

平成 14 年度

学士学位論文

ニューラルネットワークを用いた落下米選別システムの開発  
Development of a Rice Sorting System for Fallen Rice Using  
Neural Network

1030289 長友克介

指導教員：竹田史章教授

2003 年 2 月 12 日

高知工科大学大学情報システム工学科

## 要旨

高知工科大学情報システム工学科

ニューラルネットワークを用いた落下米選別システムの開発

長友 克介

従来の米選別機は、米の落下流量が数千[kg/h]を越えるような速さで米監査を行う場合、選別性能を保証できないという問題がある。そこで著者は、ニューラルネットワーク（以下 NN と略記）を用いた新たな米選別機の開発を行った。実搬送機の開発において、米抽出処理の不具合が起こった。そのため画像のフレームサイズを変更し、縦と斜め方向の米が抽出不可能である問題を解決する。また、米の落下時に起こる回転により、選別率が低下する現象が起こる。その問題を解決するために、米の方向に不偏な回転補正のアルゴリズムを導入し、導入するアルゴリズムの有用性をシミュレーションにて示す。

キーワード：ニューラルネットワーク，標準米，被害米，米選別，回転補正アルゴリズム

## Abstract

# Development of a Rice Sorting System for Fallen Rice Using Neural Network

Katsusuke NAGATOMO

In a conventional rice sorter, if rice flow exceeds a few thousand kilograms/hour [kgs/h], the recognition ability of the system is not guaranteed sufficiently. Then, the neural network has been applied for developing new rice sorter. In previous research, the prototype system has been developed for the industrial application. However, the prototype system cannot extract rice from its graphic frame because of the restriction on frame size. Furthermore, it also cannot distinguish between normal rice and damage one because of the rice rotation. Therefore, the frame size is enlarged and the compensation algorithm for rotation is applied to the conveyed system. Finally, the system performance and effectiveness are shown with simulation.

Key words: Neural network, Normal rice, Damage rice, Rice Sorting, the Compensation algorithm for rotation

## 目次

1. はじめに	p1-2
2. これまでの研究	
2.1 現状の米選別機の構成	p3-6
2.2 システム全体のフローチャート	p6-7
2.3 現状の米選別機の性能	p7-8
2.4 問題点	
2.4.1 抽出処理での不具合	p8-9
2.4.2 米の回転の影響について	p9-10
3. 改良点	
3.1 画像フレームサイズの変更	p11-12
3.2 疑似回転補正アルゴリズム	
3.2.1 疑似回転補正アルゴリズムの概要とフローチャート	p12-15
3.2.2 閾値の検討	p15-16
3.3 アルゴリズム導入後の動作フローチャート	p17
4. 実験	
4.1 実験方法	p18-21
4.2 実験結果	p22
5. まとめ	p23
6. 謝辞	p24
7. 参考文献	p25-27
< 付録 >	

## 図目次

図 2.1	プロトタイプシステムの概観	p3
図 2.2	撮影したビットマップ画像	p4
図 2.3	複数米から米 1 粒毎に抽出した状態	p5
図 2.4	評価結果表示例	p6
図 2.5	米監査システムフローチャート	p7
図 2.6	隣接サンプル画像	p8
図 2.7	サンプル画像抽出結果	p9
図 2.8	90 度回転した米との画素値配列比較図	p10
図 2.9	画素値分布図	p10
図 3.1	フレームサイズ変更図	p11
図 3.2	128 × 128 フレームでの抽出状況	p12
図 3.3	マスク処理画面	p13
図 3.4	疑似回転補正概要図	p13
図 3.5	疑似回転補正アルゴリズムのフローチャート	p14
図 3.6	透明米スラブ値比較表(閾値 60)	p15
図 3.7	透明米スラブ値比較表(閾値 50)	p16
図 3.8	透明米スラブ値比較表(閾値 40)	p16
図 3.9	回転補正導入後のフローチャート	p17
図 4.1	撮影時の米の並べ方	p18
図 4.2	実験で用いた学習データ	p20
図 4.3	評価に用いた米画像データ	p21
図 4.4	実搬送システムの概観	p22

## 表目次

表 2.1 現状の米選別機の性能	p8
表 4.1 実験条件	p19
表 4.2 選別実験結果	p22

# 1.はじめに

現在、ライスセンターなどの大規模な精米工場においては、米の袋詰を高速に行う必要性が急速に高まっている。従来から標準米（半透明で欠けがない米）と被害米（欠け、虫食い、変色などの被害を受けた米）を分類する事は袋詰された米の品質を左右するものであるが、その自動化においては、対象が自然落下する米であり、十分な性能が得られず、有効な手段が見出されてはいない。そこで、米の大量出荷に対応出来る新しい監査方法が必要とされている。

現状の米選別機においては、機構内のシュータを落下してくる米に光を照射し、センサで米の明暗を感知し、閾値と比較して暗い部分があれば、それを被害米とみなし空気銃で除去を行っている。共同研究者（企業）が実施した性能確認実験に用いた米選別機は、光の強さを調整する事が可能で、光の強弱が変化するに伴い、明暗を分ける閾値も変化させる。この選別感度を高くすると、取り扱う米の落下流量が数百[kg/h]であれば、被害米の除去率は90%以上である。だが、米の落下流量が数千[kg/h]を越える場合、被害米の除去率は90%を下回る。この点のみを考慮すると、常に米の落下流量を数百[kg/h]に設定し、選別感度も高く設定しておけば、現状の選別機でも品質は保証される。しかしながら、実際の精米工場で取り扱う米の量は、最大で数十万[kg]に及ぶ事もあり、取り扱う米の量を数百[kg/h]に設定すると、すべての米の選別に膨大な時間を費やす事になる。

つまり、高い被害米除去率を維持するために落下流量を減らせば米の選別時間が長くなり、作業効率が悪くなる。逆に、落下流量を増やし、米の選別時間の短縮を行った場合、被害米の除去率が低下し、良品である標準米の中に被害米が混入する問題が生じる。

このような落下状態にある米選別に関する問題点を解決するため、著者は、米画像を用いて現状の米選別機に非線形識別能力を有するニューラルネットワーク（以下 NN と略記）<sup>[1]-[2]</sup>を用いた選別手法<sup>[3]-[15]</sup>の導入を提案してきた。本研究では、これまでに開発<sup>[16]-[22]</sup>したプロトタイプシステムの問題点を挙げ、それら

を解決するための手法を導入し選別率の向上を図る。

これまで、米画像の撮影は撮影倍率 1 倍で行っている。しかしながら、米抽出<sup>[24]-[26]</sup>時に行われる収縮により小さめの米が消失する等の問題が生じる。この問題を解決するため米画像を 1.6 倍に変更する。これは実際に流下状態にある米を撮影し、処理出来る範囲の数値である。また、米画像が大きくなった事により、これまで使用してきた米画像用フレームに米画像が格納出来ないため、画像フレームの変更を行う。さらに、流下状態で予想される様々な方向に回転した米の識別率向上を図るため疑似回転補正プログラムを導入する。これまで画像フレームから NN への入力データを作成する際に、背景も含めてマスク処理を施していた。疑似回転補正プログラムを使用する事により、あらかじめ定めておいた閾値以上の画素を一次元配列に収め、米部分の画素値のみ抜き出し、米の角度に関係なく NN への入力データを作成するものである。

以上の改良を米搬送システムに加え選別実験を行い、米選別システムの更なる性能の向上を得る事を本研究の目的とする。

## 2. これまでの研究

本章では，共同研究で開発が行われている米選別機のプロトタイプの機能や仕様について述べる．また，性能実験の結果を示し，問題点を明示する．

### 2.1 現状の米選別機の構成

現状のプロトタイプシステムの概観を図 2.1 に示す．プロトタイプシステムの概観は図 2.1 に示すように，撮影部，米を置くボード部，一定量の光を照射するための照明部，撮影部，選別部で構成されている．撮影にはラインセンサカメラを使用し，米を置いたボードを一定方向に動かす事により複数米の画像を 1 フレームとして撮影する．実際には，カバーを被せ外来光を遮断した状態で撮影を行う．

図 2.2 にラインセンサカメラで撮影したビットマップ画像を示す．また図 2.3 に選別プログラムによって画像フレームの複数米から米 1 粒毎に抽出した状態を示す．1 フレーム画像からどのように米が抽出されているかを確認する事が可能となっている．



図 2.1 プロトタイプシステムの概観

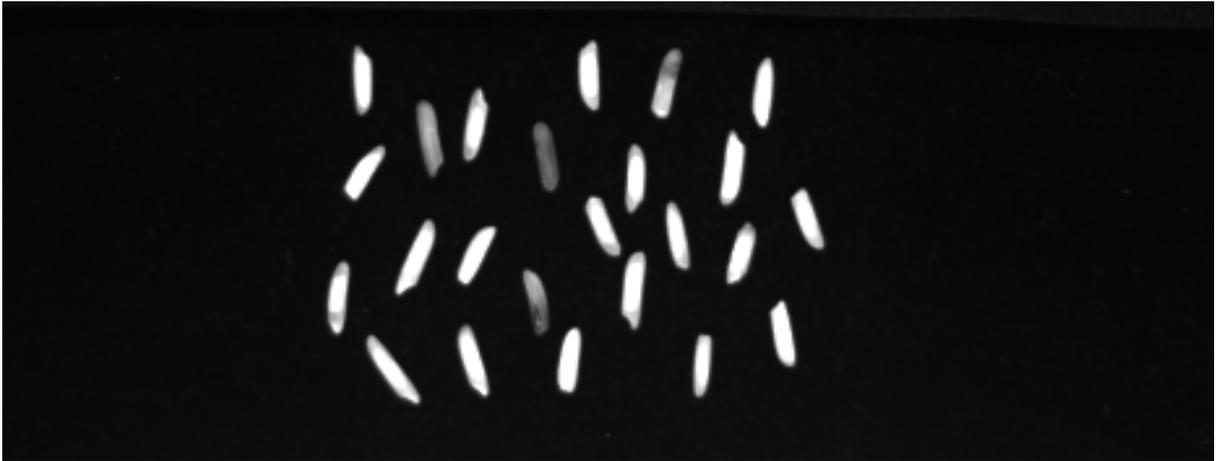


図 2.2 撮影したビットマップ画像

本システムによる米 1 粒毎の選別結果表示例を図 2.4 に示す。選別結果を示す表には、A 欄にラベル番号、B 欄に米の中心位置の X 座標、C 欄に米の中心位置の Y 座標、D 欄に米の横幅、E 欄に米の縦幅、F 欄に判定結果、G 欄に標準米に対する反応値、H 欄に被害米に対する反応値が 1 フレーム内の米すべてに対して表示される。表の上部には、ラベル数(米の数)、米の横幅拡大画素数、米の横縦拡大画素数、画像収縮回数を表示する。また、表の下部には集計結果を表示する。撮影から、選別結果の表示までの一連の処理はパソコン上のプログラムを実行し、オフライン処理を行っている。

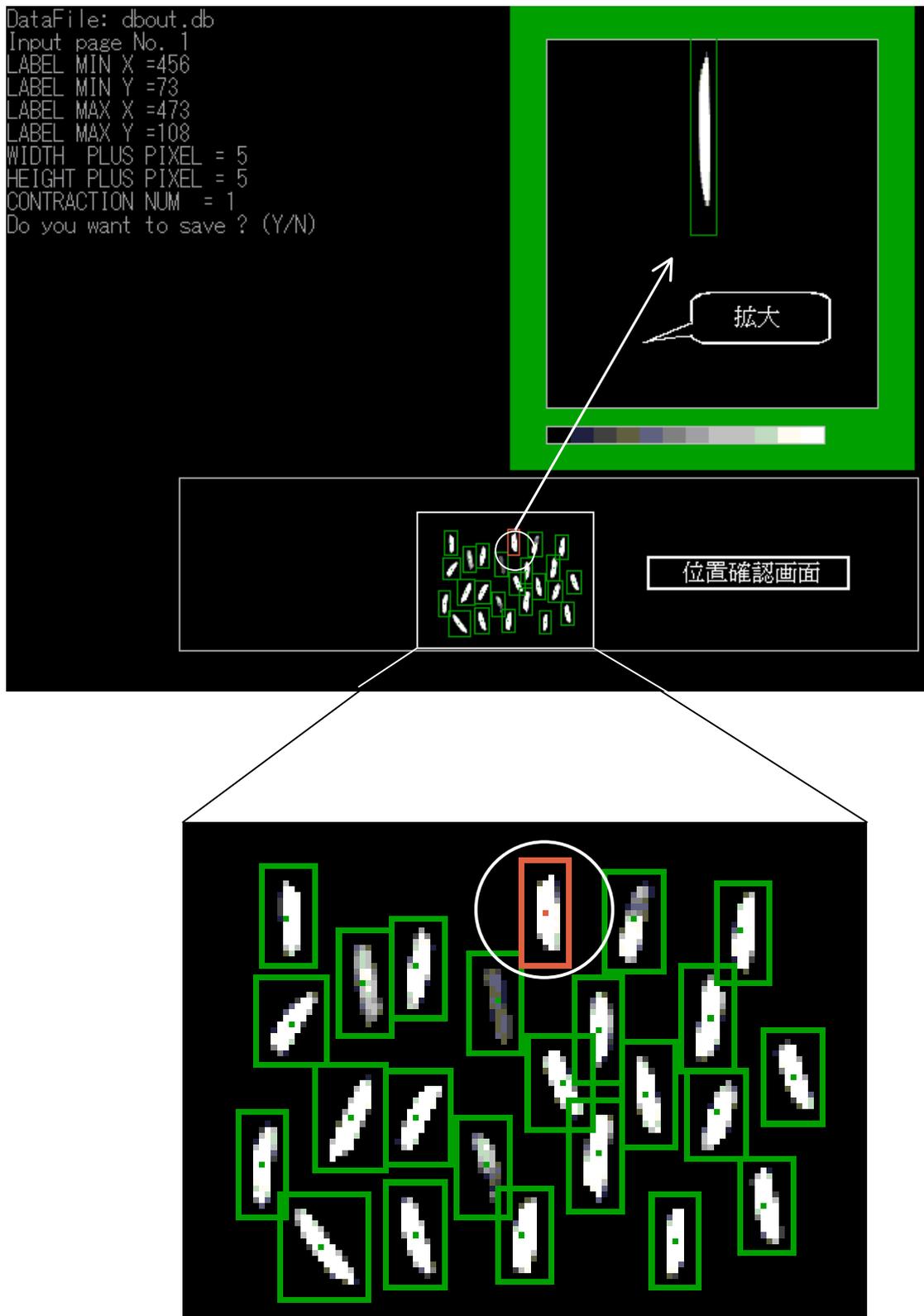


図 2.3 複数米から米 1 粒毎に抽出した状態

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	米評価							
2								
3	ラベル数	24						
4	幅拡大画素数	5						
5	高さ拡大画素数	5						
6	画像収縮回数	1						
7								
8		中心(X)	中心(Y)	幅	高さ	結果	反応値(標)	反応値(被)
9	1	464	90	17	35	被害米	0.311726	0.749502
10	2	377	92	17	34	被害米	0.026334	0.980863
11	3	494	93	20	35	被害米	0.33309	0.74582
12	4	531	97	17	35	被害米	0.099401	0.923327
13	5	421	109	18	35	被害米	0.00411	0.99716
14	6	403	114	19	37	被害米	0.19043	0.848072
15	7	448	121	18	35	被害米	0.145803	0.87871
16	8	520	126	18	37	被害米	0.003764	0.997409
17	9	378	128	24	30	標準米	0.610801	0.433931
18	10	482	130	17	35	被害米	0.036053	0.97245
19	11	548	146	21	32	標準米	0.943773	0.071458
20	12	470	149	22	32	標準米	0.961402	0.049245
21	13	499	152	18	35	標準米	0.674825	0.396562
22	14	398	160	24	37	被害米	0.003764	0.997589
23	15	421	160	23	32	標準米	0.950865	0.066617
24	16	523	159	20	31	被害米	0.008757	0.993842
25	17	482	173	18	39	被害米	0.028675	0.977555
26	18	368	176	17	36	被害米	0.331484	0.739074
27	19	444	177	18	33	被害米	0.00696	0.999409
28	20	539	190	19	33	標準米	0.972605	0.036823
29	21	420	201	21	36	標準米	0.963473	0.050739
30	22	457	200	18	33	被害米	0.008424	0.994326
31	23	508	202	16	33	被害米	0.010655	0.992201
32	24	389	204	29	35	標準米	0.998674	0.002594
33	評価結果							
34		%	個数	全体個数				
35	標準米		33	8	24			
36	被害米		66	16	24			
37	REJECT		0	0	24			

