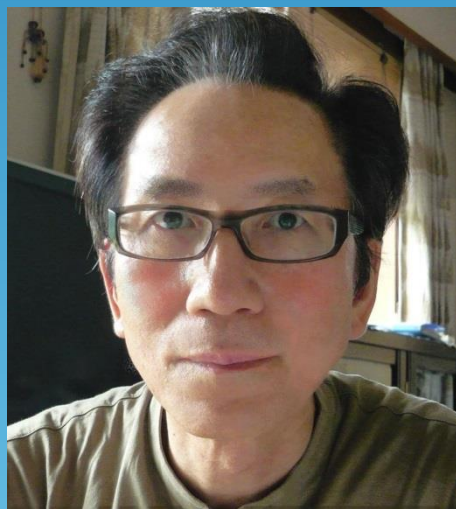


新しいファジィの夜明けは近いぜよ！！



ファジィと私

ファジィモデルからクラスタリ  
ング、そして文系私学へ



市橋秀友



新しいファジィの夜明けは近い  
ぜよ！

- ニューラルネットワークの  
ルネッサンス

Deep learning が Competition  
で SVM に勝つ

- ファジィも協調ではなく対決

新しいファジィの夜明けは近いぜよ！



## ファジィと私

1. ファジィを研究テーマに  
浅居喜代治先生、田中英夫先生
2. ファジィ制御、ファジィモデリング
3. FCMクラスタリング、FCM識別器
4. 定年後の報告



# 1. ファジィを研究テーマに

○ **ファジィ線形計画** 田中英夫～乾口雅弘

○ **ファジィ積分** (菅野・室伏)

ファジィ集合を必然性測度でファジィ積分

--> ファジィ集合の必然性測度 乾口雅弘

○ **AHPでのファジィ積分による評価法**

スピーカのデザイン：井上勝雄 (広島国際大)

## ファジィ線形計画 田中英夫～乾口雅弘

Possibilistic Linear Programming with  
Measurable Multiattribute Value  
Functions, ORSA Journal on Computing, 1989

多属性価値関数を用いたファジィ線形計画法,  
日本オペレーションズ・リサーチ学会論文誌, 1988

ファジィ集合の可能性・必然性とそのグラフィック表現、  
第3回FSS, 1987



Grabisch

$$f v(x) \circ \Pi = \sup_x (v(x) \wedge \pi(x))$$

ファジィ集合の必然性測度

$$f v(x) \circ N = \inf_x (v(x) \vee (1 - \pi(x)))$$



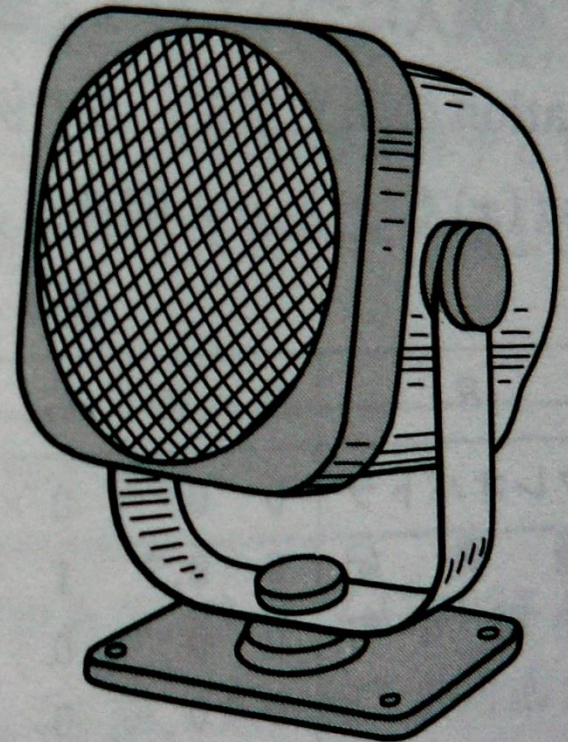


表 4・1 評価基準の重要度

軽快感	素朴感	清潔感	基本要素	精度感	形態的特徴	プラスアルファ
1.00	0.27	0.07	0.11	0.35	0.65	0.84

表 4・2 総合重要度

スケッチ案	代替的評価	非代替的評価
A	1.00	0.26
B	0.53	0.18
C	0.94	0.51
D	0.85	0.07
E	0.61	0.20
F	0.30	0.14



**AHPでのファジィ積分  
による評価法**

井上勝雄(広島国際大)

図 4・4 採用された小型スピーカのスケッチ  
(三菱電機(株)デザイン研究所提供)

## 2. ファジィ制御・ファジィモデリング

- 簡略ファジィ推論 菅野～田中(-) 
- ニューロ・ファジィ 

講習会ビデオ

[http://youtu.be/MtC4F9C\\_zew](http://youtu.be/MtC4F9C_zew)



# New Products

全自動洗濯機

電化

## ニューロ・ファジィで

### よりキメ細やかに

▽「愛妻号ニューロファジィ」トナ衣類を傷めず上手に洗う  
 N A I F 5 5 Y 6  
 八万七千円  
 △業界で初めてニューロファジィ技術を導入  
 (ニューロファジィ技術の詳細は左記)

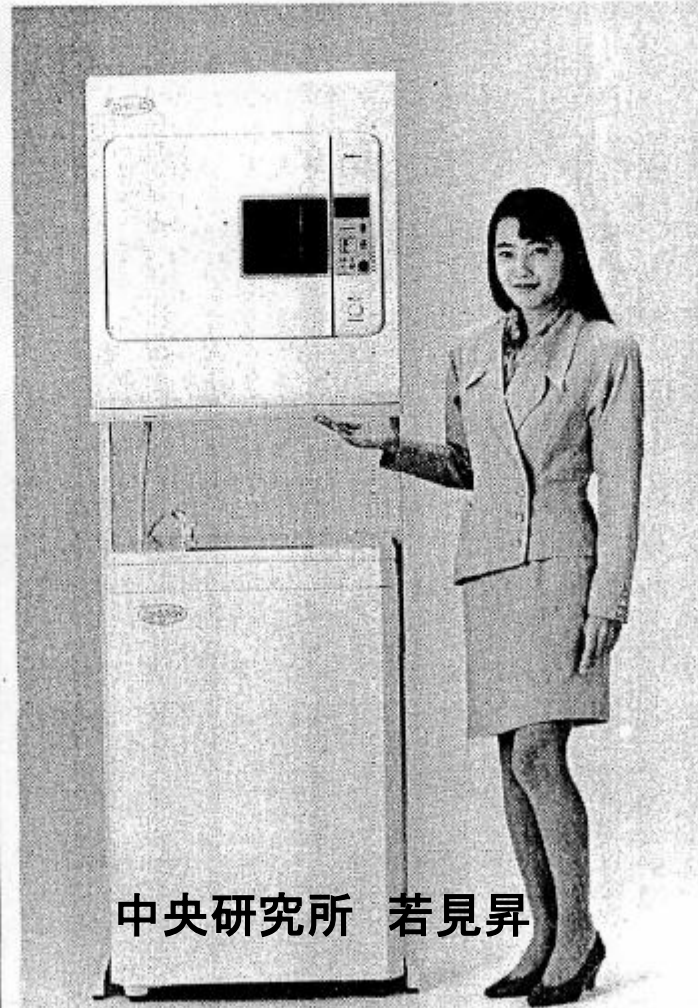
▽衣類乾燥機「愛妻号ファジィ」  
 N H I D 4 0 X 6  
 七万六千円

