots (7)$$

を満たす入力ユニットを削除候補とする。従って，削除の初期段階では多数の入力ユニットを一度に削除し，後期段階では1つまたは数個ずつ削除するようになる。

残った入力ユニットについてネットワークを構成し同様に学習を行う。そしてネットワークの収束状態が削除前のネットワークより悪化しなければ，削除された入力ユニットはネットワークの入出力関係に寄与していないと考えて，さらに同様の手続きを実行する。削除前のネットワークよ

り収束状態が悪化した場合は，その入力ユニットを削除せず終了する。収束状態が悪化したかどうかについては，学習後のネットワークの未学習パターンに対する識別一致率を求め，この値が前回より下回った場合に悪化したと判断することにした。

こうして最終的に残った入力ユニットを識別に寄与する要素と特定する。なお先の論文では，感度を裏付ける解析的手法がなく，入力の微小変化に対する出力変化を数値実験的に求め，その相対的変化から寄与要素を選択していたので，一般的な議論にできなかった。本論文では入力層－出力層間の偏微分係数の計算を定式化し，入力要素選考の基準を寄与度として明確化した結果，与えられた入力要素の中から主要な要素を選択する手法として一般化できた。

また提案手法に類似したものとして，主成分分析等多変量解析の方法があるが，これらは入力要素を線形変換によって少数個の主要な因子で代表させる手法であり，入力要素自体の次元数を削減するものではない。一方，提案手法は，非寄与要素を入力から削除する目的を持つとともに，情報の分散表現や非線形変換など汎化方法として優れた機能を持つNN[8]を用いることにより，拡張性，汎用性を向上させる目的を持っている。言い換えれば，入力に何を用いればよいか，あるいは専門家の評価との一致率をいかに上げるかといった，識別装置開発の現場的な問題に対して有効な手法と考えられる。

3．真珠色彩識別の概要と装置試作の手順

真珠はその複雑な光学的特性のため品質の定量化が難しく，専門家が色彩，照り，色みといった感覚的な指標と，詳細には限度見本との比較により識別する。色彩は，主に真珠の物体色を評価する指標であるが，薄膜干渉による様々な干渉色が現れるため，干渉現象に関わる色みの指標との関連も予想される。また今回対象とするϕ7.5mm 真珠の仕上げ前工程における色彩識別は，ホワイトからクリームまでの僅かな色彩差を 10 カテゴリに分けるもので，素人には見分けられない高い分解能を要する作業である。なお複数の専門家による本作業の識別一致率 DR (Discrimination rates) は80%（±1カテゴリの誤差を含めた拡張識別一致率 EDR(Extended DR) は100%），処理速度は数個／秒であり，これと同等の検査性能を持つ装置が要求される。

真珠の色彩識別におけるこれまでの研究[9]では，カラーカメラ等の汎用的な計測器が使われていたが，実用レベルで専門家と同等の検査性能を実現するには至っていない。

以上の背景のもとで，専門家と同等の識別一致率をめざし，感性計測の枠組みに沿って真珠の色彩識別装置を試作するプロセスについて述べる。色彩を精密に計測するためにまず分光スペクトルに立ち返り，要因特定法を用いて，識別に寄与する波長帯の選択を行った。その結果，狭帯域の干渉フィルタとCCDカメラによる，低価格の色彩識別装置が実現できる可能性が得られたので，性能確認のため装置試作を行った。さらに装置の最適化を行う意味で，要因特定法を再度用いて画像上の特徴量の選択を行った。

4．要因特定法のスペクトルへの応用

<4·1> ネットワークの構成　色彩によりホワイト（カテゴリ 0）からクリーム（カテゴリ 9）まで 10 段階にカテゴリ分けされる100個の真珠サンプルについて，積分球型分光光度計を用いて380 - 780 nm の可視範囲を 5 nm 間隔でサンプリングし，81 点の分光スペクトルを測定した。図 2 に，カテゴリ 0, 3, 6, 9 の分光スペクトルを示す。

