

平成 14 年度

修士学位論文

院内食事摂取量管理システムの構築に関する研究

Research on Construction of Food Intake Managing System for

Medical Use

1055121 内田久也

指導教員：竹田史章教授

2003 年 1 月 31 日

高知工科大学大学院基盤工学専攻情報システム工学コース

# 要旨

## 院内食事摂取量管理システムの構築に関する研究

内田久也

現在，入院患者の食事管理の方法は，個々の患者に対し，栄養師が食事の食前状態と患者が食事を終えた食後状態を目で確認し，食品成分表と照らし合わせて食事の摂取量を測定している．したがって，測定基準は目分量であり一定しているとはいえない．また，入院患者数，および，食事のメニュー数，さらに，患者ごとに異なる摂取量と，それらを記録として残す作業を考慮すると，膨大な手間と時間が費やされている．そのため，これらの作業を栄養師に代わって機械で計測・記録したいという病院関係者の強い要望がある．そこで，このような背景の下で，著者はニューラルネットワーク（NN）を用いた食事摂取量管理システムの構築を提案する．提案システムの基本コンセプトは，食前および食後の画像をシステムで比較観察し，患者が摂取したカロリーを算出するものである．提案システムの処理流れは，撮影装置で食膳を撮影後トレイから食器および食材を抽出し，つぎに食前後の食材画像の変化量を計測する．本論文では，現状の食事摂取量管理方法を紹介し，その問題点について記述する．さらに，提案システム内における各処理部分について記述する．最後に提案システムの基本性能を院内に近い環境を模倣した形で定量的に示す．

キーワード：食事摂取，ニューラルネットワーク，摂取カロリー，食器確定，  
食材抽出

# Abstract

## Research on Construction of Food Intake Managing System for

### Medical Use

Hisaya UCHIDA

Conventionally, the dietitians observe after food intake image, they measure amount of food intake by comparing with food intake image. Measuring standard is vague because of their manual procedure. The dietitians are needed hard work by considering large number of patients, menu, variety of amount of food intake. Therefore, there are some demands such as automatic measuring for amount of food intake. I propose a measuring system for food intake using neural network (NN). Basic concept of this system is comparing with difference between before food intake image and after food intake one. The proposed system captures whole tray image by the camera, it extracts dish image from the tray image with the NN. Food image is extracted from dish image with image processing. Finally it can measure amount of difference between before food intake image and after food intake one. I show effectiveness of the proposed system by simulation.

Keywords: food intake, neural network, intake calorie, dish settlement, food extraction

# 目次

1. はじめに.....	1
2. 現状の食事摂取量計測手法.....	3
2.1 現状の食事摂取量計測手法.....	3
2.2 問題点.....	4
3. 食事摂取量管理システムの構築.....	8
3.1 撮影装置の製作.....	10
3.2 食器抽出処理.....	16
3.2.1 NNを用いた食器抽出処理.....	16
3.3 食材抽出処理.....	20
3.4 摂取量計測.....	21
3.4.1 NNによる摂取量識別.....	21
3.4.2 残食材面積計測による摂取量判定.....	23
3.5 データベース.....	24
3.5.1 食材データベース.....	25
3.5.2 料理データベース.....	26
3.5.3 食器データベース.....	27
3.5.4 盛付けデータベース.....	28
3.5.5 メニュー内容データベース.....	29
3.5.6 メニュー提供者データベース.....	30
3.5.7 個人データベース.....	31
3.5.8 個人摂取履歴.....	32
4. 実験.....	34

4.1 食器抽出実験.....	34
4.1.1 実験条件.....	34
4.1.2 実験結果.....	39
4.2 食材抽出実験.....	44
4.3 摂取量計測実験.....	45
4.3.1 NNによる摂取量識別.....	45
4.3.2 残食材面積計測による摂取量計測.....	50
4.4. 考察.....	59
5. まとめ.....	60
6. 謝辞.....	61
7. 参考文献.....	62
付録.....	66
ニューラルネットワーク.....	66

## 図目次

図 2.1	配膳風景.....	5
図 2.2	アンケート内容.....	6
図 2.3	アンケート回答結果.....	7
図 3.1	動作フローチャート.....	8
図 3.2	システム構成.....	9
図 3.3	撮影筐体設計図.....	11
図 3.4	外部スイッチ設計図.....	12
図 3.5	USB カメラ設計図.....	13
図 3.6	撮影装置全体図.....	14
図 3.7	拡散板.....	15
図 3.8	拡散板材料.....	15
図 3.9	拡散板の効果.....	15
図 3.10	食器データベース.....	17
図 3.11	食器抽出用 NN 構成.....	18
図 3.12	食器画像の 2 値化.....	18
図 3.13	NN への画像入力イメージ.....	19
図 3.14	NN 判定処理プログラムのメイン画面.....	22
図 3.15	NN の学習処理画面.....	22
図 3.16	NN による残食材判定処理画面.....	23
図 3.17	残食材面積による計測方法のイメージ.....	24
図 3.18	食材データベース.....	25
図 3.19	料理データベース.....	26
図 3.20	食器データベース.....	27

図 3.21	盛付けデータベース.....	28
図 3.22	メニュー内容データベース.....	29
図 3.23	メニュー提供者データベース.....	30
図 3.24	個人データベース.....	31
図 3.25	個人摂取履歴.....	33
図 4.1	使用食器画面.....	35
図 4.2	食器配膳例.....	35
図 4.3	食器抽出成功例.....	40
図 4.4	食器抽出失敗例.....	40
図 4.5	食材抽出結果.....	44
図 4.6	食器の配置.....	46
図 4.7	炊飯米残量 0%の学習用データ.....	46
図 4.8	炊飯米残量 20%の学習用データ.....	46
図 4.9	炊飯米残量 40%の学習用データ.....	47
図 4.10	炊飯米残量 60%の学習用データ.....	47
図 4.11	炊飯米残量 80%の学習用データ.....	47
図 4.12	炊飯米残量 100%の学習用データ.....	47
図 4.13	食器の配置.....	51
図 4.14	実験データ (1): 残量 0%.....	52
図 4.15	実験データ (2): 残量 20%.....	52
図 4.16	実験データ (3): 残量 40%.....	52
図 4.17	実験データ (4): 残量 60%.....	52
図 4.18	実験データ (5): 残量 80%.....	52
図 4.19	実験データ (6): 残量 100%.....	53
図 4.20	実験データ (7): 残量 0%.....	53

図 4.21	実験データ (8): 残量 20%.....	53
図 4.22	実験データ (9): 残量 40%.....	53
図 4.23	実験データ (10): 残量 60%.....	53
図 4.24	実験データ (11): 残量 80%.....	54
図 4.25	実験データ (12): 残量 100%.....	54
図 4.26	食物除去処理.....	55
図 4.27	実験動作画面.....	56



## 表目次

表 4.1	食器情報一覧.....	36
表 4.2	メニュー一覧 (1) .....	37
表 4.3	メニュー一覧 (2) .....	38
表 4.4	NN の学習および評価条件.....	39
表 4.5	実験結果 (1) .....	41
表 4.6	実験結果 (2) .....	42
表 4.7	実験結果 (3) .....	43
表 4.8	NN の学習・評価条件.....	45
表 4.9	残食材識別実験結果 (1).....	49
表 4.10	残食材識別実験結果 (2) .....	50
表 4.11	実験結果 (1) .....	57
表 4.12	実験結果 (2) .....	58

## 1. はじめに

現在，病院や学校などの給食施設では，正確な栄養計算の下に食事がつくられている<sup>(1)</sup>．特に，病院では個人ごとに栄養計算された食事が供給されている．しかしながら，これらの食事が常に全部食べられているわけではなく，残食がある場合には摂取栄養量が栄養師などの給与側の計算と異なってくる．そこで，厳密な栄養管理が必要な場合には，残食を重量測定などにより測定している．また，それほどの精度が要求されない場合あるいは厳密に測定する時間や手間がない場合には，個々の患者に対し，栄養師が食事を食べる前の状態と患者が食事を終えた後の状態を目で確認し，食品成分表と照らし合わせて食事の摂取量を測定している．大半の病院では，栄養師の目測による入院患者の栄養管理方法が採用されている．栄養師の目測によって栄養管理が行なわれているため，測定基準は一定していない．また，入院患者数，および，食事のメニュー数，さらに，患者ごとに異なる摂取量と，それらを毎食ごとに計測し，記録として残す作業を考慮すると，栄養師には膨大な手間と時間が要求されている．そのため，食事摂取後の状態で，摂取栄養素量を自動的に計算し，個人の必要量と比較して充足率を表示する．さらに必要量を満たさないあるいは過剰な栄養素を次の食事で補正していくことが可能なシステムの開発を病院関係者から強く望まれている．そこで，このような背景の下で，ニューラルネットワーク（NN と略記）を用いた食事摂取量管理システムの構築を提案する<sup>(2)-(7)</sup>．この NN による識別手法は紙幣識別や筆跡による個人認証などの識別分野において幅広い応用力を有していることがこれまで報告されている<sup>(8)-(27)</sup>．提案システムの基本コンセプトは，食前および食後の画像をシステム内で保存及び比較観察し，患者が摂取したカロリーを算出するものである．

提案システムの処理流れは，撮影装置で食膳を撮影後トレイから食器および計測対象となる食材を抽出し，食材画像の変化量を計測する．提案システムでは，上記のよ

## 1. はじめに

うに各食材ごとの摂取量を計測するため前処理を行なう必要がある。まず、撮影したトレイ画像より個々の食器位置を特定する。この処理は通常の画像探索と比較し高速で行なう必要があるため著者は NN を採用している<sup>(4)-(7)</sup>。次に、食器画像から食材画像の抽出を行なう。この処理にはノイズ除去などのためにラベリングと 8 近傍収縮処理<sup>(28)-(30)</sup>を併用している。摂取量計測においては、食前後の食材画像の変化量を NN で評価する方法と残食材の面積(画素数)で評価する方法の 2 種類を検討する。さらに、評価結果を食物栄養素データベースとリンクして摂取カロリーを算出している。提案システムを導入することにより、「正確な測定が可能」、「データ管理が容易」、「短時間で自動計測が可能」、「独居老人などの遠隔食事指導が可能」などが期待される。

本論文では、食事摂取量管理システムの構築に対し、まず、食膳画像を撮影するための撮影筐体を製作する。次に、食器位置特定処理や食材抽出処理などの各処理システムの開発を行なう。さらに、開発する個々の処理システムの有用性を示すため、実データ等を用いて個々の性能を定量的に示す。最終的に、個々の処理システムを統合させた統合システムの完成を目標とする。

## 2. 現状の食事摂取量計測手法

本章では、残食材の重量測定や栄養師の目測による計測など、現状の病院などで行なわれている食事摂取量計測手法について述べる。

### 2.1 現状の食事摂取量計測手法

現在、病院内における入院患者の食事摂取量計測方法<sup>(1)</sup>は、栄養師が患者に食膳を配膳する前の状態と患者が食事を終えた後の状態の2つの状態を目で確認し、食品成分表と照らし合わせて、個々の患者の摂取量を計測している。また、病院内外で使用している食事調査法として秤量（ひょうりょう）記録法、目安量記録法や24時間思い出し法などが挙げられる。以下に各食事調査法について述べる。

#### (1) 秤量（ひょうりょう）記録法

秤、計量カップ、計量スプーンなどを使用し、実際の食品の重量、容積を科学的単位で測定記載する。生材料の測定、調理中廃棄量の測定、食後の残菜量の測定がされ、食後の残菜量の測定がされ、現行の食事調査法の中ではもっとも真の値に近いものとされる。しかしながら、被験者にとって手間がかかり誤差の原因となる。

#### (2) 目安量記録法

実際の重量測定は行わず、通常食品を数える単位である目安量で記録を行なっていくものである。しかしながら、現実には食品の数、種類も多く、摂取量にも大きなバラツキがあるため、すべての食品を秤量することは困難である。秤量法においても目安量が混在し、目安量法でも重量、容量が明白である市販品、加工品などは、秤量と変わらぬ正確な数値を得ることが可能

## 2.2 問題点

である。

### (3) 24 時間思い出し法

栄養師が面接を行い，調査日前日の食事内容を聞き取るものである。被験者は思い出し期間が前日 1 日だけなので，比較的思い出しやすい。面接者の前日の記録や メモもいっさいない状況で，摂取した食品名を同定し，摂取量に関しても目安量から重量を推定しなくてはならない。繰り返し 24 時間思い出し法による調査を行い，個人の習慣的摂取量を把握することも可能であるが，通常は集団の栄養状態の判定に用いられる。調理品の成分値表が利用できる国では調理品の名称，目安量だけで済むので，被験者，験者とも回答・聞き取りがしやすいものとされている。

### (4) 陰膳法

陰膳法は，実際に被験者が摂取した食事と同じものを科学的分析し，摂取栄養素量を推定するものである。通常は各家族でもう 1 人前多く食事をつくってもらい，それを収集する。ホモジェナイズ後凍結，あるいは凍結乾燥を行い，検体数がそろった時点で分析する。集団の平均栄養素摂取状況を把握するのに用いられるが，多くの手間と経費がかかる。また，このような調査に協力してもらう際には，普段の食事とは異なるものに変更されやすいことに留意すべきである。食べた食品の科学分析を実際に行なうので，食物成分表のもっている誤差は解消できる。

## 2.2 問題点

現在の病院内における食事摂取量計測に関する問題は，患者が摂取した食事の量を計測する際に，栄養師が目視によって残食から摂取量を計測するという方法が採られ

## 2.2 問題点

ているため、計測値はあいまいで計測基準が栄養師によって異なる。また、図 2.1 に示すように個々の入院患者の食事をすべて栄養師が計測するため、食事のメニュー数、患者ごとに異なる摂取量なども考慮すると作業効率は高くない。さらに、2.1.で示した食事調査法をすべての入院患者に適用すると仮定した場合、患者一人あたりの調査結果の報告に膨大な時間が費やされる。また、患者個人の計測データの管理においても電子化されていないなどの問題点がある。



図 2.1 配膳風景

そこで、著者はまず病院関係者に食事摂取量管理システムについて図 2.2 に示すようなアンケートを行なったところ、図 2.3 に示す通りアンケート回答者全体の約 80% が提案システムに高い関心を示した。

## 2.2. 問題点

病院内において患者個人のエネルギー及び栄養素摂取量を正確に把握することは、栄養管理上非常に重要であるが、聞き取りによる残食料の調査等は人手の関係で大変です。そこで、短時間に各人の摂取量を検査するシステムがあればと考えます。高知工科大学との共同研究により、人手がかからず、短時間に給食の摂取量を検査し、エネルギーや栄養素の摂取量を正確に算出するシステムの開発に取り組みたいと考えます。これまでの研究では、カメラを内蔵した画像認識装置を応用して、食事前後のトレイ上の食物の差からエネルギーや栄養素の摂取量を算出するシステムの開発が可能であると思われまます。そこで給食事業に携わっている先生方のご意見をお聞かせ願いたく、アンケート調査をさせていただきます。

質問 1. このようなシステムについてどう思いますか？

- (1) 必要性を感じる
- (2) 必要性を感じない
- (3) 考えていなかった

質問 2. このようなシステムが開発されれば、導入したいと思いますか？

導入したい

興味がある

- (3) 検討してみた
- (4) 興味がない

質問 3. 導入できる価格はどの範囲ですか？

- (1) 10～20 万円
- (2) 20～30 万円
- (3) 30～50 万円

図 2.2 アンケート内容

## 2.2. 問題点

質問1の回答では、

- (1) 必要性を感じる...26人(46%)
- (2) 必要性を感じない...2人(4%)
- (3) 考えていなかった...29人(50%)

質問1で必要性を感じると答えた人で、質問2では、

- 導入したい...5人(9%)
- 興味がある...16人(28%)
- 検討してみたい...5人(9%)
- 興味がない...0人

質問1で考えていなかったと答えた人で、質問2は、

- 導入したい...0人
- 興味がある...12人(21%)
- 検討してみたい...5人(9%)
- 興味がない...4人(7%)
- 無記入...8人(14%)

質問3の回答では、

- (1) 10~20万円...33人(58%)

図 2.3 アンケート回答結果



### 3. 食事摂取量管理システムの構築

2.で述べた現状の食事管理における問題点を解決するために、食事摂取量管理システムの構築を提案する。提案システムの基本コンセプトは、システム内で食前および食後の画像を比較・計測し、食品成分表を照らし合わせて摂取されたカロリーを算出する。食膳画像を撮影する撮影装置上部の4隅には25W 曇り電球を4個取り付けている。撮影にはカラーカメラ（解像度：320×240）を使用し、ソフトウェア部分を格納するPCへの接続はUSBポートを使用している。動作フローを図3.1に示す。