③フタ部に業界初のシボ加工を取り入れた高品質のニューデザイン

①除菌機能に加え「静電花粉フィルター」の採用で、花粉症の原因となるスギ、ヒノキ花粉にも対応

▽二月一日発売  
 △洗濯機事業部

②デリケート  
 一段とキメ  
 細かな制御  
 選択を実現  
 ①布質、水  
 質、洗剤の  
 溶け具合ま  
 でを考え、



中央研究所 若見昇

## 技術開発

## ニューロ・ファジィ

## ファジィ推

# 初の光演算IC

## 動きを瞬時に判断

で入出力を行い、EOR演算機能を有する高密度集積O E I C (Opto-Electronic Integrated Circuit) 光電子集積回路) を利用することにより、二つの画像の違いを判断でき、テレビの画面のような動画に対して、動いた部分のみを瞬時に抽出する処理が可能となるもの。今回試作された光演算IC

は、二百五十六組のデータに対して同時に演算を行うため、演算に要する時間は一組当たりの四〇秒(一秒は一兆分の一秒)以下となった。

光信号に対する演算を行う光演算回路は、高速の画像処理や光コンピュータへの応用が期待されることから、各社で活発に研究開発されている。

(中川)

中央研究所は、大阪府立大

学・市橋秀友助教授の協力を得て、ニューラルネットの学習機能とファジィ推論を組み合わせた新しい学習手法(ニューロ・ファジィ制御)の開発に成功。この手法はロボッ

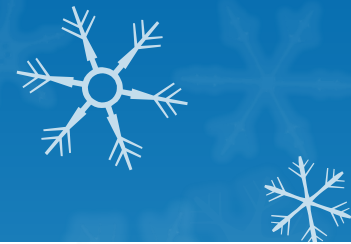
いことに対しとをもとに判対応ができる

## 新用

トの移動障害物回避のシミュレーション実験に適用し、その有用性が確認された。



# ファジィモデリングの長所



30

大阪大学 池田雅夫

システム/制御/情報, Vol. 37, No. 1, pp. 30~37, 1993

「制御系設計におけるモデリング総合特集」

解 説

## ファジィ制御とモデリング

解説論文 download

<http://sns.j-soft.org/890060/reference/9477>

市 橋 秀 友\*

### 1. はじめに

ファジィ制御は IF-THEN 形式のルール型制御の一つである。しかし、ファジィ推論は computational な方法であり、記号論理的 interpretive reasoning ではなく、interpolative reasoning であるとする見方は、ファジィ理論の創始者 L. A. Zadeh をはじめとして一般的である。特にファジィ制御で広く用いられている菅野の

うという取り組みも行われている。また、状態量の 2 次形式評価関数なども用いることができる。ノンパラメトリックモデルの簡便さをなくさず、しかも、できるだけ解析的手法によらずに自動化のレベルを高めようとするアプローチである。評価関数の最適化には一般に勾配法が用いられ、ファジィモデルはその収束が早い。

### 2. ノンパラメトリックなファジィモデル

# ニューロファジィは学習が早い



## 3.2 最急降下法での学習の収束の早さについて

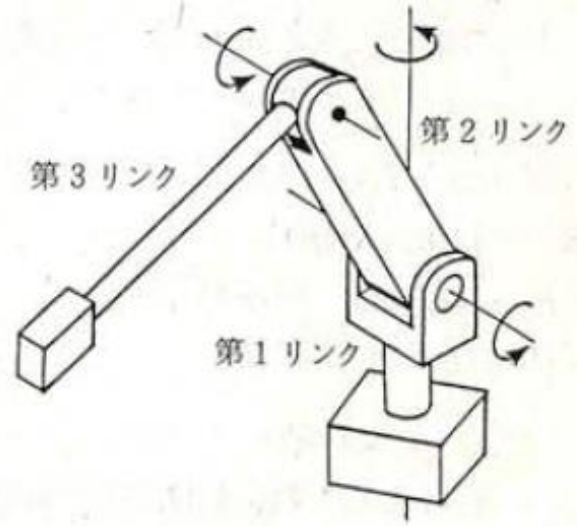
ファジィモデルにおける学習の収束の早さについて考察する。以下は、ファジィモデルが棒グラフのようなノンパラメトリックモデルに近いことから直観的な考察である。誤差の評価関数  $E_T$  を  $\delta = y^* - y$  の二乗和とする。まず、三角型メンバシップ関数を各入力変数ごとに二つずつ用いて（四つのルール）排他的論理和を学習する。これはサイズ2のパリティ問題であり、入力ベクトル

# フィードバック誤差学習



目標軌道角からフィードフォワードトルクを計算する逆ダイナミクスモデルは初めには存在せず  $T_i$  は 0 を出力するだけであるが、フィードバックトルクを参照することによりモデルを学習し、フィードバック制御から

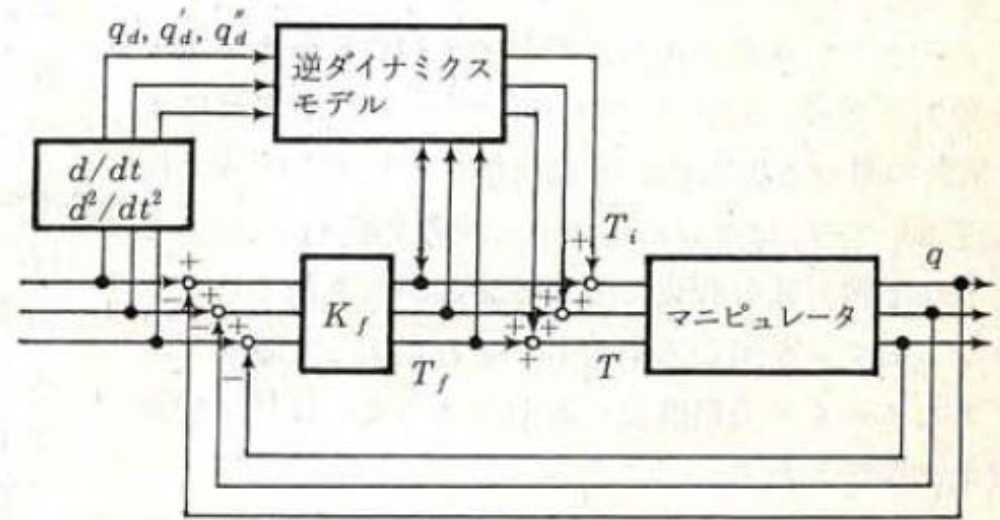
- 11) M. Kawato (R. Eckmiller (ed.)) : The Feedback-Error-Learning Neural Network for Supervised Motor Learning ; Neural Network for Sensory and Motor Systems, pp. 365~372 (1990)
- 12) 渡辺, 市橋 : 逆キネマティクス・逆ダイナミクスモデルを学習するマニピュレータのファジィ制御 ; 電子情報通信学会論文誌, Vol. J74-D-II, No. 12, pp. 1794~1802 (1991)



第6図 垂直3リンクマニピュレータ

本節では、  
である菅野  
ルール結論  
形関係を  
が<sup>1), 6)~8)</sup>, 非線形関数の近似法としても用いることがで

きる。メンバシップ関数は、第8図に示すような三角型のものを、各入力変数の定義域ごとに三つずつ用いる。制御対象からのセンサデータを三つの関節の角度  $q$ 、角速度  $q'$ 、角加速度  $q''$  として、それらをファジィモデルの入力変数  $x_i$  ( $i=1, 2, \dots, 9$ ) とする。  $A_{i,k}$  を  $k$  番目のルールの入力変数  $x_i$  のファジィ集合のメンバシップ関数とする。第8図は、一例として  $i=1$  で  $k=1, 2, 3$  の三つの  $A_{i,k}$  を示している。条件部





示す。●で示すファジィモデルを用いる方が、○の運動方程式に関する部分的な知識を用いる方法 [35] に比べて学習の収束が早い。ルール数(3次元ガウス基底の数)は、各モデルとも27個で合計162である。階層構造にしない場合に比べてパラメータ数は約1/300に減少している。

