

ニューラルネットワーク画像処理による官能検査の自動化に関する研究

—画像処理技術の牛枝肉の等級判定への応用—

応用電子部

白仁田和彦, 林健一郎, 大坪昭文

本論文では、画像処理とニューラルネットワーク及び重回帰分析を用いて脂肪交雑により肉質を等級付けするシステムについて述べる。脂肪交雑は、牛枝肉のロース芯領域の脂肪の分布の程度をあらわし、肉質等級の中で最も重要な要因とされている。はじめに、格付員による等級付けの作業状況を調査し、等級付けに用いている5つの変量を明らかにする。この5つの変量を肉画像から得るためには、ロース芯領域を適切に脂肪領域と筋肉領域に分ける必要がある。このために3層ニューラルネットワークによる肉画像の2値化処理の方法を提案する。この方法により肉画像を2値化し5つの変量を求め、重回帰分析により等級と相関の高い変量を決定し、等級付けのための重回帰式を求める。この重回帰式による未知サンプルの等級付け実験の結果によってその有効性を示す。

1. はじめに

わが国で取引されている牛枝肉は、社団法人日本食肉格付協会によって格付け（等級判別）¹⁾されている。格付けは、牛枝肉の切開面を格付員と呼ばれる専門家が基準規格見本と照合する目視検査により行われている。現在、格付け作業は低温の冷蔵庫中で行われているため、格付員にとっては過酷な労働条件となっている。そこで、人間の視覚に頼らない、客観的な牛枝肉格付けを実現する自動化技術の開発が望まれている。

牛枝肉の等級は、商品となる肉の量に関する歩留まり等級と肉の質に関する肉質等級の2つの要素から総合的に判定されている。肉質等級には4種類の要因があり、それらは脂肪交雑、筋肉部の色と光沢、締まり及びきめ、脂肪の色と光沢である。なかでも、脂肪交雑は肉質等級を決定する最も重要な要因とされている。脂肪交雑の等級付けを自動化する研究については、これまでにいくつかの報告^{2)~4)}がある。しかしながら、いずれの報告結果も等級判別には十分満足すべきものとは言えない。

本論文では、脂肪交雑の等級付けを、画像処理とニューラルネットワーク⁵⁾及び重回帰分析⁶⁾を用いて実現する方法について述べる。

脂肪交雑は、牛枝肉のロース芯と呼ばれる部分における脂肪の分布密度の程度を表すものであり、格付員は、図1に示すように12段階（等級）に分けられた牛脂肪交雑基準と実際の牛枝肉とを照合しながら等級付けを行っている。

2章では、まず等級判別のための基準について格付員への聞き取り調査を行った結果を述べる。この

調査より、格付員は牛枝肉の脂肪領域に対していくつかの物理量を目算していることを明らかにし、調査結果に基づいた等級付けのシステム化の方針について述べる。

システムを安価で簡単なものとするためには、カラー画像よりも白黒画像を用いる方が良いのは勿論である。3章では、4ビットの白黒画像を用いれば十分であることを実験を通して明らかにする。

システム化のために、脂肪領域に対していくつかの物理量を計測する必要がある。そのために上で得られた4ビットの白黒画像は、脂肪領域を抽出するという目的のために2値化（脂肪領域とその他の領域）する必要がある。4章では3層ニューラルネットワークを用いて2値化する方法を提案する。

5章では、重回帰分析を用いて格付員が目算している物理量の中から等級と相関の高い変量を求め、等級との関係式（重回帰式）を作る。

6章では、未知のサンプルに対して重回帰式を用いて求めた等級が格付員のものとよく一致することを示す。

2. 等級付けのシステム化の方針

脂肪交雑は、ロース芯部分における脂肪の分布密度の程度を表すものであり、格付員は、図1に示すように12段階（等級）に分けられた牛脂肪交雑基準と実際の牛枝肉とを照合することにより脂肪交雑の等級を決定している。このように脂肪交雑の等級は、基準画像と牛枝肉との照合作業により決定されるものであり、等級付けのための基準となる明確な物理