図 2.4 評価結果表示例

## 2.2 システム全体のフローチャート

本研究で提案するシステムでは、ラインセンサにより得られる二次元画像データを提案手法により選別し、米の選別を行う。米選別機の制御フローを図 2.5 に示す。まず、実際に選別機内のシュータを自由落下してくる米の画像をラインセンサで取込む。ラインセンサで取込んだ米の画像データ 1 フレーム（取込単位）から、選別単位となる米 1 粒の画像を抽出する。抽出した画像には位置

情報を付加する．最後に，選別した結果，標準米と判断された米はそのまま落下し袋に詰められる．被害米と判断された米は，位置情報を基にして空気銃で圧縮空気が吹き付けられ，除去される．

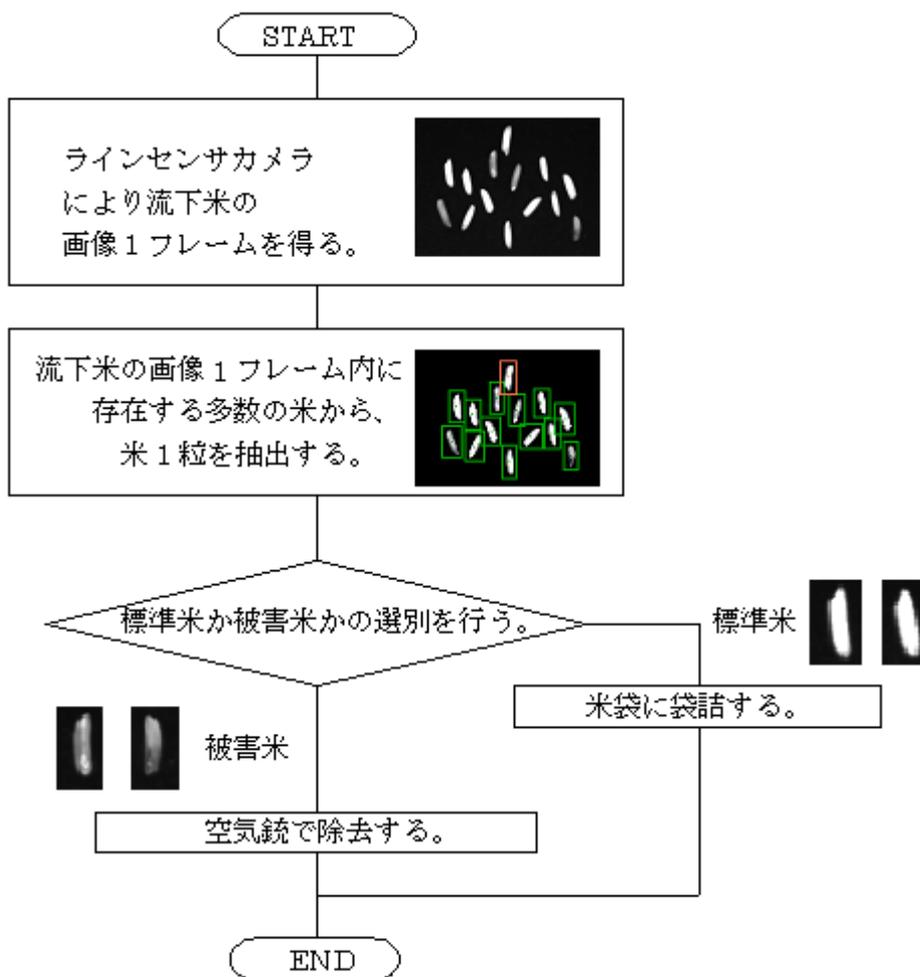


図 2.5 米監査システムフローチャート

## 2.3 現状の米選別機の性能

本節では，2002 年に実施した現状の米選別機の選別性能調査結果を示す．実験で用いる米は透明米，しらた米，変色米，虫食い米の 4 種類である．また，透明米としらた米をあわせて標準米，虫食い米と変色米をあわせて被害米とし，標準米を標準米，被害米を被害米と選別した確率を実験結果とする．表 2.1 に選

別実験の結果を示す。

表 2.1 現状の米選別機の性能

	選別率	
米の種類	標準米(透明米 + しらた米)	被害米(虫食い米+変色米)
平均識別率(%)	65%	65%

## 2.4 問題点

ここでは、産業応用を前提とした実搬送機の開発時に生じた抽出処理の問題と、米の落下時による回転の影響について述べる。

### 2.4.1 抽出処理での不具合

ここでは、抽出処理の不具合を記述する。図 2.6 は米を縦横斜めで互いに隣接させて撮影した画像である。図 2.7 が抽出結果である。図 2.7 に示すように、縦方向の米と斜め方向の米が抽出出来ていない事が判明している。この問題は、現在使用している抽出処理に原因があると予想される。抽出処理では、米 1 粒毎に幅 216 × 高さ 32 という横長なフレームサイズを使用し、縦や斜め方向の米がフレームに収まりきらなかったのが原因であると考察する。

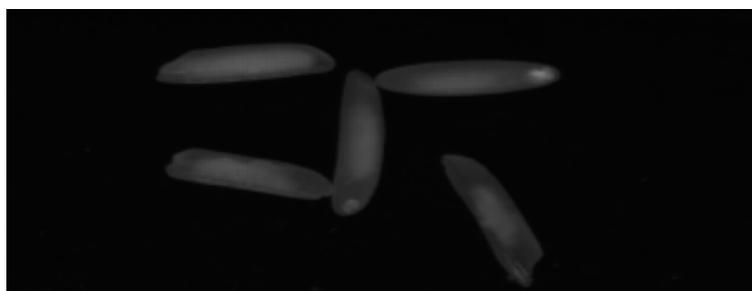


図 2.6 隣接サンプル画像

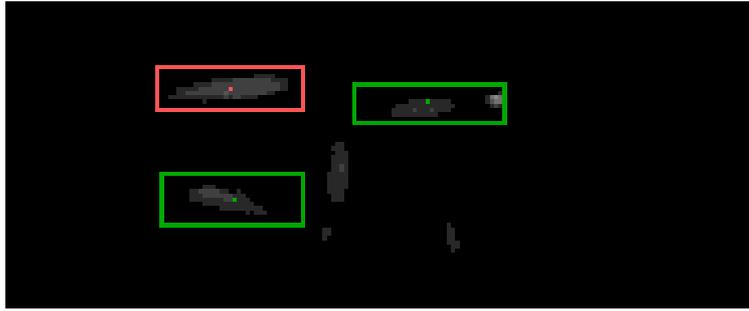


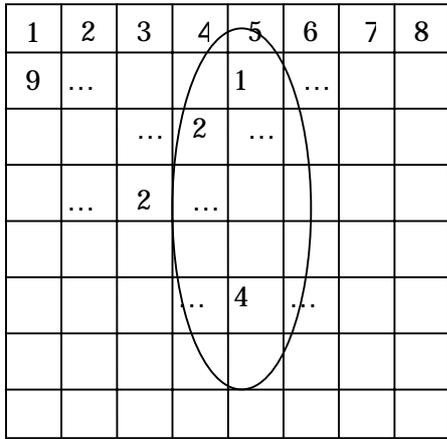
図 2.7 サンプル画像抽出結果

## 2.4.2 米の回転の影響について

実搬送機では、米はシュータを通して落下する。そのため、落下時には米同士が衝突し、米が回転すると予想される。ここでは、落下時に起こる米の回転による識別率への影響について述べる。

90度回転した同じ米があり、 $8 \times 8$ の配列にデータが格納されていると仮定する。左上から右下に続く配列で、1~64までのセルが存在する。各セル内には画素値が格納されていて、その画素値はセル1つ1つを占める米部分の面積によって0~250までの数値を擬似的に割り当てた。配列の概要を図2.8に、画素値の分布を図2.9に示す。セル番号13・20・27・45を例に挙げると、各画素に入っていた米の面積が米の回転の影響により大きく変化している事が分かる。現状の選別機では、抽出した米画像に前処理としてマスク処理を施しNNへの入力データを作成している。米が少しでも回転してしまうと、入力データが大幅に変化する。

(a) 縦向きのみ



(b) 横向きのみ

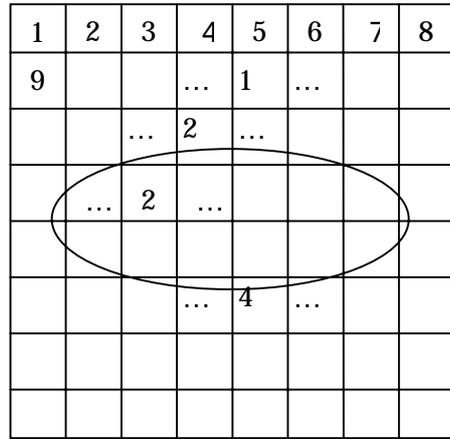


図 2.8 90 度回転した米との画素値配列比較図

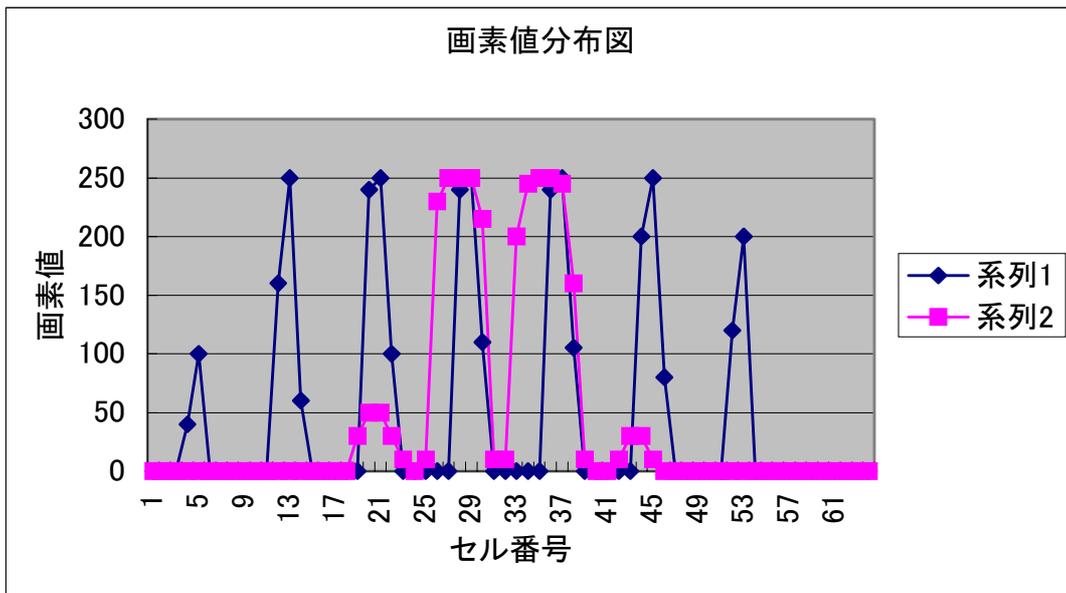


図 2.9 画素値分布図

### 3. 改良点

本章では、2.で述べた問題点を解決するため、行う改良事項について述べる。抽出処理の不具合を解決するためフレームサイズの変更を行う。また、米の回転による選別データの変化に対応させるため、疑似回転補正アルゴリズムを導入する。

#### 3.1 画像フレームサイズの変更

2.4 で述べた抽出処理の問題点を解決するため、あらゆる方向の米も格納出来るフレームを指定する必要がある。縦・横方向にて米を格納する必要があるため、図 3.1(a)に示す長方形のフレームから図 3.1(b)に示す正方形のフレームに変更する。ハードウェア条件の関係上、フレームサイズは  $128 \times 128$  に定める。

フレームサイズを  $216 \times 32$  から  $128 \times 128$  に変更し、抽出状況の確認を行う。 $216 \times 32$  の場合は、縦と斜め方向の米を抽出する事が出来なかった。しかし、改良後のシステムでは図 3.2 のようにどの方向を向いていても抽出が可能となった。