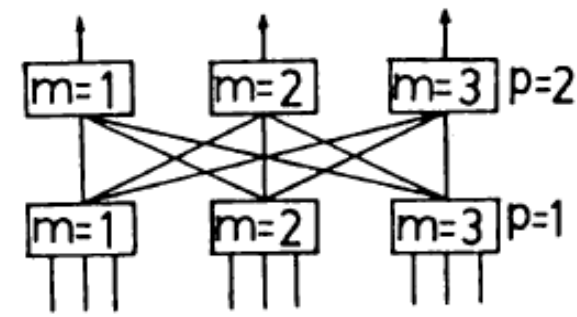
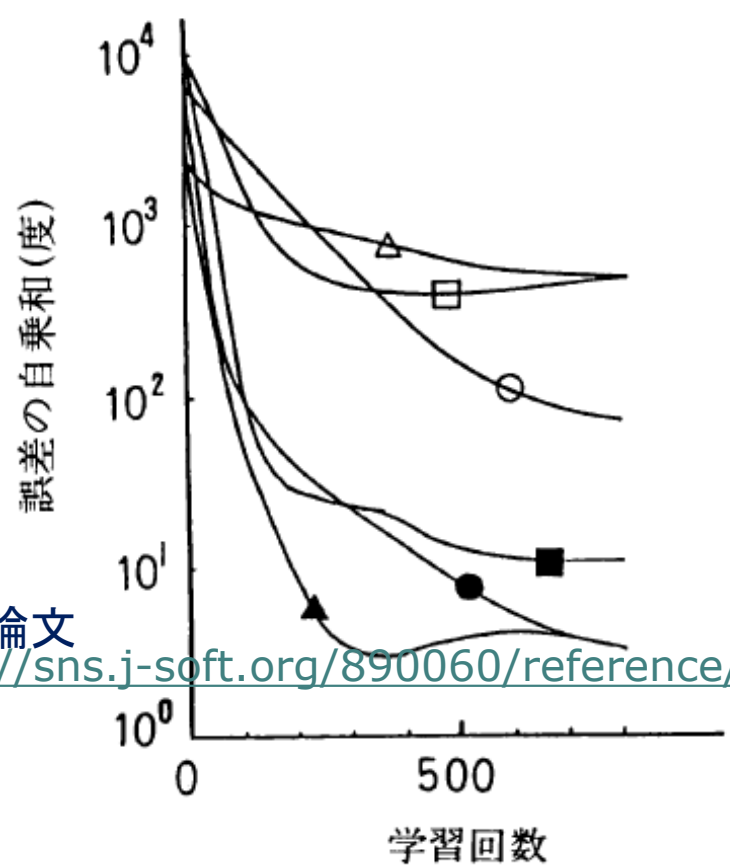


図11 階層型ファジィモデル

Universal Approximationでない証明 菊池浩明(明治大学)



解説論文 <http://sns.j-soft.org/890060/reference/9471>

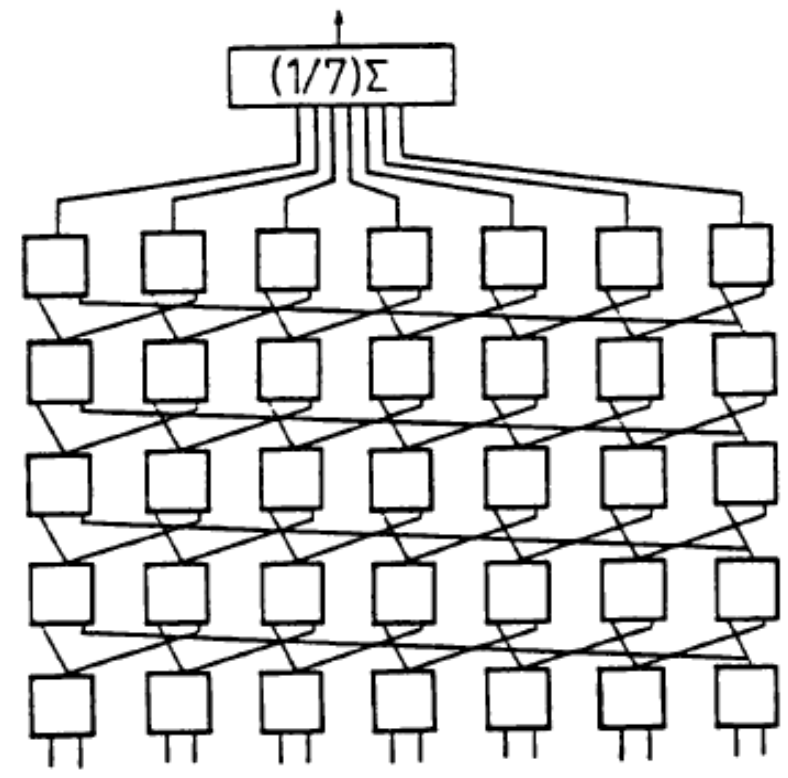
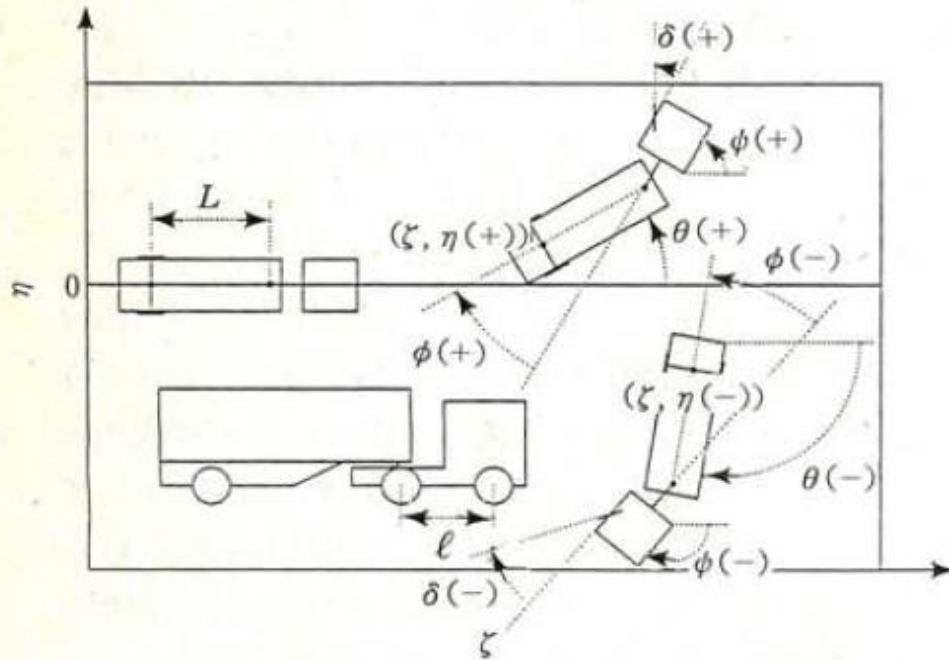