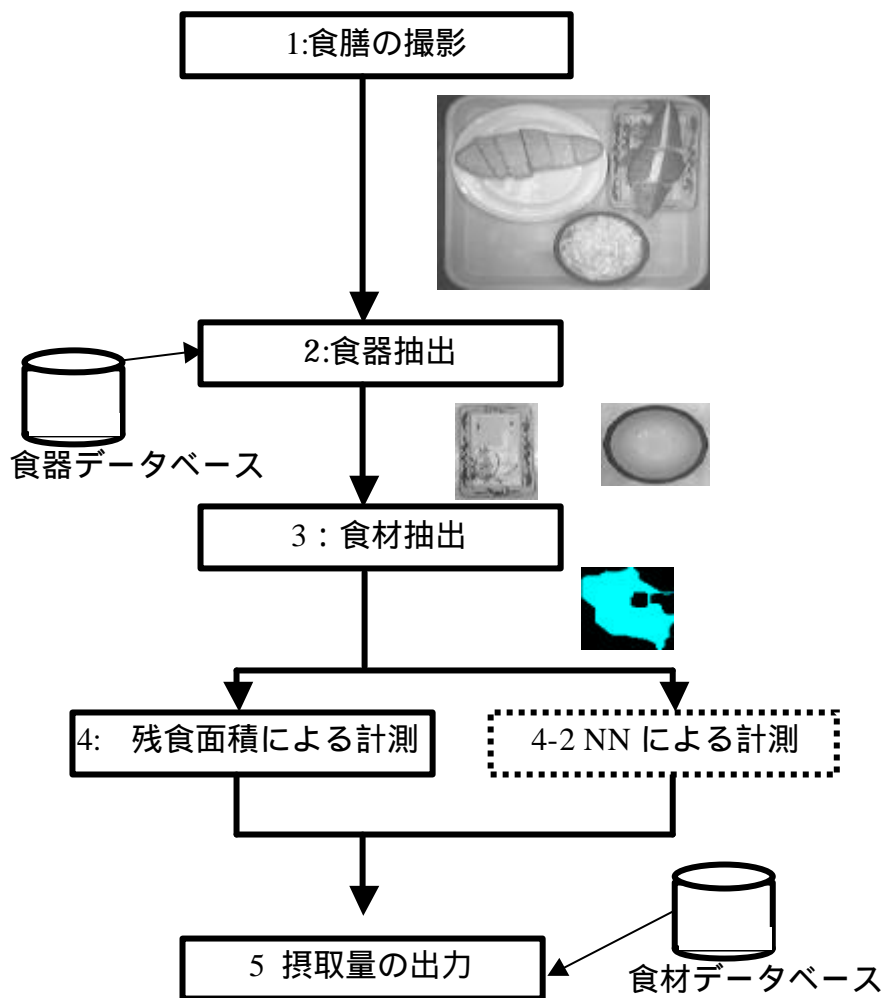


図 3.1 動作フローチャート

### 3. 食事摂取量管理システムの構築

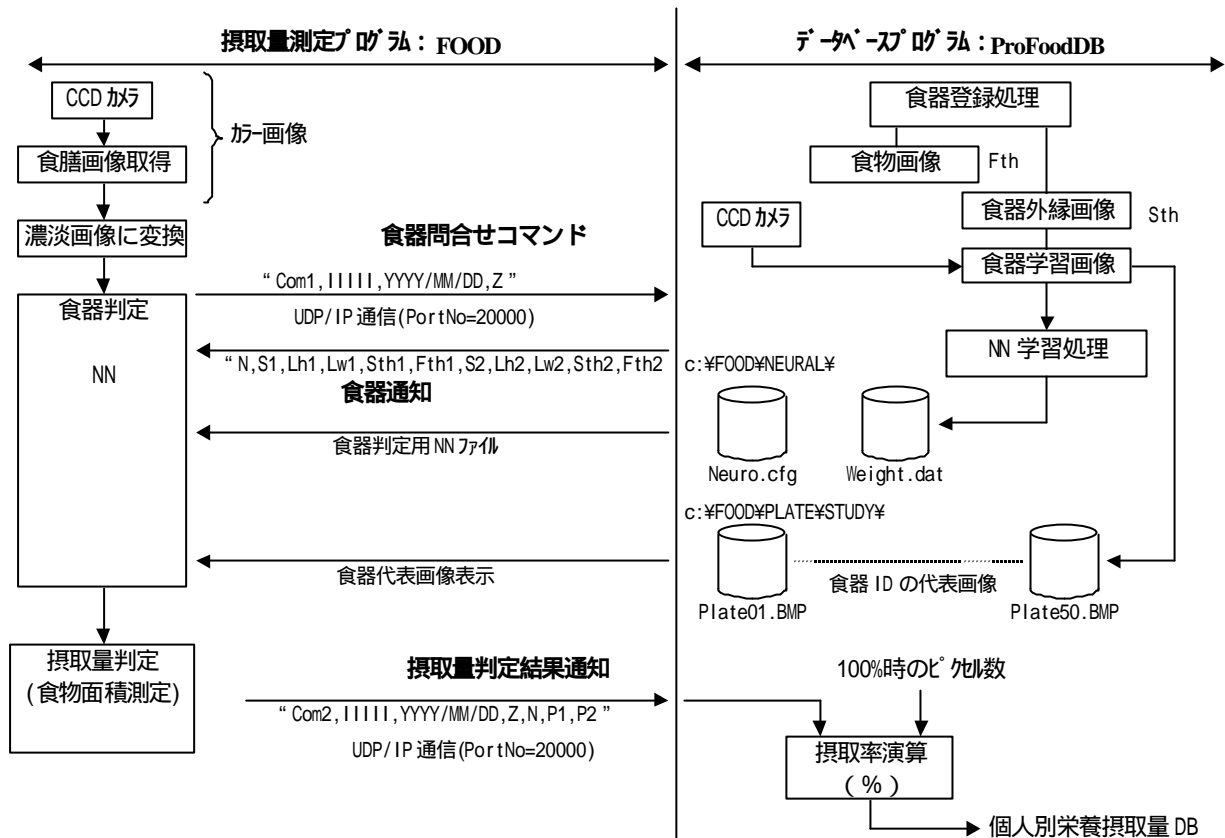


図 3.2 システム構成

提案システムでは、前処理を行なう処理システムとして NN による食器抽出処理システム、食器上の食材抽出処理システムがある。さらに、食物データや食器データなどを格納したデータベース、摂取量計測処理システムがある。これらの処理システムはプログラムとして PC に格納されている。メニュー登録および計測判定が PC 上でのオンライン処理となる。摂取カロリーの算出には食事トレイ全体での画像ではなく、食器ごとに残留する食材の画像を食前画像と比較することによって実施される。PC 内におけるシステム構成を図 3.2 に示す。提案システムを導入することにより、以下の効果が期待される。

### 3.1 撮影装置の製作

- ・ 正確な測定が可能
- ・ データ管理が容易
- ・ 画像データの保存
- ・ 短時間で自動計測が可能
- ・ 一定の基準で測定可能
- ・ 長期的な患者の栄養管理が可能
- ・ 独居老人などの遠隔食事指導が可能

### 3.1 撮影装置の製作

食事摂取量管理システムを構築する上で、食膳画像撮影装置の製作を行なう。撮影装置および外部スイッチの設計図を図 3.3、図 3.4 に示す。この撮影装置は病院内での使用を考慮しスチール製の強固で抗菌しやすいものに製作する。筐体内部の 4 隅には 25w くもり電球を設置し、食膳画像を撮影する USB カメラを取り付けている。USB カメラの設計図を図 3.5 に示す。また、PC を撮影装置に設置できる棚も付ける。撮影装置の全体図を図 3.6 に示す。