3 層のNNにおいて，入力層には 81 個の分光スペクトル強度を学習パターンとして与え，出力層にはカテゴリ分けの結果を教師パターンとして与える。教師パターンは，専門家によるカテゴリ分け結果を 10次元のベクトル表示 $\boldsymbol{t}_n=\left(t_0,\cdots\cdots,t_9\right)^T=\{0\,(k<n),0.5\,(k=n),1\,(k>n)\}$ したもので，例えばカテゴリ 3 であれば $(0,0,0,0.5,1,1,1,1,1,1)^T$ のようなベクトル表現となる。なお専門家のカテゴリ分けの精度である±1の誤差をネットワークに反映させるため，教師パターンに中間値 0.5を設けた。また中間層は，10個，20個，40個の場合で予備実験を行い，ネットワークが収束するのに十分と思われる20個を採用した。

<4·2> ネットワークの学習　学習はバックプロパゲーションにより行い，各ネットワークに学習パターンを 1000 回ずつ提示して，その時点でのテストパターンに対する識別結果を得た。この学習・識別を繰り返し，テストパターンに対する平均 2 乗誤差が最小値に達した時（それ以上学習を行うと平均 2 乗誤差が増加する，すなわち過学習状態になる）で終了した。

なお識別結果は Cross Validation[10]の方法によった。全サンプルを 10 サンプルずつ（各カテゴリ 1サンプル）10 個のデータセットに分割し，このうち 9 データセットを学習パターンに使用し，残りの未学習の 1 データセットをテストパターンにあてた。そしてデータセットの組合せを順次換えていき，合計で 900 個の学習パターンおよび 100 個のテストパターンの識別結果から，識別一致率を算出した。

<4·3> 寄与度の計算　(6)式を用いて学習終了後のネットワークの入力要素の寄与度を算出する。今，(5)式において偏微分係数を計算するために適当な入力値を与える必要がある。学習に用いた分光スペクトル全てを，入力値として順に与えることも考えられるが，冗長である。ここでは，学習に用いた分光スペクトルをカテゴリ毎に分け，それぞれ入力要素ごとの中央値を集めて構成した 10 種類の分光スペクトルを，カテゴリの代表パターンとして用いた。図 3 に削除処理前の状態のネットワークに，カテゴリ 0, 3, 6, 9 の代表パターンを与えたときの偏微分係数を示し，図 4 (a)にこれから求めた寄与度を示す。図 3 のいずれの場合も，与えた代表パターンのカテゴリに相当する出力ユニット（例えばカテゴリ 3 の代表パターンを用いた場合は第3出力ユニット）の係数が大きい値を示しており，偏微分係数が問題の特性を反映していることがわかる。

<4·4> 寄与スペクトルの特定　以上に述べた学習と寄与度計算を繰り返しながら，入力要素の削除を行い，寄与

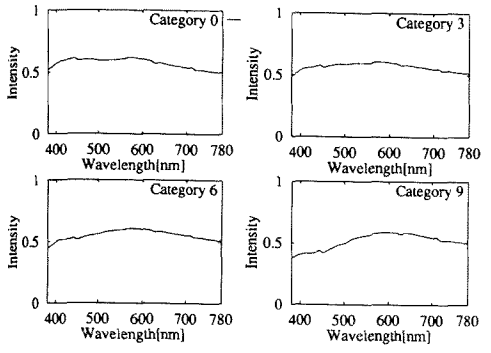

図2 入力パターン（分光スペクトル）の例
Fig. 2. Sample input patterns (spectral reflectance).

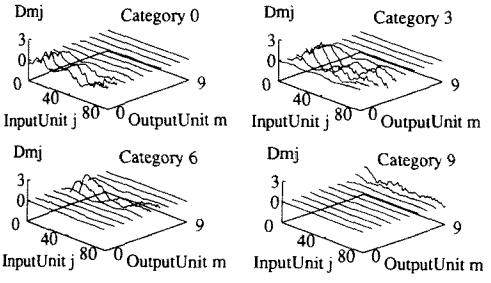

図3 各カテゴリの代表データを与えたときの感度特性
Fig. 3. Sensitivities obtained using the median input pattern of each category.

