

自己組織化マップ及びファジィ推論を用いた  
局所情報に基づく画像拡大

麻 生 隆 史

九州工業大学附属図書館



\*0010557924\*

## 本稿で使用する記号の一覧表

$a, b, c, d, e, f, g, h$	連続する一般的な画素値
$a_R, \dots, h_R$	ベクトル $a, \dots, h$ のRに関する各要素
$a_G, \dots, h_G$	ベクトル $a, \dots, h$ のGに関する各要素
$a_B, \dots, h_B$	ベクトル $a, \dots, h$ のBに関する各要素
$a, b, c, d, e, f, g, h$	連続する一般的な画素値のベクトル (R,G,B 成分を含む)
BLI	共1次補間法 (線形補間法)
$c_{kj}$	$kj$ 番目のファジィ推論における出力変数決定パラメータ
$c_{SOM}$	SOMにおける勝者ユニット
$C$	クロス方向に関する画素値
$\hat{C}$	クロス方向に関する推定画素値
$\hat{C}^H$	クロス方向補間時に用いる水平方向から得られた推定画素値
$\hat{C}^V$	クロス方向補間時に用いる垂直方向から得られた推定画素値
CAR	S.Carrato らの手法
CB	SOM で生成されたコードブックを用いた画像拡大手法
CBFI	CB に学習型ファジィ推論を適用した拡張手法
CCI	3次畳み込み補間法
$d_i$	$i$ 番目のユニットに関するユークリッド距離
$E[\cdot]$	平均
$E_{ab}$	画素 $a, b$ における線形外挿結果
$E_{cd}$	画素 $c, d$ における線形外挿結果
$\mathbf{E}_{ab}$	ベクトル $a, b$ における線形外挿結果
$\mathbf{E}_{cd}$	ベクトル $c, d$ における線形外挿結果
EXFI	線形外挿に基づいたファジィ推論を用いた画像拡大手法
$F_h$	クロス方向補間時に用いる水平方向から得られた線形外挿結果
$F_v$	クロス方向補間時に用いる垂直方向から得られた線形外挿結果
$\mathbf{F}_h$	クロス方向補間時に用いる水平方向から得られた線形外挿結果 (ベクトル)
$\mathbf{F}_v$	クロス方向補間時に用いる垂直方向から得られた線形外挿結果 (ベクトル)
$H$	水平方向に関する画素値
$\hat{H}$	水平方向に関する推定画素値
JPEG	静止画像圧縮技術
K1...K12	テスト用生地画像
KIM	木村らの手法
$L$	SOM における入力ベクトルの数
M1...M12	テスト用地図画像
MPEG	動画像・音声圧縮技術

MSE	平均自乗誤差 (平方根をとらない)
$m$	SOMにおける競合層のユニット数 (コードブックのコード数)
$n$	SOMにおける入力層のユニット数
$N$	入力変数の数
NNI	最近隣補間法
$o$	学習型ファジィ推論の出力
$p_{ij}$	$i, j$ 番目の画素値 ( $i, j$ を省略することもある)
$\hat{p}$	推定画素値
$p_{q,r}$	$q, r$ 番目の理想画像の画素値
$\hat{p}_{q,r}$	$q, r$ 番目の出力画像の画素値
$r$	類似度の高い順番を示す変数
$r_{max}$	入力ベクトル要素の最大値
$r_{min}$	入力ベクトル要素の最小値
$R$	補間値算出に寄与するユニット数
R,G,B	赤, 緑, 青の画素値
RMSE	平均自乗誤差
$s$	Carrato らの手法における重み算出時に用いる定数
SOM	自己組織化マップ
SNR	信号と雑音の比
$t$	SOMにおける学習のステップ数
$u$	Carrato らの手法における補間値算出時に用いる重み
$V$	垂直方向に関する画素値
$\hat{V}$	垂直方向に関する推定画素値
$v_i$	$i$ 番目のコード中の補間に関する要素
$v_{win}$	最も類似しているコード中の補間に関する要素
VEXFI	EXFI にベクトル化処理を適用した拡張手法
$w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}$	$i1$ 番目から $in$ 番目までのコード中の要素 (SOM では, 結合重みベクトルの要素)
$w_{k1}, \dots, w_{k3}$	$k1, \dots, k3$ の出力変数パラメータ
$W_i$	SOMにおける $i$ 番目の結合重みベクトル
$W_i^{CB}$	$w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}, v_i$ 成分を含む SOM の結合重みベクトル (コードブック生成用)
$W_i^{new}$	更新後の SOM の $i$ 番目の結合重みベクトル
$W_i^{old}$	更新前の SOM の $i$ 番目の結合重みベクトル
$W_k$	$k$ 番目のメンバーシップ関数の中心座標
$W_{ko}$	$W_k$ から最も近いメンバーシップ関数の中心座標
$x_1, x_2, \dots, x_n$	1 番目から $n$ までの画素間の差分情報 (SOM では, 入力ベクトルの要素)
$x^H$	水平方向のコードブック生成用入力ベクトル
$x_1^H, x_2^H, x_3^H, y^H$	水平方向のコードブック生成用入力ベクトルの要素
$x_1^V, x_2^V, x_3^V, y^V$	垂直方向のコードブック生成用入力ベクトルの要素