量は示されていない。しかしながら、格付員は、長年の経験に基づいて瞬時に等級付けを行っている。このことは、格付員が経験に基づいた何らかの基準を用いて等級付けを行っているとは推測できる。そこで、格付員がどのような基準によって等級付けを行っているか、聞き取り調査を行った。

この調査の結果、次のような点に注目して等級付けを行っていることが明らかになった。まず、ロース芯部分を経験に基づいて脂肪領域と筋肉領域に分け、ロース芯部分の全体面積に対する脂肪領域の面積割合を概算する。「さし」と呼ばれる一つ一つの脂肪領域の大きさとその個数、及びロース芯全体における「さし」の分布（ちらばり具合）を調べる。以上の諸点（直観的な判断による）をもとに、格付員は等級付けを行っている。上述の「さし」は、その大きさにより「大さし」、「小さし」と区別して呼んでいる。

この調査結果から、格付員はいくつかの物理量を目算して等級付けを行っていることが判明した。したがって、実際の肉画像を処理して、上述した物理量を求めることができれば、格付員と同等の能力を持つシステムが開発できる可能性がある。

この調査に基づいて、次の諸点を考慮してシステムを作る必要がある。

I. システムに入力する肉画像の性質の検討。

（カラー画像にする必要があるか、白黒画像でも良いかなど）

II. ロース芯領域を適切に脂肪領域と筋肉領域の二つの領域に分離すること。

III. 肉質を決める次の変量を計算すること。

- 1) ロース芯全体の面積に対する脂肪領域の面積の割合。
- 2) 「さし」の個数。
- 3) 「大さし」の個数。
- 4) 「小さし」の個数。
- 5) 「さし」の分布の偏り程度。

IV. IIIの変量に基づいて等級を決定すること。
以下の章においてこの点を順次検討していく。

3. システムに入力する肉画像の検討

ここでは、2章のIで示したシステムに入力する肉画像の性質について検討する。即ち、脂肪交雑を求めるためにカラー画像を用いるべきか、白黒画像を用いるべきか、画素値は何ビットでよいのか、について検討する。白黒画像を用いれば、カラー画像を用いる場合に比べてシステムは簡単になる。さらに白黒画像のビット数も少ないほど良い。

実際の牛の枝肉34種について、1種につきカラー画像1枚、8ビットから1ビットまでの白黒画像8枚、つまり1種につき9枚の画像を用意した。つまり、 $34 \times 9 = 306$ 枚のロース芯画像を用意した。その画像の例を図2に示す。図の中の長方形の枠は、後の脂肪交雑を求める実験において、実際に画像処理が適用される領域である。