### 3.1. 撮影装置の製作

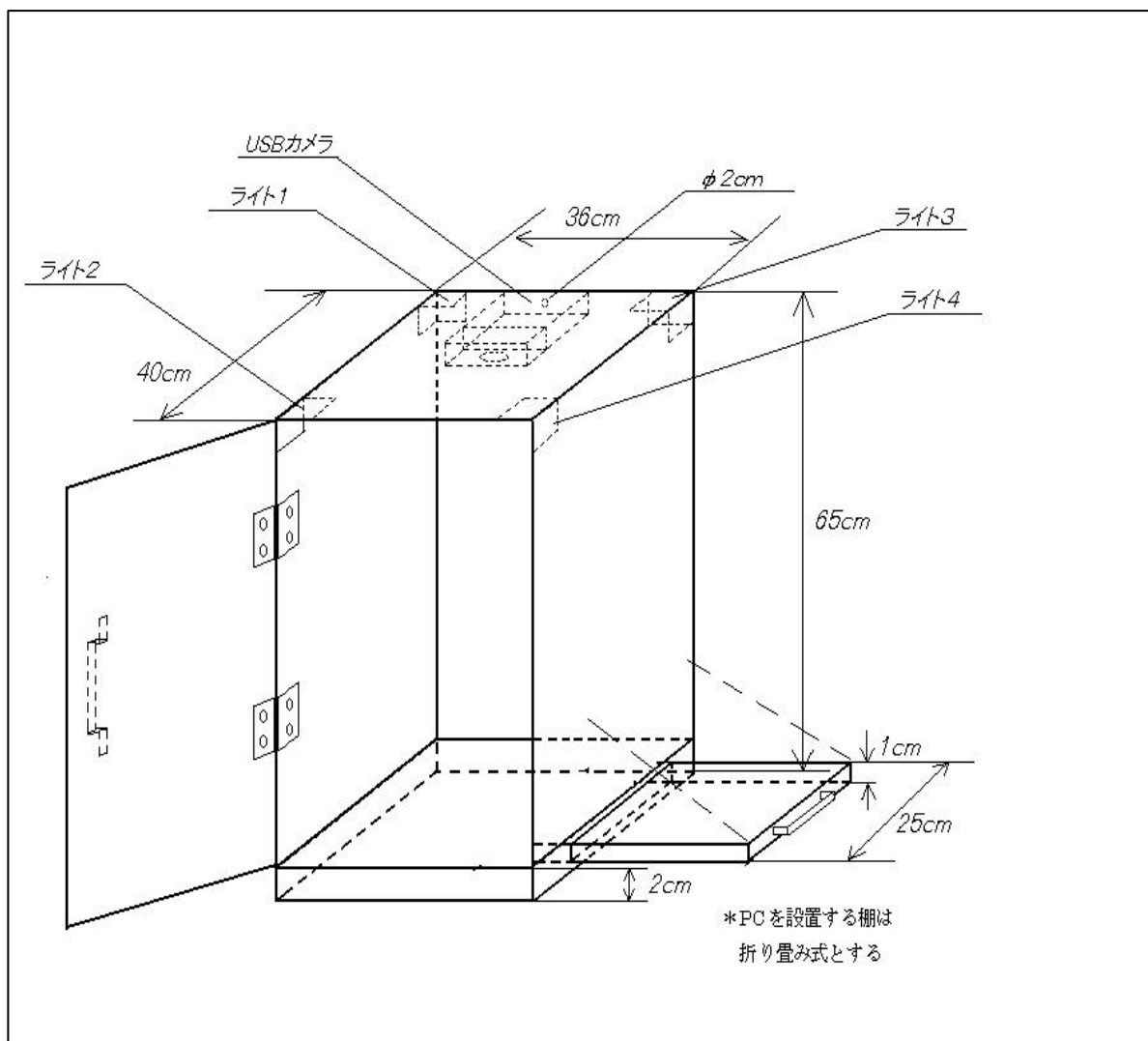


図 3.3 撮影筐体設計図

3.1. 撮影装置の製作

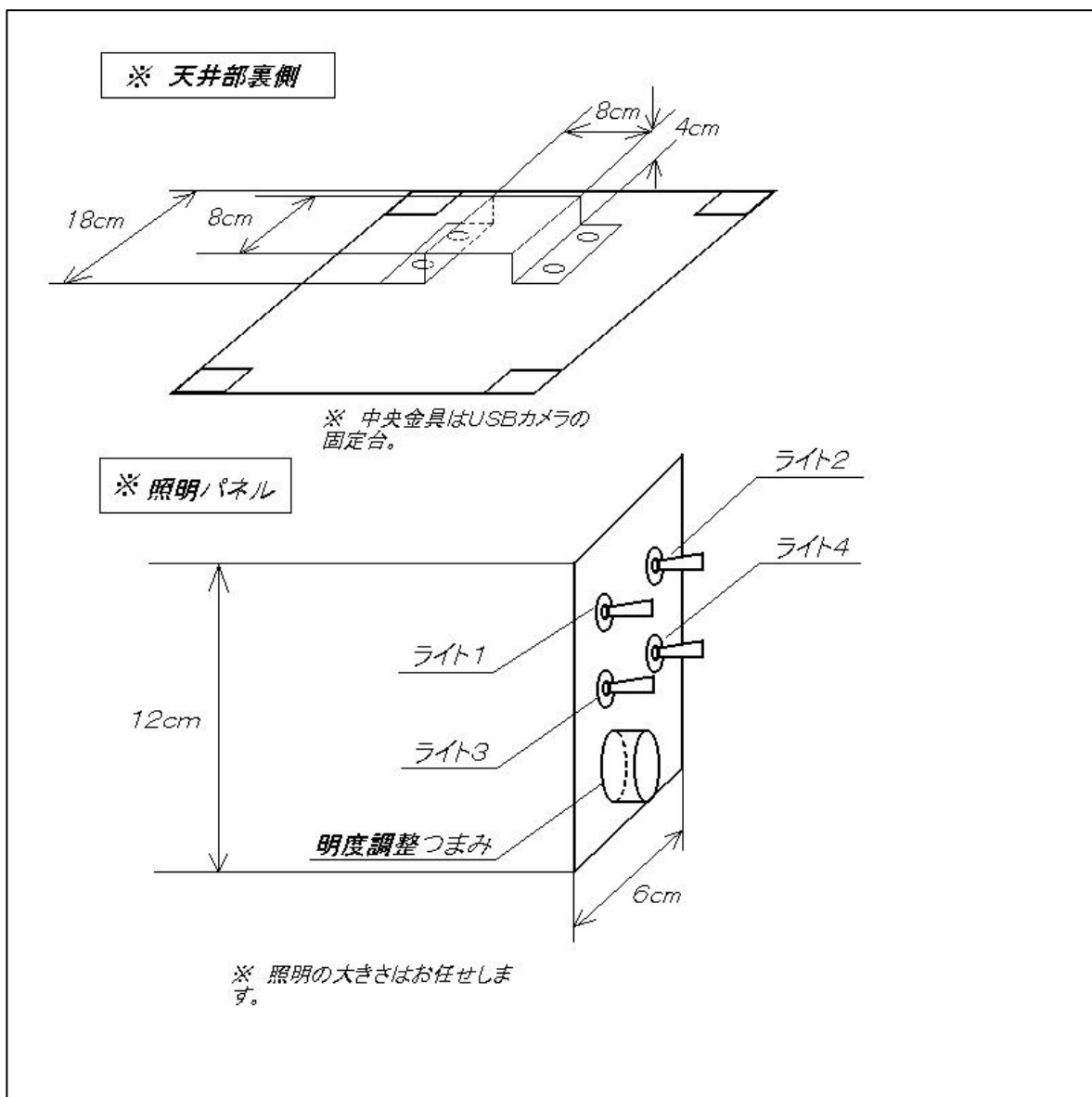


図 3.4 外部スイッチ設計図

### 3.1. 撮影装置の製作

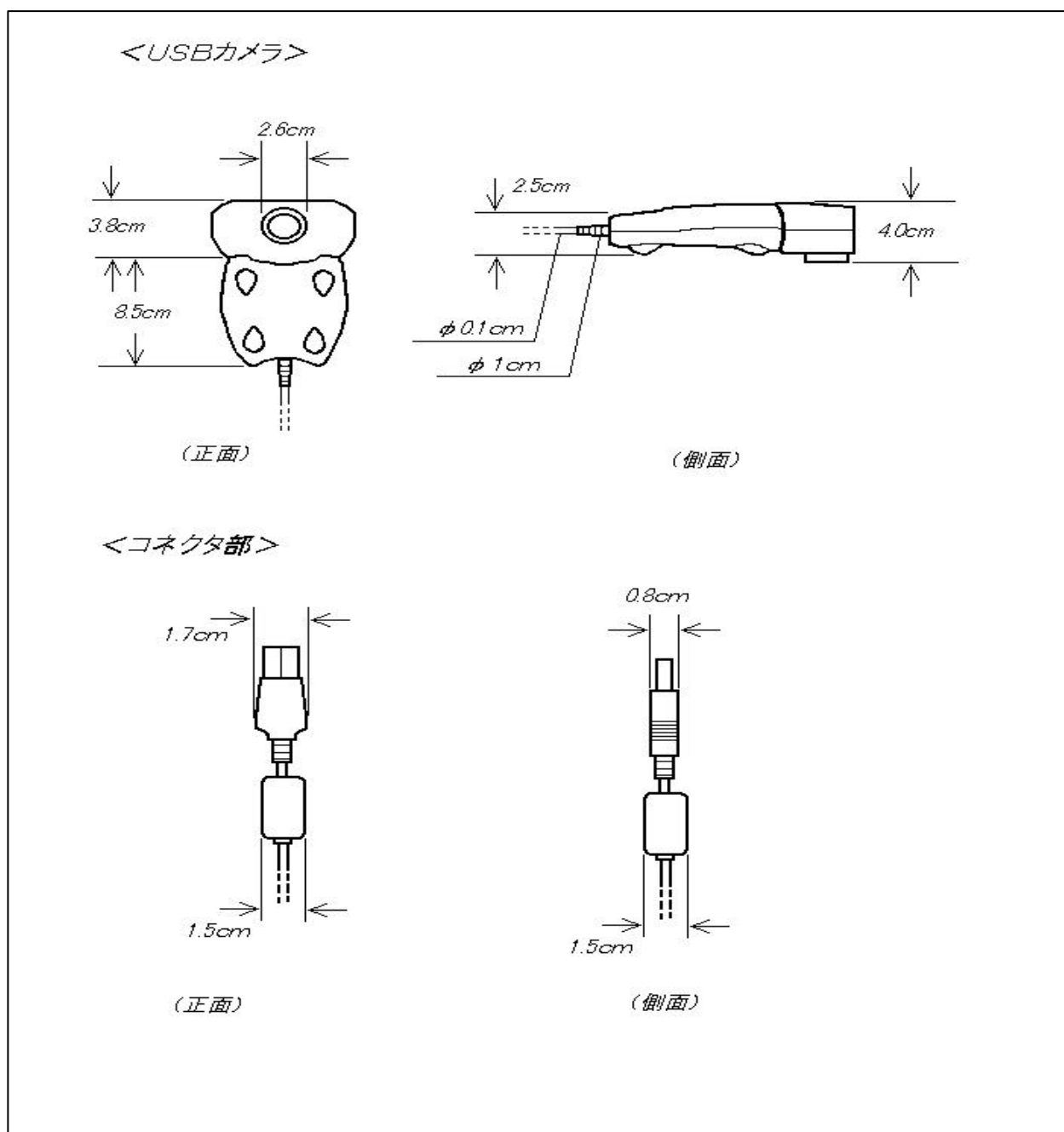


図 3.5 USB カメラ設計図

### 3.1. 撮影装置の製作



図 3.6 撮影装置全体図

また、この撮影筐体に図 3.7 に示すようなアクリル製の拡散板を設置する。拡散板を製作する上での考慮すべき事項は以下の通りである。

1. 医療用であることを前提に抗菌・滅菌できる素材を使用する。
2. テープなどの接着素材は衛生面を考慮して使用しない。
3. 光源から発生する熱で影響を受けない。
4. 安価で加工しやすい。

以上の 4 点を満たす素材としてアクリル製の板による拡散板の製作を行なう。また、拡散板の製作手順を以下に示す。

#### < 製作手順 >

1. 撮影筐体の奥行き、横幅に合わせ、図 3.8 (a) に示す 40×36cm のアクリル板 1 枚と図 3.8 (b) に示す 14×14cm のアクリル板 8 枚を用意する。
2. 14×14cm のアクリル板を紙やすりで両面全体をむらなく削り、半透明にする。
3. 40×36cm のアクリル板の四隅に 14×14cm のアクリル板を 2 枚重ねにしたもの

### 3.1. 撮影装置の製作

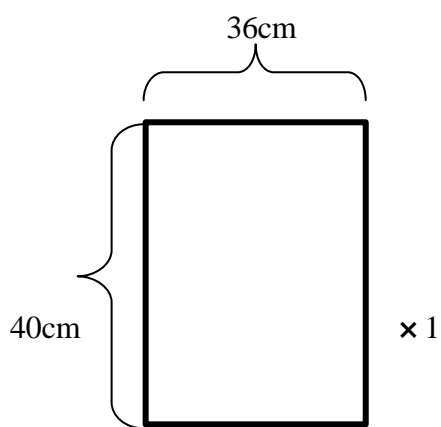
を接着剤で固定する。

4. 40×36cmのアクリル板の中心にはカメラにアクリル板が写らないように穴をあける。

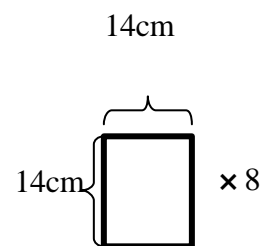
この拡散板の効果を図 3.9 に示す。図 3.9 より拡散板を設置することにより筐体内部及び食器からの照明光の反射を拡散することが可能となる。



図 3.7 拡散板

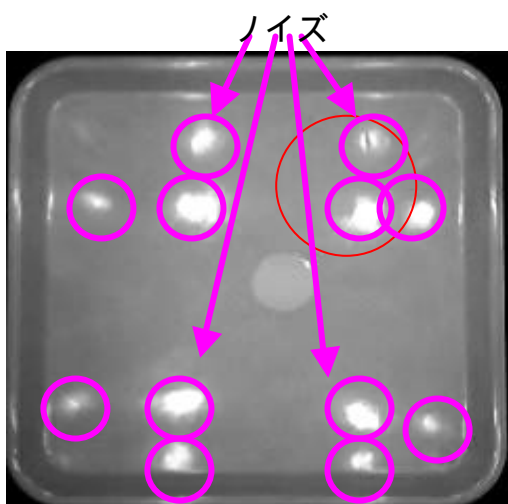


(a)



(b)

図 3.8 拡散板材料



(a) 拡散板無し



(b) 拡散板有り

図 3.9 拡散板の効果



## 3.2 食器抽出処理

本節では、撮影した食膳画像のトレイ上に存在する個々の食器位置を確定する食器抽出処理について記述する。この処理は高速で行なう必要があるため NN を用いて開発を行なう。

### 3.2.1 NN を用いた食器抽出処理

NN を用いた食器抽出処理について述べる。この処理では図 3.10 に示す食器データベースシステムより得られる食器の情報を用いて、食膳画像から食器位置を確定する。データベースより得られる食器の情報とは、食器の縦・横の長さ（画素）、形状（丸・四角）、2 値化処理において用いるしきい値などである。

食器抽出用 NN の構造は図 3.11 に示すように、3 層の階層型 NN（ $50 \times 50 \times 10$ ）である。この NN の入力層には、食器の外縁を取り出す場合に使用するしきい値、食膳画像における食器の直径・縦・横の長さ（画素）、食器の形状、食器画像の濃淡情報の合計値が入力値として入力される。NN への入力データ 50 個の内訳は食器画像の濃淡情報の合計値が 46、食器の縦・横の長さ（画素）が 2、ただし、円形食器の場合直径の長さ（画素）を入力、食器の外縁を取り出す場合に使用するしきい値が 1、食器の形状が 1。また、出力ユニット数は登録した食器数に対応する。学習アルゴリズムは(3.1)式で示される改良型 BP 法<sup>(8)-(16)</sup>を使用する。ここで  $W$  はウェイトの修正量、 $\eta$  は学習定数、 $\alpha$  は振動定数、 $\beta$  は慣性定数、 $\epsilon$  は一般化誤差、 $O$  は出力をそれぞれ表す。NN によって出力された値のうち、最も高い値を出力したパターンに相当する食器が、入力された食器と確定され抽出される。その処理流れを以下に示す。

### 3.2 食器抽出処理

$$\Delta W_{ij}^{k-1,k}(t) = -ed_j^k O_j^{k-1} + a \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-1) + b \Delta W_{ij}^{k-1,k}(t-2) \quad (3.1)$$

- (1) カメラで食器画像を取り込む。
- (2) 食器抽出処理部分と食器データベースシステム間で食器の情報を取得する。  
この際の食器の情報とは、トレイに載っている食器の数、食器の種類、形状、2値化のしきい値などを示している。
- (3) 次に画像の2値化処理を行なう。2値化処理の場合に各食器のしきい値を用いて2値化処理を行なう。図 3.12 においてサークルで囲まれた食器のしきい値を用いて食膳画像の2値化を行っている。
- (4) 図 3.13 に示すように食膳画像から各食器に適した一定の間隔で画像を切り出して、その切り出し画像から抽出された形状を NN に入力する。
- (5) NN 反応が食器データベースシステムより取得した情報を NN に入力した場合の反応と同様に最大発火した場合、その切り出し画像が目的の食器を含むものと判断される。それにより食器位置が確定される。

図 3.10 食器データベース

3.2 食器抽出処理

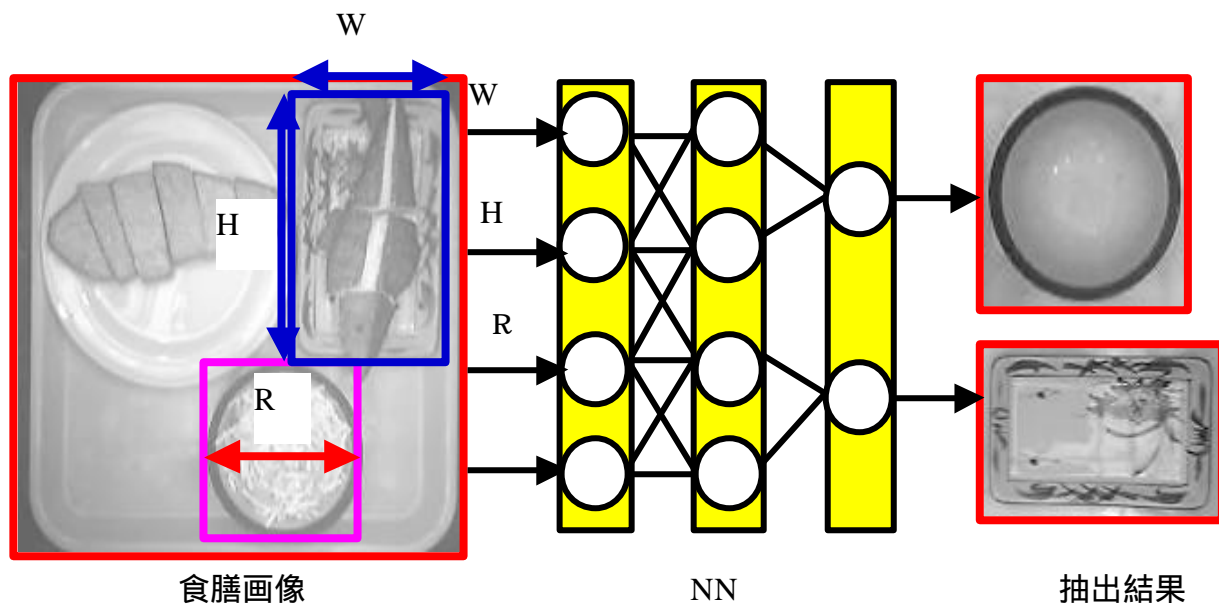


図 3.11 食器抽出用 NN 構成

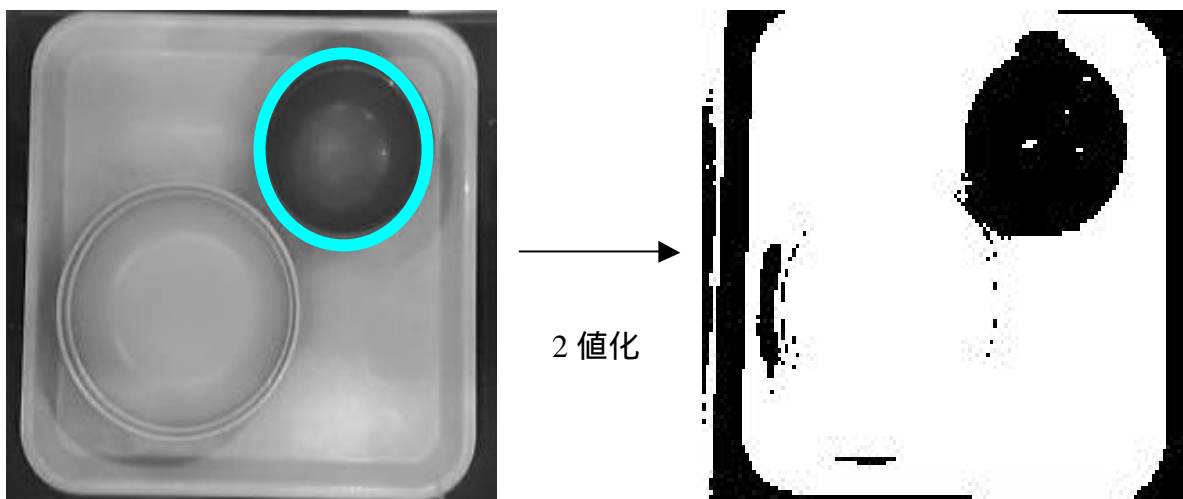


図 3.12 食器画像の 2 値化

### 3.2 食器抽出処理

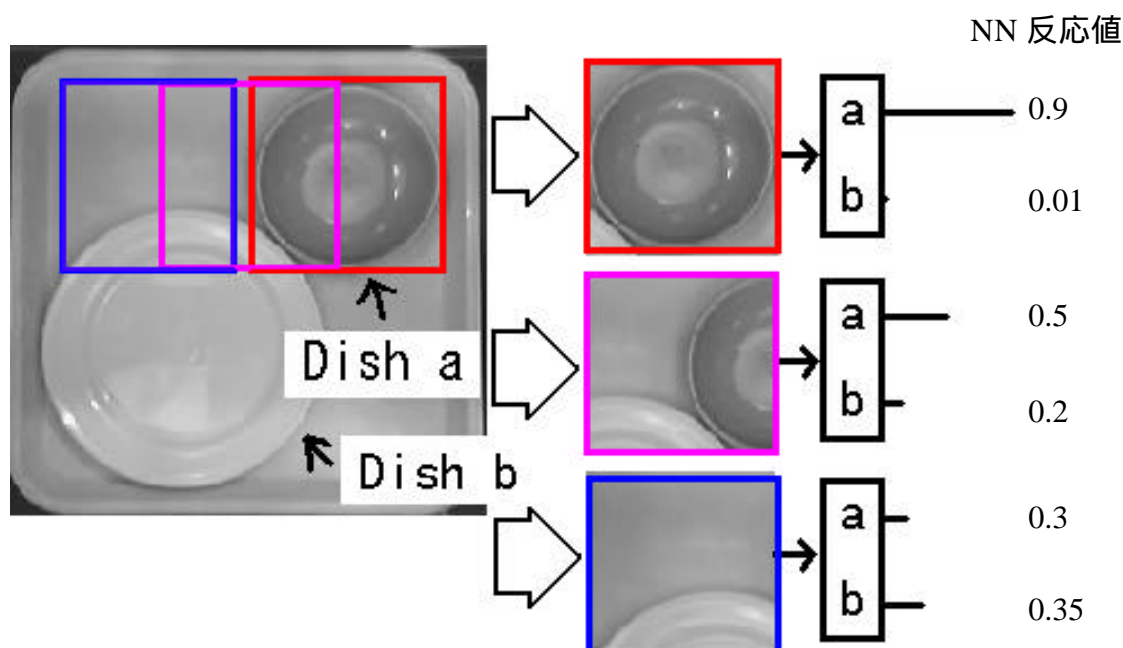


図 3.13 NN への画像入力イメージ

一方，食器抽出処理に NN を採用する理由はつぎのようである．つまり，撮像画像のすべての画素を画像処理<sup>(28)-(30)</sup>により探索し，食器位置を確定する方法も考えられる．しかしながら，提案システムは 2,3 秒の人間が待てる範囲で計測結果を栄養師に表示する必要がある．そこで著者は演算時間を要する画像処理ではなく，部分切りだし画像を用いた NN による食器確定法を採用している．

また，NN に入力する食器の半径・縦・横の長さ（画素）は以下のようなアルゴリズムによって求められる．

- (1) 2 値化のためのしきい値を設定する．しきい値より大きい小さいかで，”1”画素と”0”画素に分ける．
- (2) 8 近傍収縮処理を使用し，2 値化画像のノイズ除去を行なう．
- (3) 1”画素が集合している（8 近傍に”1”画素がある）部分にそれぞれラベル番号を

### 3.3 食材抽出処理

ふる。

(4) ラベル領域の x 軸, y 軸のそれぞれ最大値, 最小値を求める。

(5) 求めた最大値, 最小値から食器の縦, 横の長さを求める。

### 3.3 食材抽出処理

提案システムにおいて, 各食材毎の計測を行なうため, 前処理として食器画像から食材画像を抽出する処理が必要となる。そこで, 8 近傍収縮処理とラベル処理を併用するアルゴリズム<sup>(28)-(30)</sup>を考案し, そのアルゴリズムを基に食材画像抽出システムの開発を行なう。食材画像の抽出処理のアルゴリズムを以下に示す。

(1) 256 色ビットマップファイルから食器画像データを取り出し, RGB の内, 青だけ取り出して画像処理を行なう。

(2) 次に, 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” 画素は食材の部分で “0” 画素は他の背景部分になる。