$x^V$	垂直方向のコードブック生成用入力ベクトル
$X$	SOMにおける入力ベクトル
$X^{CB}$	$x_1, x_2, x_3, y$ 成分を含むSOMへの学習用入力ベクトル(コードブック生成用)
$y$	原現画像から得られた画素情報
$z$	入力ベクトルの各要素
$\alpha, \beta, \gamma, \epsilon$	メンバーシップ関数のパラメータ
$\alpha_{SOM}(t)$	SOMにおける学習係数
$\lambda$	木村らの手法における補間値算出時に用いる定数
$\mu_i$	入力ベクトル $X$ と $i$ 番目のユニットの結合重みベクトル $W_i$ とのファジィ類似性尺度
$\mu_r^H, \mu_r^V, \mu_r^C$	水平, 垂直, クロス方向に関する $r$ 番目に似ているベクトル間のファジィ類似度
$\mu_k(x)$	ルール $k$ への適合度
$\mu_S$	メンバーシップ関数 <i>small</i> の適合度
$\mu_L$	メンバーシップ関数 <i>large</i> の適合度
$\sigma^2$	メンバーシップ関数の分散
$\sigma_k^2$	$k$ 番目のメンバーシップ関数の分散

# 目次

本稿で使用する記号の一覧表	i
第1章 序論	1
第2章 従来の画像拡大手法	5
2.1 はじめに	5
2.2 最近隣補間法	6
2.3 共1次補間法	7
2.4 3次畳み込み補間法	8
2.5 Carrato らの手法	9
2.6 木村らの手法	10
2.7 おわりに	11
第3章 自己組織化マップで生成されたコードブックを用いた画像拡大手法 —データの特徴を反映させた手法—	13
3.1 はじめに	13
3.2 自己組織化マップにより生成されたコードブックとファジィ類似性尺度を用いた画 像拡大手法	14
3.2.1 コードブックを画像拡大に応用する基本アイデア	14
3.2.2 ファジィ類似性尺度を用いた自己組織化マップによるコードブックの生成	16
3.2.3 コードブックとファジィ類似性尺度を用いた画像拡大アルゴリズム	20
3.2.4 特定画像を用いた実験	21
3.2.5 結果と考察	25
3.3 コードブック中のコード数削減を実現する学習型ファジィ推論に基づく画像拡大手法	33
3.3.1 後件部関数型ファジィ推論	33
3.3.2 コードと前件部メンバーシップ関数の関係	34
3.3.3 後件部関数型ファジィ推論を用いた画像拡大手法	35
3.3.4 実験及び考察	36
3.4 おわりに	38