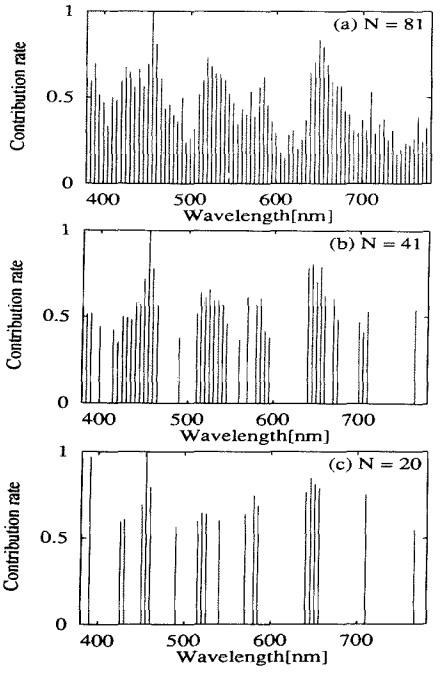

図4 削除過程における各入力要素の寄与度
Fig. 4. Contribution rates in the elimination process for each input factor.

スペクトルの特定を行った。(7) 式におけるしきい値 $T = 0.4$ とした。ただしスペクトルの連続した要素について同時に削除する数を制限し，主要な要素を削除してしまわないようにした。計 16 回の削除処理によって残り 10 要素になった時点で削除を終了した。

<4·5> 結果の評価と検討　図 5 に，各削除段階の入力要素数とテストパターンの識別一致率の変化を示す。図より，第 1 回目（削除前）時点でのテストパターンの DRは 54%（EDR = 95%）であり，入力要素数が20個付近に絞り込まれるまでは，識別一致率が低下しないことがわかる。また図 4(b)(c) に，それぞれ入力要素数が 41, 20 の段階における寄与度を示す。図では削除過程での寄与度の変化が比較できるように，横軸に分光スペクトルの波長成分をとっている。寄与度が 0 で示されているものは，削除されたことを示す。

削除が適正に行われたかどうかを確認するための実験を行った。ちょうど半数の入力要素を削除した段階で，残った入力要素とすでに削除された入力要素のそれぞれで別々にNNを構成し，識別一致率を調べた。結果を表 1 に示す。(a) が，残りの入力要素，すなわち，図 4(b)において残っている入力要素であり，(b) が削除された入力要素，すなわち，それ以外の波長成分に図 4(b)の寄与度のグラフで最小値を示している380[nm] の波長要素を加えたものである。この表で，テストパターンだけでなく学習パターンに対する識別一致率，平均 2 乗誤差にも明らかな違いが見られ，識別に寄与する波長が選ばれていることが確認された。

以上の結果から，本アルゴリズムによって識別に寄与する要素を特定できることが確認できた。ここで注目すべきは，図 4 において示した識別一致率が，削除の過程でわずかだが上昇していることである。これは非寄与要素や冗長要素が削除された結果，ネットワークの最適化が図られ汎

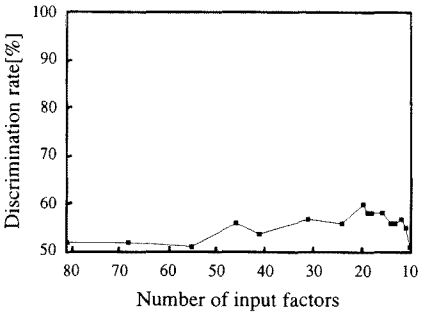

図5 削除過程における入力要素数と識別一致率
Fig. 5. Discrimination rates with number of input factors used during elimination process.

表1 識別結果の比較
Table 1. Comparison of results of discrimination.

	学習パターンに対する結果		テストパターンに対する結果	
	平均 2 乗誤差	識別一致率[%] DR (EDR)	平均 2 乗誤差	識別一致率[%] DR (EDR)
(a)	0.0105	65.3 (97.9)	0.0177	54.0 (94.0)
(b)	0.0178	53.8 (90.2)	0.0278	41.0 (86.0)

化能力が高まったためと考えられる。これまでに中間層の最適化については多くの研究があり[11][12]，中間層ユニット数が汎化能力に影響することは確認されてきたが，入力層ユニット数と汎化能力に関する研究はあまりなかった。この結果では，本方法が寄与要素を特定することに加え，汎化能力を向上させるのにも有効であることが確かめられた。