(3) 画像内のノイズを除去するために 8 近傍収縮処理を行なう。

収縮処理に関しては, 収縮回数を 1 回から 100 回までの内から任意に決めることが可能であり, 実験にて試行錯誤的に最適な収縮回数を決定する。8 近傍収縮処理を行なうために以下のラベル処理を行なう。

(a) “1” 画素を探索する。

(b) 探索した “1” 画素に, 現在のラベル番号を付ける。

(c) 現在のラベル番号の 8 近傍に “1” 画素があれば, その画素にラベル番号を設定する。

### 3.4 摂取量計測

- (4) 各々のラベル領域の中心位置を求める。
- (5) 最後に，求めたラベル領域ごとに，領域の位置の最大値，最小値を求める。

### 3.4 摂取量計測

摂取量計測処理においては2種類の計測手法を検討する。1つはNNを用いた残食材判定による計測手法。もう1つは残食材の面積(画素)による計測手法である。本節では，この2種類の計測手法のアルゴリズム及び処理システムについて記述する。

#### 3.4.1 NNによる摂取量識別

ここでは，食器確定と同様なNNの構成で残食材の画像をNNで識別し，それに対応するカロリーを算出する方法をまず検討する。そのアルゴリズムは以下のようである。

- (a)典型的な食事摂取量をレベル分類(例えば，Level-1=0%,Level-2=20%, Level-3=40%, ..., Level-6=100%)し，食材残量100%に対するカロリーA calを算出する。
- (b)食後の残食材を皿毎に抽出し，残食レベルを確定する。
- (c)皿毎の摂取カロリーaは(3.2)式で算出する。

$$a \text{ cal} = \{ 1 - (\text{確定レベルに対する残食}\%) \} \times A \text{ cal} \quad (3.2)$$

図3.14にNN判定処理プログラムのメイン画面を示す。また，図3.15にNNの学習状態を図3.16ではNNに残食材判定処理の結果を示す。

### 3.4 撮取量計測

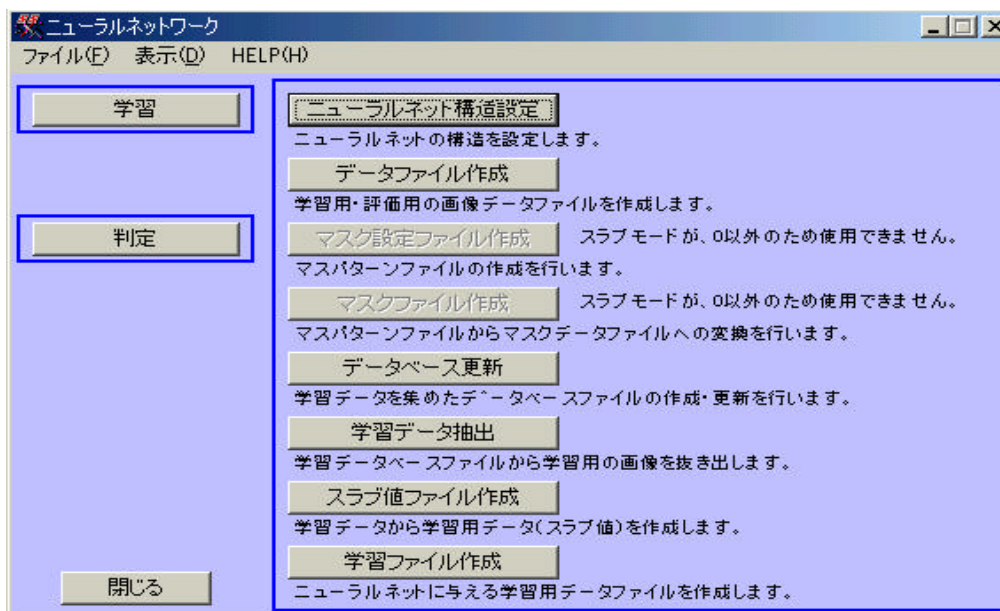


図 3.14 NN 判定処理プログラムのメイン画面



図 3.15 NN の学習処理画面

### 3.4 摂取量計測

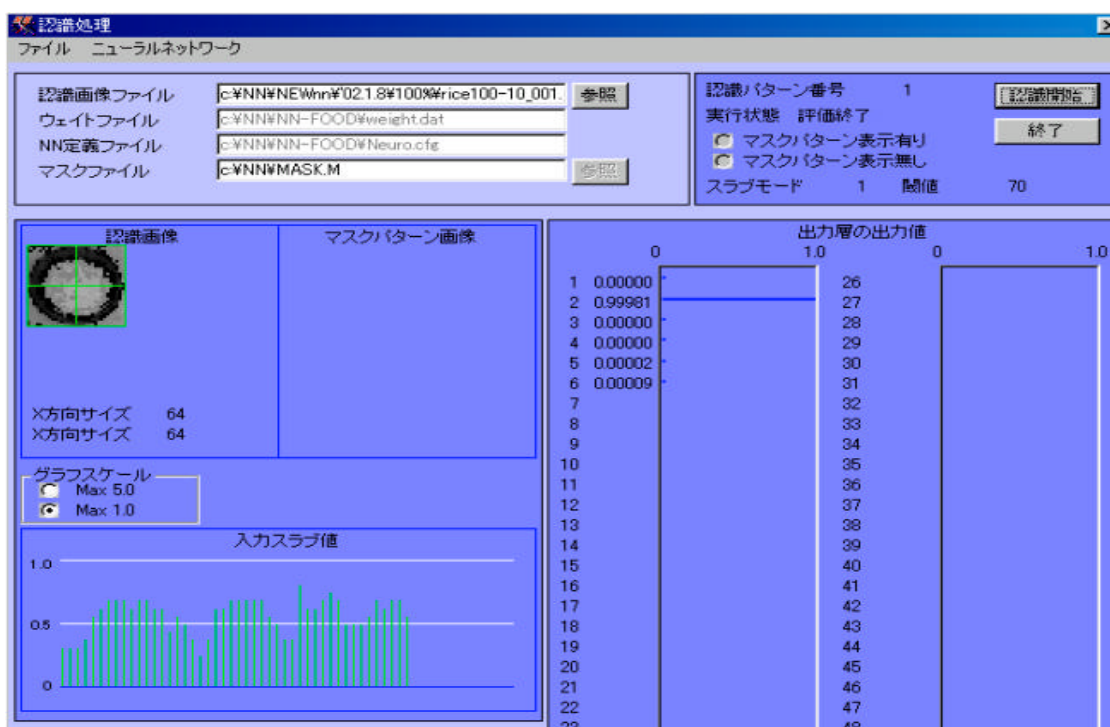


図 3.16 NN による残食材判定処理画面

#### 3.4.2 残食材面積計測による摂取量判定

上記で NN による残食材計測を検討したが、実務上多種多様な残食材画像には対応できないことが予想される。例えば、食材の回転に対しては、回転補正を抽出画像に施すか回転不変な情報（モーメント、面積など）に変換する必要があると考えられる。そこで著者は、残食材の面積（画素）を計測する方法を検討する。そのアルゴリズムを以下に示す。

- (a) 食材残量 100% に対するカロリー  $A_{cal}$  と面積（画素）  $S$  を算出する。
- (b) 食後の残食材を皿毎に抽出する
- (c) 残食材の面積（画素）  $s$  を計算する。
- (d) 皿毎の摂取カロリー  $a$  は(3)式で算出する。

$$a_{cal} = \{ 1 - s/S \} \times A_{cal} \quad (3.3)$$



### 3.5 データベース

この計測方法のイメージ図を図 3.17 に示す。図 3.17(a)は食前状態の画像である。このときの食材の面積を  $S$  とする。図 3.17(b)は食後状態の画像である。このときの残食材の面積を  $s$  とする。

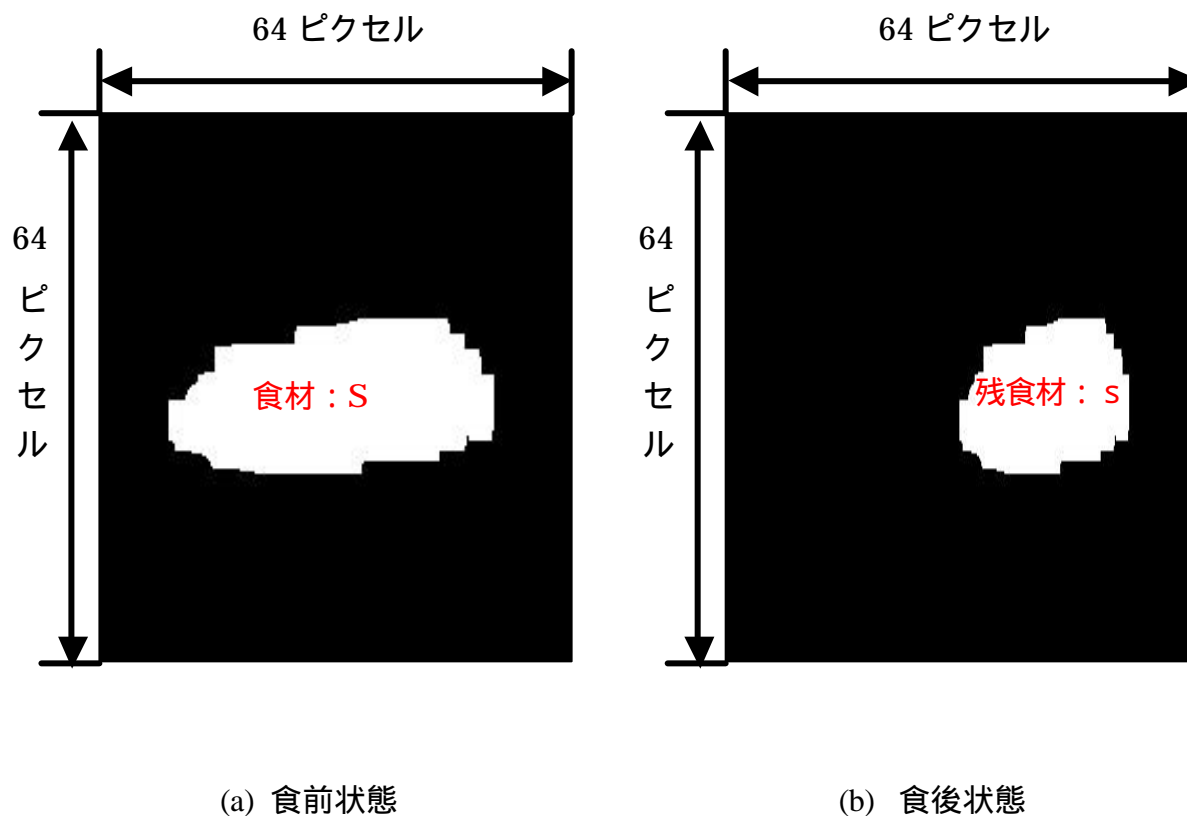


図 3.17 残食材面積による計測方法のイメージ

### 3.5 データベース

食器位置特定処理や摂取量計測の際に基となるデータはデータベースに格納する。本節では、食材情報や食器情報など提案システムにおいて必要となるデータを格納するデータベースについて記述する。このデータベースには食材情報、食器情報、患者情報、料理情報、提供者情報が格納されている。さらに、患者の摂取履歴を閲覧する

### 3.5 データベース

ことが可能である。

#### 3.5.1 食材データベース

計測対象となる各食材の成分などは食材データベースに格納されている。この成分データは文部科学省資源調査会編「五訂日本食品標準成分」から引用する。以下に食材データベースに格納されているデータを示す。図 3.18 に食材データベースの画面を示す。

- 食材 ID
- 食品名
- 食品コード
- 成分値（ビタミン，カルシウムの成分値を格納）



登録内容	
食材ID	1
食品名	長久米粉麦
食品コード	1007
このデータは、「文部科学省 資源調査会編 五訂日本食品標準成分」から引用しています	
各成分値は可食部100g当たりの数値です	
一般成分	
エネルギー[kcal]	343
タンパク質[g]	7
脂質[g]	2.1
炭水化物[g]	76.2
無機質	
カリウム[mg]	170
カルシウム[mg]	17
リン[mg]	140
鉄[mg]	1.2
ビタミン	
A[μg]	0
D[μg]	0
B1[mg]	0.19
B2[mg]	0.05
ナイアシン[mg]	2.3
C[mg]	0
コレステロール	
コレステロール[mg]	0
食物繊維	
食物繊維[g]	8.7
食塩相当量	
食塩相当量[g]	0

図 3.18 食材データベース

### 3.5 データベース

#### 3.5.2 料理データベース

料理データベースでは、調理された料理に関するデータを格納する。料理に関するデータとは、料理種別、料理名、使用食材などである。以下に料理データベースに格納されているデータを示す。図 3.19 に料理データベースの画面を示す。

- 料理 ID
- 料理種別
- 使用食材数
- 料理名
- 登録オプション（食材選んで登録か栄養成分を指定して登録から選択）
- 料理画像ファイル名
- 使用食品名
- 使用食品の使用量

食品名	使用量
精白米	80
サツマイモ・生	40
しょう油・薄口	10

図 3.19 料理データベース

## 3.5.3 食器データベース

食器データベースでは 3.2. で記述した食器位置特定処理の際に用いる . 食器位置特定処理プログラムとは UDP/IP (User Datagram Protocol / Internet Protocol) 通信で通信を行なう . 食器データベースには食器位置特定処理に必要な食器の縦・横寸法 , 食器形状などが格納されている . 食器データベースに格納されているデータを以下に示す . 図 3.20 に食器データベース画面を示す .

- 食器 ID
- 形状 (円形と方形から選択)
- 食器名
- 横方向寸法
- 縦方向寸法
- しきい値 (2 値化の際に使用)
- 元画像ファイル名
- 画像縮小率
- 2 値画像ファイル名

登録内容					
食器ID	1	形状	<input checked="" type="radio"/> 円形	<input type="radio"/> 方形	
食器名	プラスチック碗1				
横寸法	31	明度	0 ±	255	
縦寸法	31	色相	21 ±	20	
元画像ファイル名	C:\Food1\Food\Food\Db\取り込み画像\ID-1-1.bmp				
画像縮小率	4.000	元画像ファイル指定			
2値画像ファイル名	C:\Food1\Food\Food\Db\2値化画像\ID-1-1.bmp				
				2値化画像ファイル指定	
追加	更新	キャンセル	削除	<< <	> >>
				食器	

図 3.20 食器データベース

### 3.5 データベース

#### 3.5.4 盛付けデータベース

盛付けデータベースには調理された料理と盛付けに使用する食器のデータを格納する。この盛付けデータベースには食前の食物面積（画素）も格納されている。摂熱量計測処理の際にこのデータを使用する。盛付けデータベースに格納されているデータを以下に示す。図 3.21 に盛付けデータベースの画面を示す。

- 盛付け ID
- 盛付け名
- 料理名
- 使用食器名
- 食物面積
- スレシホールド値
- 面積縮小率
- 元画像ファイル名
- 2 値画像ファイル名

登録内容	
盛付けID	1
盛付け名	試験盛付1
料理名	試験料理1
食器名	プラスチック碗1
食物面積	1000
スレシホールド	120
画像縮小率	4
元画像ファイル名	C:\ProFoodDB\画像データ\CD元画像.bmp
元画像ファイル指定	
2値画像ファイル名	C:\ProFoodDB\画像データ\CD2値.bmp
2値化画像ファイル指定	

追加 更新 キャンセル 削除 << < 盛付 > >>

図 3.21 盛付けデータベース

### 3.5.5 メニュー内容データベース

メニュー内容データベースでは、盛付けに使用する食器の数やその種類などを格納する。また、朝食や昼食などといった提供種別、提供年月日なども格納されている。メニュー内容データベースに格納されているデータを以下に示す。図 3.22 にメニュー内容データベースの画面を示す。

- メニューID
- メニュー名
- 提供年月日
- 提供種別（朝食、昼食、夕食）
- 提供数
- 盛付け数

登録内容	
メニューID	1
メニュー名	試験メニュー1
提供年月日	2002年1月1日
提供種別	朝食
提供数	2
盛付け数	2

追加 更新 キャンセル 削除 << < **メニュー** > >>

盛付け名: 試験盛付6

追加 削除

盛付け名	
試験盛付6	
試験盛付2	

図 3.22 メニュー内容データベース

### 3.5 データベース

#### 3.5.6 メニュー提供者データベース

メニュー提供者データベースでは、患者に食事を提供する栄養師に関するデータを格納する。格納するデータとしてメニュー名や提供種別（朝食，昼食，夕食）などがある。図 3.23 にメニュー提供者データベース画面を示す。以下にメニュー提供者データベースに格納されているデータを以下に示す。

- メニューID
- メニュー名
- 提供者年月日
- 提供種別
- 提供数
- 盛付け数
- 提供者氏名

登録内容	
メニューID	1
メニュー名	試験メニュー1
提供年月日	2002年1月1日
提供種別	朝食
提供数	2
盛付け数	2

提供者氏名

提供者氏名
試験 一太郎
試験 二太郎

図 3.23 メニュー提供者データベース

## 3.5 データベース

### 3.5.7 個人データベース

個人データベースでは、入院患者に関するデータを格納する。患者の生年月日、病名や身長・体重などのパーソナルデータを主に扱う。図 3.24 に個人データベースの画面を示す。以下に個人データベースに格納されているデータを示す。