<b>第4章 ファジィ推論を用いた画像拡大手法</b>	
<b>ー人間の知識を反映させた手法ー</b>	<b>39</b>
4.1 はじめに . . . . .	39
4.2 エッジ部及び詳細部を保存するための基本アイデア . . . . .	40
4.3 線形外挿に基づいたファジィ推論を用いた画像拡大手法 . . . . .	41
4.3.1 モノクロ画像に関するアルゴリズム . . . . .	41
4.3.2 カラー画像に関するアルゴリズム . . . . .	44
4.4 不特定画像（一般画像）の拡大実験 . . . . .	46
4.4.1 モノクロ画像の拡大実験 . . . . .	46
4.4.2 モノクロ画像の拡大結果 . . . . .	48
4.4.3 カラー画像の拡大実験 . . . . .	53
4.4.4 カラー画像の拡大結果 . . . . .	54
4.5 おわりに . . . . .	58
<b>第5章 結論</b>	<b>59</b>
<b>謝辞</b>	<b>63</b>
<b>参考文献</b>	<b>64</b>

## 第1章 序論

本論文は、デジタル画像を滑らかでかつ鮮明に拡大することを目的とした画像処理問題に対して、自己組織化マップ及びファジィ推論を導入した知的画像処理分野に属する新しい技術について述べたものである。

急速にマルチメディア化 [1] が進むにつれて、多くの分野で画像や映像をデジタルデータとして取り扱うことが一般化され、画像の計算機への取り込みや、加工が容易に実現されるようになった。加工の典型例として、フィルタリング、圧縮、解像度変換（拡大、縮小処理）、幾何学的変換等 [2]-[5] が挙げられる。そのなかでも画像の解像度を上げる拡大処理は、テレビジョン、コンピュータディスプレイの高解像度化や、インターネットによる画像の送受信、カメラ付き携帯電話、デジタルカメラ・ビデオ、イメージスキャナ、デジタル複写機、カーナビゲーションシステム等の普及、及び印刷技術の向上に伴い非常に重要な技術となっている。

従来の画像拡大手法は、処理形態から、(1) 画像の局所情報に着目した補間に基づくものと、(2) 画像全体の情報（大域情報）に着目したものとに大別できる。

(1) に基づく手法としては、最近隣補間法、共1次補間法（線形補間法）、3次畳み込み補間法等 [6][7] が知られ、市販のフォトタッチソフトウェアやデジタルカメラ・ビデオ等のデジタルズーム機能に用いられている。最近隣補間法では、原画像のコントラストは再現されるが、階段状の雑音（ジャギー）が目障りになる。一方、共1次補間や3次畳み込み補間法では、平滑化の効果がありジャギーの発生はないが、不鮮明な画像となる。

(2) に基づく手法としては、離散コサイン変換 (DCT) や多重解像度解析に基づいて、サンプリング時に失われた高周波数成分を推定する画像拡大手法等 [8]-[17] がある。これらの手法は比較的良質な拡大画像を得ることができるが、ブロック歪みの問題や、拡大率を上げたときのリングングの発生、複雑な処理による計算コストの増大等の理由で実用されるには至っていない。

上記 (1), (2) に属する手法はいずれも不特定の画像を対象としたものであり、画像の種類によらず一様な処理が適用される。これはデジタルカメラ・ビデオのデジタルズーム機能のように不特定の画像を拡大することが要求される場合には非常に適切なものとなる。しかしながら、例えば、医療用画像 (X線画像) [18] や衛星写真のように特定の撮影条件があり、画像パターン、階調値がある程度限定される場合には、被拡大画像の種類に特化した拡大手法が望まれる。