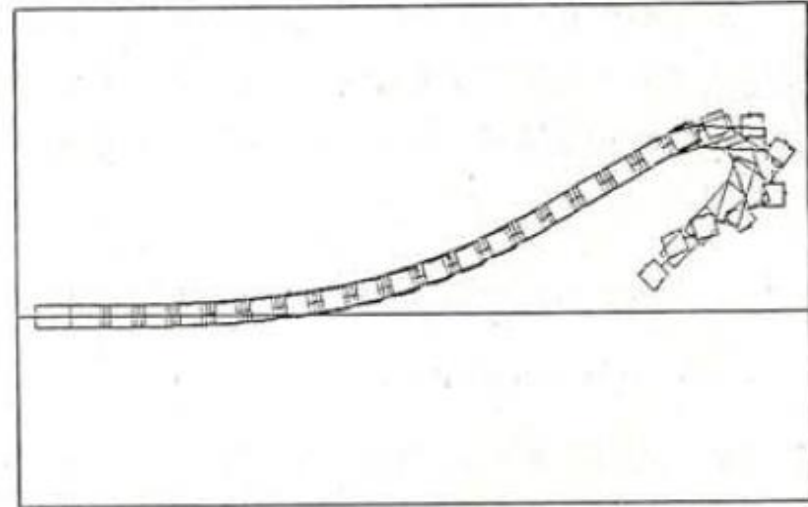
図12 ネットワーク型 GMDH

# 最適制御も学習が早い

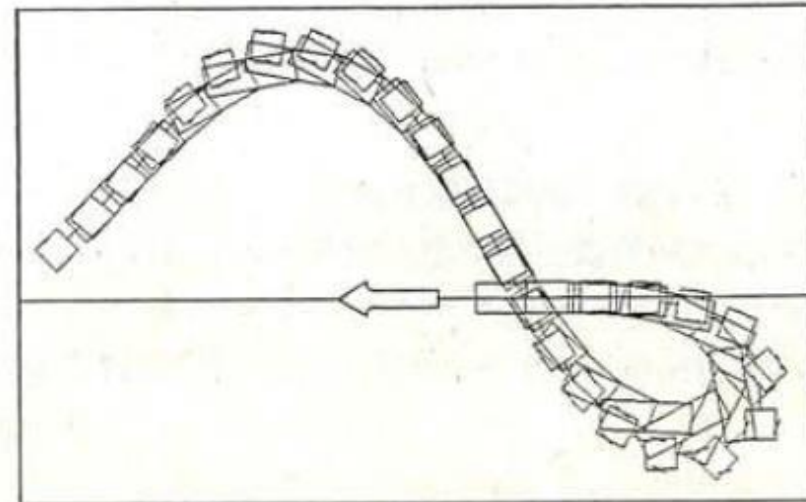


第10図 トレーラ型移動ロボット

† 基底関数の重ね合わせによって任意の連続関数を近似しようとするものに Radial Basis Functions (RBF) がある。RBF はデータ点を補間するように線形連立方程式を解く解析的手法であるが、最近これを3層のニューラルネットワークに見立てて、学習 (勾配法) を用いる Gaussian Generalized RBF などの研究がさかんに行われてい (15)~(18)



第11図 得られた最適軌道に追従する制御軌跡



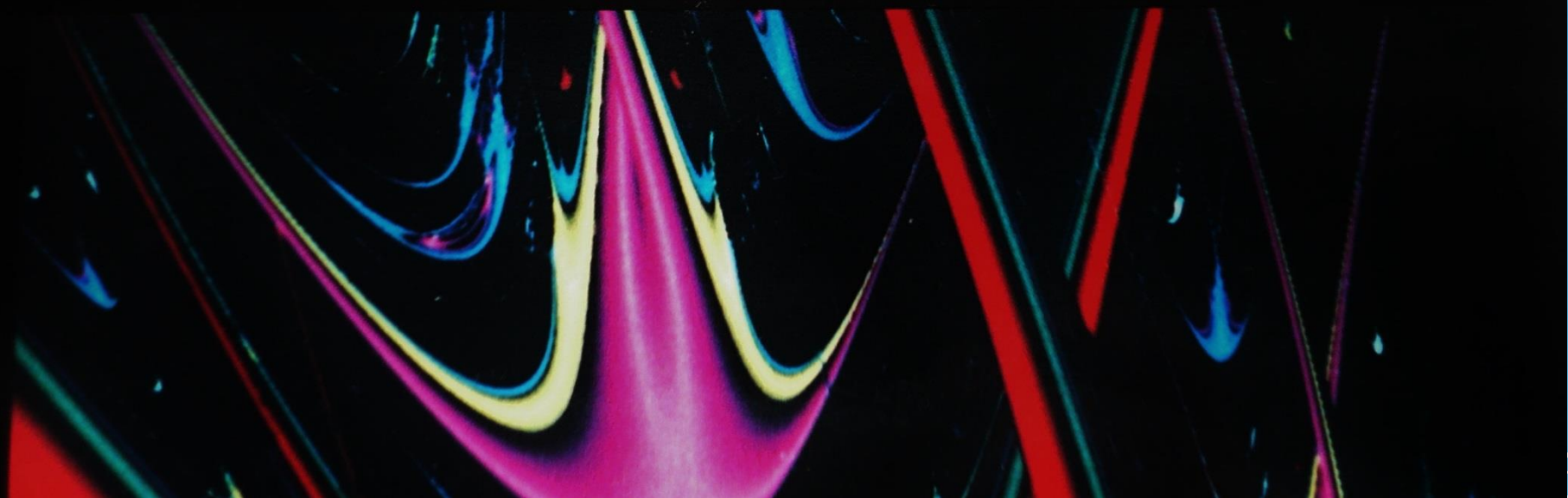
第12図 基底関数の重ね合わせによる場合の制御軌跡

# ニューロ・ファジィ・カオス

—新世代アナログコンピューティング入門—

合原 一幸 編著

銅谷 賢治・松葉 育雄・市橋 秀友 共著  
林 勲・徳永 隆治・合原 一幸





### 1 ニューロ&ファジィ (Neuro and Fuzzy)

▶多層型ニューラルネットワークとファジィ推論をそれぞれ個別に適用したもの。

### 2 ファジィ・ニューロ (Fuzzified Neuro)

▶入力空間をファジィ集合によってあいまいに分割して、おのおので多層型ニューラルネットワークが用いられるものや、入出力データがファジィ数である多層型ニューラルネットワーク、いわば、あいまいにされたニューラルネットワークである。

### 3 ニューロ・ファジィ (Neuro-Like Fuzzy)

▶数式モデルとしてファジィ推論のみを用いて、最急降下法などの最適化法によって学習するものである。メンバシップ関数は基底関数に相当していて、基底関数による関数近似法 (Radial Basis Functions) の一種と考えられる。逐次型のファジィモデリング法とも呼ばれるが、階層型のものもあり、いわばニューロのようなファジィである。

3番目のニューロ・ファジィ、すなわち**逐次型ファジィモデリング**に用いられる簡略ファジィ推論は、菅野の推論法<sup>13)</sup>の後件部線形関数を定数項のみとしたも

# 3. ファジィc-平均(FCM) クラスタリング

(宮本定明～本多克宏)

イリチェ美佳、遠藤靖典

FCM識別器 基盤研究 (C)

ファジィクラスタリングに基づく高精度識別器  
ファジィc平均識別器の高精度・高機能化

# Standard FCM clustering



$$J_{\text{fcm}}(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (u_{ki})^m D(x_k, v_i)$$

Fuzzifier



## Algorithms for Fuzzy Clustering

Methods in c-Means Clustering with Applications

Series: [Studies in Fuzziness and Soft Computing](#), Vol. 229

**Miyamoto**, Sadaaki, **Ichihashi**, Hidetomo, **Honda**, Katsuhiro

2008, XII, 248 p. 62 illus., Hardcover

ISBN: 978-3-540-78736-5

[Online version available](#)

Ships within 2-3 weeks.