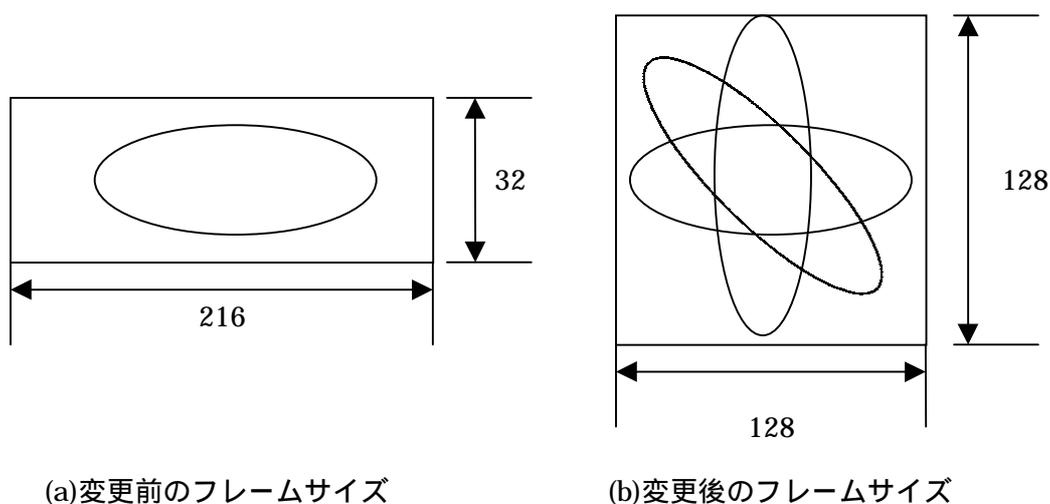


図 3.1 フレームサイズ変更図

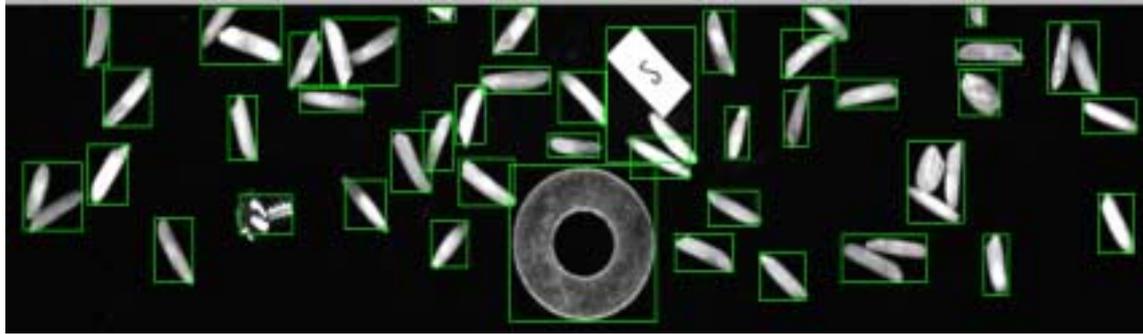


図 3.2 128 × 128 フレームでの抽出状況

## 3.2 疑似回転補正アルゴリズム

ここでは、米の落下時に起こる回転による影響を除去する手法について述べる。

### 3.2.1 疑似回転補正アルゴリズムの概要とフローチャート

米の回転による影響を減らすためには、同種類の米の回転による画素値分布の揺れを減少させ、なおかつ他種類の米と区別出来るようにしなければならない。従来の NN への入力の前処理に用いるマスク処理では、米選別には必要でない背景の黒い部分も含めて選別データに適用されていた。そのため、同じ種類の米でも背景の画素値“0”の影響で画素値が大きく分布し、選別率の低下を招いていた。図 3.3 に選別シミュレーションプログラムにおける、マスク処理の画面を示す。長方形のマスク領域を用いて楕円形の米に適用しているため、必然的に若干背景の黒い部分にマスク領域がかかる。背景の黒い部分に被覆したマスク領域では、米選別に利用出来るデータは得られない。選別に利用出来るデータが不足する分、米の回転による選別率の低下が起こっているものと考察する。考案する疑似回転補正アルゴリズムの機能は、学習に関係ない背景の黒い部分を取り除き、純粹に米部分の画素値のみで入力データを作成するものである。

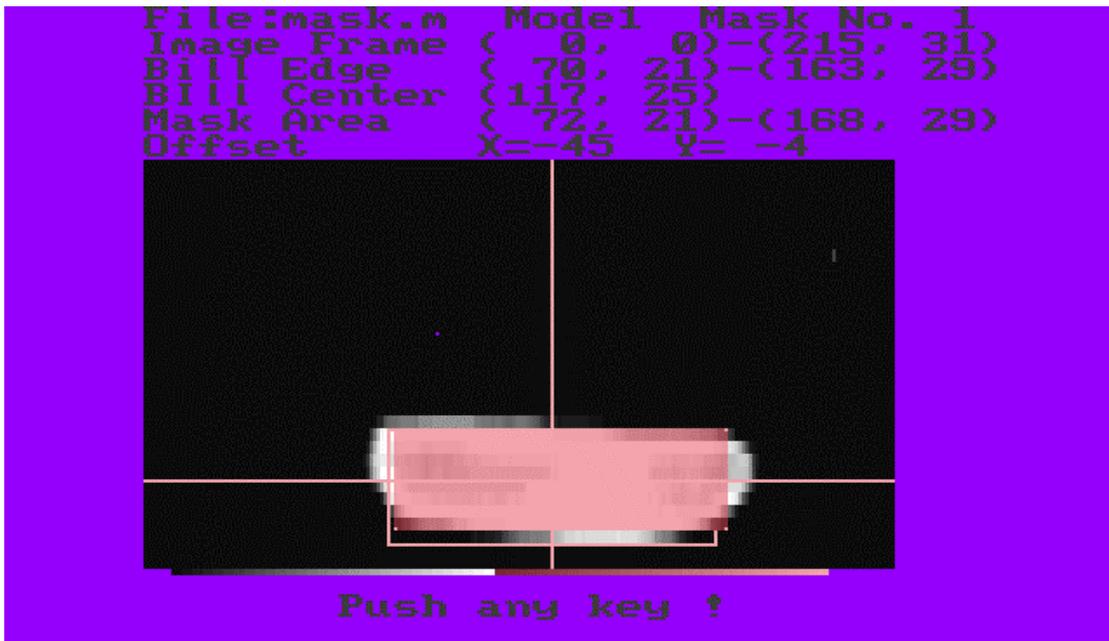
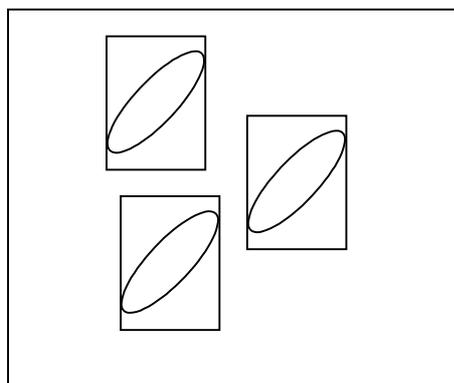
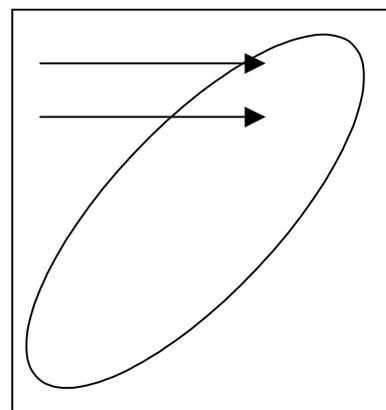


図 3.3 マスク処理画面

疑似回転補正アルゴリズムの手順として、まず抽出処理(図 3.4a)にて  $128 \times 128$  の米画像を得る。



(a) 抽出処理



(b) 全画素走査

98	128	136	136	187	112	76	...	76	136	0	...	0	0
----	-----	-----	-----	-----	-----	----	-----	----	-----	---	-----	---	---

(c) 記録用配列

図 3.4 疑似回転補正概要図

次に  $128 \times 128$  の配列を走査(図 3.4b)し，あらかじめ決めておいた閾値と比較する．閾値より大きい画素値を記録用配列に左詰で書き込む．

そして，あらかじめ決めておいた個数(x)保存用配列の左端の画素値から加算平均値をとる．50 個の加算平均値を求め，それを NN の入力データとする．図 3.5 にアルゴリズムのフローチャートを示す．

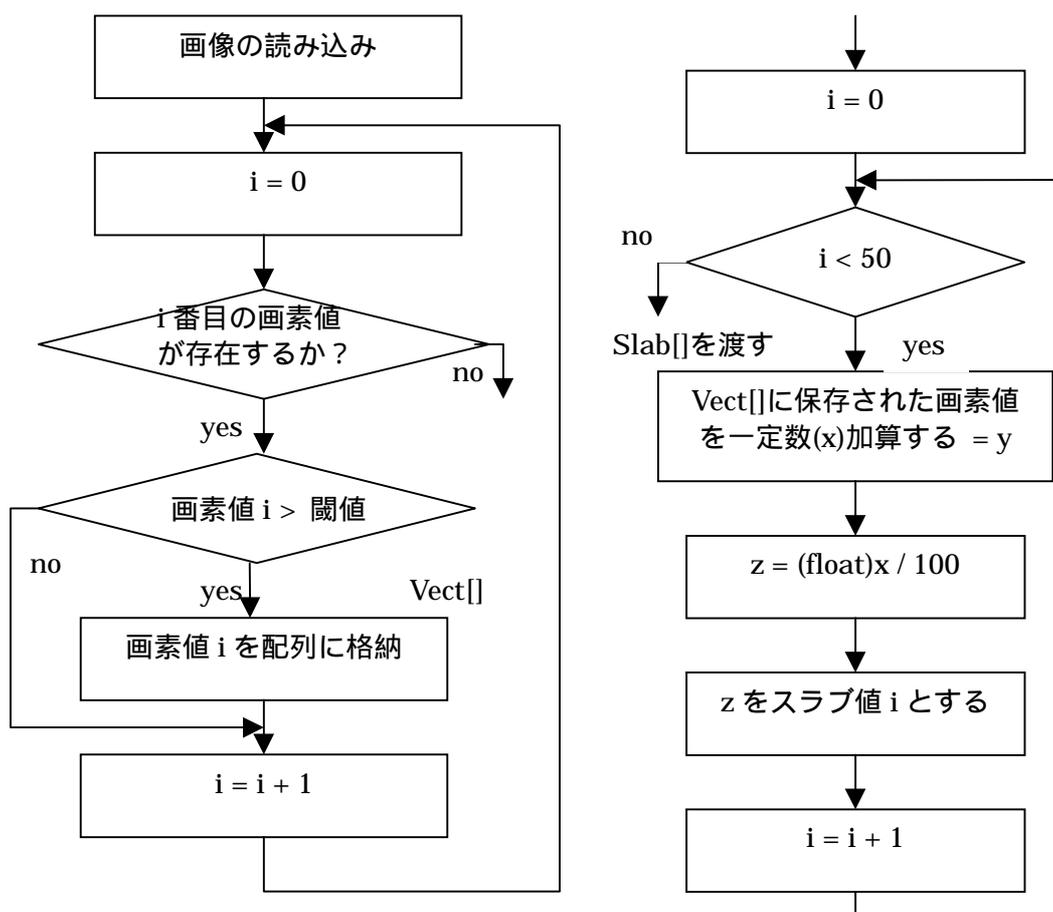


図 3.5 疑似回転補正アルゴリズムのフローチャート

加算個数  $x$  は，目的とする選別機能によって変化する．通常は(抽出画素数 ÷ 入力層細胞数)で加算個数を導き出す．余りは最後の加算平均個数に足される．つまり，最終加算個数 =  $x + (\text{抽出画素数} \bmod 50)$  という計算になる．この手法では，抽出画素数が 50 より多い場合無条件で 50 個スラブ値が作成される．つ

まり，抽出画素数が 50 の物体でも入力データが作成される事になる．さらに，米と同じ帯域の画素値を持っていた場合，米より大幅に小さい物体が米であると認識される事が予想される．

もう 1 つの加算個数決定手法として，様々な種類の米の中で 1 番抽出画素数が多い米にあわせて加算個数を決定する方法がある．それにより，抽出画素数の少ない物体の入力値には”0”が多くなり，その”0”の数で物体の形状を判定する事が可能となる．

### 3.2.2 閾値の検討

回転補正アルゴリズムは，閾値以上の画素値を抽出し学習データを作成する．閾値を高く設定するとそれぞれの米の特徴が損失し，低くすると背景の黒い部分やノイズを抽出する．閾値設定を適正に行わなければ，アルゴリズムの効果を得る事は不可能である．また，現状では，閾値を自動的に決定する機能はなく，人間の目視によって決定する必要がある．

図 3.6 に閾値 60，図 3.7 に閾値 50，図 3.8 に閾値 60 での透明米のスラブ値の比較を示す．また，系列 1 は横，系列 2 は斜め，系列 3 は縦方向の米を表す．

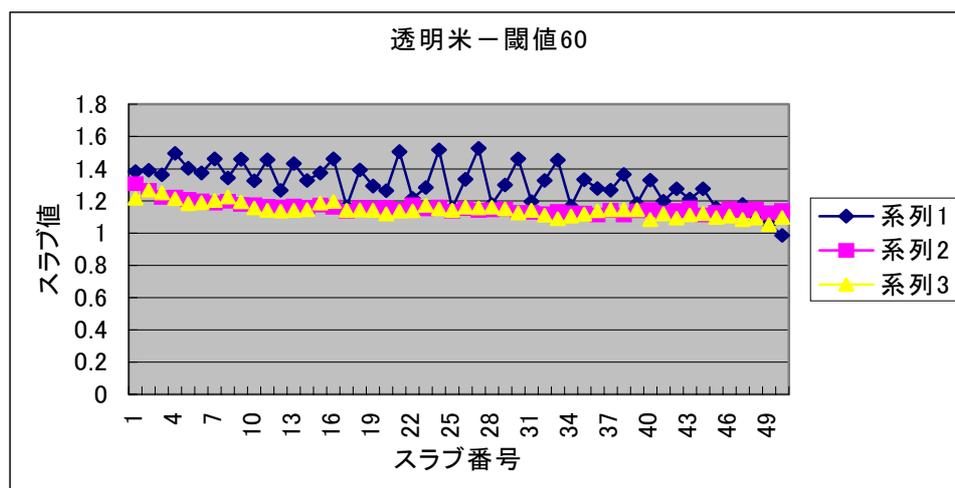


図 3.6 透明米スラブ値比較表(閾値 60)

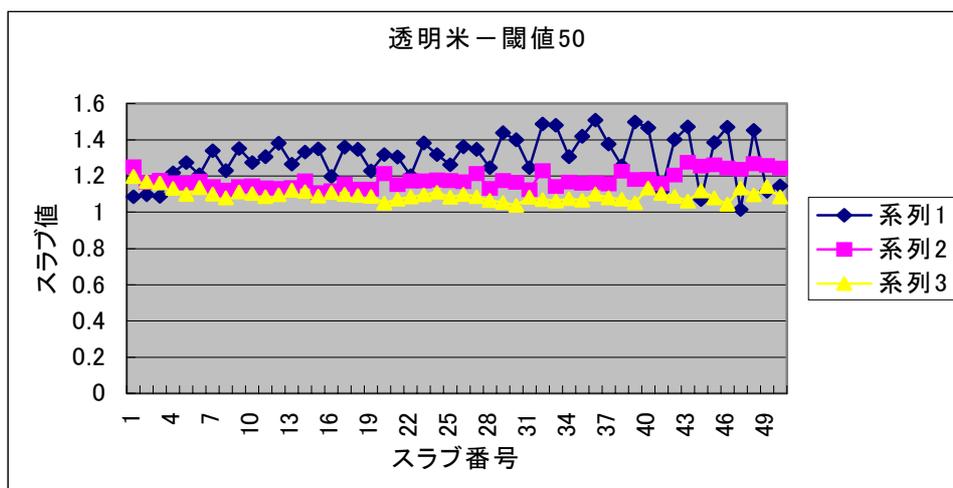


図 3.7 透明米スラブ値比較表(閾値 50)