従って，識別に寄与する波長を特定するという初期の目的については，識別一致率の高い時点である20個のネットワークの構成を採用することにする。これらは図から10個の波長域ととらえることができる。

5. 色彩識別装置の設計と要因特定法による最適化

前章の結果に基づき，色彩識別装置の設計と最適化を行い，専門家との識別一致率を調べることによって，感性計測の手順と要因特定アルゴリズムの適用効果を検証する。

<5·1> 色彩評価装置の試作　複数の波長光を計る装置として，モノクロCCDカメラと干渉フィルタによる構成を採用した。表2に干渉フィルタ F_0, …, F_9 の透過特性を示す。フィルタのピーク波長とバンド幅は，干渉フィルタの透過特性がガウス分布で近似されるという仮定に基づいて，求めた寄与度のグラフにガウス曲線をあてはめて決定した。

図6に試作した装置の外観を示す。白色光源を用い，光源－対象（真珠）－CCDカメラのなす角が45度になるように配置する。物体から反射した光は，干渉フィルタを介してカメラに取り込まれ，EWSに内蔵された画像処理ボードにより，256階調512 x 480画素の濃淡画像に変換される。干渉フィルタを替えて撮像した画像の組が，一つの対象物に対するデータの単位となるので，まとめてマルチバンドイメージ（以後，MBIと記し，n番目の画像を mbi_n とする）と呼ぶ。なお，画像入力は外乱を避けるため暗室環境で行う。また各干渉フィルタにはNDフィルタを1～3枚組み合わせて，個々の干渉フィルタの透過率の差，あるいはカメラの波長感度の差等の大まかな補正を行っている。

<5·2> 識別における入力要素の最適化　識別に用いる入力要素（画像上の特徴量）については，局所的な平均輝度，輝度の変化位置，濃度ヒストグラムなどが考えられるが，今回は代表的な局所平均輝度を用いる。

この場合，平均輝度を得る領域の選択が，識別機能に大きく影響する。先の論文で報告した専門家に対するインタビューで，真珠の検査は，真珠の「中」「表面」「境目」などで表される部位に着目して行われることが明らかになっている。これは，球をある方向から眺めた時に観察される，同心円状の各領域に着目していると解釈できる。このことは，真珠が多層膜で構成されていることからも妥当である。そこで，真珠の直径方向の各領域を対象に要因特定アルゴリズムを適用し，要素の最適化と同時に識別一致率の向上を図る。

図7に真珠の画像（原画：カラー）とMBIの例を示す。真珠の画像の中心を通り照明方向と平行な直線上に，等間隔に20点をとり，各点を中心とした正方領域の平均輝度を考える(a)。1つの真珠サンプルに対し各画像 mbi_n (b) から20点ずつ平均輝度を求めると，計200点のデータが得られる。これを入力要素として要因特定を実施した。

<5·3> ネットワークの構成と要因特定　3層のNNで，学習パターンには輝度データを並べた200次元のベクトルを用い，教師パターンには前章と同様，専門家による識別結果を10次元のベクトル表示したものを用いた。中間層については予備実験により40個を採用した。(7)式におけるしきい値 $T = 0.4$ （ただし隣接した領域を同時に削除する要素数には制限を設けた），計16回の削除処理によって，残り10要素になった時点で削除を終了した。

<5·4> 実験結果と考察　図8に，入力要素数が200個の初期段階と21個の段階における寄与度を示す。初期段階の時点ですでに，各画像のハイライト部分に相当する入力要素は低い寄与度を示しており，この部分には識別に必要な色彩情報が存在しないことが確認できる。

また図9に，各削除段階の入力要素数とテストパターンの識別一致率の変化を示す。この場合も入力要素数を絞り込むにつれて識別一致率がわずかに上昇し，21個の入力要素が選ばれた段階で最高値の80%を示し，その後低下した。以上の結果を(1)識別一致率，および(2)要因特定の妥当性，の2つの点から考察する。

まず識別一致率の最高値は80%（EDR = 98%）であった。識別結果を詳細に調べると，±1を越える誤認識を起こした2つのテストパターンは，削除処理の過程で構成されたネットワークで常に-2の誤識別を起こしたカテゴリ4およ

表2　干渉フィルタの透過特性
Table 2. Transmittance specifications for interference filters.