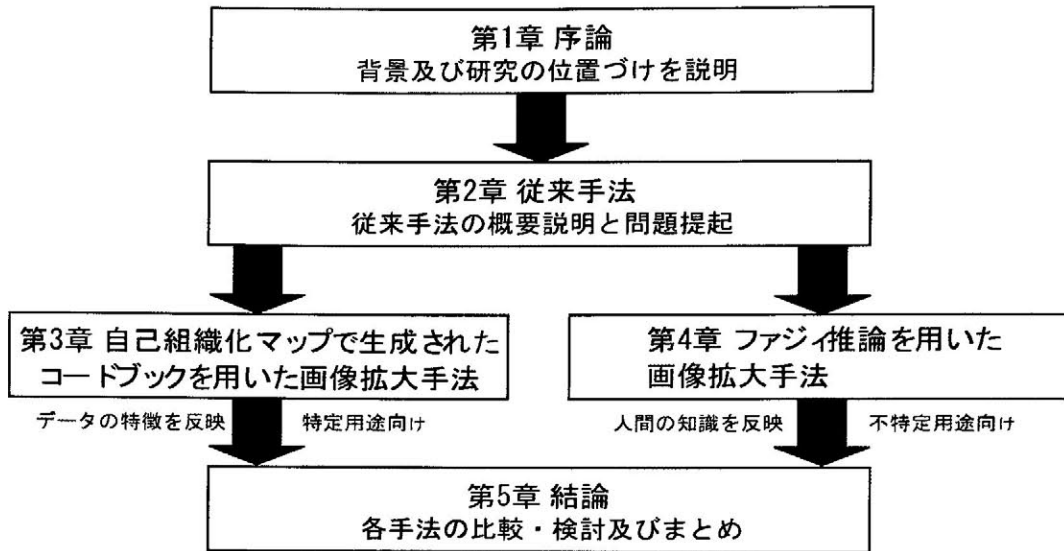


図 1.1: 本論文の構成.

本研究では、広範囲な分野での実応用を念頭におき、処理形態上 (1)[画像の局所情報に着目した補間に基づく画像拡大手法] に属する (i) 特定画像向け手法、及び (ii) 不特定画像 (一般画像) 向け手法を提案する。

(i) の手法では、特徴抽出能力に優れる自己組織化マップ [20]-[22] と呼ばれるニューラルネットワークを用い、画素パターン情報を反映させたコードブックを生成し、入力情報とコードブック中のコードの類似度により勝者を決定し補間することにより、画像データの特徴を反映させた画像拡大を実現する。

(ii) の手法では、人間の推論過程を近似するファジィ推論 [24][25] を用い、画素間の線形外挿結果をファジィ推論に導入することにより、人間の持つ知識を反映させた画像拡大を実現する。

本論文は、図 1.1 に示すように5つの章からなる。

**第1章**は序論であり、研究の背景及び位置づけを説明する。

**第2章**では、最近隣補間法、共1次補間法、3次畳み込み法等の従来の画像拡大手法の概要とその特徴について、処理の複雑さ、処理時間、拡大精度等の観点からまとめ問題提起する。

**第3章**では、特定の種類の画像を滑らかでかつ鮮明に拡大することを目的に、自己組織化マップ



で生成されたコードブックを用いた画像拡大手法を提案し、モノクロ地図画像、モノクロ生地画像、モノクロ人物画像を対象とした画像拡大実験を行い、その有効性、妥当性を確認する。さらに、処理の高速化を目的として、コードブックにおける各コードをファジィIF-THEN ルールで記述し、コード数を大幅に削減したコードブックに基づいた画像拡大手法も提案し、画像拡大実験を行い、拡大の精度と処理速度を検証する。

第 4 章では、不特定の自然画像（一般画像）を高精度に拡大することを目的に、画素間の線形外挿結果にファジィ推論を導入し、人間の画像拡大知識を反映させた画像拡大手法を提案し、標準的なモノクロ自然画像、カラー自然画像を対象とした画像拡大実験を行い、その有効性、妥当性を確認する。

第 5 章は結論であり、各手法を比較、検討し本研究をまとめる。



## 第2章 従来の画像拡大手法

### 2.1 はじめに

局所情報に基づいたデジタル画像の拡大は、縦・横2倍（面積4倍）の場合、図2.1に示すように原画像（被拡大画像）を縦・横に伸張し、そこに出来た空白部分を補間することにより達成される。