- 個人 ID
- 個人氏名
- フリガナ
- 生年月日
- 性別
- 病名
- 身長
- 体重
- 職業
- 患者コード

登録内容	
個人ID	1
個人氏名	試験 一太郎
フリガナ	シケン イチヲウ
生年月日	1980年 7月 1日
性別	<input type="radio"/> 女 <input checked="" type="radio"/> 男 <input type="radio"/> 不明
RFIDコード	123
病名	試験病名1
身長	170.5
体重	70.5
職業	試験職業1
患者コード	試験患者コード1
個人DBファイル名	C:\ProFoodDB\DBFiles\Person00001.mdb

図 3.24 個人データベース



## 3.5 データベース

### 3.5.8 個人摂取履歴

個人摂取履歴では、個人データベースを基にした患者個人のデータや患者のこれまでの摂取履歴を閲覧することが可能である。図 3.25 に個人摂取履歴閲覧画面を示す。

以下に閲覧できる内容を示す。

- 個人 ID
- 個人氏名
- フリガナ
- 生年月日
- 性別
- RFID チップ（トレイ判別時に使用）
- 病名
- 身長
- 体重
- 標準体重
- BMI 値
- 患者コード

### 3.5 データベース

個人摂取履歴閲覧

---

個人登録内容

個人ID			
個人氏名			
フリガナ			
生年月日			
性別			
RFIDコード			
病名			
身長 [cm]		標準体重 [kg]	
体重 [kg]		BMI 値	
職業			
患者コード			
個人DBファイル名			

対象者指定

---

摂取履歴内容

測定年月日:  食事種別:

一般成分	
<input type="checkbox"/> エネルギー[kcal]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> タンパク質[g]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> 脂質[g]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> 炭水化物[g]	<input type="text"/>
無機質	
<input type="checkbox"/> カリウム[me]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> カルシウム[me]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> リン[me]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> 鉄[me]	<input type="text"/>
ビタミン	
<input type="checkbox"/> A[μg]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> D[μg]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> B1[me]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> B2[me]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> ナイアシン[me]	<input type="text"/>
<input type="checkbox"/> C[me]	<input type="text"/>
コレステロール	
<input type="checkbox"/> コレステロール[me]	<input type="text"/>
食物繊維	
<input type="checkbox"/> 食物繊維[g]	<input type="text"/>
食塩相当量	
<input type="checkbox"/> 食塩相当量[g]	<input type="text"/>

チェックボックスにチェックしている栄養素成分のみグラフ表示されます

図 3.25 個人摂取履歴

#### 4.1 食器抽出実験

## 4. 実験

3.で述べた提案システムの各処理部分の性能を確認するため実験を行なう。まず、トレイ上における食器抽出実験を行なう。次に、食器上のある計測対象の食材を抽出する食材実験を行なう。最後に、摂取量計測実験を行なう。摂取量計測実験では 3.4.で記述した 2 種類の計測手法の性能確認を行なう。

### 4.1 食器抽出実験

3.2.で記述した食器抽出処理性能を確認するために食器抽出実験を行なう。この実験で使用する食器は病院内で実際に使用される食器を使用する。

#### 4.1.1 実験条件

この実験の実験条件を以下に示す。使用する食器の数は図 4.1 と表 4.1 に示すとおり 10 種類の食器を使用する。また、図 4.2 と表 4.2, 表 4.3 に示すとおり 10 種類の食器使用し受給者 3 人に対して 59 種類のメニュー（2002 年 1 月 1 日朝食～2002 年 1 月 20 日昼食）を用意する。NN の学習・評価条件は表 4.4 に示す。また、本実験では内縁範囲指定値というパラメータの値を 0%～100%のうち 5%区切りで設定する。この内縁範囲指定値とは食器内での食材の占める割合を事前に予測する数値である。実験に使用するデータ数は 59（メニュー種類数）×21（パラメータ値の数）である。

#### 4.1 食器抽出実験

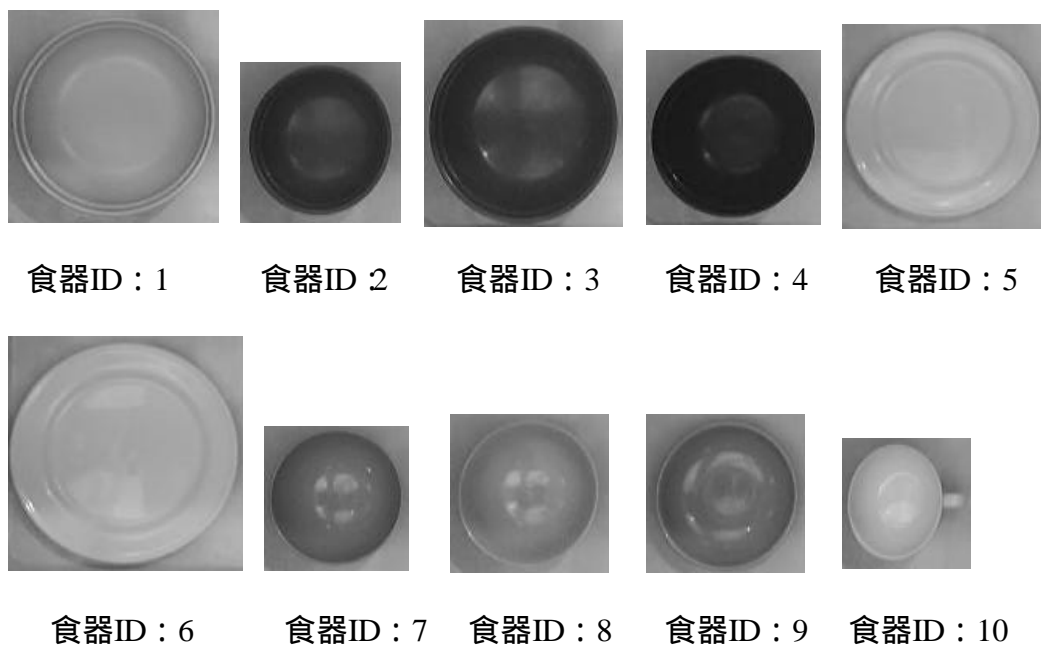


図 4.1 使用食器画面

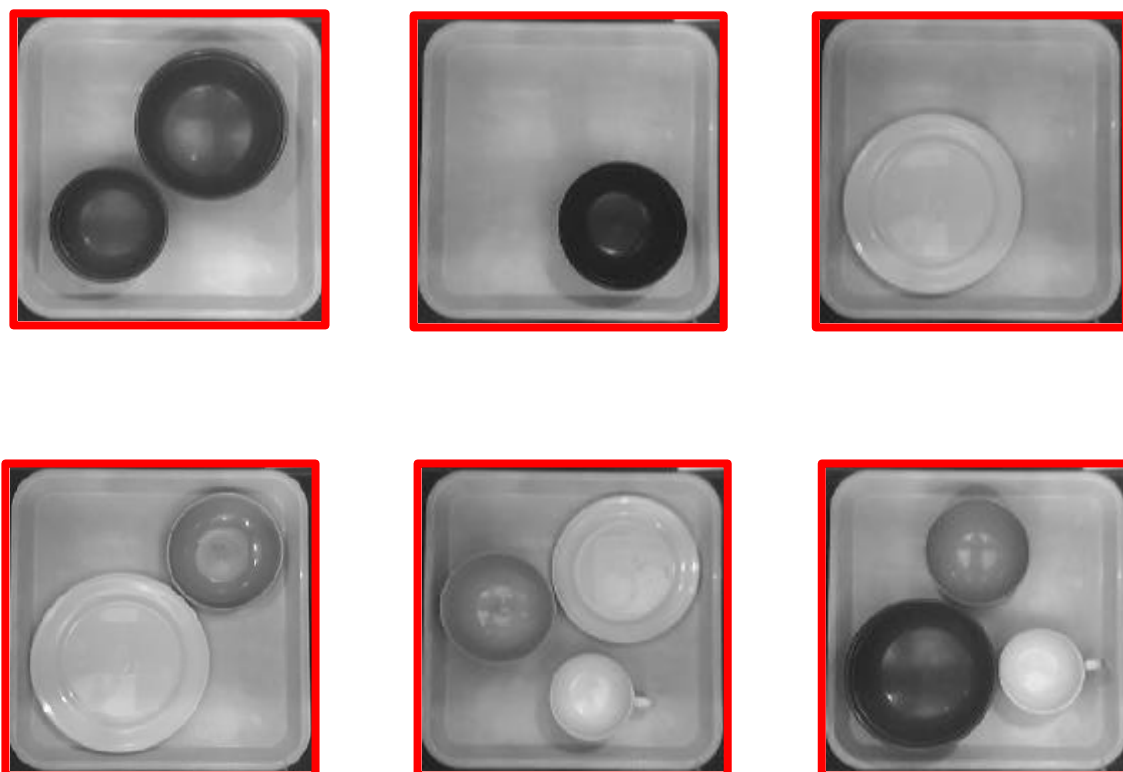


図 4.2 食器配膳例

## 4.1 食器抽出実験

表 4.1 食器情報一覧

食器 ID	食器名	形状 コード	横寸法 (画素)	縦寸法 (画素)	スレッシュ ホールド値
1	プラスチック碗 1	0	31	31	130
2	プラスチック碗 2	0	24	24	105
3	プラスチック碗 3	0	31	31	105
4	プラスチック碗 4	0	27	27	105
5	皿 1	0	30	30	157
6	皿 2	0	36	36	157
7	茶碗 1	0	24	24	120
8	茶碗 2	0	23	23	135
9	小皿	0	24	24	125
10	カップ	0	18	18	150

4.1 食器抽出実験

表 4.2 メニュー一覧(1)

メニュー ID	食器										提供日	食事種別	受給者		
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			1	2	3
1											2002/01/01	朝			
2											2002/01/01	昼			
3											2002/01/01	夕			
4											2002/01/02	朝			
5											2002/01/02	昼			
6											2002/01/02	夕			
7											2002/01/03	朝			
8											2002/01/03	昼			
9											2002/01/03	夕			
10											2002/01/04	朝			
11											2002/01/04	昼			
12											2002/01/04	夕			
13											2002/01/05	朝			
14											2002/01/05	昼			
15											2002/01/05	夕			
16											2002/01/06	朝			
17											2002/01/06	昼			
18											2002/01/06	夕			
19											2002/01/07	朝			
20											2002/01/07	昼			
21											2002/01/07	夕			
22											2002/01/08	朝			
23											2002/01/08	昼			
24											2002/01/08	夕			
25											2002/01/09	朝			
26											2002/01/09	昼			
27											2002/01/09	夕			
28											2002/01/10	朝			
29											2002/01/10	昼			
30											2002/01/10	夕			

4.1 食器抽出実験

表 4.3 メニュー一覧(2)

メニュー ID	食器										提供日	食事種別	受給者		
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10			1	2	3
31											2002/01/11	朝			
32											2002/01/11	昼			
33											2002/01/11	夕			
34											2002/01/12	朝			
35											2002/01/12	昼			
36											2002/01/12	夕			
37											2002/01/13	朝			
38											2002/01/13	昼			
39											2002/01/13	夕			
40											2002/01/14	朝			
41											2002/01/14	昼			
42											2002/01/14	夕			
43											2002/01/15	朝			
44											2002/01/15	昼			
45											2002/01/15	夕			
46											2002/01/16	朝			
47											2002/01/16	昼			
48											2002/01/16	夕			
49											2002/01/17	朝			
50											2002/01/17	昼			
51											2002/01/17	夕			
52											2002/01/18	朝			
53											2002/01/18	昼			
54											2002/01/18	夕			
55											2002/01/19	朝			
56											2002/01/19	昼			
57											2002/01/19	夕			
58											2002/01/20	朝			
59											2002/01/20	昼			

#### 4.1 食器抽出実験

表 4.4 NN の学習および評価条件

評価パターン数(食器の種類数)	10
各パターンの学習枚数	5
各パターンの評価枚数	20
2乗平均誤差	1.0E - 4
学習方法	改良型 BP 法

#### 4.1.2 実験結果

実験結果としてすべての食器の抽出が行なえた。食器抽出処理画面を図 4.3 と図 4.4 に示す。図 4.3 は正確な位置での食器抽出の例を示す。図 4.4 は正確な位置で食器抽出が行なえなかった例を示す。食器抽出処理の実験結果を表 4.5 ~ 表 4.7 に示す。表の行にはパラメータ値、列にはメニューID を示す。表中の ○ はトレイ上のすべての食器が正確な位置で確定できたものを表す。△ は一部の食器のみ正確な位置で確定できたものを表す。× の横の数値は正確な位置で食器抽出が行なえた食器 ID を表す。× は正確な位置で食器抽出が行なえなかったものを表す。実験結果より、図 4.4 に示すように食器位置を確定させるためのサークルが食器からずれた位置で食器位置と確定させる場合が存在した。この原因として、各食器のしきい値を用いての2値化処理の際に生じる誤差等により、NN への入力画像にノイズ等が発生したためと考察する。現在、NN への入力画像は濃淡画像を使用し、濃淡値によるしきい値を用いて食膳画像の2値化を行なっている。しかしながら、濃淡値による2値化処理では光の反射の影響を受けやすい。そのため、NN への入力画像を濃淡画像からカラー画像に変更する。さらに、2値化のためのしきい値設定においてもこれまでの濃淡値によるしきい値設定から明度・色相値によるしきい値設定に変更することを検討する。この変更により、食膳画像の2値化画像が鮮明になると予想される。



#### 4.1 食器抽出実験

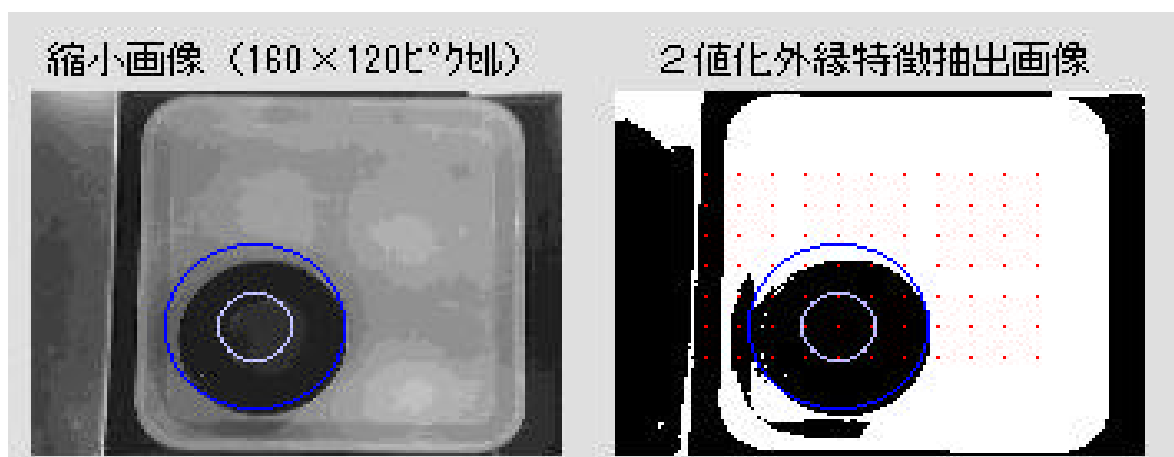


図 4.3 食器抽出成功例

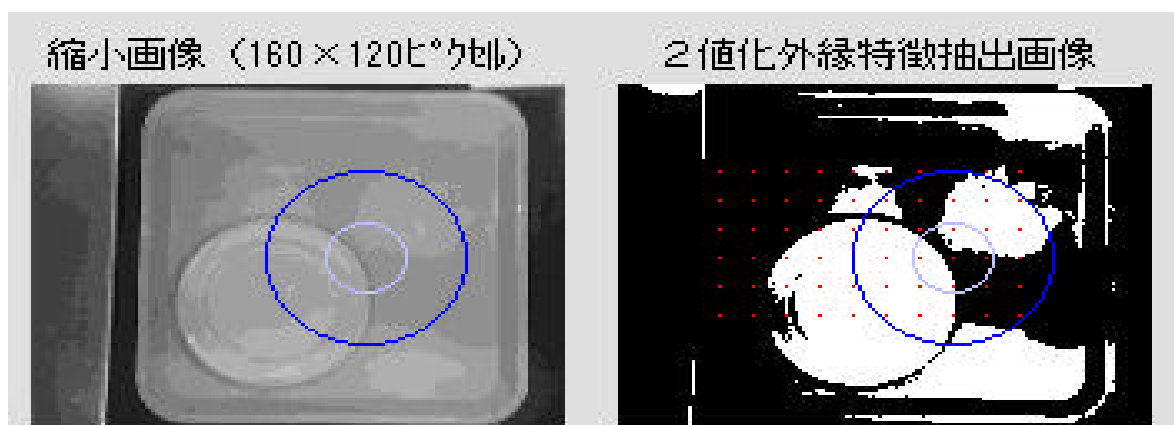


図 4.4 食器抽出失敗例

4.1 食器抽出実験

表 4.5 実験結果 (1)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
0%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
5%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
10%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
15%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
20%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
25%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
30%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
35%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
40%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
45%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
50%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
55%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
60%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
65%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
70%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
75%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
80%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
85%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
90%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
95%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
100%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×