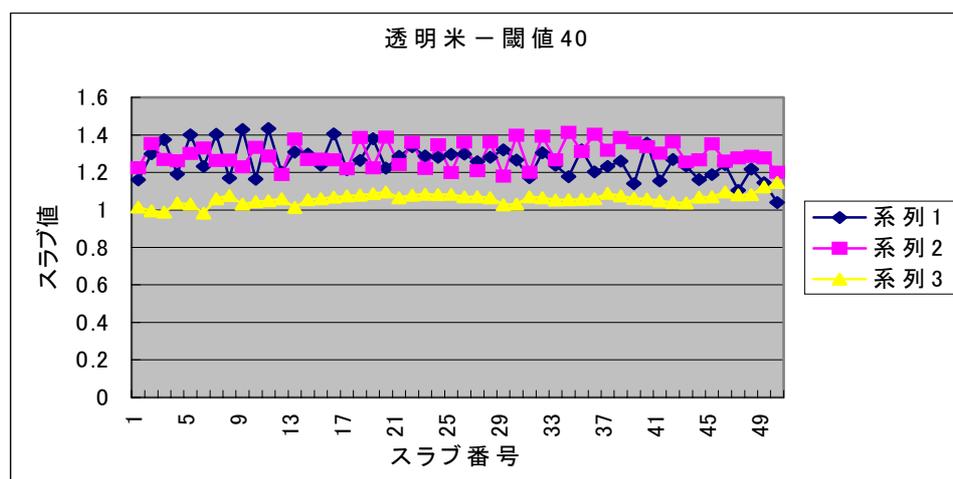


図 3.8 透明米スラブ値比較表(閾値 40)

閾値を決定するに際し、3 方向(縦・横・斜め)からの米の特徴量が最も近似するものを採用する。図 3.6~図 3.8 より、横方向のスラブ値は 3 つの閾値ともに似た波形であり、縦と斜め方向のスラブ値は閾値 60 の場合が最も近似している。グラフが示す結果から、回転補正の閾値には 60 を採用する。

### 3.3 アルゴリズム導入後の動作フローチャート

ここでは、回転補正アルゴリズム導入後のフローチャートを図 3.9 に示す。回転補正アルゴリズムは関数として定義されており、抽出処理後に実行される。その他の流れに変更箇所はない。

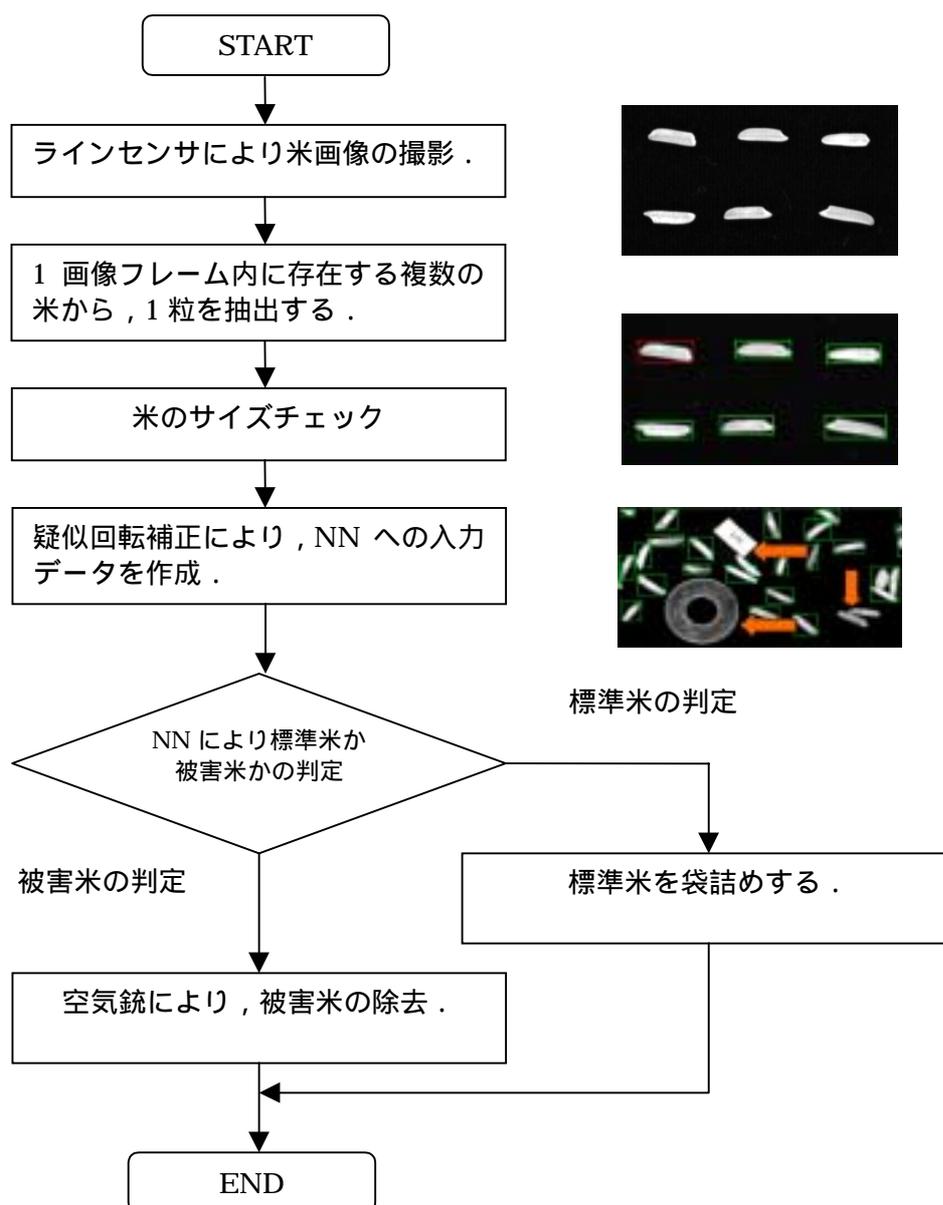


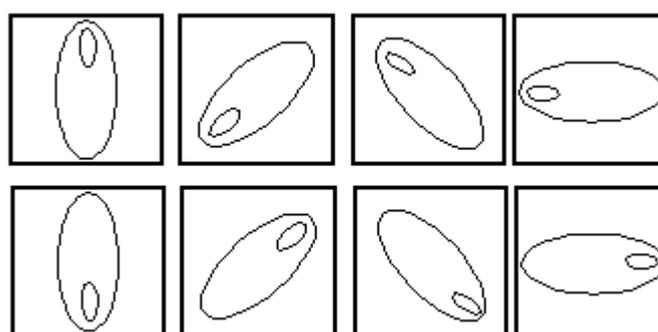
図 3.9 回転補正導入後のフローチャート

## 4.実験

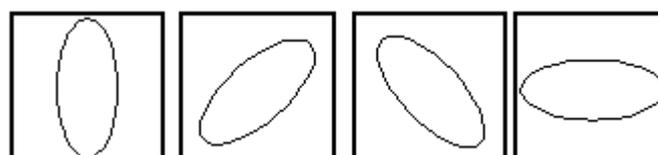
本章では、疑似回転補正を導入済みのプロトタイプシステムを用いて選別実験を実施した結果を示す。この選別実験では米選別用 NN を用いて、選別性能の確認を行う。選別結果の最終判定に関しては、目的パターンを目的テンプレートで評価した時の選別率で選別性能の確認を行う。

### 4.1 実験方法

学習データとして、透明米、しらた米、虫食い米、変色米の4種類を各10枚用いる。さらに、透明米としらた米をあわせて標準米、虫食い米と変色米をあわせて被害米とする。また、学習用米画像の撮影時には各方向の米を撮影する。玄米の撮影方法を図4.1(a)に、透明米としらた米の撮影方法を図4.1(b)に示す。被害米は任意の方向で撮影を行う。



(a) 玄米の撮影方法



(b) 透明米・しらた米の撮影方法

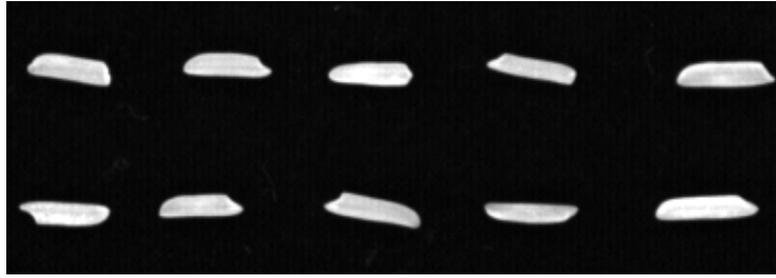
図 4.1 撮影時の米の並べ方

表 4.1 に実験条件を示す．評価するにあたって，標準米を標準米，被害米を被害米と判別する NN テンプレートを用いる．NN の構成は入力層細胞数 80，中間層細胞数 30，出力層細胞数 2 である．評価データは未学習のデータ各種類 20 枚ずつ用いる．実験で使用した学習データを図 4.1(a)(b)(c)(d)に，評価データを図 4.2(a)(b)(c)(d)に示す．なお，入力層細胞数 80 の場合の回転補正閾値は，あらかじめ調査し 60 が適当である事を確認した．

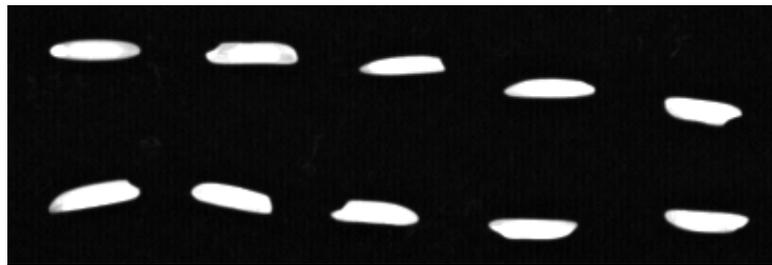
表 4.1 実験条件

米の種類(標準・被害)	2
学習データ枚数	各20枚
評価データの枚数	各20枚
回転補正閾値	60
2乗平均誤差	1.0E-4
学習方法	* 改良型BP法

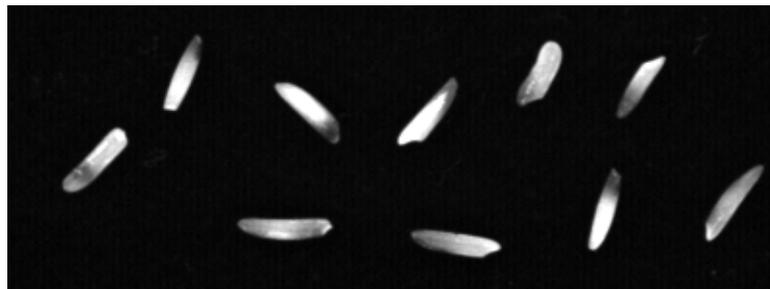
$$* \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t) = -\varepsilon \delta_j^k O_j^{k-1} + \alpha \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-1) + \beta \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-2)$$



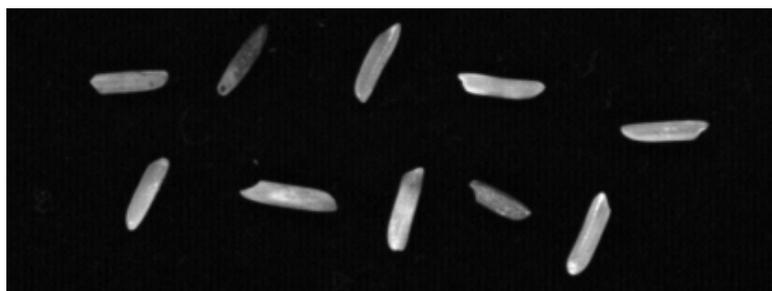
(a) 透明米



(b) しらた米

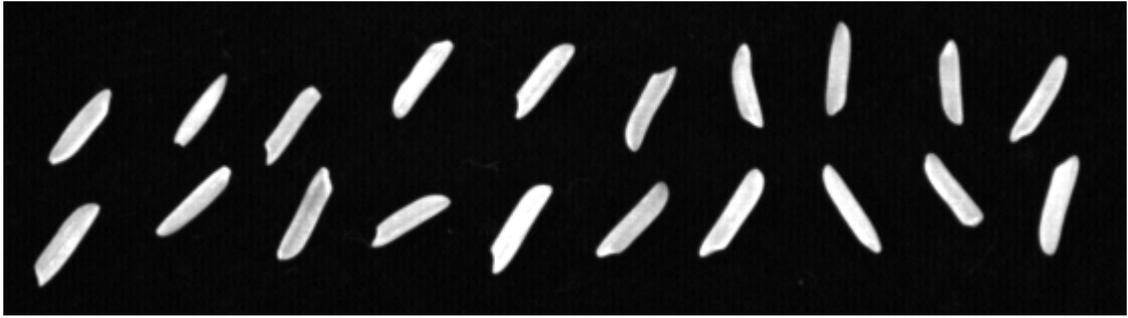


(c) 虫食い米



(d) 変色米

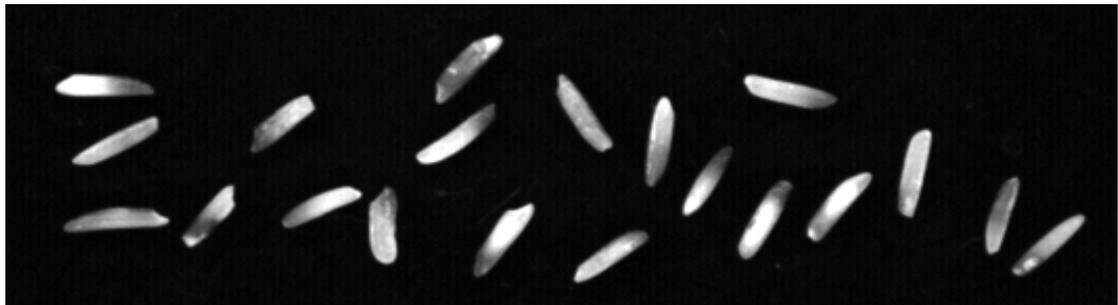
図 4.2 実験で用いた学習データ



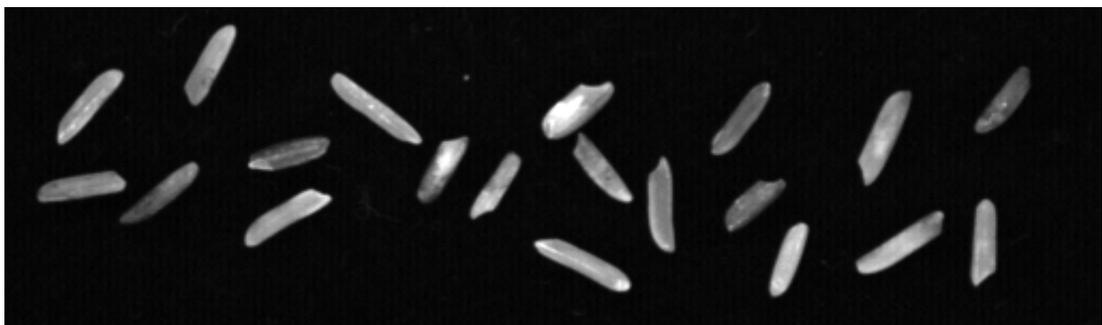
(a) 透明米評価データ 20 枚



(b) しらた米評価データ 20 枚



(c) 虫食い米評価データ 20 枚



(d) 変色米評価データ 20 枚

図 4.3 評価に用いた米画像データ

## 4.2 実験結果

表 4.1 に示した条件で実験を行った結果，選別率は表 4.2 のような結果が得られた．標準米と被害米共に，回転補正の導入により 7.5%の選別率の向上が見られた．疑似回転補正の有効性が検証された．