格付員は、これら306枚の画像を観察し脂肪交雑に基づく等級付けを行った。表1に306枚の画像に対して格付員が等級付けした結果を示す。

次に、この表1の結果を基に、カラー画像と白黒画像に対する格付員の等級付けの格差を調べたのが図3である。8ビットから4ビットまでの白黒画像

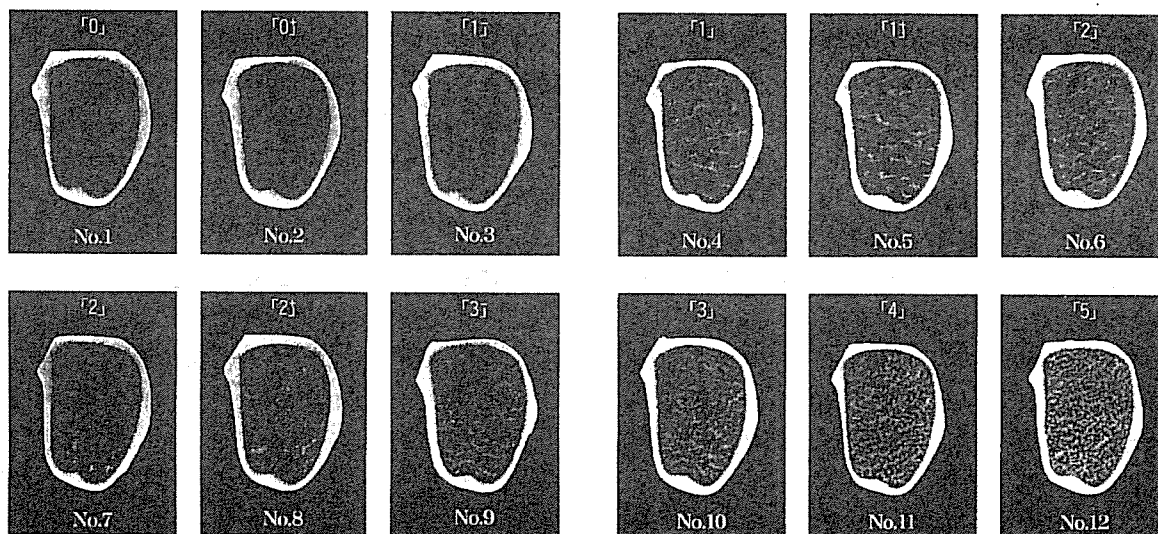
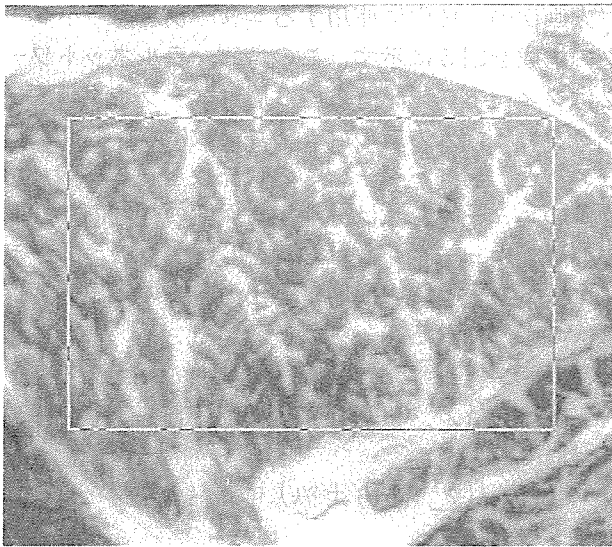
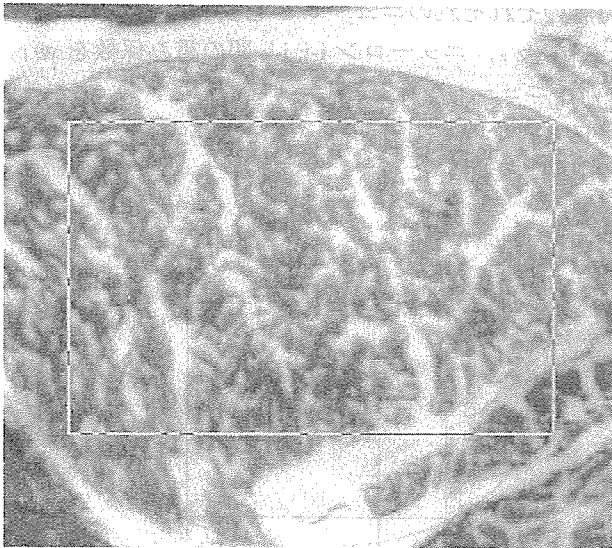