局所情報に基づいた補間による画像拡大手法として、最近隣補間法 (Nearest Neighbor Interpolation : NNI と略す)、共1次補間法 (Bi-Linear Interpolation : BLI と略す)[線形補間法]、3次畳み込み補間法 (Cubic Convolution Interpolation : CCI と略す) 等が知られ、これらの手法はアルゴリズムが単純で処理速度が高速であるので、様々な分野で用いられている。このことから、これら3手法は代表的手法と呼ぶことができる [6][7]。また、S.Carratoらはエッジ情報を保存し鮮明な画像を得る手法 (CAR と略す) [27] を提案し、さらに、木村らは Carratoらの手法にフアイジ推論を適用し信号細部情報を保存しつつ滑らかな画像拡大手法 (KIM と略す)[28] を提案している。これらの手法も、局所情報に着目し補間により画像拡大を実現している。本論文では、以上の5手法を従来手法と位置づける。

本章では、従来の画像拡大手法の概要と問題点を説明する。

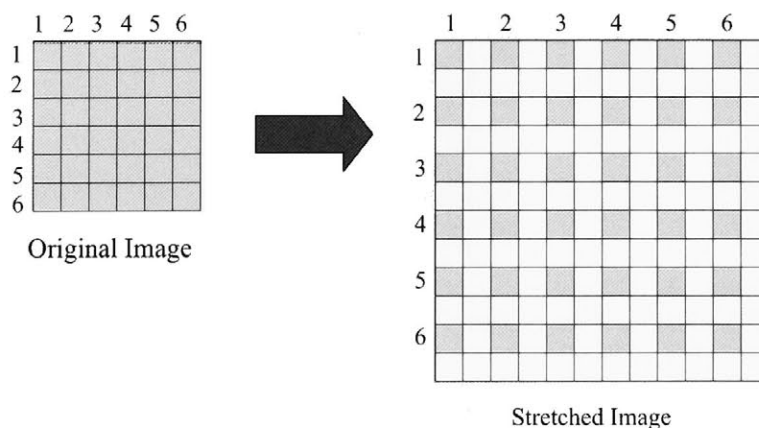


図 2.1: 補間による画像の拡大。原画像（被拡大画像）を縦・横に伸張し、空白部分を補間する。

## 2.2 最近隣補間法

最近隣補間法 (NNI) は、近隣1点のデータを用い、補間点に最近隣の画素値そのものを用いる最も単純な画像拡大手法である [6]。特に、アルゴリズムが単純であるので、初期のデジタルカメラ・ビデオ等に利用されている手法である。その補間アルゴリズムを、図 2.2 に示す。補間値  $\hat{H}$ 、 $\hat{V}$  及び  $\hat{C}$  は、式 (2.1)、(2.2) 及び (2.3) により算出される。

$$\hat{H} = p_{12}, \quad (2.1)$$

$$\hat{V} = p_{12}, \quad (2.2)$$

$$\hat{C} = p_{12}. \quad (2.3)$$

ここで、図 2.2、式 (2.1)、(2.2) 及び (2.3) 中の  $p_{12}$  は、既知の画素値である。最近隣補間法では、原画像のコントラストは再現されるが、ジャギー等の階段状のノイズが目障りになるという問題点がある。

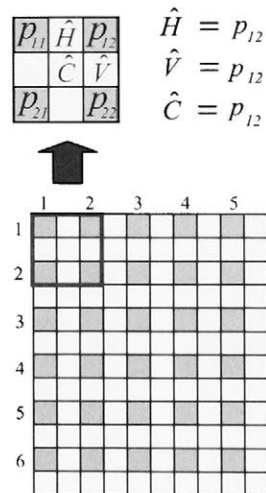


図 2.2: 最近隣補間法 (NNI)。近隣1点のデータを用い、補間点に最近隣の画素値そのものを用いる。

## 2.3 共1次補間法

共1次補間法 (BLI) は、線形補間法とも呼ばれ、近隣2点もしくは4点のデータを用い、補間点近隣の画素値の平均値を補間値とする単純な手法である [6]。平滑化の効果が NNI より優れているので、最近のデジタルカメラ・ビデオ等に利用されている手法である。その補間アルゴリズムを、図 2.3 に示す。補間値  $\hat{H}$ 、 $\hat{V}$  及び  $\hat{C}$  は式 (2.4)、(2.5) 及び (2.6) により算出される。