4.1 食器抽出実験

表 4.6 実験結果 (2)

	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
0%	×	4	4	4	4	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
5%	×	4	4	4	4	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
10%	×	4	4	4	4	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
15%	×	4	4	4	4	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
20%	×	4	4	4	4	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
25%	×	4	4	4	4	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
30%	×	4	4	4	4	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
35%	×	4	4	4	4	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
40%	×	×	4	4	4	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
45%	×	×	4	×	4	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
50%	×	×	4	×	×	×	×	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
55%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
60%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
65%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
70%	5	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
75%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
80%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
85%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
90%	5	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
95%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×
100%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×

4.1 食器抽出実験

表 4.7 実験結果 (3)

	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59
0%	×	4	4	4	4	2	×	×	×	×	×			×	×	×	×	×	×
5%	×	4	4	4	4	2	×	×	×	×	×			×	×	×	×	×	×
10%	×	4	4	4	4	2	7	×	×	×	×			×	×		×	×	×
15%	×	4	4	4	4	2	7	×	×	×	×			×	×		×		×
20%	×	4	4	4	4	2	7	×	×	×	×			×	×		×		×
25%	×	4	4	4	4	2	7	×	×	×	×			×	×		×	×	×
30%	×	4	4	×	4	2	7	×	×	×	×			×	×		×	×	×
35%	×	4	×	×	4	2	7	×	×	×	×			×	×		×	×	×
40%	×	4	×	×	×	2	7	×	×	×	×			×	×		×	×	×
45%	×	4	×	×	×	2	×	×	×	×				×	×		×	×	×
50%	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×
55%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×
60%	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×
65%	×	4	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×
70%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×
75%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×
80%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×
85%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×
90%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×
95%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×
100%	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×			×	×		×	×	×

## 4.2 食材抽出実験

### 4.2 食材抽出実験

3.3.で記述した，食器画像より計測対象となる食材部分の画像を抽出するシステムの性能を確認するため病院内で使用される食材を用いて食材抽出実験を行なう．図4.5(a)に5分割した魚の切り身に対して抽出処理を行なった結果を示す．また，図4.5(b)に流動食材（エビチリ）に対する抽出処理結果を示す．この実験結果より，8近傍収縮処理とラベリングによる残食材抽出アルゴリズムの有用性が確認できた．

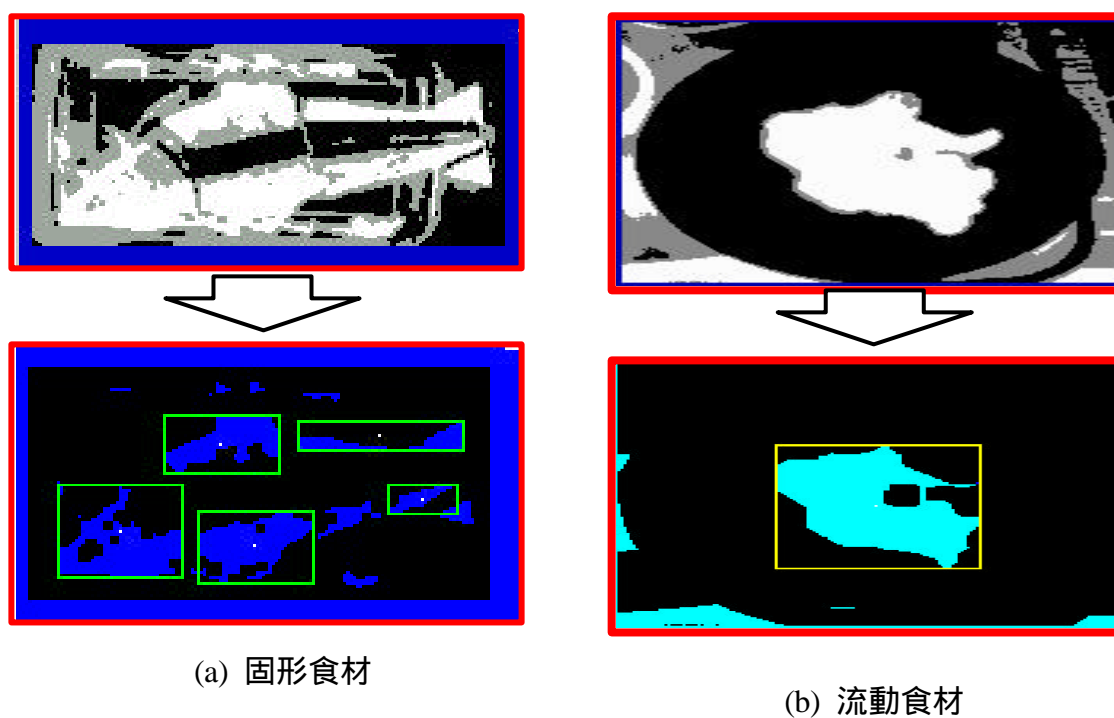


図 4.5 食材抽出結果

## 4.3 摂取量計測実験

ここでは、3.4 で示した NN による摂取量計測実験と残食材面積による摂取量計測実験の 2 種類の実験を行なう。

### 4.3.1 NN による摂取量識別

3.4.1.で示した食事摂取量計測用ニューロ学習・識別システムを使用し、食材残量識別実験を行なう。判定に使用する食材は炊飯米を使用する。本項では、実際の摂取量計測時の状況に限りなく近い状況で残食材識別実験を実施し、本システムの汎化能力を確認し有用性を示す。

#### <実験条件>

炊飯米の分類パターンは、残量がそれぞれ 0%、20%、40%、60%、80%、100%の 6 パターンとする。1 つのパターンには食器の回転や位置ずれを考慮し、図 4.4 で示すトレイ上の 25 の配置に食器を回転させながら置き直し撮影した画像を使用する。NN による計測部では入力画像の特徴量の抽出法として、入力画像全体をメッシュで格子状に区切り、縦、横、斜めの方向から走査し、メッシュ内の濃淡情報の合計値を画像の特徴量として NN に入力する。NN の学習・評価条件を表 4.8 に示す。NN の学習に使用する学習データ画像を図 4.7～図 4.12 に示す。学習用データ 5 枚は図 4.4 の 1、13、17、21、25 の食器配置で撮影したものである。NN の学習アルゴリズムは式 (3.1) に示す改良型 BP 法を使用する。

表 4.8 NN の学習・評価条件

評価パターン数（残食パターン数）	6
各パターンの学習枚数	5
各パターンの評価枚数	20
2 乗平均誤差	1.0E - 4
学習方法	改良型 BP 法

### 4.3 摂取量計測実験

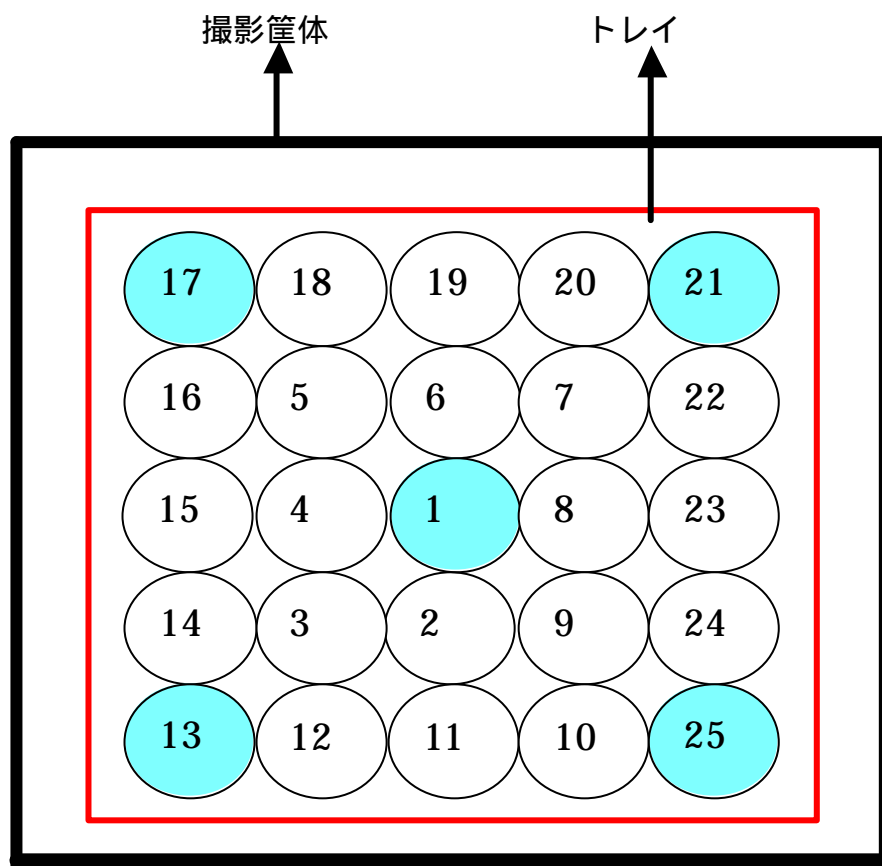


図 4.6 食器の配置



図 4.7 炊飯米残量 0%の学習用データ



図 4.8 炊飯米残量 20%の学習用データ

### 4.3 摂取量計測実験



図 4.9 炊飯米残量 40%の学習用データ



図 4.10 炊飯米残量 60%の学習用データ



図 4.11 炊飯米残量 80%の学習用データ



図 4.12 炊飯米残量 100%の学習用データ



### 4.3 摂取量計測実験

#### < 実験結果 >

実験結果を表 4.9 と表 4.10 に示す。評価用データは学習用データの 5 枚を除いた 20 枚の画像データとする。なお、各残量パターンの識別率および全体の識別率に学習用データである riceX-1, riceX-13, riceX-17, riceX-21, riceX-25 の識別結果は含まないものとする。表内の“ ” は、評価用データの残量パターンと、NN により出力された各パターンの出力値のうち最も高い出力値を出力したパターンとが一致したことを表す。“ ” は、評価用データの残量パターンと出力値の最も高いパターンとが一致したが、出力値が 0.5 に達していない状態を表す。“ × ” は、評価用データの残量パターンと出力値の最も高いパターンが一致していないことを表す。実験の結果、残量 0% の識別率 = 100% , 残量 20% の識別率 = 90% , 残量 40% の識別率 = 90% , 残量 60% の識別率 = 90% , 残量 80% の識別率 = 95% , 残量 100% の識別率 = 100% であった。この実験における全体識別率は 94% を示した。ただし、この実験では食物データベースとプログラムのリンクしていないので式(3.2)を用いたカロリー計算まで算出せず、残食材のレベル分類に留めている。

4.3 摂取量計測実験

表 4.9 残食材識別実験結果 (1)

(a) 残量 0%

画像データ	識別結果
rice0-1	
rice0-2	
rice0-3	
rice0-4	
rice0-5	
rice0-6	
rice0-7	
rice0-8	
rice0-9	
rice0-10	
rice0-11	
rice0-12	
rice0-13	
rice0-14	
rice0-15	
rice0-16	
rice0-17	
rice0-18	
rice0-19	
rice0-20	

(b) 残量 20%

画像データ	識別結果
rice20-1	
rice20-2	
rice20-3	
rice20-4	
rice20-5	
rice20-6	
rice20-7	
rice20-8	
rice20-9	
rice20-10	
rice20-11	
rice20-12	
rice20-13	
rice20-14	
rice20-15	
rice20-16	
rice20-17	
rice20-18	
rice20-19	
rice20-20	

(c) 残量 40%

画像データ	識別結果
rice40-1	
rice40-2	
rice40-3	
rice40-4	
rice40-5	
rice40-6	
rice40-7	
rice40-8	
rice40-9	
rice40-10	
rice40-11	
rice40-12	×
rice40-13	
rice40-14	
rice40-15	
rice40-16	
rice40-17	
rice40-18	
rice40-19	×
rice40-20	

#### 4.3 摂取量計測実験

表 4.10 残食材識別実験結果(2)

(d) 残量 60%

画像データ	識別結果
rice60-1	
rice60-2	
rice60-3	
rice60-4	
rice60-5	
rice60-6	
rice60-7	
rice60-8	
rice60-9	×
rice60-10	
rice60-11	
rice60-12	
rice60-13	
rice60-14	
rice60-15	
rice60-16	
rice60-17	
rice60-18	
rice60-19	
rice60-20	×

(e) 残量 80%

画像データ	識別結果
rice80-1	
rice80-2	
rice80-3	
rice80-4	
rice80-5	
rice80-6	×
rice80-7	
rice80-8	
rice80-9	
rice80-10	
rice80-11	
rice80-12	
rice80-13	
rice80-14	
rice80-15	
rice80-16	
rice80-17	
rice80-18	
rice80-19	
rice80-20	

(f) 残量 100%

画像データ	識別結果
rice100-1	
rice100-2	
rice100-3	
rice100-4	
rice100-5	
rice100-6	
rice100-7	
rice100-8	
rice100-9	
rice100-10	
rice100-11	
rice100-12	
rice100-13	
rice100-14	
rice100-15	
rice100-16	
rice100-17	
rice100-18	
rice100-19	
rice100-20	

#### 4.3.2 残食材面積計測による摂取量計測

3.4.2.で示した残食材面積に摂取量計測システムを使用し、残食材面積計測実験を行なう。実験に使用する食材は4.3.1.と同様炊飯米を使用する。本項では、4.3.1.と同様に炊飯米を使用する面積計測実験を実施し、本システムの汎化能力を確認し有用性を示す。

### 4.3 摂取量計測実験

#### <実験条件>

この実験では，4.1 での食器抽出実験において正確な位置で食器抽出が行なえた食器（食器 ID：4，食器 ID：7）を使用する．計測対象食材は炊飯米とする．炊飯米の残食パターンは 4.3.1.と同様の 6 パターン（0%，20%，40%，60%，80%，100%）とする．食器の配置パターンは図 4.13 に示す 5 パターンとする．また，食器位置特定実験の際に使用した内縁範囲指定値は 10%～40%を 5%区切り（7 パターン）にする．この理由としてこの範囲内にて食器抽出が可能であったためである．実験使用データ数は 2（使用食器数）× 6（残食パターン数）× 5（食器配置パターン数）× 7（内縁範囲指定値の数）の 420 である．図 4.14～図 4.25 に実験使用画像を示す．図 4.14～図 4.19 には食器 ID：4 を使用した画像データを示す．図 4.20～図 4.25 には食器 ID：7 を使用した画像データを示す．

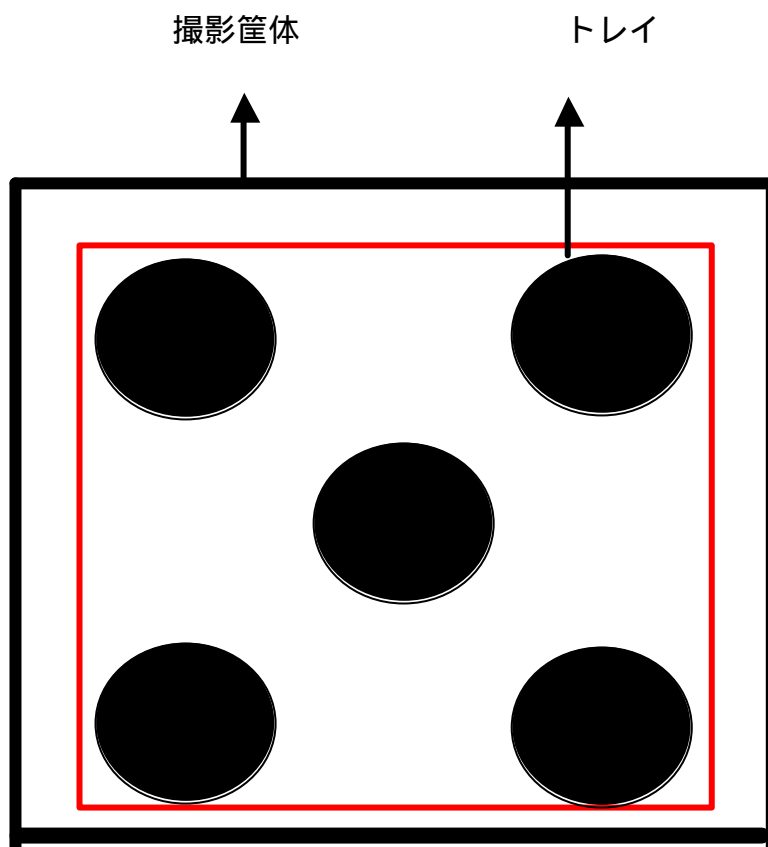


図 4.13 食器の配置

### 4.3 摂取量計測実験



図 4.14 実験データ (1): 残量 0%



図 4.15 実験データ (2): 残量 20%



図 4.16 実験データ (3): 残量 40%



図 4.17 実験データ (4): 残量 60%



図 4.18 実験データ (5): 残量 80%

### 4.3 摂取量計測実験



図 4.19 実験データ(6): 残量 100%



図 4.20 実験データ(7): 残量 0%



図 4.21 実験データ(8): 残量 20%



図 4.22 実験データ(9): 残量 40%



図 4.23 実験データ(10): 残量 60%

### 4.3 摂取量計測実験



図 4.24 実験データ (11): 残量 80%



図 4.25 実験データ (12): 残量 100%

#### < 実験結果 >

本実験の実験結果を表 4.11 と表 4.12 に示す。表中の\*1 は食器抽出処理結果を示す。\*2 には食材面積（画素数）を示す。表 4.11 には食器 ID : 4 を使用した実験結果を示す。表 4.12 には食器 ID : 7 を使用した実験結果を示す。表中の ○ は正確な位置で食器抽出が行なえたものを示す。× は正確な位置で食器抽出が行なえなかったものを示す。表中の数値は残食材の面積（画素数）を示す。ただし、正確な位置で食器抽出が行なえなかったデータでの画素計測は行なわない。