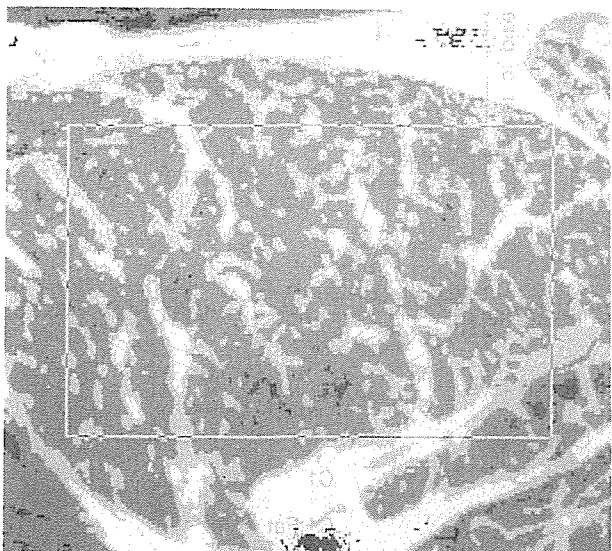
図1 牛脂肪交雑基準



(a) 8 bit



(b) 4 bit



(c) 2 bit

図2 白黒画像の例

に対する等級付けとカラー画像に対する等級付けとの等級格差は、1等級以内である。この格差は実際上許容できる差であり、したがって、脂肪交雑を求めるために4ビット白黒画像を用いれば十分であると考えられる。そこで、以下の章では4ビット白黒画像を対象とした。

表1 格付員による等級付け結果

No.	Color	Monochrome(bits)							
		8	7	6	5	4	3	2	1
1	3	4	3	3	3	4	3	4	5
2	7	7	6	6	6	6	4	6	7
3	10	9	10	10	10	9	9	9	8
4	4	5	5	4	5	5	4	4	4
5	5	6	6	6	6	6	6	7	9
6	9	9	8	8	8	9	9	7	5
7	8	7	8	8	8	8	8	7	7
8	6	6	6	6	6	7	6	4	4
9	4	4	4	4	4	5	5	8	8
10	3	3	3	3	3	3	3	4	5
11	8	9	9	8	9	9	8	6	5
12	7	5	5	6	6	6	6	4	4
13	7	6	6	6	6	5	5	4	6
14	6	6	4	4	4	5	5	6	6
15	7	6	7	7	7	7	7	6	5
16	6	6	5	5	6	6	6	5	6
17	6	7	5	6	6	7	7	7	7
18	7	8	7	8	8	8	8	6	6
19	6	7	6	7	6	7	7	6	5
20	8	7	8	7	7	8	6	4	4
21	5	3	3	4	4	4	4	3	3
22	5	4	3	3	4	4	5	3	3
23	7	6	6	7	5	7	6	3	4
24	5	6	5	5	5	6	7	9	3
25	5	6	5	6	6	6	5	4	5
26	8	7	7	7	7	7	6	7	3
27	4	5	4	4	4	5	5	4	5
28	9	8	7	7	7	8	7	8	4
29	7	8	7	7	6	7	8	6	6
30	4	5	4	4	5	4	4	3	3
31	4	4	4	4	4	5	4	5	2
32	5	7	6	6	6	7	5	4	4
33	6	7	6	6	6	6	6	5	4
34	9	8	8	8	8	8	8	8	4