Filter No.	Center wavelength[nm]	width[nm]
F_0	390	19
F_1	428	13
F_2	455	12
F_3	488	20
F_4	520	21
F_5	540	23
F_6	580	25
F_7	648	15
F_8	710	12
F_9	768	12

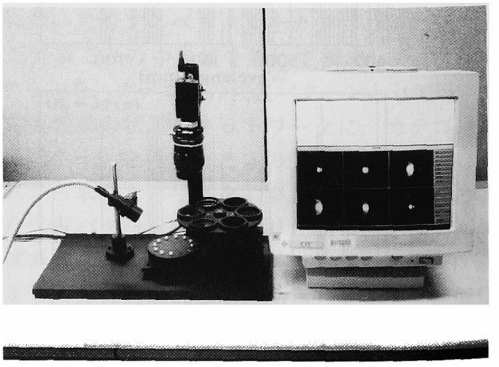

図6　色彩識別装置の外観
Fig. 6. Appearance of pearl color evaluation system.

びカテゴリ5の特定のパターンであった。そこでこれらの真珠を観察したところ，どちらもてりが他の真珠とやや異なる傾向にあることがわかった。このことは，専門家の色彩の判断に色彩情報以外の要因が関与している可能性も考えられ，今後，てり，色みなどの要因分析を進め，総合的な品質評価を行っていくことにより，識別率の改善が図れると思われる。なお複数の専門家による本作業の識別結果の再現性は80%（EDR = 100%）であり，人間との識別一致率という点では，ほぼ満足できる結果に達したといえる。

次に要因特定の妥当性については，以下の比較実験を行った。選択された21個の入力要素を，画像単位で別の要素と入れ替えて比較用のネットワークを構成し，識別一致率を調べた。すなわち各画像 mbi_n が k_n 個の入力要素を含むとき，すでに削除対象となった179個の要素の中から削除時の寄与度が高かった順に k_n 個分を選んで入れ替える。これを $mbi_0, \cdots, mbi_8$ の9枚について実施した。mbi_9 は，属する入力要素が残っていないため実施対象とはならなかった。結果は表3のようにすべてが80%未満を示しており，前章の波長特定において F_9 の透過波長以外については，識別に必要な情報を含んでいたことを確認した。

以上の結果，真珠の色彩識別装置の設計において，波長特定およびMBIの領域特定で提案手法を適用し，識別において有効な計測物理量が選択でき，識別一致率の向上に有効なことを確認した。F_9 についての結果が一致しなかったことについては，寄与度の評価の精度向上などが今後必要と考えられる。

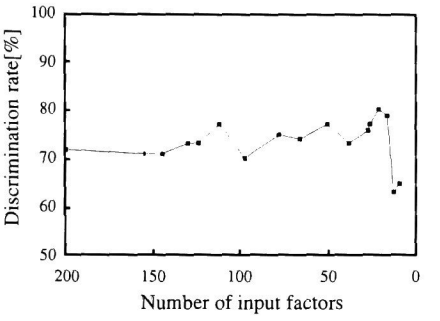

図9　削除過程における入力要素数と識別一致率
Fig. 9. Discrimination rates with number of input factors used during elimination process.

表3　入力要素をMBI単位で入れ替えたときの識別結果
Table 3. Discrimination rates when replacing input factors of each mbi_n.

入れ替え対象としたMBIn	要素数	識別一致率[%]
mbi_0	1	77.0 (98.0)
mbi_1	3	68.0 (97.0)
mbi_2	4	65.0 (96.0)
mbi_3	1	74.0 (97.0)
mbi_4	2	68.0 (97.0)
mbi_5	5	71.0 (97.0)
mbi_6	1	75.0 (98.0)
mbi_7	1	77.0 (98.0)
mbi_8	3	74.0 (97.0)