# 1<sup>st</sup> : Hard Clustering 宮本

**Mahalanobis distance**

$$D(x_k, v_i; S_i) = (x_k - v_i)^\top S_i^{-1} (x_k - v_i)$$

$$S_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ki} (x_k - v_i)(x_k - v_i)^\top}{\sum_{k=1}^N u_{ki}}$$

**Covariance matrix**

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ki} x_k}{\sum_{k=1}^N u_{ki}}$$

**Cluster center**

$$\alpha_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ki}}{\sum_{j=1}^c \sum_{k=1}^N u_{kj}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N u_{ki}$$

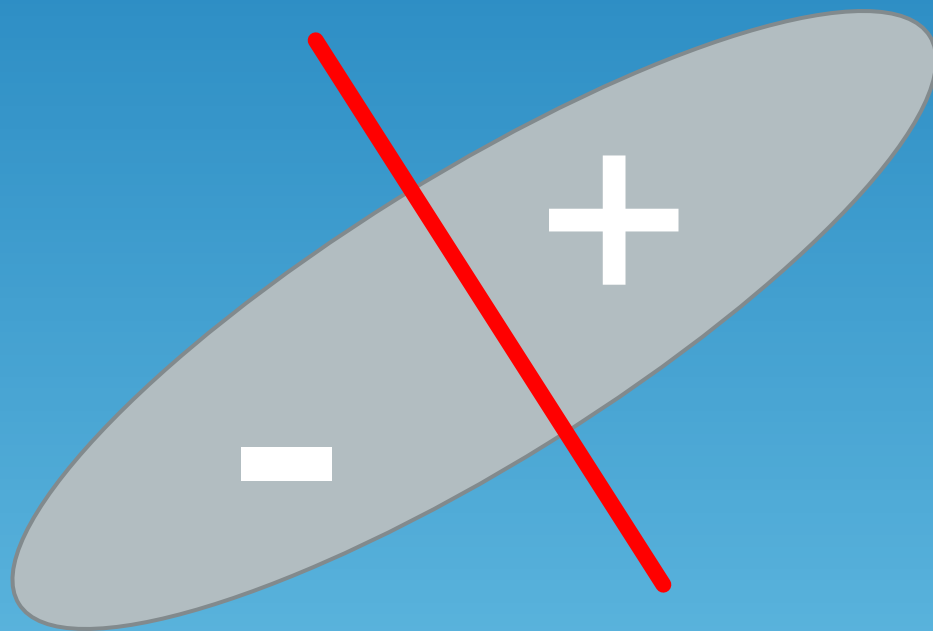
**Mixing proportion**

# PCAを用いる2分木 (PCA Tree)

葉ノードはクラスタの初期分割

少量データ: 木の高さ1で2分割のみ

大量データ: 木の高さを変える



# 識別のためのメンバシップ関数

$$u_{ki}^* = \alpha_i |S_i|^{-\frac{1}{\nu}} \exp \left( -\frac{D(x_k, v_i; S_i)}{\nu} \right)$$

Membership **FCMC**

$$u_{qjk}^* = \alpha_{qj} |S_{qj}|^{-\frac{1}{\gamma}} (D(x_k, v_{qj}; S_{qj}) + \nu)^{-\frac{1}{m}}$$

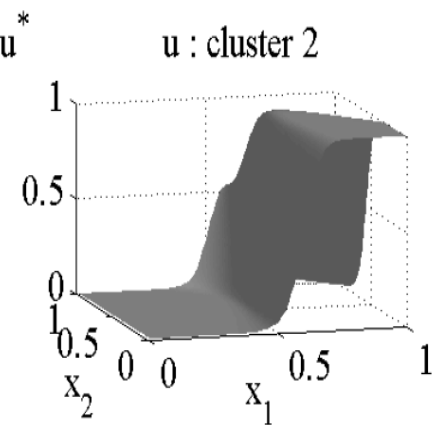
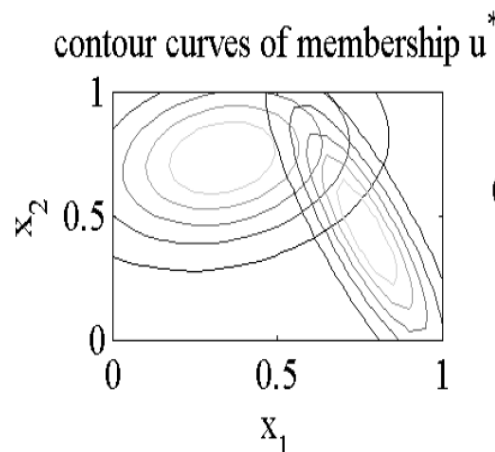
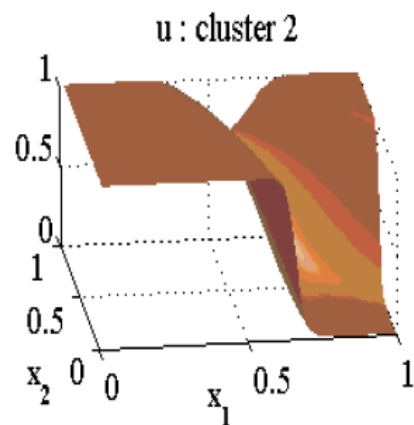
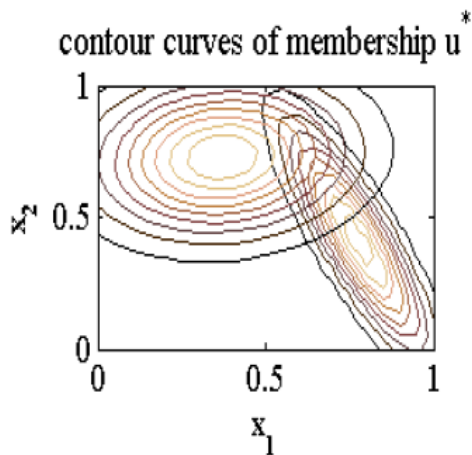
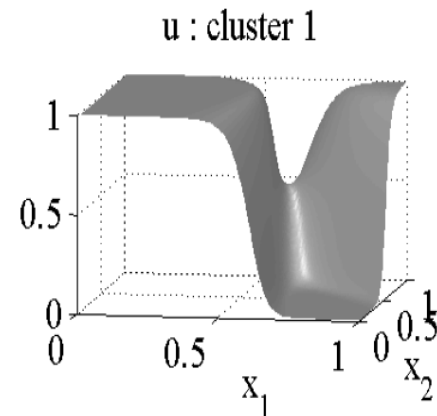
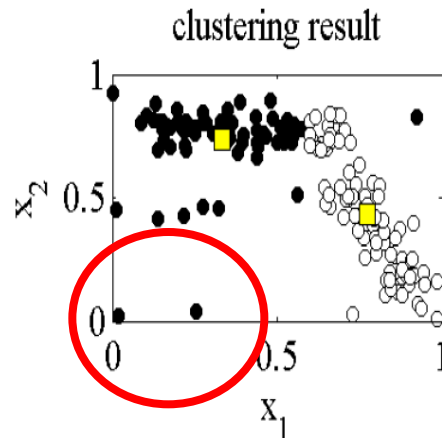
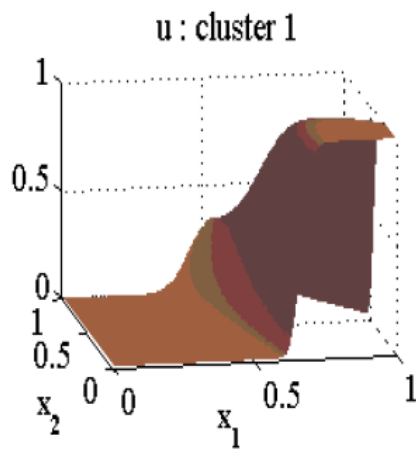
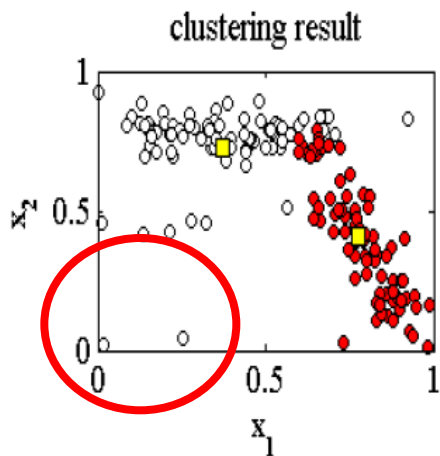
$$\tilde{u}_{qk} = \frac{\pi_q \sum_{j=1}^c u_{qkj}^*}{\sum_{s=1}^Q \pi_s \sum_{j=1}^c u_{skj}^*}$$