表 4.2 選別実験結果

	標準米		被害米	
	透明米	しらた米	虫食い米	変色米
従来	65%		65%	
今回	72.5%		72.5%	

今回の実験では，追加学習を実施していない．追加学習によってさらに選別率を向上させる事が可能であると考察する．今後は，米の流下状態を再現し，それに則した米選別実験を行う必要がある．現在，開発中の実搬送システムの概観を図 4.3 に示す．実搬送システムは本研究を元に開発が実施され，学習データはシミュレーションシステムによって作成されたものを用いる．

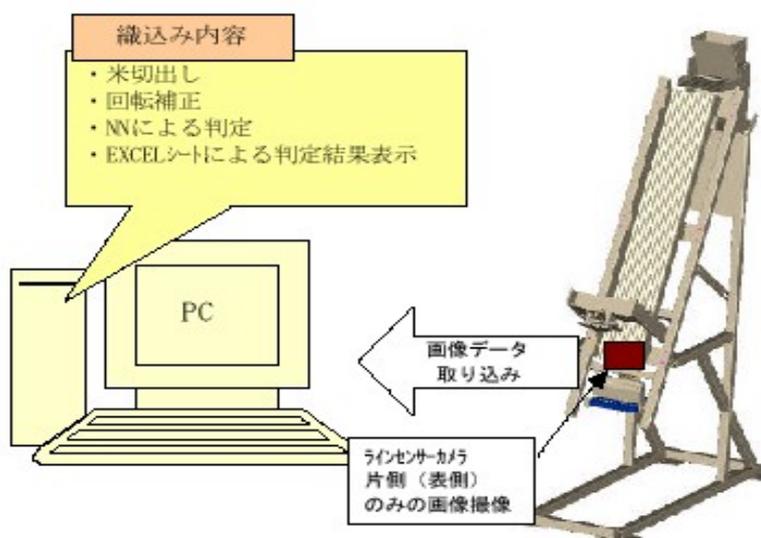


図 4.4 実搬送システムの概観

## 5.まとめ

著者は NN を用いた高速米選別システムの開発に従事してきた。本研究では特に、米選別用プロトタイプシステムの問題点を解決するため、画像フレームの改良及び回転補正プログラムの開発を行った。

縦・斜め方向の米画像を抽出不可能であった問題は、画像フレームサイズの変更によって解決した。縦・横方向ともに米画像を格納出来るように、長方形の画像フレームから正方形の画像フレームへと変更した。

米の回転による NN 入力データの変化に対する対策として、プロトタイプシステムに疑似回転補正を導入した。米部分の画素値のみ抽出し入力データを作成するため、従来の背景の黒い部分の影響を排除する事が可能となった。このアルゴリズムは閾値により、抽出する特徴量を変化させる事が可能である。

今後の課題として、抽出処理や回転補正などの閾値は人の目視によって決定されている。そのため、撮影系の条件が変更されれば、その度に閾値を調査する必要がある。そこで、回転補正アルゴリズムの閾値と、抽出処理時の閾値自動決定手法の検討が必要である。また、これまでの研究結果を実搬送機システムに適用する。

## 6.謝辞

本研究の遂行ならびに本論文の執筆にあたり的確なるご指導とご校閲を承りました高知工科大学情報システム工学科竹田史章教授に深甚なる謝意を表します。また、

本研究において、米サンプル及び実験機材等をご提供いただいた(株)セイレイ工業高知工場第2開発部の皆様に厚く御礼申し上げます。本研究の進行する上でご指導いただきましたリライアンス藤田靖専務に心から厚く御礼申し上げます。最後に本論文の執筆の機会を与えてくださった高知工科大学に心から御礼申し上げます。

## 7. 参考文献

- [1] 麻生秀樹, "ニューラルネットワーク情報処理", オーム社, pp10-18, pp50-54, 1989.
- [2] Widrow.B, Winter.R.G, Baxter.R.A, "Layered Neural Nets for Pattern Recognition", IEEE, Transaction Acoustic,Speech & Signal processing, Vol.36, No.7, pp.1109-1118, 1988
- [3] 竹田史章, 西蔭紀洋, 内田久也, 中原昌樹, "紙幣用ニューロテンプレートマッチング識別手法の開発", 第 44 回システム制御情報学会論文誌, Vol.13, No.4, pp415-416, 2000
- [4] 竹田史章, 西蔭紀洋, "紙幣用ニューロテンプレートマッチング識別手法の開発", 電気学会論文誌 C, Vol.121, pp196-205, 2001
- [5] Ichiryu,Y., Takeda, F., Uchida, H., Nakahara, M., "Development of Neuro-Templates Matching Recognition Method for Banknotes", Proceeding of Student Conference on Research and Development, 2001
- [6] 竹田史章, 大松繁, 井上卓, 尾波宰三, 小西健一, "ニューラルネットワークを用いた高速搬送紙幣の識別", 電気学会論文誌 C, Vol.112, pp249-pp258, 1992
- [7] Takeda, F., Omatu, S., "Bank note recognition system using neural network with random masks", Proceeding of the World Congress on Neural Networks", Vol.1, pp.241-244, 1993
- [8] 竹田史章, 大松繁, "ランダムマスクを前処理機構に有する小規模ニューラルネットワークによる貨幣識別技術", 電気学会論文誌 C, Vol.113, No.10, pp87-92, 1994
- [9] Takeda, F., Omatu, S., "high speed paper currency recognition by neural networks", IEEE Transaction on Neural Networks, Vol.6, No.1, pp.73-77, 1995
- [10] Takeda, F., Omatu, S., "A neuro-money recognition using optimized Masks by GA", Advance in Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms LNAI 1011, pp190-201, 1995Springer
- [11] Takeda, F., Omatu, S., "A neuro - system technology using bank note recognition",

- Proceedings of the Japan/USA Symposium on Flexible Automation , Vol.2, pp.1511-1516, 1996
- [12]Takeda, F., Omatu, S., “A neuro-recognition technology using for paper currency using optimized masks by GA and its hardware”, proceedings of the International Conference on Information Systems Analysis and Synthesis, pp147-152, 1996
- [13]Takeda, F., Omatu, S., Nishikage, T., ”Neural network recognition System tuned by GA and design of its Hardware by DSP”, Proceedings of International Symposium on Artificial Intelligence in Real-time Control, pp356-362, 1997
- [14]竹田史章, 西蔭紀洋, “ニューロ識別における軸対象マスクの提案と G A による最適化および最適結果の統計的解析”, システム制御情報学会論文誌, Vol.12, No.1, pp11-19, 1999
- [15]Nagata, S., Sekiguchi, M., Asakawa, K., “Mobile Robot Control by a Structured Hierarchical Neural Network”, IEEE Control System Magazine, Ap.69, 1990
- [16]中屋任喜, 竹田史章, “ニューラルネットワークを用いた米選別機の開発”, システム制御学会研究発表講演会講演論文集 pp505-506, 2002
- [17]長友克介, 竹田史章, “ニューラルネットワークを用いた落下米監査システムの開発”, 電気学会研究会資料産業計測制御研究会研究発表講演会講演論文集 pp53-pp58
- [18]Ichiryu,Y., Takeda, F., Uchida, H., Nakahara, M., et.al, “Proposal of a Rice Grading System Using Neuro-Template Matching Method”, Proceeding of the Knowledge-Based Intelligent Information Engineering System & Allied Technologies, Vol2, pp.818-823, 2001
- [19]一柳賀子, 竹田史章, “ニューロテンプレートマッチング識別手法を用いた米用色彩選別機の開発”, 高速信号処理応用技術学会 2001 年秋季研究会論文集, pp81-pp86, 2001
- [20]Takeda, F., Nakahara, M., Ichiryu,Y., Uchida, H., “Autonomic Neuro- Recognition Board for Paper Currency”, Proceeding of SPAT2000, pp85-90, 2000
- [21]竹田史章, 一柳賀子, 内田久也, 中原昌樹, “米用色彩選別機へのニューロテンプレートマッチング識別手法の適用”, 第 45 回システム制御情報学会研

究発表講演会論文集, pp105-pp106, 2001

[22]竹田史章, 一柳賀子, “流下米の監査システムの開発と DSP ボードへの実装の検討”, 計測自動制御学会 SI 部門学術講演会, pp487-pp488, 2001

[23]竹田史章, 大松繁, “マスク方式によるニューロ紙幣選別機の開発”, システム制御学会論文誌, Vol.6, pp.283-289,1993

[24]末松良一, 山田宏尚, “画像処理工学”, コロナ社, pp120-140, 2000

[25]舟久保登, “パターン認識”, 共立出版, pp154-157, 1993

[26]安居院猛, 長尾智晴, “C 言語による画像処理入門”, 昭晃堂, pp47-74, 2000

< 付録 >

## 1.1 ニューラルネットワークを用いた選別システムの基本構成

本節では、NNのみを用いて対象物を選別する手法(NNC)と、選別パターン(標準米及び被害米)毎のテンプレートをNNで構成するニューロテンプレートマッチング識別手法について述べる。そのNNの構造は、非線形識別が可能な最小構造の3層構造である。なお、ニューロテンプレートマッチング識別手法に関しては、各テンプレートに対応するNNは、目的とする選別パターン(目的パターン)と目的としない選別パターン(目的外パターン)の2つだけを分離する機能を有する。ニューロテンプレートマッチング識別手法におけるNNの構成法は2種類あり、出力層に1つの判定ユニットを設定し、しきい値により判定する方法(NN1)と選別パターンに対し、出力層に目的ユニットと目的外ユニットの2つを設定し、反応値の大小関係で最終判定を実施する方法(NN2)を実施する。

## 1.2 ニューラルネットワーク

本研究で使用するNNは、非線形識別が可能な最小構成の3層の階層型ネットワークである。NNの例を図1.1に示す。丸印で表しているのがニューロンである。ニューロンとは、生体内の神経細胞を意味し、ユニットとも呼ばれる。これはネットワークのノードにあたる処理要素で、入力を与えられるとそれに応じた出力を出す。各層はそれぞれ、S(Sensory)層、A(Association)層、R(Response)層と示す。

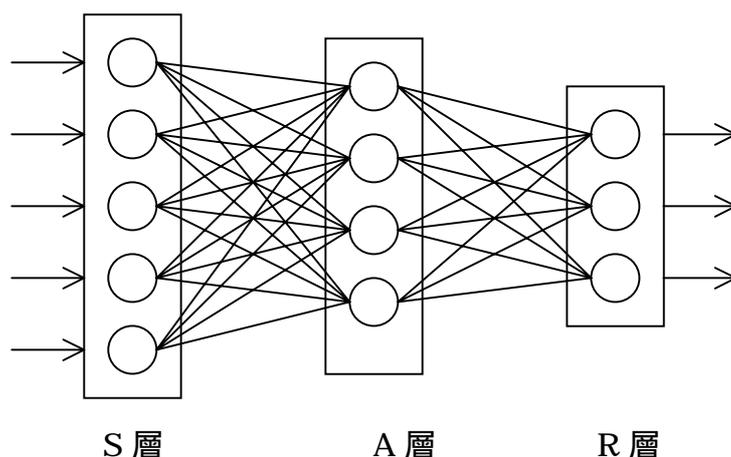


図 1.1 NN の例

入力層を除く各層のユニットは、前の層のユニットから重み付き入力を受けて、そ

の総和を計算し、入出力関数  $f$  によって出力値が求められる。すなわち  $i^k, o^k$  をそれぞれ第  $k$  層の第  $i$  ユニットの入力、出力とし、 $w^{k-1}_{j i}$  を第  $k-1$  層の第  $j$  ユニットから第  $k$  層の第  $i$  ユニットへの結合の強さ（ウェイト）とすると、

$$i^k_i = \sum_j w^{k-1}_{j i} o^{k-1}_j, \quad o^k_i = f(i^k_i) \quad (1.1)$$

となる。中間層、出力層の各ユニットの入出力関数としては、式 (1.2) に示すようなロジスティック関数（シグモイド関数）を使用する。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{x + \theta}{T}\right)} \quad (1.2)$$

式 (1.2) において、 $x$  は各ユニットへの入力値で、 $f(x)$  はそのユニットの出力値である。 $T$  はネットワークの温度と呼ばれる正の数で、 $T$  が大きくなるほどグラフはなだらかになる。本 NN では、誤差に応じて  $T$  は 1.3 から 0.7 まで変化させる。 $\theta$  はユニット単位のしきい値である。 $\theta = 0$  の時のシグモイド関数のグラフを図 1.2 に示す。

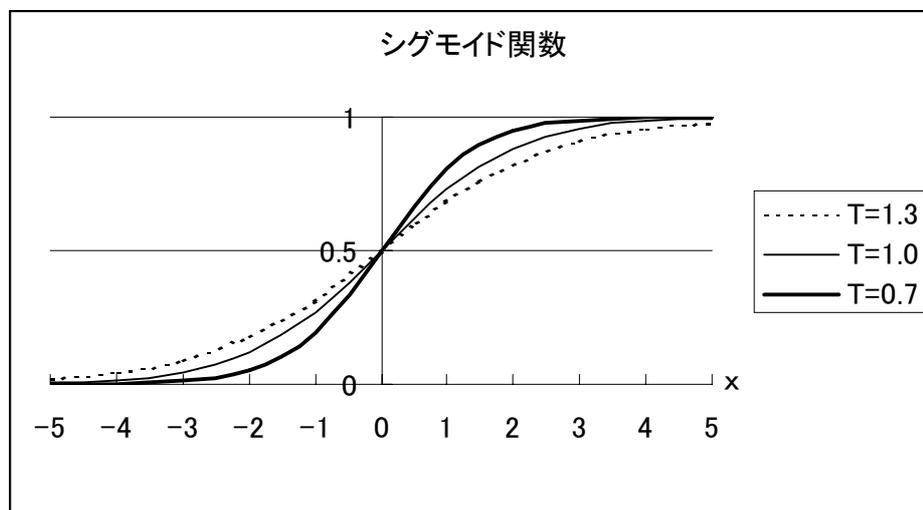


図 1.2 シグモイド関数 ( $\theta = 0$ )