実験結果より、残食材が 0% から 40% と残食が少ないものでは正確な位置での食器抽出、食材抽出および画素計測までの行なうことが可能であった。しかしながら、残食材が多くなれば正確な位置での食器抽出を行なうことが不可能であった。これは、食器上に存在する食材をノイズと見なしてしまうためである。それゆえに、食器画像より食物部分を一時的に除去する食物除去処理を検討する。

### 4.3 摂取量計測実験

- 食物除去処理

食器部分の画素を”1”画素、食物部分の画素を”0”画素とする。

“1”画素と”0”画素との境目を検出する。

境目の座標の最大値、最小値をそれぞれ求める。

食器部分である“1”画素の内部に位置する食物部分である”0”画素を”1”画素に変換する。図 4.26 に食物除去アルゴリズムのイメージ図を示す。

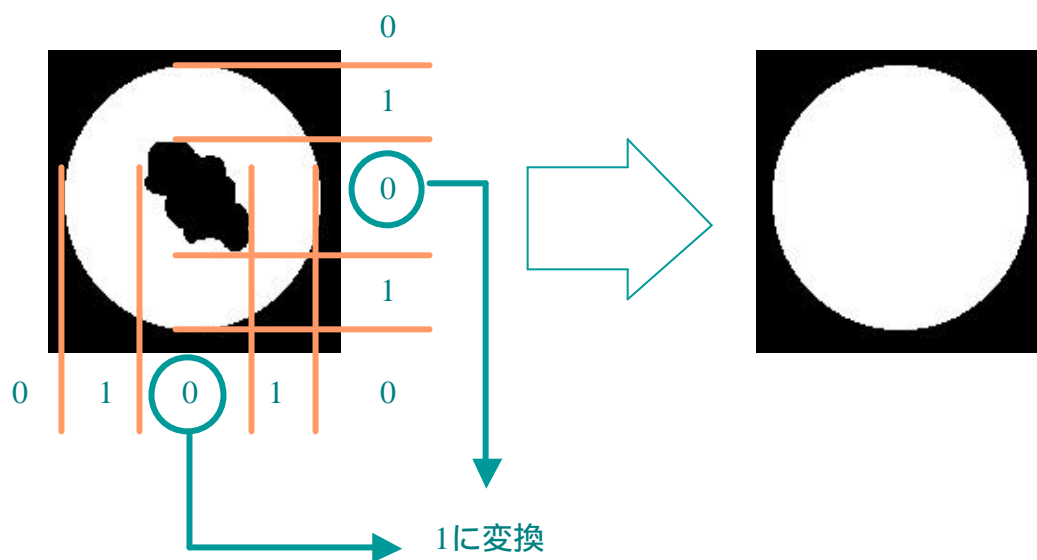


図 4.26 食物除去処理

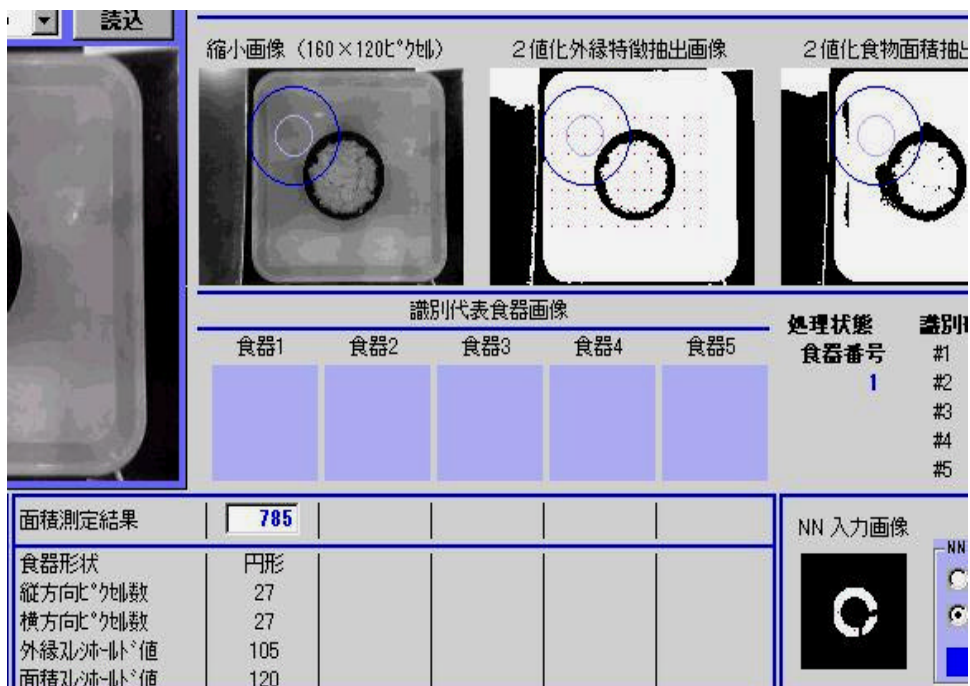
図 4.27 に実験動作画面を示す。図 4.27(a)に食材抽出成功例を示す。図 4.27(b)に食材抽出失敗例を示す。



4.3 摂取量計測実験



(a) 食材抽出成功例



(b) 食材抽出失敗例

図 4.27 実験動作画面

4.3 摂取量計測実験

表 4.11 実験結果 (1)

			内縁範囲 10%		内縁範囲 15%		内縁範囲 20%		内縁範囲 25%		内縁範囲 30%		内縁範囲 35%		内縁範囲 40%	
			*1	*2	*1	*2	*1	*2	*1	*2	*1	*2	*1	*2	*1	*2
食器 ID 4	残量 0%	配置 1		0		0		0		0		0		0		0
		配置 2		0		0		0		0		0		0		0
		配置 3		0		0		0		0		0		0		0
		配置 4		0		0		0		1		1		1		0
		配置 5		0		0		1		1		1		1		1
	残量 20%	配置 1	×			244		281		293		306		316		319
		配置 2	×			223		268		297		316		326		325
		配置 3	×			232		277		301		319		324		325
		配置 4	×			277		337		360		360		353		354
		配置 5	×		×			262		300		323		335		336
	残量 40%	配置 1	×		×			371		442		497		540		565
		配置 2	×		×		×		×		483		520		565	
		配置 3	×		×		×			426		469		513		562
		配置 4	×		×		×			476		531		579		615
		配置 5	×		×		×		×		×		×		×	338
	残量 60%	配置 1	×		×		×		×			561		606		637
		配置 2	×		×		×		×			508		544		589
		配置 3	×		×		×		×		×			639		689
		配置 4	×		×		×		×		×		×			707
		配置 5	×		×		×		×		×		×		×	
	残量 80%	配置 1	×		×		×		×		×			609	×	
		配置 2	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 3	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 4	×		×			404		471		528		579	×	
		配置 5	×		×		×		×		×		×		×	
残量 100%	配置 1	×		×		×		×		×		×		×		
	配置 2	×		×		×		×		×		×		×		
	配置 3	×		×		×		×		×		×		×		
	配置 4	×		×		×		×		×		×		×		
	配置 5	×		×		×		×		×		×		×		

4.3 摂取量計測実験

表 4.12 実験結果(2)

			内縁範囲 10%		内縁範囲 15%		内縁範囲 20%		内縁範囲 25%		内縁範囲 30%		内縁範囲 35%		内縁範囲 40%	
			*1	*2	*1	*2	*1	*2	*1	*2	*1	*2	*1	*2	*1	*2
食器 ID 7	残量 0%	配置 1		80		101		122		132		130		129		136
		配置 2		67		77		78		78		77	×		×	
		配置 3		114		124		129		134		141		146		155
		配置 4		121		166		189		203		206		211		219
		配置 5	×		×		×		×		×		×		×	
	残量 20%	配置 1	×			145		181	×			278		280		285
		配置 2	×			138		165		192		217		244		267
		配置 3	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 4	×		×			274		314		346		366		376
		配置 5	×		×		×			294		311		322	×	
	残量 40%	配置 1	×		×		×			286		324		359		382
		配置 2	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 3	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 4	×		×		×		×		×		×			499
		配置 5	×		×		×		×		×		×		×	
	残量 60%	配置 1	×		×		×			330		364		393		439
		配置 2	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 3	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 4	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 5	×		×		×		×		×		×		×	
	残量 80%	配置 1	×		×		×		×		×		×			525
		配置 2	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 3	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 4	×		×		×		×		×		×		×	
		配置 5	×		×		×		×		×		×		×	
残量 100%	配置 1	×		×		×		×		×		×		×		
	配置 2	×		×		×		×		×		×		×		
	配置 3	×		×		×		×		×		×		×		
	配置 4	×		×		×		×		×		×		×		
	配置 5	×		×		×		×		×		×		×		

## 4.4. 考察

本章では、食事摂取量管理システムにおける各処理システムの性能確認実験を行なった。

食器抽出実験では、すべての食器の抽出が行なえた。しかしながら、食器位置を確定させるためのサークルが食器からずれた位置で食器位置と確定させる場合が存在した。これは、NN への入力する画像データに 2 値化処理の際に発生するノイズ等が原因であると考えられる。そのため、NN への入力画像を濃淡画像からカラー画像に変更する。さらに、2 値化のためのしきい値設定においてもこれまでの濃淡値によるしきい値設定から明度・色相値によるしきい値設定に変更することを検討する。この変更により、食膳画像の 2 値化画像が鮮明になると予想される。

食材抽出実験では、収縮回数切り出し制約条件を調整することにより食器画像より計測対象となる食材画像の抽出に成功した。

摂取量計測実験では 2 種類の計測実験を行なった。1 つは NN による残食材識別実験を行なった。この実験では炊飯米を使用した。この NN による残食材識別実験では 6 レベル分類画像全てにおいて 94% 以上と高い識別性能を示した。しかしながら、NN による残食材識別では多種多様に存在する残食パターンに対する識別に課題を残す。もう 1 つは残食材面積計測による摂取量計測実験を行なった。この実験では、残食材 0% から 20% と残食が少ないものでは正確な位置での食器抽出、食材抽出および画素計測までの処理を行なうことが可能であった。しかしながら、残食材が 40% から 100% と多いものでは、正確な位置での食器抽出が不可能であった。これは、食器上に存在する食材をノイズと見なしてしまうためである。そのため、食材が存在する場合においても正確な位置で食器抽出が可能な処理の開発が必要である。この処理については 4.3.2. を参照。この処理を付加することにより、食材が存在する場合でも正確な位置で食器位置が確定されると予想される。

## 5. まとめ

本論文では病院内の入院患者を対象とし、食事摂取量を管理するシステムの提案および構築を行なった。提案システムの構築に対し、まず、食膳画像を撮影するための撮影筐体を製作した。この撮影装置には、光を拡散するための拡散版を設置した。次に、NN による食器抽出処理、食材抽出処理や摂取量計測処理など各処理システムの開発を行なった。

各処理システムの有用性を示すため、炊飯米などの実データを用いて個々の処理システムの性能確認実験を行なった。食器抽出処理ではすべての食器の抽出は行なえた。しかしながら、NN への入力画像の不鮮明さや 2 値化処理の際に生じる誤差などにより正確な位置での食器抽出を行なうことができなかった食器も存在した。そのため、NN への入力画像の再検討などを行なった。食材抽出処理では、収縮回数切り出し制約条件を調整することにより食器画像より計測対象となる食材画像の抽出に成功した。摂取量計測処理では、2 つの処理に対してそれぞれ性能確認実験を行なった。NN での残食材識別処理では炊飯米を使用して性能確認実験を行ない 94% の識別結果を得た。残食材面積計測による摂取量計測処理では、ほぼ正確な計測結果を得た。しかしながら、残食材が多くなれば正確な位置での食器抽出を行なうことが不可能であった。このため、食器内に存在する食材を一時的に除去する処理を検討した。

今後、食器抽出処理などの各処理を統合し、1 つの統合システムとして完成させる必要がある。さらに統合システムの有用性を確認するために病院内にて臨床応用実験を実施する予定である。

## 6. 謝辞

## 6. 謝辞

2年間に渡りご指導していただいた高知工科大学情報システム工学科の竹田史章教授に心から感謝いたします。また、本システムの研究開発に協力していただいたグローリー工業（株）の吉田邦夫様，グローリー商事（株）の長田司郎様，ヴィスト（有）の小林茂樹社長殿，形部麗子様，エヌビーサイト（有）の尾江俊昭社長殿，高知学園短期大学の安房田司郎教授，高知植田病院の山本早智先生に深く感謝いたします。さらに，本論文の執筆の際，著者の研究室の院生，学部生にもお世話になりました。特に，学部生の藤原浩一君には多くのご協力をしていただきました。そして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お礼申し上げます。

## 7. 参考文献

- (1) <http://fabbisogno.nih.go.jp/nns/index.html>
- (2) 内田久也・竹田史章：「ニューラルネットワークを用いた食事摂取量計測システムの構築」, システム制御情報学会講演論文集, pp.107~108 (2001)
- (3) 竹田史章・内田久也・服部真一郎：「食事摂取量計測システムの構築」, 高速信号処理応用技術学会 2001 年秋季研究会講演論文集, pp.75~80 (2001)
- (4) H. Uchida and F. Takeda: “Development of a Measurement System for Food Intake using Neural Network”, The International Conference on Mechatronics and Information Technology '01, pp.19~24 (2001)
- (5) K. Fujiwara, F. Takeda, H. Uchida and Sakoobunthu Lalita: ”Dishes Extraction with Neural Network for Food Intake Measuring System”, SICE2002. (2002)
- (6) 内田久也・竹田史章：「院内食事摂取量計測システムの開発」, Fuzzy, Artificial Intelligence, Neural Networks and Computational Intelligence Symposium '02 in Saga , pp251-256(2002)
- (7) 竹田史章・内田久也・安房田司郎・山本早智・長田司郎・小林茂樹・尾江俊昭：「院内用食事摂取量計測システムの開発」, 電気学会投稿中(2002)
- (8) Takeda, F. and Omatu, S.: “Bank note recognition system using neural network with random masks”, Proceeding of the World Congress on Neural Networks, Portland, USA, Vol.1,pp.241~ 244 (1993)
- (9) F. Takeda and S. Omatu: "Recognition System of US Dollars Using a Neural Network with Random Masks",Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Nagoya, Japan, Vol.2,pp.2033- 2036 (1993)
- (10)F. Takeda, S. Omatu, S. Onami, T. Kadono, and K. Terada:"A Paper Currency

## 7. 参考文献

- Recognition Method by a Small Size Neural Network with Optimized Masks by GA", Proceedings of IEEE World Congress on Computational Intelligence, Orlando, USA, Vol.7, pp.4243- 4246 (1994)
- (1 1)F. Takeda and S. Omatu: "A Neuro-Money Recognition Using Optimized Masks by GA", Advances in Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms LNAI 1011 Springer pp.190-201 (1995)
- (1 2)Takeda, F. and Omatu, S.: "high speed paper currency recognition by neural networks", IEEE Transaction on Neural Networks, Vol.6,No.1, pp.73~77 (1995)
- (1 3)F. Takeda and S. Omatu: "A Neuro-System Technology for Bank Note Recognition", Proceedings of Japan/USA symposium on Flexible Automation, Boston, USA, Vol.2, p.1511-1516 (1996)
- (1 4)F. Takeda and S. Omatu: " A Neruo-Recognition Technology for paper Currency Using Optimized Masks by GA and Its Hardware", Proceedings of International Conference on Information Systems Analysis and Synthesis, Orlando, USA, pp.147-152 (1996)
- (1 5)F. Takeda, S. Omatu and T. Nishikage: " 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, Malaysia, pp.356-361 (1997)
- (1 6)F. Takeda and S. Omatu: "Neural Network Systems Technique and Applications In paper Currency Recognition", Neural Network Systems, Techniques and Applications ACADEMIC Press Vol.5, Chapter 4, pp. 133-160 (1998)
- (1 7)F. Takeda, S. Omatu and Y. Matsumoto:" Development of High Speed Neuro-Recognition Board and Application for Paper Currency", The international Workshop on Signal Processing Application and Technology, pp.49-56 (1998)