動画

<http://youtu.be/ol1t2DLSxzI>

$$m = 0.2, \gamma = 1, \nu = 20$$



**GMM**

**Generalized FCM**

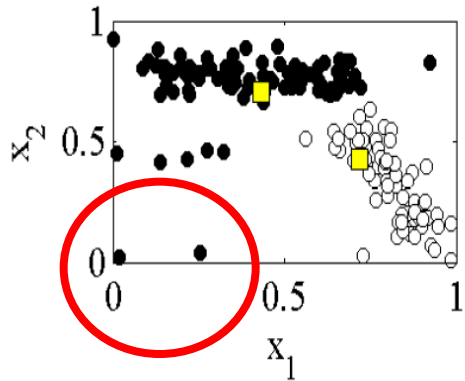
標準FCMに似た形状に



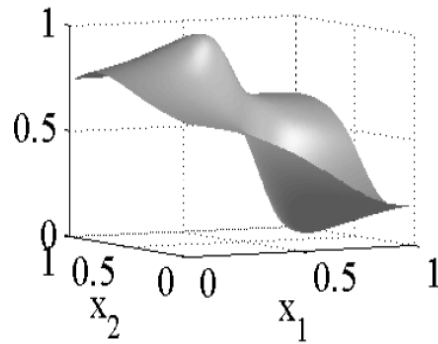
$$m = \gamma = \nu = 1$$

$$m = 1.2, \gamma = 1, \nu = 0$$

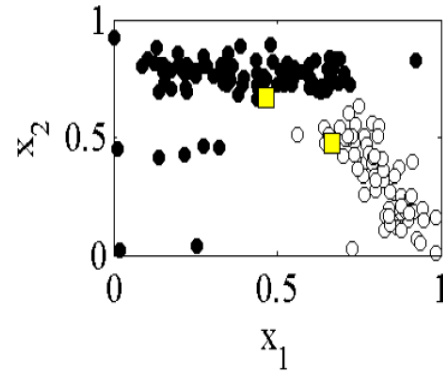
clustering result



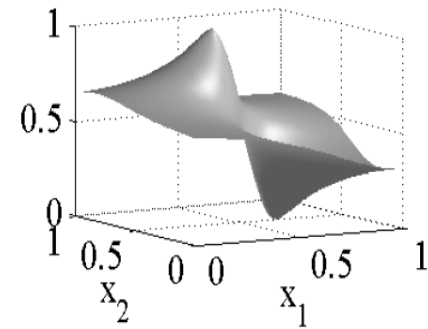
u : cluster 1



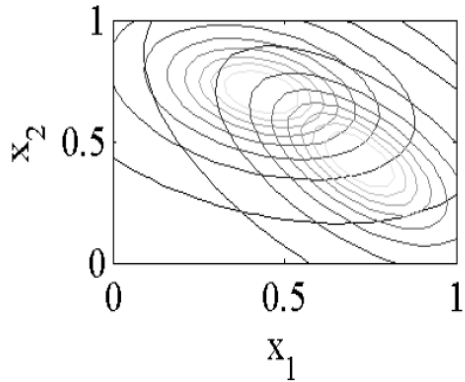
clustering result



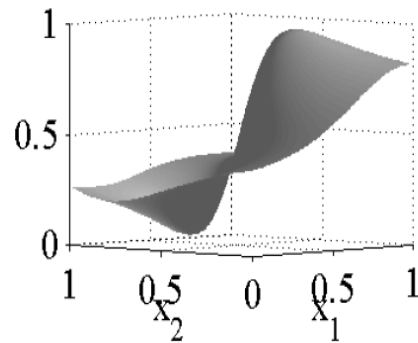
u : cluster 1



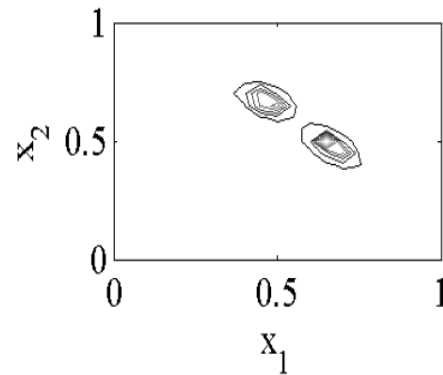
contour curves of membership u\*



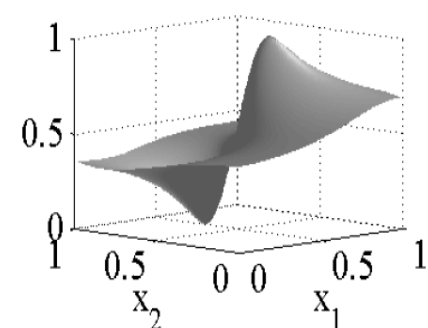
u : cluster 2



contour curves of membership u\*

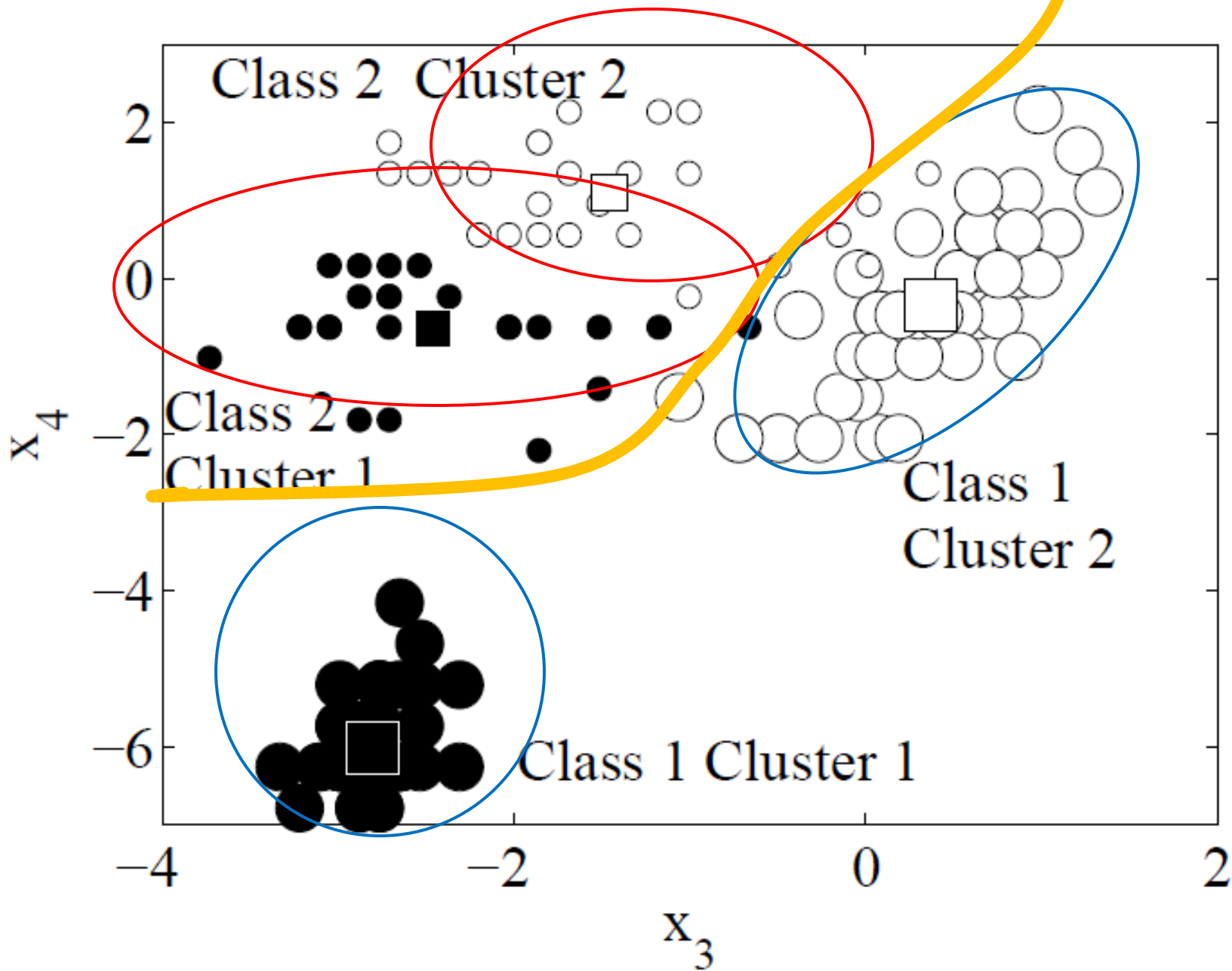


u : cluster 2



# Generalized FCM







# 少量データの場合の 識別性能

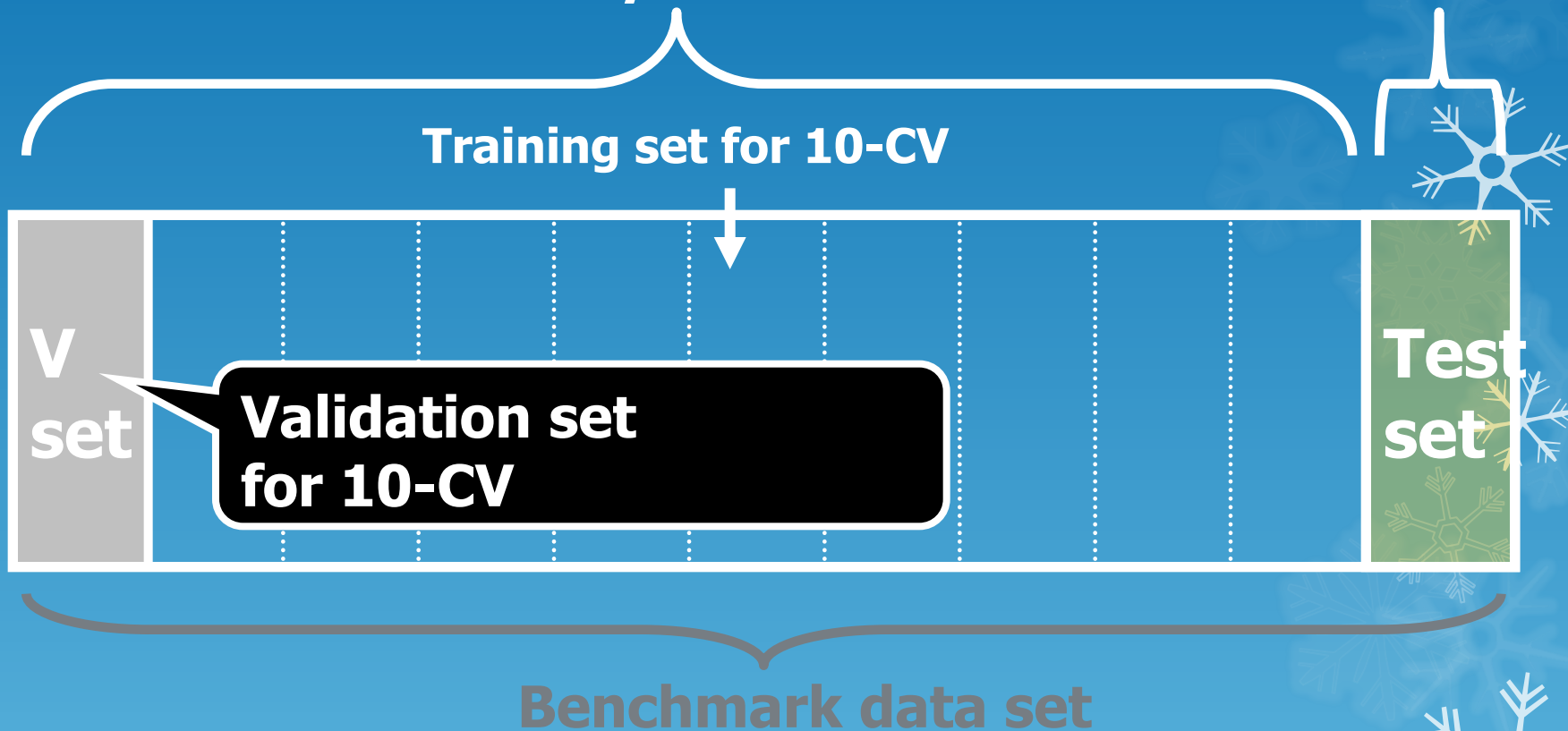
3-Way Data Split



# 3-Way Data Splits (10-CVの場合)

(9/10)

(1/10)

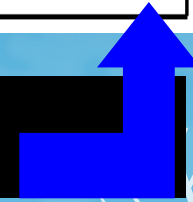


- ✓ 複雑で実行時間が長い
- 安定性がある

# Three Way Data Splits



	Randomized test set (1/3)				
	FCMC( $\alpha_i$ ) 100 runs			$k$ -NN 100 runs	SVM-RBF 10 runs
		$k$	S		
Iris	$3.98 \pm 2.52$	○	-	$5.68 \pm 2.91$	$3.4 \pm 3.4$
Breast	$3.06 \pm 0.86$	○	○	$3.37 \pm 0.10$	$3.6 \pm 1.0$
Iono	$4.64 \pm 1.79$	○	-	$14.86 \pm 3.59$	$4.6 \pm 1.7$
Liver	$30.47 \pm 3.68$	○	-	$37.94 \pm 4.37$	$29.6 \pm 3.2$
Pima	$24.36 \pm 2.47$	○	♠	$25.77 \pm 2.60$	$22.7 \pm 2.2$
Sonar	$17.46 \pm 4.30$	♠	○	$15.80 \pm 4.17$	$25.0 \pm 6.6$