### 1.3 学習アルゴリズム

本研究で用いる NN の学習方法には誤差逆伝播（Error Back Propagation）アルゴリズムを使用する。具体的には、いくつかの入力パターンの例（学習データ）を与え、

その時の出力パターンと期待する出力パターン（教師値）との誤差が減少するようにウェイトを修正する。

ある入力パターンを与えた時の出力層の第  $j$  ユニットの出力値を  $O_j$ 、この時の出力層の第  $j$  ユニットの期待値（教師値）を  $T_j$  とすると、第  $j$  ユニットの誤差  $E_j$  は式 (1.3) のように求める。

$$E_j = \frac{1}{2}(T_j - O_j)^2 \quad (1.3)$$

したがって、1つの学習パターン  $P$  における出力層の誤差  $E_p$  は式 (1.4) のように求める。

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - O_j)^2 \quad (1.4)$$

全学習パターンの誤差の総和を  $E$  とし、総合誤差と呼ぶことにする。この総合誤差に比例して、 $T$ （ネットワークの温度）を 1.3 から 0.7 まで変化させる。

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_p \sum_j (T_j - O_j)^2 \quad (1.5)$$

式 (1.5) に示す総合誤差  $E$  が最小になるように各ユニット間のウェイトを修正する。修正の方法としては最急降下法を用いる。具体的には、各学習パターン毎に、各ユニットの誤差  $E_j$  が最小になる方向へウェイトを変更する。

第  $t$  回目の学習における  $k-1$  層の第  $i$  ユニットの出力から  $k$  層の第  $j$  ユニットのウェイト  $W_{ij}$  の修正量  $\Delta W_{ij}^{k-1,k}(t)$  は式 (3.6) のようにして求める。

$$\Delta W_{ij}^{k-1,k}(t) = -\varepsilon \delta_j^k O_i^{k-1} + \alpha \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-1) + \beta \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-2) \quad (1.6)$$

式 (1.6) において、“ $\varepsilon$ ” は学習定数、“ $\alpha$ ” は慣性定数、“ $\beta$ ” は振動定数である。また、 $\delta_j^k$  は  $k$  層の第  $j$  ユニットの一般化誤差で、 $k$  層が出力層の場合と中間層の場合によって算出方法が異なる。式 (1.7a) 及び式 (1.7b) に一般化誤差の算出方法を示す。

$k$  層が出力層の場合、

$$\delta_j^k = (T_j - O_j^k) f'(I_j^k) \quad (1.7a)$$

となる。ここで、 $I_j^k$  は  $k$  層第  $j$  ユニットの入力総和である。

$K$  層が中間層の場合、

$$\delta_j^k = \left( \sum_m W_{jm}^{k,k-1} \delta_m^{k+1} \right) f'(I_j^k) \quad (1.7b)$$

となる。ただし  $m$  は出力層のユニット番号である。

式 (1.6) に示したウェイトの修正式における  $\beta$  項は、大きな値にするとウェイトの修正量が大きくなり、学習は速くなるが、あまり大きくすると逆に学習が収束しなくなる。総合誤差が上下に振動する時は学習定数を小さくし、誤差の減少速度が小さい時は学習定数を大きくする必要がある。ユーザは学習開始時の学習定数の初期値を設定する。初期値は ( $0.1 < \beta < 1.0$ ) の範囲で設定する。デフォルト値は 0.5 である。

$\alpha$  項は、学習の収束を加速させる働きをする。デフォルト値は 0.95 である。  $\gamma$  項は極小解から脱出させる働きをする。デフォルト値は -0.1 である。  $\alpha$  と  $\gamma$  には関連性があり、図 1.3 に示す範囲内 (塗りつぶした部分) で設定する<sup>[21]-[22]</sup>。

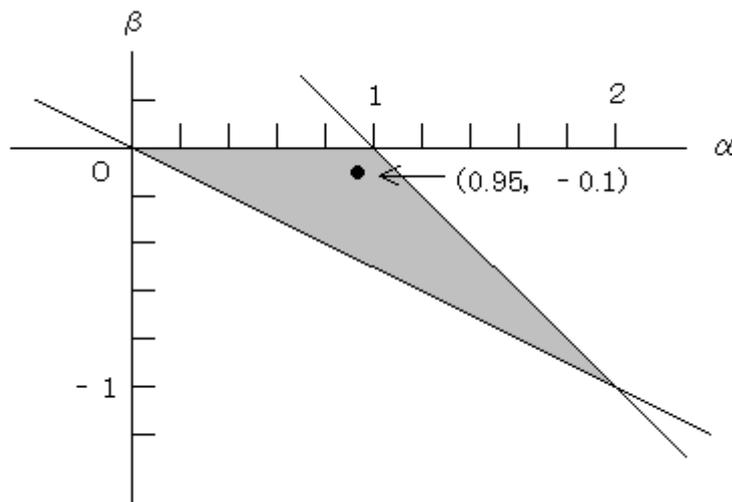


図 1.3  $\alpha$  と  $\gamma$  の関連性

## 1.4 NNC の基本構成

ここでは、図 1.4 に示す NNC の基本構成図について述べる。NN の構成は、非線形識別が可能な最小構成の 3 層階層型である。まず、入力ユニットを 50 種類のマスクにより特徴抽出された米のスラブ値を入力値とするためユニット数は 50 とし、中間層のユニット数は 2 から最大 50 までで任意に設定することができる。また、出力ユニット数は選別したいカテゴリ数が設定可能で、最大 80 まで任意に設定することができる。図 1.5 に示すように、米選別には、入力層のユニット数は 50 とし、中間層のユニット数は 20 とする。また、選別するカテゴリを標準米と被害米の 2 種類に大別する場合、出力ユニット数は 2 となる。したがって、NN の構成は、 $50 \times 20 \times 2$  (入力層ユニット数  $\times$  中間層ユニット数  $\times$  出力層ユニット数) である。ここで、マスク処理とは、NN への入力値として画像データを使用する場合、複数の画素の有効 / 無効を選択する必要がある。この有効 / 無効を表すデータをマスクデータと記述し、

また、その処理をマスク処理と記述する。マスク処理は、NNへ入力値を与えるための前処理であり、二次元画像データを複数の視点から観測することに対応する。マスク処理画面を図 1.6 に示す。また、対象画像をマスクにより部分的に被覆し、被覆されない部分の画素値の合計値をスラブ値と記述する。スラブ値作成処理画面を図 1.7 に示す。