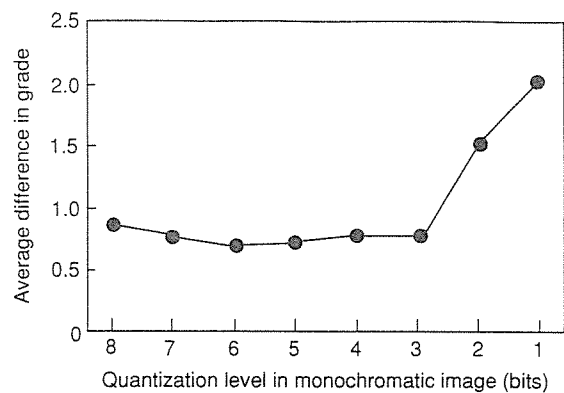


図3 等級付け格差

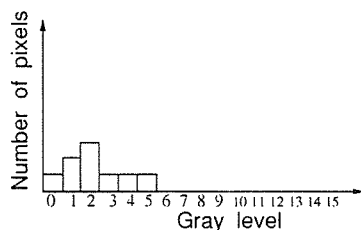
4. 肉画像の2値化処理

ここでは、2章のIIで示したロース芯領域を適切に脂肪領域と筋肉領域の二つの領域に分離することについて述べる。そのために、3章で述べた4ビット白黒画像において、“脂肪パターン”と“筋肉パターン”の概念を定義し、この定義に基づいて画像の2値化を行う。

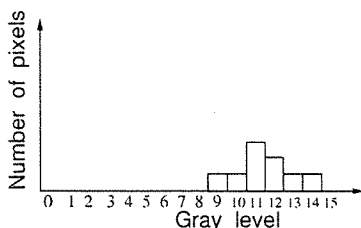
“脂肪パターン”とは、ある画素が脂肪とみなされたとき、その脂肪画素とその周りの8近傍画素との輝度値から作られる輝度ヒストグラムのことを言い、使用する画像が4ビット画像だから16次元ベクトルと考えて良い。同様に、“筋肉パターン”とは、ある画素が筋肉とみなされたとき、その筋肉画素とその周りの8近傍画素との輝度値から作られる輝度ヒストグラムのことを言い、同じく16次元ベクトルとなる。この“脂肪パターン”と“筋肉パターン”の典型的な例を図4に示す。“脂肪パターン”と“筋肉パターン”は、4ビット画像においてそれぞれ特有な形を持っている。

上述の“脂肪パターン”と“筋肉パターン”を利用して、ニューラルネットワークによって肉画像を2値化する方法を提案する。

はじめに、典型的な脂肪画素と筋肉画素を選ぶ。典型的な画素としては、格付員が4ビット白黒画像から脂肪画素100個、筋肉画素100個の合計200個を決定した。これらの画素をもとにして、“脂肪パターン”100個、“筋肉パターン”100個を作成した。これらをニューラルネットワークへの学習データとする。



(a) Muscle



(b) Fat

図4 濃度ヒストグラムの例

肉画像の2値化に使用するニューラルネットワークの構成を図5に示す。このニューラルネットワークはフィードフォワード型3層ニューラルネットワークである。入力層のニューロン数は、“脂肪パターン”と“筋肉パターン”の次元数と同じ16個、出力層のニューロン数は分別する属性の数と同じ2個、中間層のニューロン数は6個とした。このニューラルネットワークの中間層jと出力層kの入出力関係は次のようになる。

$$y_j = f\left(\sum_i w_{ji}x_i + \theta_j\right) \quad (1)$$

$$z_k = f\left(\sum_j a_{kj}y_j + \gamma_k\right) \quad (2)$$

ここで、ニューロンi, j, kは、入力層、中間層、出力層のそれぞれのニューロンを表し、その出力を x_i, y_j, z_k 、ニューロンi, j, k間の重み係数を w_{ji}, a_{kj} 、ニューロンj, kのしきい値を θ_j, γ_k 、ニューロン素子の入出力関数には、次式のようなシグモイド関数を用いた。