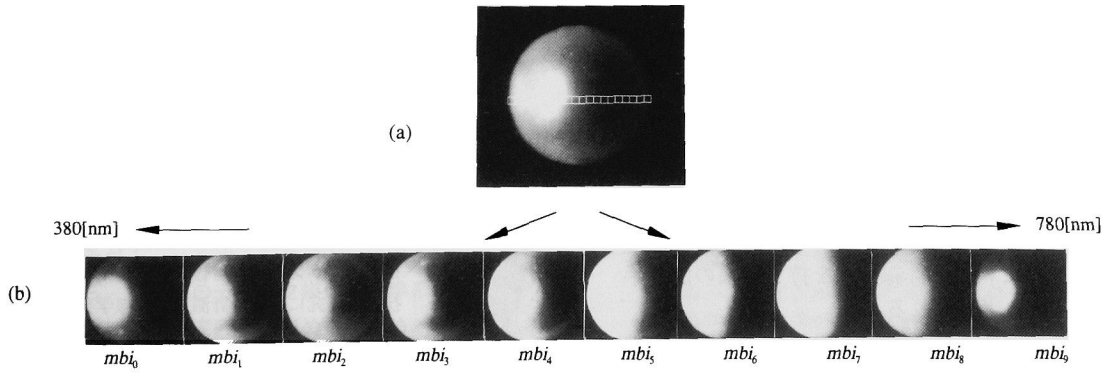

図7 (a) 真珠の画像（原画：カラー）と平均輝度を得る領域　(b) MBIの例
Fig. 7. (a) An image of a pearl (original : color) and local areas where average intensities are extracted. (b) An example of MBI.

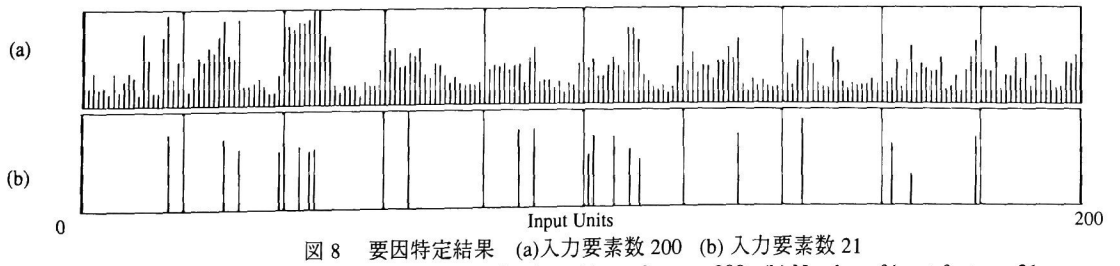

図8　要因特定結果　(a)入力要素数200　(b) 入力要素数21
Fig. 8. Results of factors identification. (a)Number of input factors : 200. (b) Number of input factors : 21.

本論文では，高分解能が要求される色彩識別装置の設計において，限度見本を利用して解析的に行う方法を示した。これはセンシング段階で効果的な計測情報を得ることが，識別の信頼性を向上させるという考えに基づいている。確認のため，分光スペクトルの解析結果を試作装置に反映し，次に局所平均輝度という簡単な画像特徴量により性能評価を実施し，専門家との識別一致率で満足できる結果に達した。この結果，実システムにおいても，フィルタとCCDカメラ及び簡単な画像処理により，識別一致率，装置コスト，処理速度を満足する検査装置を構築できる見通しを得た。それとともに，分光スペクトルに立ち返った解析の手法が，他の色彩を基準とする品質評価対象にも拡張可能であることを示した。

なお，識別に寄与すると判断された9波長帯の物理現象との関連については，現在のところ F_1, F_2 がアコヤガイ真珠の固有吸収波長である430nmおよび460nmに一致しており，また F_4, F_5, F_6 は干渉色の反射極大点510nm - 580nmに関係しているなど，部分的に説明できることがわかっている。このように，物理現象との因果関係が明らかでない識別問題において，限度見本から有効な要因を選択し，識別一致率の向上を図るところがこの手法の特徴であり，今後感覚量や感性量を対象とした自動化技術にとって重要な手法になると考える。