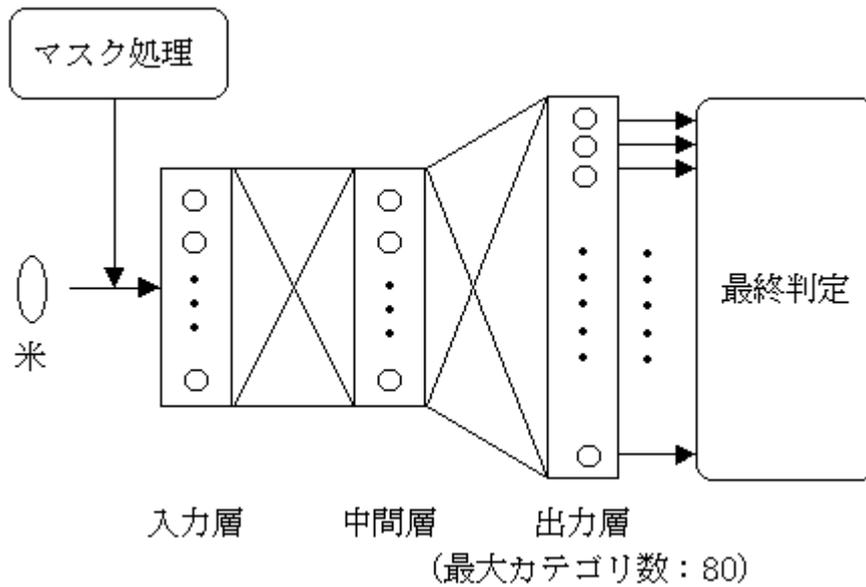


図 1.4 NNC の基本構成

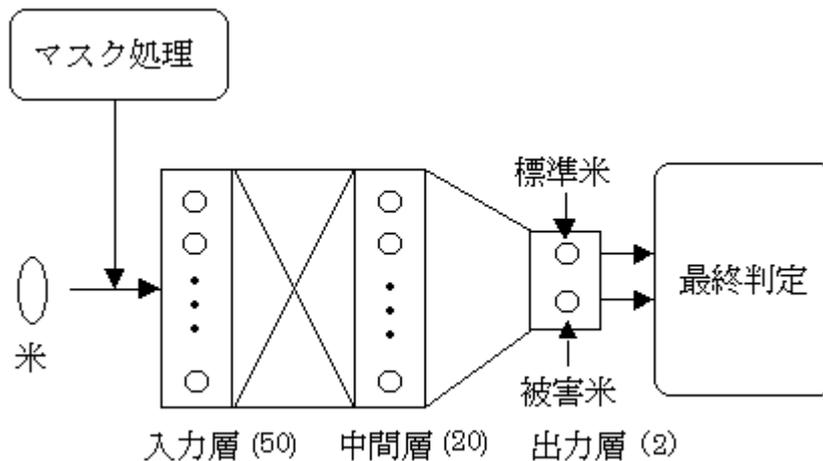


図 1.5 米選別用 NNC の構成

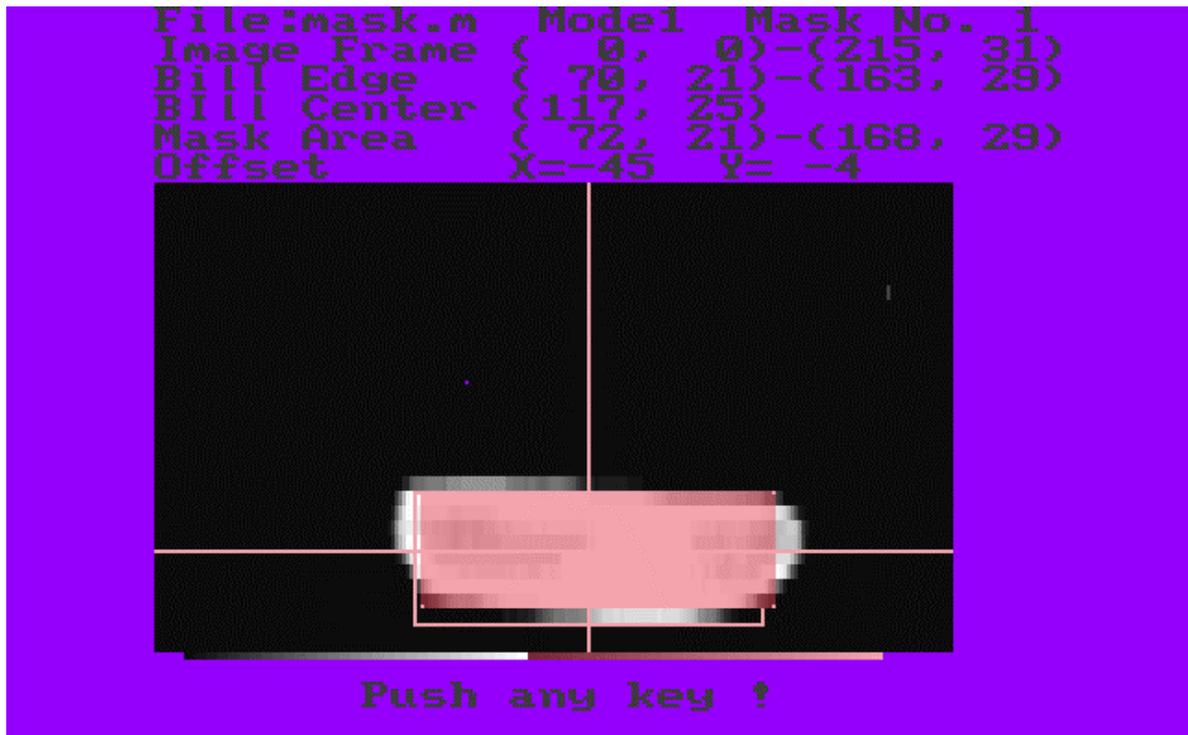


図 1.6 マスク処理画面

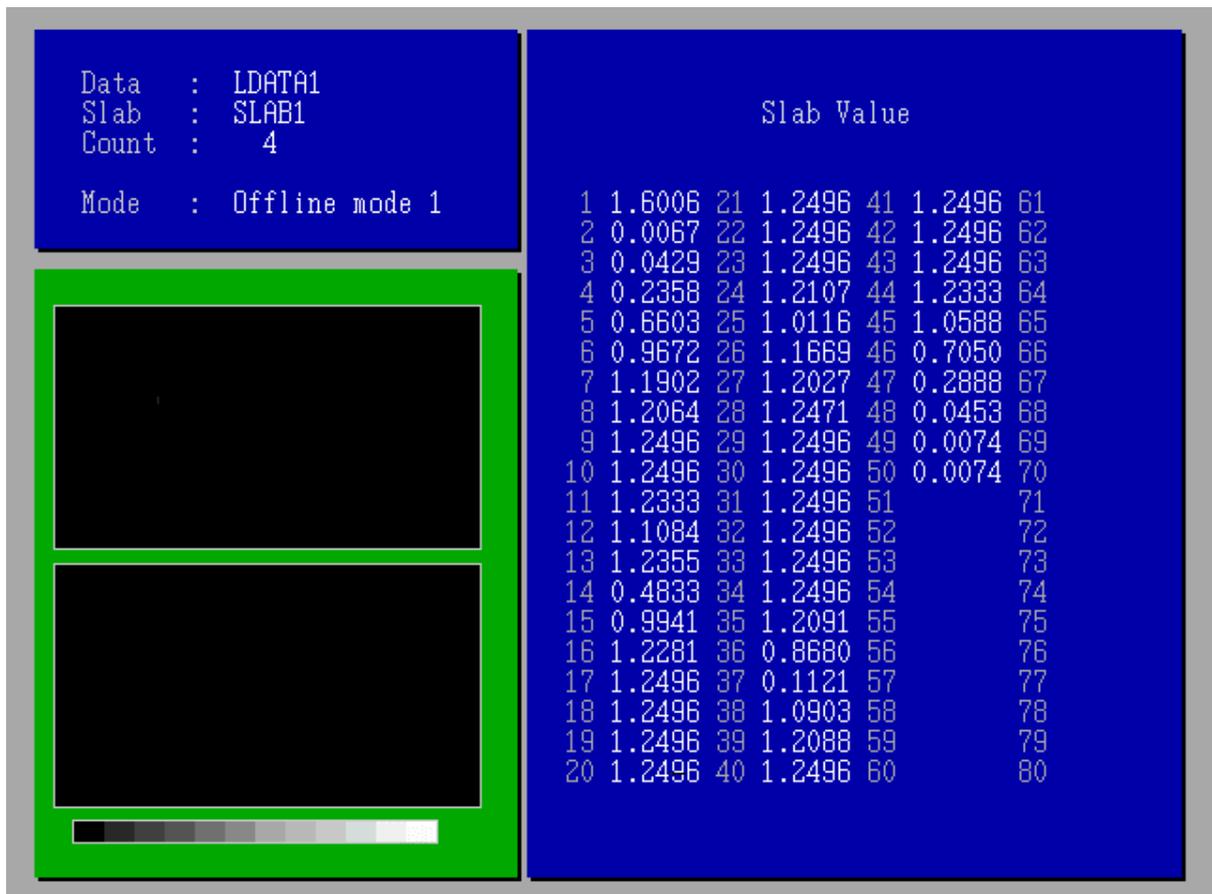


図 1.7 スラブ値作成処理画面

本実験では、米のカテゴリを標準米と被害米の2カテゴリに分類しているが、実際には、被害米の中でも虫食いと変色米を別カテゴリとして選別したい等の要求に対してNNCでは識別曲面の形成に多少不都合が生じると考えられる。例えばカテゴリを標準米、虫食い米、変色米の3カテゴリに分類する場合、すべてのカテゴリを同時選別するNNCの識別曲面は、図1.8のようになる。しかしながら、ニューロテンプレートマッチング識別手法では、図1.9に示すように、標準米を目的パターンとした場合、標準米とそれ以外（虫食い米及び変色米）を分離する識別曲面を形成するのみである。よって、NNCと比較すると識別曲面の形成が容易であると言える。このことから、本研究では、米選別のための選別手法としてニューロテンプレートマッチング識別手法を用いた選別性能確認実験を行うこととする。ニューロテンプレートマッチング識別手法には、2種類のNNの構成法があり、出力層に1つの判定ユニットを設定し、しきい値により判定する方法（NN1）と選別パターンに対し、出力層に目的ユニットと目的外ユニットの2つを設定し、反応値の大小関係で最終判定を実施する方法（NN2）を実施する。

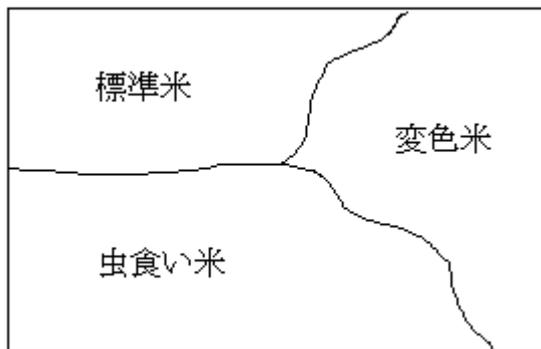


図 1.8 NNC による識別曲面

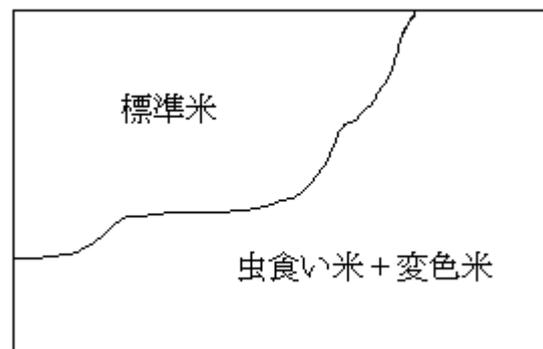


図 1.9 ニューロテンプレートマッチング  
識別手法による識別曲面

## 1.5 NN1 の基本構成

ここでは、図 1.10 に示す選別システムのテンプレートである NN1 の基本構成について述べる。米選別には、図 1.11 に示すような入力層のユニット数は 50 とし、中間層のユニット数は 20、出力ユニット数は 1 の NN を使用する。したがって、個々の NN の構成は、 $50 \times 20 \times 1$  である。テンプレートに関しては、米の種類数分だけテンプレートを用意する。ここでは、標準米と被害米の 2 つのテンプレートを用意する。テンプレートの作成に際し、標準米を目的パターンとする標準米テンプレートを作成する場合には、標準米データの提示に対し、“1” を出力ユニットに教師し、被害米データの提示に対し、“0” を出力ユニットに教師する。一方、被害米を目的パターンと

する被害米テンプレートを作成する場合は、標準米データの提示に対し、“0”を出力ユニットに教師し、被害米データの提示に対し、“1”を出力ユニットに教師する。評価に関しては適当なしきい値を試行錯誤で設定し、標準米を標準米テンプレートで評価する場合、出力値がしきい値より大きい場合は標準米、このしきい値を下回る場合は被害米と判断される。一方、被害米を被害米テンプレートで評価する場合、出力値がしきい値より大きい場合は被害米、このしきい値を下回る場合は標準米と判断される。複数テンプレートの結果から最終判定を得る手続きを以下に示す。まず、出力ユニットの出力値にしきい値を設定する。このしきい値を満たしたすべてのテンプレートから出力値が最大であるテンプレートを最終判定テンプレートとする。以上の手続きを図 1.12 に示す。

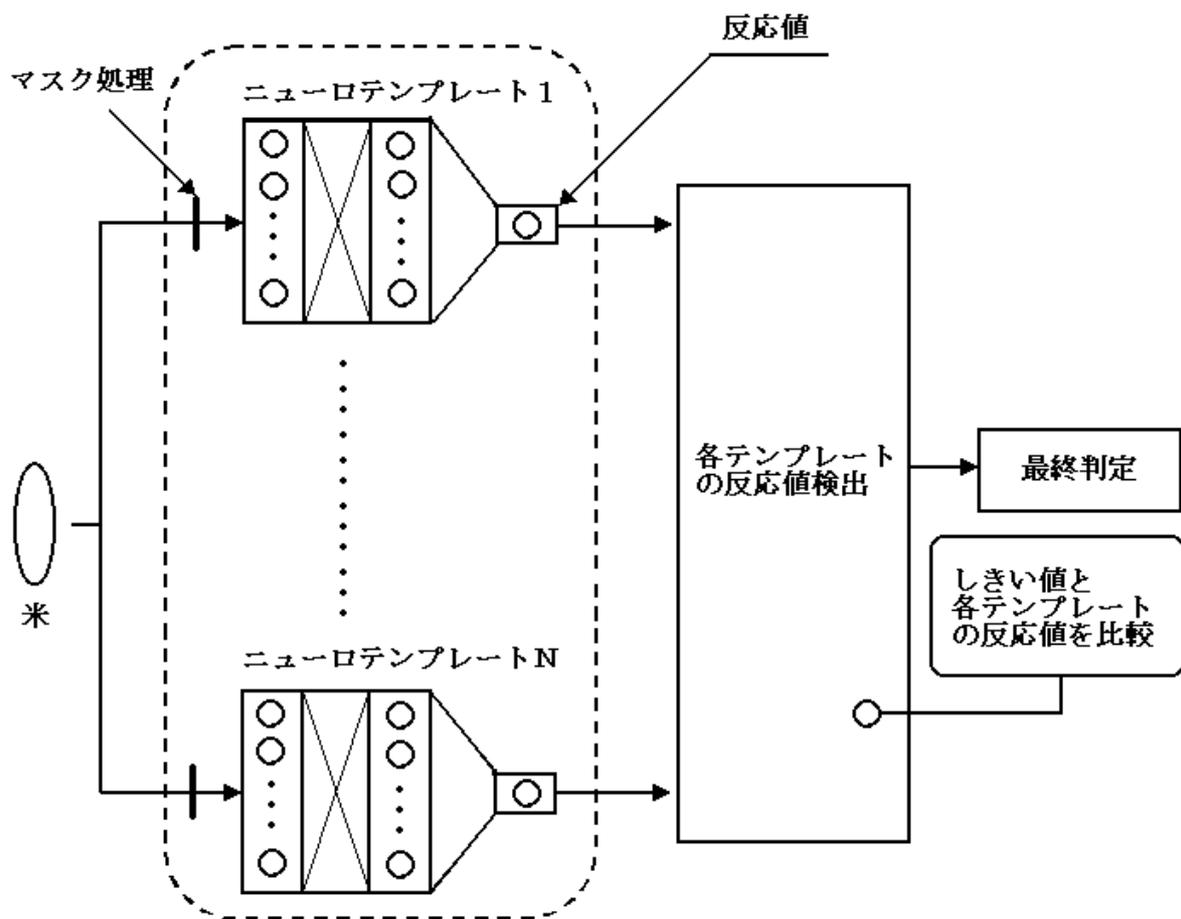


図 1.10 NN1 による選別システムの基本構成

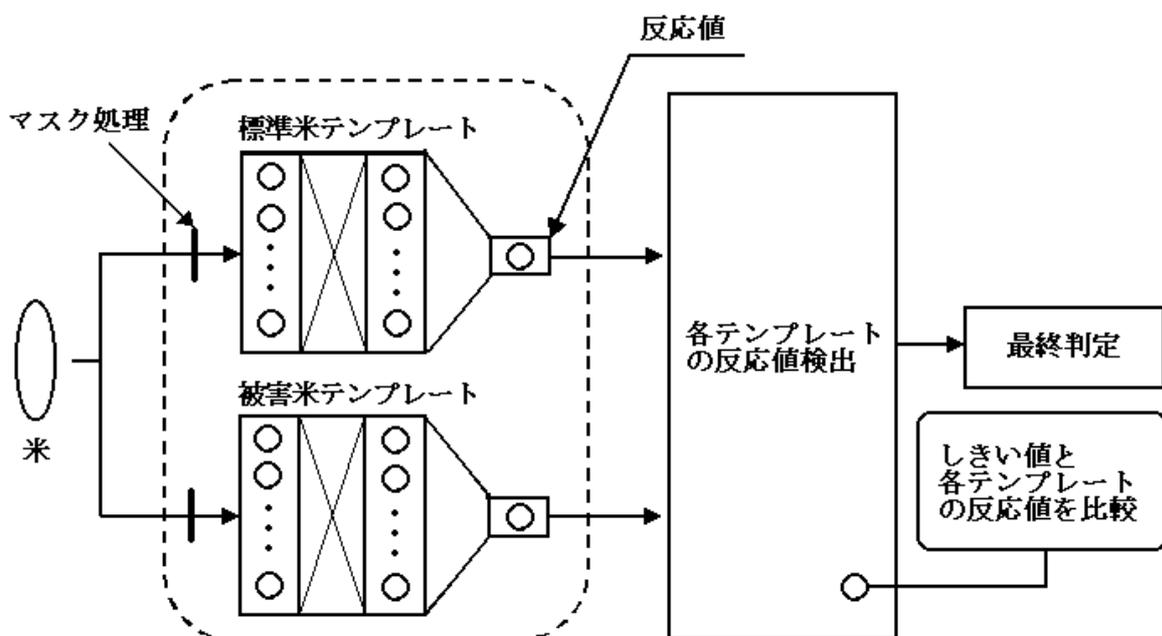


図 1.11 米選別用 NN1 による選別システムの基本構成

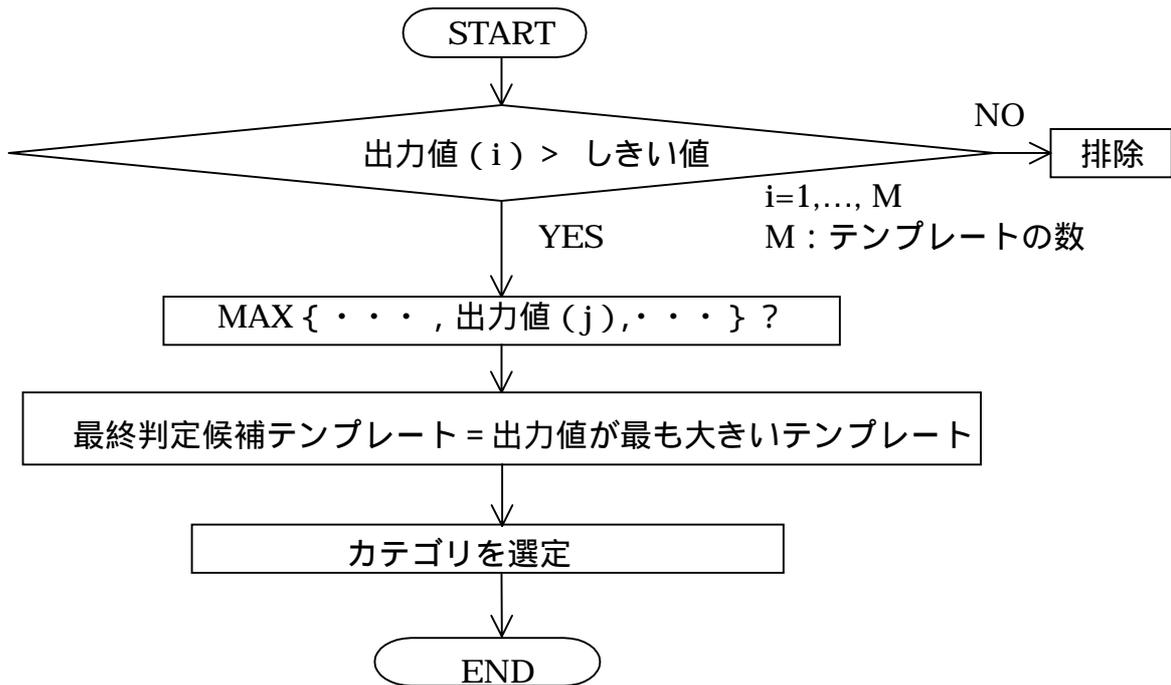


図 1.12 NN1 の最終判定法

## 1.6 NN2 の基本構成

ここでは、図 1.13 に示す選別システムのテンプレートである NN2 の基本構成について述べる。米選別には、図 1.14 に示すような入力層のユニット数は 50 とし、中間層のユニット数は 20、出力ユニット数は 2 の NN を使用する。したがって、個々の NN の構成は  $50 \times 20 \times 2$  である。テンプレートに関しては、NN1 と同様に標準米と被害米の 2 つのテンプレートを用意する。入力層及び中間層のユニット数は NN1 と同様であるが出力層のみ異なっている。出力層に目的ユニットと目的外ユニットの 2 つを設定し、反応値の大小関係で最終判定を実施する方法を検討する。テンプレートの作成において、標準米を目的パターンとする標準米テンプレートを作成する場合、標準米（目的パターン）データの提示に対して、目的ユニットには“1”を、目的外ユニットには“0”を教師する。一方、被害米（目的外パターン）データの提示に対して、目的ユニットには“0”を、目的外ユニットには“1”を教師する。また、被害米を目的パターンとする被害米テンプレートの作成は、標準米（目的外パターン）データの提示に対して、目的ユニットには“0”を、目的外ユニットには“1”を教師する。一方、被害米（目的パターン）データの提示に対して、目的ユニットには“1”を、目的外ユニットには“0”を教師する。評価に関しては標準米を標準米テンプレートで評価する場合、目的ユニットの出力値が目的外ユニットより大きい場合は標準米、逆の場合は被害米と判断される。一方、被害米を被害米テンプレートで評価する