$$\hat{H} = \frac{(p_{11} + p_{12})}{2}, \quad (2.4)$$

$$\hat{V} = \frac{(p_{12} + p_{22})}{2}, \quad (2.5)$$

$$\hat{C} = \frac{(p_{11} + p_{12} + p_{21} + p_{22})}{4}. \quad (2.6)$$

ここで、図 2.3、式 (2.4)、(2.5) 及び (2.6) 中の  $p_{11}$ 、 $p_{12}$ 、 $p_{21}$ 、 $p_{22}$  は既知の画素値である。共1次補間法では平滑化の効果及び、ジャギーを消す効果はあるが不鮮明な拡大画像となる。さらに、エッジの再現や、補間点が谷型や山型の場合それらの適切な推定ができないという問題点がある。

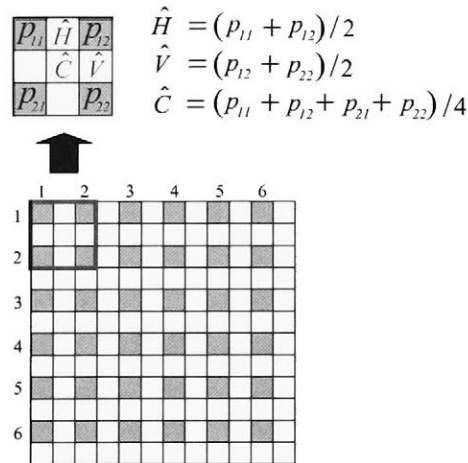


図 2.3: 共1次補間法 (BLI)。近隣2点もしくは4点のデータを用い、補間点近隣の画素値の平均値を補間値とする。

## 2.4 3次畳み込み補間法

3次畳み込み補間法 (CCI) は、近隣 16 点のデータから *sinc* 関数を用い畳み込み演算により補間する手法である [6][7]. その補間手法を、図 2.4 に示し、補間値  $\hat{p}$  の算出式を式 (2.7) に示す. この時用いる *sinc* 関数は式 (2.8) である.

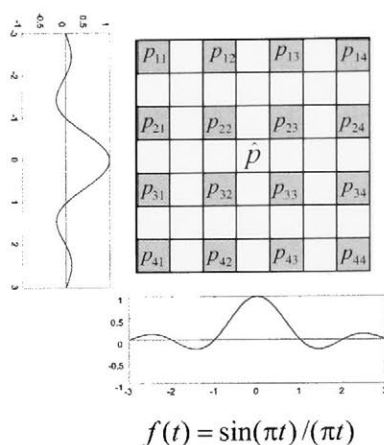


図 2.4: 3次畳み込み補間法 (CCI). 近隣 16 点のデータから *sinc* 関数を用い畳み込み演算により補間する.

$$\hat{p} = [f(y_1)f(y_2)f(y_3)f(y_4)] \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{13} & p_{14} \\ p_{21} & p_{22} & p_{23} & p_{24} \\ p_{31} & p_{32} & p_{33} & p_{34} \\ p_{41} & p_{42} & p_{43} & p_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f(x_1) \\ f(x_2) \\ f(x_3) \\ f(x_4) \end{bmatrix}, \quad (2.7)$$

$$f(t) = \frac{\sin(\pi t)}{\pi t}. \quad (2.8)$$

ここで、図 2.4 及び式 (2.7) 中の  $\hat{p}$  は推定画素値であり、 $p_{11}, p_{12}, \dots, p_{44}$  は既知の画素値である. 本手法は、代表的な手法の中で最も高精度な画像拡大手法である. ジャギーを消す効果や不鮮明な拡大画像という点では、3次畳み込み補間法も共 1 次補間法と同様であるが、3次畳み込み補間法は、近隣 16 画素情報を用いるという特徴を持つ. その補間精度は、最近隣補間法や共 1 次補間法より高い.