6. むすび

専門家による実際の色彩識別問題において，具体的なシステム構築の検討評価を行った。とくに，計測物理量の選択が識別一致率の向上に有効であるとの仮定に基づき，NNの入力層－出力層間の感度特性を用いた要因特定法を提案し，これまで試行錯誤的に行われていた，装置設計における計測物理量の選択に応用し，実際に装置試作を行った結果，提案手法が識別一致率の向上に有効であることを確認した。

提案した要因特定法は，識別に寄与する入力要素の特定が可能であり，しかも非寄与要素や冗長要素を削除し，ネットワークの最適化と識別一致率の向上を実現できることを確認した。これは従来の線形モデルをベースとした方法と異なり，感覚や感性といった非線形性を持つ対象の解析手法として期待できると考えられる。

また感性計測のシステム構築手順を用いて色彩識別装置の設計を行い，最終的に専門家と同等の識別性能を実現した。こうした枠組みが専門家に替わる計測システムの実現に有効であることを検証したといえる。今後も解析精度の向上等，感性計測技術の手法の確立をめざしていく。

最後に，本研究の遂行にあたり有益なご助言を賜った大阪大学基礎工学部井口征士教授に深く感謝いたします。また真珠の品質評価に関して日頃よりご指導頂いている田崎真珠株式会社大西弘一取締役，中嶋紘之部長，赤根正樹係長に厚くお礼申し上げます。

（平成7年9月5日受付，同7年11月24日再受付）

文　献

(1) 山本純雄・佐藤啓仁・横田和隆・小野忠芳：「手触りによる粒子群の認識とそのセンサ化」，日本機械学会論文集C，59，561，143-146（平5-5）
(2) 高辻利之：「多元的計測とその情報技術に関する調査研究」，計量研究所報告，40，No.2，87-97（平3）
(3) 井口征士：「感性情報処理が目指すもの」，情報処理学会誌，35，No.9，792（平6）
(4) 小林彬：「精密さとあいまいさ」，精密工学会誌，56，No.6，51-55 (1990)
(5) H. Asada and S. Liu: "Transfer of human Skills to Neural Net Robot Controllers", Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 2442-2448 (1991)
(6) 平野邦彦・宮道壽一：「調和配色を選定するニューラルネットの構成」，信学論J74-D-2，5，610-618（平3）
(7) 長田典子・亀井光仁・赤根正樹・中嶋紘之：「感性計測技術に基づく真珠品質評価システムの開発」，電学論C，112，No.2，111-116 (平4)
(8) 臼井支朗・中内茂樹・中野正恵：「多層ニューラルネット恒等写像モデルによるマンセル色空間の特徴解析」，信学技報，NC89-40，45-50（平1）
(9) 中石浩志・相田貞蔵：「ビデオカメラの焦点ぼかしによる真珠の色分類システム」，電学論C，107，No.8，729（昭62）
(10) N.Tishby, E.Levin and S.Solla:"Consistent Inference of Probabilities in Layered Networks: Predictions and Generalization",Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks,Washington, D.C., 2 403-409, IEEE (1989)
(11) J.Sietsman and R.J.F.Dow:"Neural Net Pruning-Why and How", IEEE International Conference on Neural Networks, I325-333 (1988)
(12) 押野隆弘・尾島潤・山本眞司：「誤差逆伝搬学習における中間層ユニットの逐次削減法」，信学論J76-D-2，7，1414-1424（平5-7）

長田典子　（正員）1983年京都大学理学部数学系卒業。同年三菱電機（株）入社。産業システム研究所において，知識情報処理，センサ情報処理などの研究に従事。95年大阪大学大学院基礎工学研究科システム工学専攻博士課程在学中。情報処理学会，システム制御情報学会会員。

亀井光仁　（正員）1971年奈良高専電気工学科卒業。同年三菱電機（株）入社。伊丹製作所において，レーザおよび画像処理による表面検査技術，移動体用光通信技術，プラント監視用複合計測技術など各種の計測技術の研究に従事。計測自動制御学会，応用物理学会，日本光学会会員。

宇佐美照夫　（正員）1973年大阪市立大学大学院工学研究科応用物理学専攻修士課程修了。同年三菱電機（株）入社。産業システム研究所において，主としてプラント機器の診断システムに関する研究に従事。計測自動制御学会，IEEE会員。