場合、目的ユニットの出力値が目的外ユニットより大きい場合は被害米、逆の場合は標準米と判断される。複数テンプレートの結果から最終判定を得る手続きは、目的ユニットと目的外ユニットの出力値の大小関係を比較し、目的ユニットに大きく反応したすべてのテンプレートから目的ユニットの出力値が最大であるテンプレートを最終判定テンプレートとする。以上の手続きを図 1.15 に示す。とくに、NN2 を使用した場合、未学習データに対する NN の挙動をユニットの反応値の大小関係で明確に見極めることが可能になり、NN1 のようにしきい値を用いる必要はない。これにより、標準米と酷似する被害米の選別においても詳細な選別が可能となることが予想される。

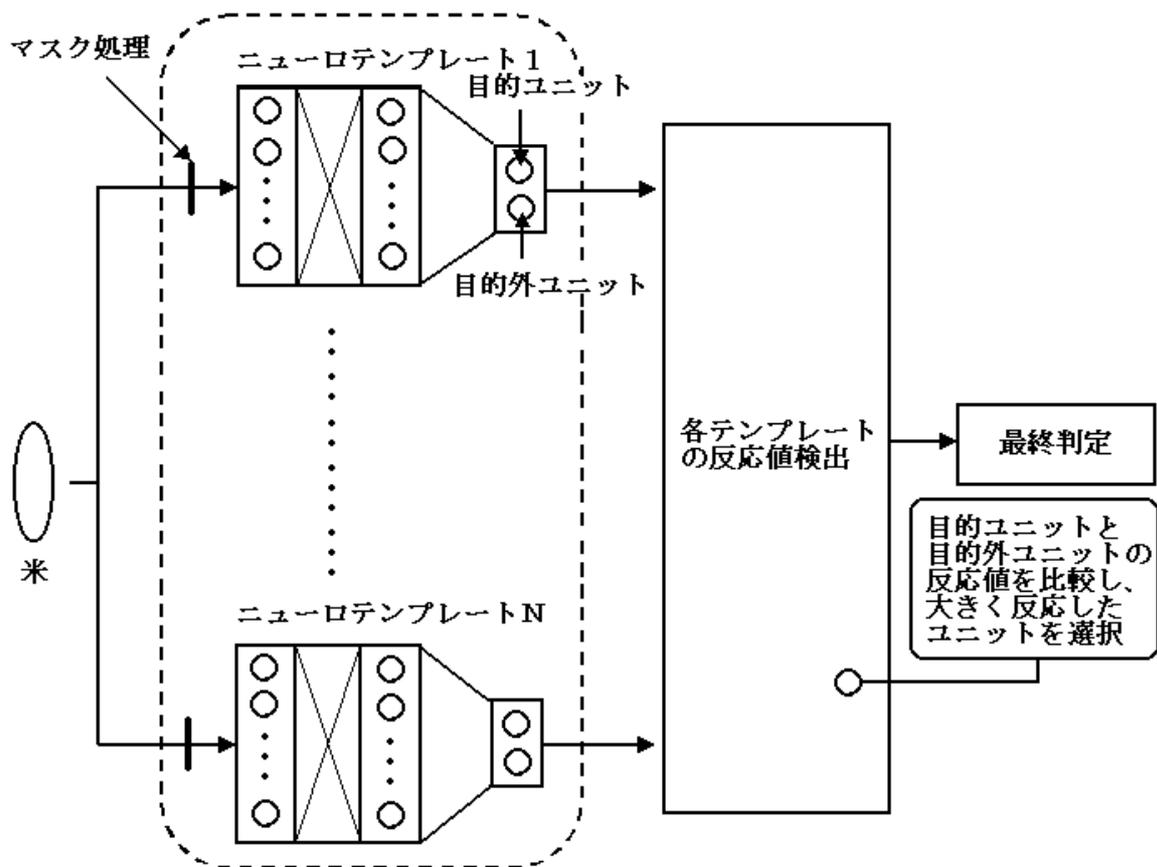


図 1.13 NN2 による選別システムの基本構成

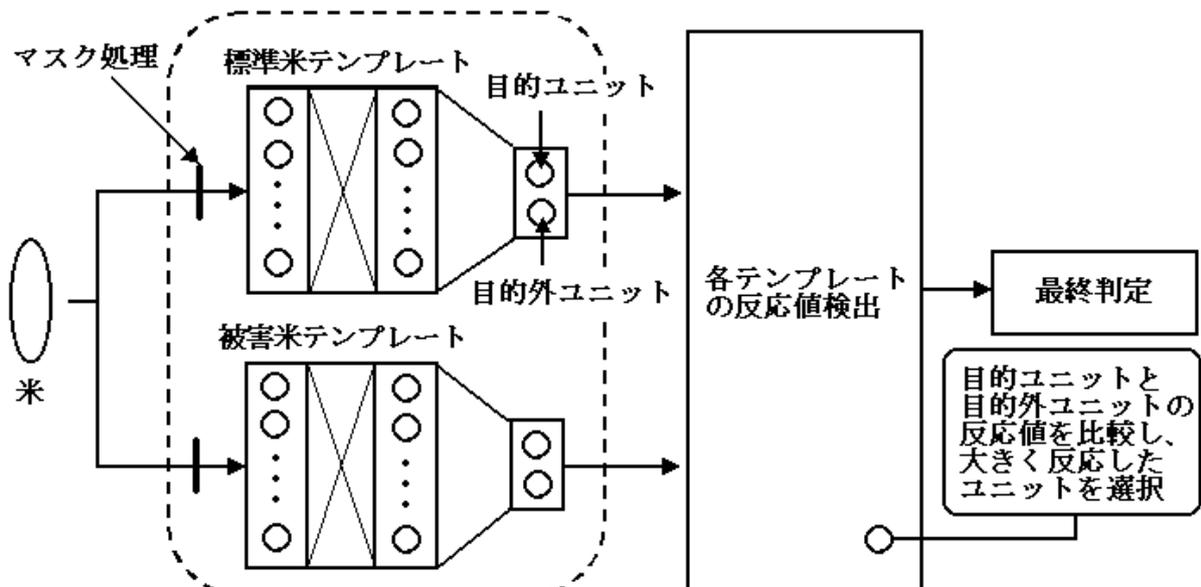


図 1.14 米用 NN2 による選別システムの基本構成



## 2 抽出アルゴリズム

本研究において、選別の対象が流下米であることから、撮影された流下米の二次元画像 1 フレームには多数の米が存在する。しかしながら、米 1 粒ずつの良否判定を行う必要性から、1 フレーム内に存在する多数の米から米 1 粒を抽出する必要がある。そこで、8-近傍収縮処理とラベリング処理を応用した抽出アルゴリズムを提案する。抽出アルゴリズムの処理手順を以下に示す。

- (1) 256 色ビットマップファイルから米画像データを読み出す。
- (2) 米画像データから青色画像のみを取り出す。
- (3) しきい値を用いて画像データを 2 値化する。
  - (a) しきい値以上の画素を“1”画素とする。
  - (b) しきい値より小さい画素を“0”画素とする。ここで、“1”画素は、米の部分で、“0”画素は背景の部分になる。しきい値は青色の色レベルで決定する。
- (4) 米を 1 粒ずつ切り離すために 8-近傍収縮処理を行う。収縮回数は 1 回から 100 回まで任意に決定する事が可能である。
- (5) ラベリング処理を行う。
  - ( ) “1”画素を探す。
  - ( ) 探した“1”画素と 8-近傍している画素に、現在のラベル番号を付ける。
- (6) 求めたラベル領域毎に、その領域の位置の最大値と最小値を求め、ラベル領域の中心位置を求める。
- (7) 8-近傍収縮処理<sup>[18]</sup>により 1 粒ずつに切り離された米の中心位置を用いて、元のビットマップ画像から、米 1 粒ずつを抽出する。

物理的に隣接する米を撮影し、この抽出アルゴリズムを用いて、抽出処理を行った結果を図 2.1 ~ 図 2.3 に示す。米同士の接触面が比較的少ない場合の抽出結果を図 2.1 に、接触面を少し大きくした場合の抽出結果を図 2.2 に、更に接触面を大きくした場合の抽出結果を図 2.3 に示す。

### 3.4 米の回転に不偏なアルゴリズムの検討

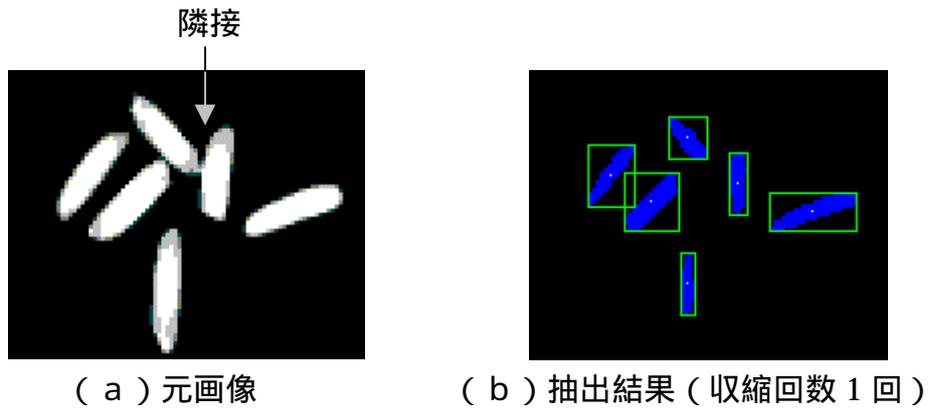


図 2.1 抽出結果例 1

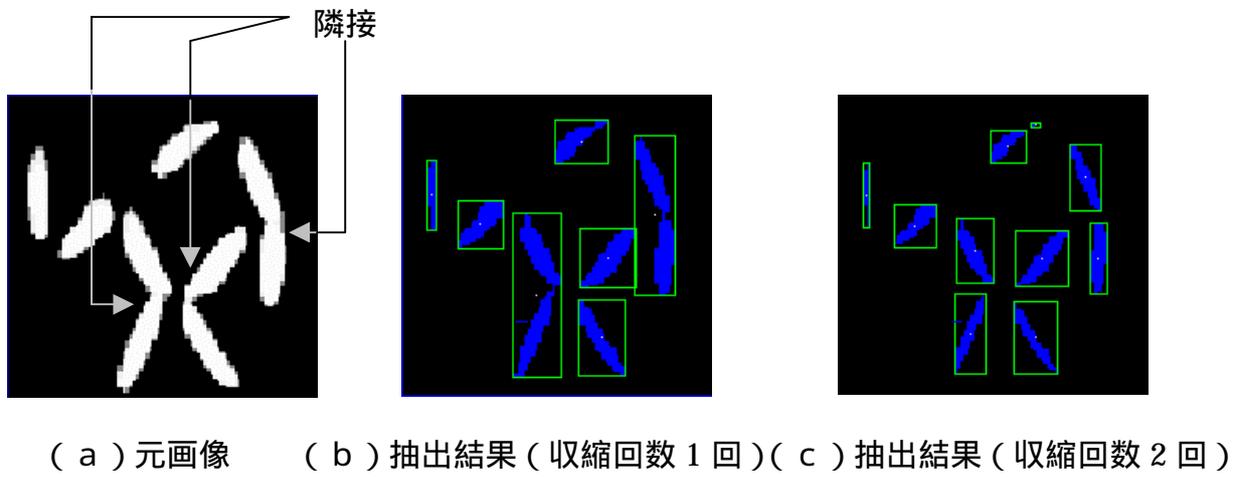


図 2.2 抽出結果例 2

### 3.4 米の回転に不偏なアルゴリズムの検討

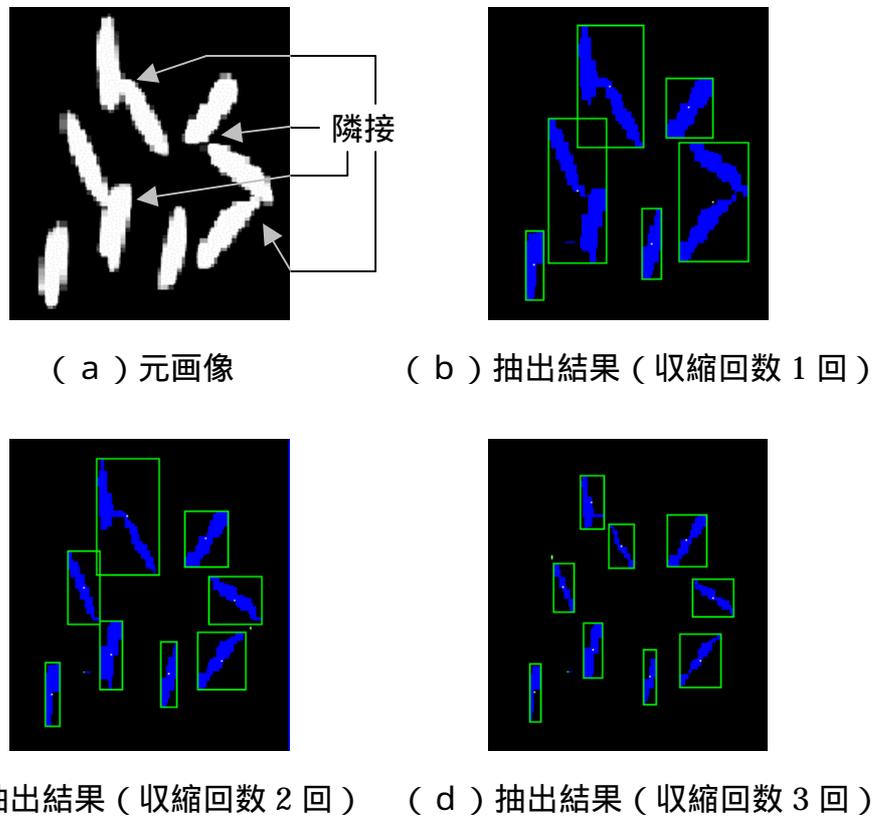


図 2.3 抽出結果例 3

図 2.1 ~ 図 2.3 に示すように、提案する抽出アルゴリズムにより物理的に隣接する米をプログラム上で切り離し、1 粒 1 粒を抽出することが可能となる。