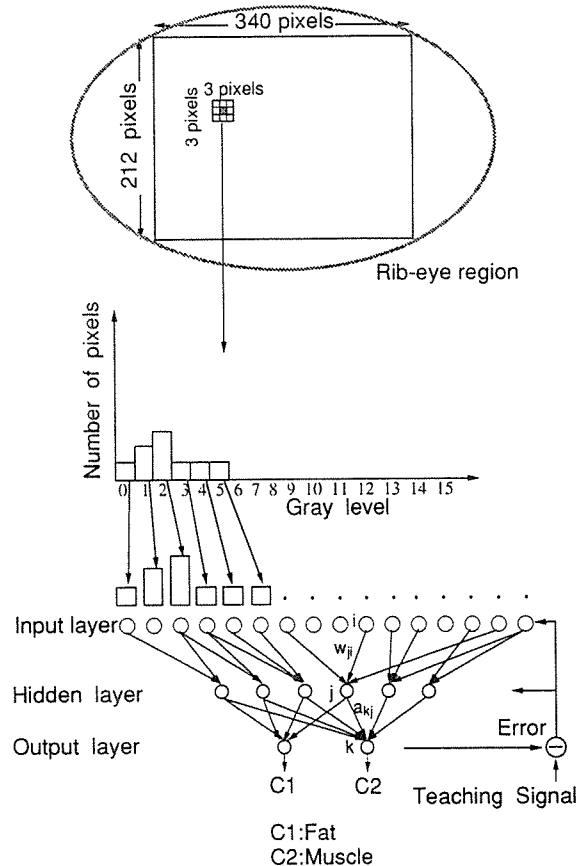


図5 ニューラルネットワークの構成

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

学習には、バックプロパゲーション（誤差逆伝搬）法を用い、学習過程におけるネットワークの評価関数 E を次式で定義する。

$$E = \sum_p E_p = \sum_p \sum_k (t_{pk} - z_{pk})^2 \quad (4)$$

ここで、 t_{pk} は入力信号 p におけるニューロン k の教師信号である。学習では、この評価関数 E を減らすように各ニューロン素子における重みおよびしきい値を更新していき、 E がある一定の値以下になったとき、学習を停止させた。

上で得られた重みとしきい値を固定して、このニューラルネットワークを実際の肉画像の2値化に用いる。2値化処理は、図2に示した長方形の枠内（縦212画素×横340画素）について行う。3章で示した34種の肉画像に対して本手法により2値化処理を行った。図6は、図2（b）で示した画像を本手法により2値化した結果である。白い部分が脂肪領域である。図2（b）と比較すると、適切に脂肪領域とその他の領域に分けられているのがわかる。この結果は、本手法が肉画像の2値化に有効であることを示している。

5. 重回帰分析による等級判別基準の検討

ここでは、2章のⅢで示した5つの変量を計算し、重回帰分析を用いて等級判別のための重回帰式を求める。

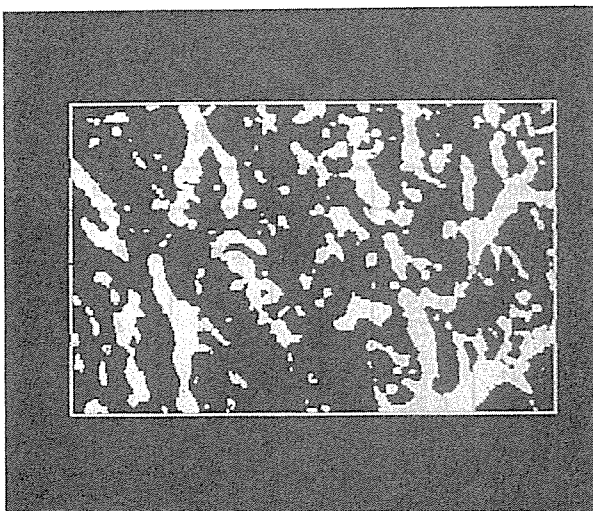


図6 本手法による2値化画像

5.1 重回帰分析⁶⁾

多変量解析は、収集されたデータをもとに絡みあった要因を解きほぐし、要因相互の関係を明確にするための手法である。多変量解析の一つである重回帰分析は、明らかにしたい事柄（目的変量）と、他の数多くの事柄（説明変量）との関係を調べ、目的変量に強い影響を及ぼしている説明変量を発見し、目的変量と説明変量との間に関係式（重回帰式）を作成し、この関係式をもとに分析を行う方法である。