Wine	$1.97 \pm 2.05$	○	-	$4.36 \pm 2.89$	$2.2 \pm 2.1$



[1] T. V. Gestel et al., "Benchmarking Least Squares Support Vector Machine Classifiers," *Machine Learning*, vol. 54, pp. 5-32, 2004.



# 大量データの場合の 識別性能

クラスター数を増やす

LibSVMとの比較



表 1: ベンチマークデータ

data	features	training	testing
Parking-C31	50 (1,024)	200,000	70,000
<u>Parking-All</u>	<u>50 (1,024)</u>	<u>899,853</u>	<u>30,000</u>
USPS zero-one	50 (676)	266,079	75,383
<u>KDD-CUP 1999</u>	<u>5 (127)</u>	<u>4,898,431</u>	<u>311,029</u>
MNIST	50 (576)	60,000	10,000

**AutoencoderとしてのPCAは前処理**

# Support Vector Machines (**SVM**)

**LibSVM** (C-C. Chang and C-J. Lin, NTU)

<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>

© **SMO** (Sequential Minimal Optimization, Platt, 1999) **for large data sets**

Hyper-parameters, **C,  $\gamma$**

**C,  $\gamma$**  optimize to **test set**



表 3: Parking-All データでの訓練時間の比較

training sample **900,000**, test sample 30,000, feature dimension : **50**

	FCMC ( $c=64$ )	LibSVM
best hyper-parameter	$m=0.1214, \gamma=7.9475$	$C=2.0, g=5.0$
test error	<b>2.17%</b>	<b>1.92%</b>
total training time	$1268.3+54.3+65.4=1388.0s$	estimated training time (50 times) <b>1598300s [444h]</b>
	FCMC ( $c=128$ )	FCMC ( $c=256$ )
best hyper-parameter	$m=0.1036, \gamma=6.4865$	$m=0.0468, \gamma=2.7572$
test error	<b>2.01%</b>	<b>1.91%</b>
total training time	$2472.5+114.2+125.8=2712.5s$	$4948.3+258.3+246.1=5452.7s [1.5h]$