## 7. 参考文献

- (18)F. Takeda, T. Nishikage and Y. Matsumoto: "Characteristic Extraction of Paper Currency using Symmetrical Masks Optimized by GA and Neuro-Recognition of Multi-National Paper Currency", Proceedings of IEEE World Congress on Computational Intelligence, Alaska,USA,Vol.1,pp.634-639 (1998)
- (19)T. Nishikage and F. Takeda: "Axis-Symmetrical Masks Optimized by GA for Neuro-Currency Recognition and their Statistical Analysis", Proceedings of WorldMulti-Conference on Systemics, Cybernetics, and Informatics, Orlando,USA,Vol.2,pp.308-314 (1998)
- (20)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
- (21)Takeda, F., Nakahara, M., Ichiryu, Y., Uchida, H., "Autonomic Neuro- Recognition Board for Paper Currency", Proceeding of SPAT2000, pp85-90, 2000
- (22)Yoshiko Ichiryu, Fumiaki Takeda, Hisaya Uchida and Masaki Nakahara : "Development of Neuro-Templates Matching Recognition Method of Banknotes", SCORED, pp60-61, 2001
- (23)内田久也, 竹田史章 : 「ニューラルネットワークを用いた米用色彩選別機開発」  
高速信号処理応用技術学会 2001 春季研究会, pp52 - 57, 2001
- (24)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
- (25)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

## 7. 参考文献

- (26) Takeda, F., Uchida, H., et.al.: “A Proposal of Grading System for Fallen Rice Using Neural Network”, WCCI2002, Honolulu, USA
- (27) 長友克介, 竹田史章, 中屋任喜, 内田久也: 「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」, 電気学会産業計測制御研究会, pp53 - 58, 2001
- (28) 末松良一, 山田宏尚, 「画像処理工学」, コロナ社, pp120-140, 2000
- (29) 舟久保登, 「パターン認識」, 共立出版, pp154-157, 1993
- (30) 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

### ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークとは、人間の脳の情報処理方式を計算機で実現しようというものである。したがって、人間の脳の神経細胞（ニューロン）をモデル化したものを多数つなげてネットワークを構成し、新しい情報処理原理を追求しようというものである。図1はニューロンをモデル化した様子である。

丸印で表されたのがニューロンで、各ニューロンは、入力層、中間層、出力層のそれぞれ独立した層に配置される。各層のニューロンはそれより1つ前の層のニューロンから入力を受ける。同じ層のニューロン間には結合がない。しかしながら、各層間ではすべてのニューロンが結びついているのが特徴である。

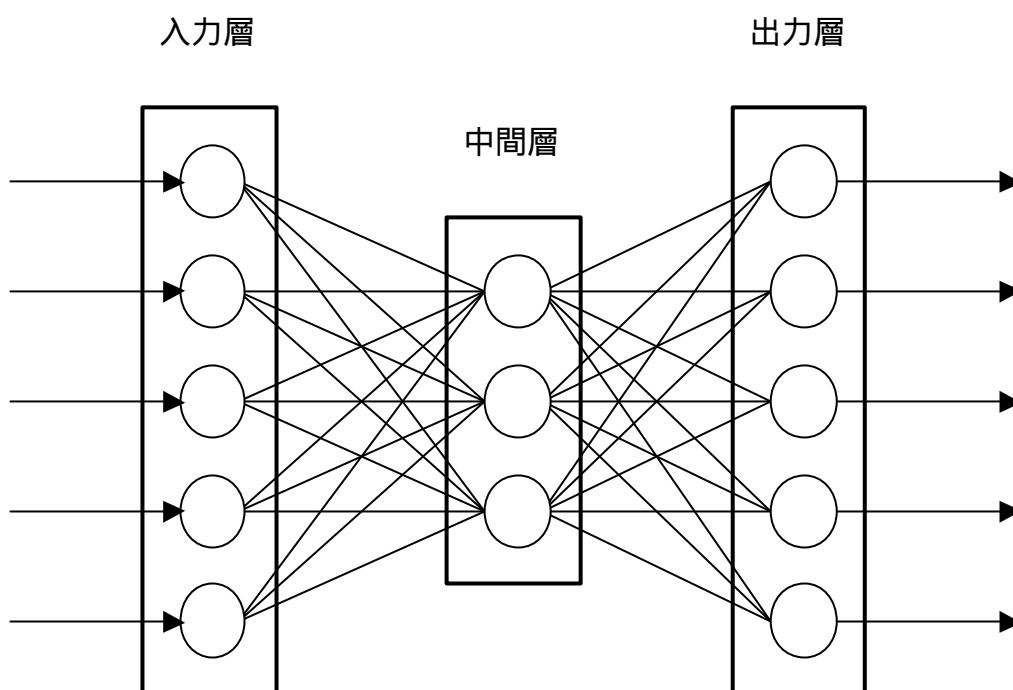


図1 ニューロンモデル

ニューラルネットワークの構成にはパターン認識に適した階層型ニューラルネットワークと、連想記憶や組み合わせ最適問題に適した相互結合型ニューラルネットワ

ークに分類できる．本研究では，食器パターン，食材残量パターンの識別を目的とするため，階層型ニューラルネットワークを使用する．そこで本節では，階層型ニューラルネットワークの情報伝達の方法と学習方法について説明する．図2はニューラルネットワークの情報伝達を示している．

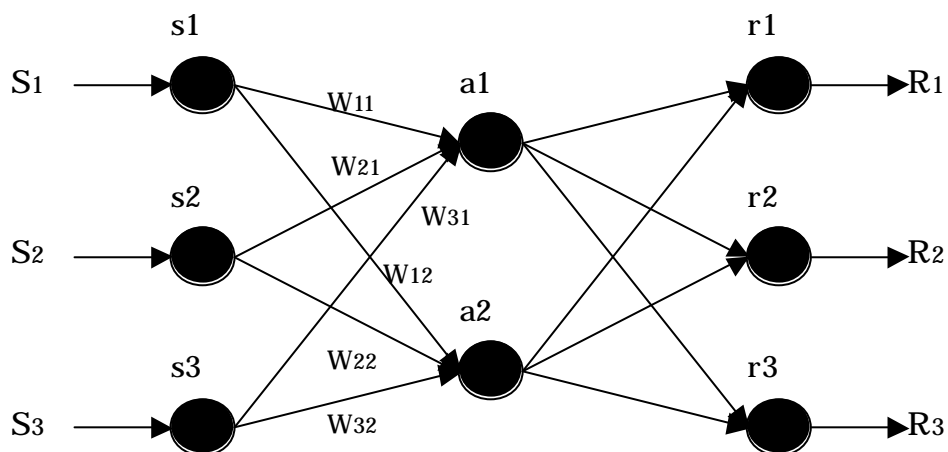


図2 ニューラルネットワークの情報伝播

情報は，入力パターンが入力層の各ニューロンに与えられ，中間層で変換されて，出力層の各ニューロンから出力パターンが得られる．図2で，s1，s2，s3はそれぞれ入力層の第1，2，3ユニット，a1，a2はそれぞれ中間層の第1，2ユニット，r1，r2，r3はそれぞれ出力層の第1，2，3ユニットである．また，S1，S2，S3は入力層への入力値（スラブ値），R1，R2，R3は出力層の出力値を表す．また，Wijは入力層の第iユニットから中間層の第jユニットへの重み（結合の強さ）である．a1への入力の総和をI1とすると

$$I_1 = W_{11}S_1 + W_{21}S_2 + W_{31}S_3 \quad (1)$$

となり，a2への入力の総和をI2とすると

$$I_2 = W_{12}S_1 + W_{22}S_2 + W_{32}S_3 \quad (2)$$

となる。つまり、一般的に中間層 j への入力の総和は

$$I_j = \sum_i W_{ij}S_i \quad (3)$$

となる。また、中間層第 j ユニットの出力 “O<sub>j</sub>” はシグモイド関数を使用して式(4)で表される。式(4)において、 $\frac{1}{T}$  はユニット単位のしきい値である。T はネットワークの温度と呼ばれる正の数で、T が大きくなるほど図 3 に示すシグモイド関数のグラフはなだらかになる。

$$O_j = \frac{1}{1 + \exp\left(\frac{-I_j}{T}\right)} \quad (4)$$

シグモイド関数は、出力がなめらかに変化しているため、微分しても連続な関数となり数学的に扱いやすいという大きな特徴がある。

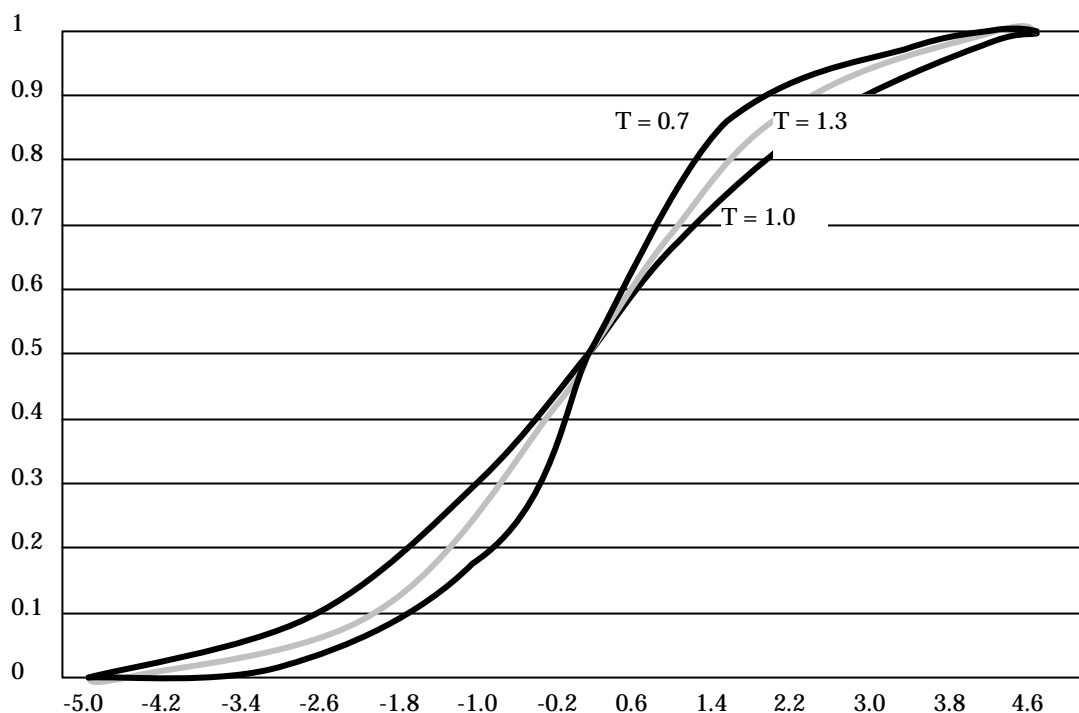


図 3 シグモイド関数

次に、学習方法について述べる。学習は、入力パターンに対して期待する出力パターンを得るために、各ユニット間の結合の重み（ウェイト）を適切な値に設定するための作業である。学習アルゴリズムには誤差逆伝播（Error Back Propagation）アルゴリズムを採用する。これは、いくつかの入力パターンの例（学習用データ）を与え、そのとき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アルゴリズムである。図4は誤差逆伝播アルゴリズムでの学習を表す。

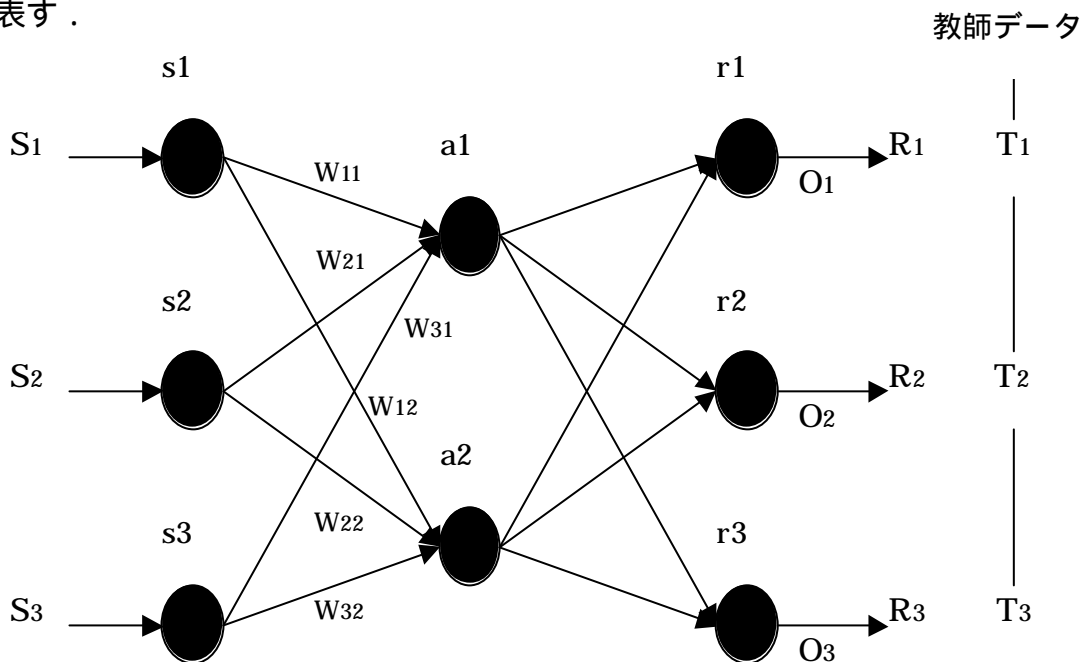


図4 誤差逆伝播アルゴリズム

ある入力パターンを与えたときの出力層の第jユニットの出力値を  $O_j$ 、このときの出力層の第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

$$E_j = \frac{1}{2}(T_j - O_j)^2 \quad (5)$$

で定義される。また、1つの学習パターンPにおける出力層の誤差を  $E_p$  とし、全学習パターンの誤差の総和を  $E$  とすると、 $E_p$ 、 $E$  はそれぞれ式(2.6)、式(2.7)で表される。

E は総合誤差と呼ばれる .

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (T_j - O_j)^2 \quad (6)$$

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_p \sum_j (T_j - O_j)^2 \quad (7)$$

誤差逆伝播アルゴリズムは 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 , 各学習パターンごとに , 各ユニットの誤差  $E_j$  が最小になる方向へ微小な変更を加えていく . 第 t 回目の学習における k-1 層の第 i ユニットから k 層の第 j ユニットへの重み  $W_{ij}$  の修正量  $\Delta W_{ij}(k-1, k)(t)$  は式(8)で求まる .

$$\Delta W_{ij}^{k-1,k}(t) = - \eta \left( \frac{\partial E}{\partial W_{ij}^{k-1,k}} \right) = - \eta \left( - \delta_j^{(k)} + \delta_j^{(k-1)} W_{ij}^{k-1,k}(t-1) + \delta_j^{(k-1)} W_{ij}^{k-1,k}(t-2) \right) \quad (8)$$

式(8)において , “  $\eta$  ” は学習定数 , “  $\alpha$  ” は慣性定数 , “  $\beta$  ” は振動定数である . 慣性定数とは , 総合誤差の振動を減らし , 学習の収束を加速させるための定数のことである . 振動定数とは , 総合誤差を上下に振動させて局所極小値 (ローカルミニマム) から脱出させるための定数である . また学習定数とは , 重みの修正量を調整するための定数である . “  $\delta_j^{(k)}$  ” は k 層の第 j ユニットの一般化誤差で , k 層が中間層の場合と出力層の場合によって算出方法が異なる . まず , k 層が中間層の場合の一般化誤差を式(9)に示す . ただし , m は出力層のユニット番号を表す .

$$\delta_j^{(k)} = \left( \sum_m W_{jm}^{k,k+1} \delta_m^{(k+1)} \right) f' \left( I_j^{(k)} \right) \quad (9)$$

次に、 $k$ 層が出力層の場合の一般誤差化を式(10)に示す。  $I_j(k)$ は  $k$ 層の第  $j$  ユニットの総和を表す。

$$\delta_j^k = (T_j^k - O_j^k) f' (I_j^k) \quad (10)$$

以上が誤差逆伝播法によるウェイト修正の概略である。

上記の構成で設計されるニューラルネットワークはコンピュータが不得意としていた非線形識別であるパターン認識や、学習、自己組織化などを得意とし、様々な分野でその技術が応用されている。