5.2 5つの変量

前述した34種の枝肉の2値画像において面積率（ x_1 ）、「さし」の個数（ x_2 ）、「大さし」の個数（ x_3 ）、「小さし」の個数（ x_4 ）、「さし」の分布の偏り程度（ x_5 ）の5つの変量を求める。ここで、各変量を定義する。面積率は、2値画像の全体面積に対する脂肪領域の面積割合とする。「さし」については、格付員の経験に基づき画像上の雑音等を考慮して25画素以上の脂肪領域を対象とする。1250画素以上を「大さし」、1250画素未満を「小さし」とし、「さし」の個数、「大さし」の個数、「小さし」の個数をそれぞれ数える。「さし」の分布の偏り程度は、画像上に設定した長方形の枠内を十字型に4分割し、各領域間の脂肪面積の分散値として求める。

前述した34種の肉画像に対して5つの変量を求めた結果を表2に示す。表2の"Grade"の値は、格付

表2 34種の肉画像の5つの変量値

No.	Grade	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	3	0.227	40	4	36	2677
2	7	0.335	48	5	43	3029
3	10	0.488	25	7	18	10686
4	4	0.248	38	2	36	774
5	5	0.318	34	5	29	516
6	9	0.428	47	7	40	9906
7	8	0.408	44	5	39	2972
8	6	0.305	42	5	37	1196
9	4	0.268	55	3	52	4484
10	3	0.187	36	3	33	920
11	8	0.387	39	6	33	3782
12	7	0.353	57	4	53	814
13	7	0.369	54	4	50	821
14	6	0.287	41	4	37	3310
15	7	0.341	43	5	38	4494
16	6	0.320	40	3	37	1944
17	6	0.314	41	5	36	6100
18	7	0.372	42	6	36	3142
19	6	0.316	51	4	47	2357
20	8	0.368	42	6	36	901
21	5	0.263	57	3	54	1468
22	5	0.265	49	5	44	1593
23	7	0.373	45	7	38	3174
24	5	0.262	42	4	38	2444
25	5	0.294	62	5	57	739
26	8	0.382	46	7	39	1158
27	4	0.230	55	5	50	1438
28	9	0.392	49	7	42	7388
29	7	0.377	43	5	38	502
30	4	0.226	27	5	22	2404
31	4	0.253	40	4	36	2484
32	5	0.292	37	4	33	7375
33	6	0.302	43	4	39	493
34	9	0.397	48	8	40	1763

員による等級付け結果を示している。

5.3 各変量間の相関係数と重回帰式の導出

表2で示した各変量の結果に対して、各変量間および各変量と格付員による等級付け結果との相関係数を求めた。その結果を表3に示す。表3から、等級と面積率、等級と「大さし」の個数の相関が強いことがわかる。また、面積率と「大さし」の個数、「さし」の個数と「小さし」の個数との相関も強い。従って、表3の結果より面積率(x_1)と「大さし」の個数(x_3)が目的変量の等級に強い影響を及ぼすと判断される。

重回帰分析では、一般に説明変量には目的変量との相関係数が0.7以上のものを用いる方が良いとされている。そこで、相関係数が0.7以上である面積率(x_1)と「大さし」の個数(x_3)を説明変量として、目的変量の等級を求める重回帰式を次のように定義する。

$$y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_3 \quad (5)$$

a_0 は定数項、 a_1 、 a_2 は説明変量 x_1 、 x_3 の係数である。表2のデータを用いて重回帰分析により a_0 、 a_1 、 a_2 の値を求めたところ、次のような値となった。

$$\begin{aligned} a_0 &= -2.162 \\ a_1 &= 23.288 \\ a_2 &= 0.172 \end{aligned} \quad (6)$$

5.4 分析精度の評価

得られた重回帰式(5)による未知サンプルの等級付けを正しく評価するために決定係数の検定を行う。

はじめに決定係数を求める。統計学では、目的変量 y の回帰平方和 S_R 、残差平方和 S_E より決定係数 R^2 は $R^2 = 1 - S_E / (S_R + S_E)$ で求められる。こ