MEXでさらに3~4倍速くできる

0.75h

LibSVM

 $C=100, g=11$ 

5.24%

estimated training time (50 times)

3179560s [883h] ← 36日FCMC ( $c=8$ ) $m=0.8828, \gamma=4.2343$ 

5.36%

MEXでさらに4~5倍  
速くできる $250.2+31.2+92.0=$ 373.4s [0.1h]

表 5: KDD-CUP データでの LibSVM の結果

$C$	$g$	error rate	training time
1000000	0.7	6.37 %	51100 s
1000000	0.8	6.46 %	109230 s
100	11	5.24 %	8713 s
100	12	5.27 %	2.2h → 8103 s
100	30	7.54 %	140810 s
1	1	7.76 %	63h → 228310 s



- [What's New!](#)
- [FCM識別器のMatlabプログラム](#)
- [FreeMatでデータ解析](#)
- [ThinkBoardで論文公開](#)
- [フォトギャラリー & Movies](#)
- [研究紹介動画](#)
- [資料集](#)
- [Facebook](#)

### FCM識別器のプログラムを公開します

FCM識別器はファジィC平均 (FCM) クラスタリングを元にした識別器です。大量データを用いても短時間で識別器の訓練 (最適化) が可能です。識別クラス毎の訓練データを使うのでクラスタに分割して、それらの境界線からクラス間の境界線を決めます。境界線の微妙な調整を簡単にこなせるように、クラスタへの分割が終わってからファジィクラスタのメンバシップ関数を用います。そして、そのパラメータを調整します。一般に大量データをクラスタリングするには計算時間が非常に長くなってしまいます。そこで、データセットの二分割を繰り返すPCA-Treesを採用しました。

データ件数は多くても良いのですが、データの次元数 (変数の数) は通常50程度が適当です。そのため特約 (データの圧縮) としてここではPCAを用いています。人工ニューラルネットワークのDeep LearningではAutoencoderと呼ばれる自動的な特徴抽出機能がありますが、そこどころをPCAで行っていると考えれば良いと思います。ただし、公開しているFCM識別器のプログラムは識別器の部分だけです。

なお、この識別器を応用したものに駐車場の管理システムやゴミ焼却場のシステム (日々更新) があり、商用化された販売もされています。それらを利用される場合は純二子ソフテック <http://www.nichitotech.co.jp/> へお問い合わせください。



#### FCM識別器のMatlabプログラム

大量の訓練データを高速に処理でき、訓練時間が短いFCM識別器のMatlabプログラムを公開します。研究目的など無利目的以外に用いてください。下のMEX版の方が簡単ですが、こちらの方がPCを使わず、Matlabだけで、かつコメントも詳しく入れてありますので処理内容はこちらで確認してください。FCMC Matlab codes are available free of charge for use in non-commercial research. Copyright (c) 2014-2014 Hidetomo Ichihashi. All rights reserved. Redistributions of source code must retain the above copyright notice in the documentation and/or other materials provided with the distribution.

FCMC\_release.zip  
 圧縮Zipフォーマット [17.0 KB]  
[ダウンロード](#)



#### FCM識別器

FCM識別器の訓練時間の改善.pdf  
 Adobe Acrobat ドキュメント [105.8 KB]  
[ダウンロード](#)



#### Matlab MEXの使い方

Matlabから Visual C のプログラムをcallして用いる方法を説明しています。無料のVisual C も使えます。  
 CompilerForMex.pdf  
 Adobe Acrobat ドキュメント [16.7 KB]  
[ダウンロード](#)



#### FCM識別器のMatlab\_MEXプログラム

大量データを用いる場合の訓練時間を短縮するために、高速化可能な部分でC言語サブルーチン (関数) に変更しました。Matlabには自動的にCへ変換したり、コンパイルする機能がありますが、行列演算などMatlabが得意な部分はMatlabにして、その他はCに変更して、計算ができるだけ早くできるようにコーディングしました。計算機によっても異なりますが3個から5個高速化されました。FCMC Matlab and C codes are available free of charge for use in non-

# 「ichihashi ページ」で公開

### プログラムの使い方

このyoutube動画はMATLAB版の使い方ですが、MEX版でも同じです。ただし、訓練データを百万の件ずつ分割してディスクに書き出すのはMATLAB版だけです。訓練データとテストデータ (.matファイル) は共通です。MEX版はMATLABのversionが買われればコンパイル (Make.m) を実行する必要がありません。LibSVMのMATLABインタフェースもMake.mを実行してから使うのと同じ要領です。LibSVMのデータ (.matファイル) のフォーマットはFCM識別器と異なります。



### MEXを用いるFCM識別器の性能評価 LibSVMとの比較

PCAの特長をData Reduction, Autoencoderなどの目的で用いているので、さらに簡単なkd-Treeでも識別精度はそれほど悪くなりません。Random Projectionは乱数での乱数で低次元になる場合があります。LibSVMでも同じデータを用いて比較してみました。また、LibSVMはMATLABインタフェース版を用いています。データは.matファイルで、その読み込み部分だけはMATLABです。FCM識別器は for loopなどの計算の重い箇所を部分的にC言語に書き換えてMEXを用いることで数割 (3~5倍) 高速化できました。プログラム全体を自動でC言語に変換したり、コンパイルすることも可能ですが、私がやってみた結果ではあまり速くなりませんでした。Cのコンパイラや最適化オプションでも変わりますが、マトリックス演算はMATLABにして (Cよりも高速とされています)、部分的にC言語に書き換えて、計算が速くなるようなコーディングをした方が高速化できそうです。

	LibSVM	FCM (C)	mat (C)
Type-parameter	C=134	w=0.1000	w=0.096
g=1.0		v=0.0014	v=0.003
test error	0.30%	0.21%	0.21%
Clustering	-	36.3s	40.3s
Distance	-	17.3s	22.3s
Optimization	-	8.3s	4.3s
total time	5.00% (14.4s)	79.3s	87.6s



1000件以下の少量データの場合のThree-Way-Data-Splitでの性能比較  
 訓練データ、評価用データ、テストデータに分けて交差検証法 (Cross Validation法) を両方繰り返すThree way data split法でSVMとの識別精度の比較を行いました。訓練時間が問題とならぬので、クラスタの混合比率 (Mixing Proportion, クラスタごとのデータ数の割合) もパラメータとして最適化した結果です。データが少ないので、クラスタ数もクラスタ毎に2と3に限定しています。使ったプログラムはFCM識別器のMatlab\_MEX版です。  
 ThreeWayDataSplit.pdf  
 Adobe Acrobat ドキュメント [10.0 KB]  
[ダウンロード](#)

FCM識別器は科学研究費 基盤研究 (C)  
 「ファジィクラスタリングに基づく高次元識別器」  
 ・フジタ、ヒデトモ、松岡、浩二、藤田、大輔、藤田、大輔  
[ダウンロード](#)



## 新誘導・管制システム

従来のシステムは、屋内駐車場用に開発したため、屋外駐車場には不向きでした。そこで、これまでの画像処理手法とは技術的に異なる手法として、車室満空を判定するソフトに学習・訓練機能を持たせることにより、屋内外を問わず、カメラによる高精度な車両検知を実現し、お客様の多様なニーズにお応えすることができるようになりました。

屋外駐車場在車検知システム



**共同研究：日立造船 藤吉誠**  
**NTI 堅多達也**

## その他 施工事例





船橋北口駐車場





# 4. 定年後

経営情報概論  
経営工学概論  
情報処理特論

統計工学特論



# 経済学部経営学科 ゼミ（演習）

FreeMatプログラミング

仮想試着室、プリクラ、ローン返済・  
相続税シミュレータ



賀正



# FUZZ.mで男を上げる Facebook プロフィール写真