れより式(5)において、係数 a_0 、 a_1 、 a_2 を求めたときの決定係数は0.93であった。一般に決定係数が0.8以上の場合、分析の精度が非常に良いとされている。

そこで、この決定係数を検定する。統計学では、 S_R 、 S_E の不偏分散を $V_R = S_R / p$ 、 $V_E = S_E / (n - p - 1)$ (n はサンプル数、 p は変数の数)としたとき、 $F_R = V_R / V_E$ がある決められた基準値より大きいとき、決定係数は有意と判断され、分析の精度が良いと評価できる。そこで、 F_R を求めたところ217となり、基準値5.36(有意水準 $\alpha = 0.01$ におけるF分布の $F(2, 31, 0.01)$ の値⁶⁾)より大きい値を示したため、得られた決定係数は有意であり、すなわち分析の精度は良いという結論を得る。

6. 等級付け実験

前述の重回帰式(5)を用いて新しいサンプルの等級付けを試みる。新しく肉画像を10種用意し、これまでと同じ手順により面積率(x_1)、「大さし」の個数(x_3)を求め重回帰式(5)より等級を求めた。その結果を表4に示す。 y 値は重回帰式(5)を用いて求めた等級であり、Gradeの値は格付員が決定した等級である。10種の肉画像すべてについて、重回帰式より求めた等級が格付員の等級付け結果とほぼ一致していた。

7. おわりに

牛枝肉画像を観察し、その肉質等級を決定するシステムを提案した。このシステムでは、牛枝肉の等級付けで最も重要な要因である脂肪交雑を対象とした。格付員への聞き取り調査を行い、等級付けのための物理量とシステム化のための手順を明らかにした。特に、「脂肪パターン」、「筋肉パターン」の概念を定義し、これに基づいて3層ニューラルネッ

表3 変量間の相関係数

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	Grade
x_1	1.000	-0.028	0.716	-0.149	0.452	0.961
x_2	-0.028	1.000	-0.072	0.985	-0.279	0.004
x_3	0.716	-0.072	1.000	-0.240	0.385	0.753
x_4	-0.149	0.985	-0.240	1.000	-0.337	-0.124
x_5	0.452	-0.279	0.385	-0.337	1.000	0.434
Grade	0.961	0.004	0.753	-0.124	0.434	1.000

表4 等級付け結果

No.	x_1	x_3	y	Grade
35	0.380	7	7.893	8
36	0.331	5	6.407	6
37	0.262	3	4.456	4
38	0.353	5	6.919	7
39	0.256	3	4.316	4
40	0.355	6	7.138	7
41	0.233	3	3.780	3
42	0.398	8	8.484	9
43	0.305	4	5.629	6
44	0.211	3	3.268	3

トワークを学習させ、牛枝肉の4ビット白黒画像を2値化し、重回帰分析により2つの変量を用いて等級を決定する重回帰式を求め、実験によりその有効性を示した。今後は、肉質を決定する他の要因についても検討していく予定である。

参考文献

- 1) (社) 日本食肉格付協会：“新しい牛枝肉取引規格”，(1988).
- 2) 口田, 八巻, 山岸：“画像解析による牛肉質評価法の確立とその応用”，畜産の研究, Vol. 47, No. 4(1993), 505-507.
- 3) 白仁田：“画像解析による牛肉質評価の一検討”，日本機械学会長崎地方講演会, No. 958-2 (1995), 161-162.
- 4) Shiranita, Miyajima, and Takiyama: "Grading Meat Quality by Image Processing and Neural Network Techniques", Proc. of 1996 International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications(NOLTA'96)(October 1996), 437-440.
- 5) 菊池：“入門ニューロコンピュータ”，オーム社, (1990), 17-52.
- 6) 菅：“多変量解析の実践（上）”，現代数学社, (1993), 26-85.