## 2.5 Carrato らの手法

エッジ情報を保存した画像の補間手法として S.Carrato らにより提案された画像拡大手法 (CAR) である [27]. 本手法は, 図 2.5 に示す  $a$  と  $b$  及び  $c$  と  $d$  の差分情報に着目しエッジ情報を保存する画像拡大手法である. 図 2.5 の横軸は, 空間的位置情報であり, 縦軸は画素の階調値である. 本手法における, エッジの保存法を図 2.5 に示す.

補間値  $\hat{p}$  の算出式は, 式 (2.9) 及び (2.10) である.

$$\hat{p} = u \cdot b + (1 - u) \cdot c, \quad (2.9)$$

$$u = \frac{s \cdot (c - d)^2 + 1}{s \cdot ((a - b)^2 + (c - d)^2) + 2}. \quad (2.10)$$

基本的アルゴリズムは,  $b$  と  $c$  から補間値を求め, それぞれに対する対する重みは  $u$  により与えられる.  $s$  は定数で,  $s = 0$  の場合  $u = \frac{1}{2}$  となり線形補間法と同等となる. 以下の比較実験では, 木村らの論文 [28] において推奨されている  $s = 0.0035$  を用いた. Carrato らの手法は, 線形補間法ではなしえない, エッジを保存する手法であるので, 視覚的な観点からは滑らかでかつ鮮明な画像を得られるが, 補間点が谷型や山型の頂点にあると考えられる場合, これらを適切に推定できないという問題点がある.

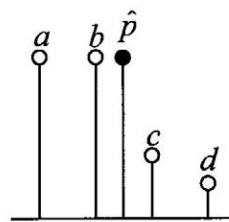


図 2.5: Carrato らの手法 (CAR) におけるエッジの保存.  $a$  と  $b$  及び  $c$  と  $d$  の傾き情報から補間値を得る.

## 2.6 木村らの手法

Carrato らの手法 (CAR) にファジィ推論を適用し信号細部変化を保存する補間手法として木村らにより提案された画像拡大手法 (KIM) である [28]. 木村らの手法における, 谷型・山型の補間を図 2.6 に示す. 図 2.6 の横軸は, 空間的位置情報であり, 縦軸は画素の階調値である. 本手法において用いられるファジィルールテーブルを表 2.1 に示す. ここで, 表 2.1 中の  $\lambda$  は, 式 (2.11) により定義され,  $a$  と  $b$  及び  $c$  と  $d$  の差分情報により決定される.

$$\lambda = \begin{cases} \frac{|a-b|}{2} & \text{if } |a-b| \geq |c-d| \\ \frac{|c-d|}{2} & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2.11)$$

木村らの手法は, Carrato らの手法にファジィ推論を適用しさらに谷型・山型を補間するアルゴリズムであるので, 高精度な画像拡大を実現しているといえる. しかしながら, ファジィルールが複雑であり処理速度がやや遅いという問題点がある.

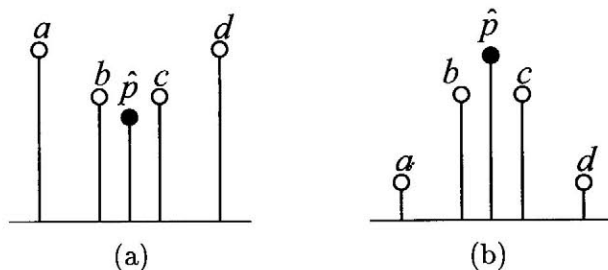


図 2.6: 木村らの手法 (KIM) における (a) 谷型・(b) 山型の補間. 谷型や山型の頂点を推定する.

表 2.1: 木村らの手法 (KIM) におけるファジィルールテーブル. ファジィルールが複雑であり処理速度がやや遅い.

		$c-d$				
		<i>small</i>		<i>large</i>		
		+(PS)	-(NS)	+(PL)	-(NL)	
$a-b$	<i>small</i>	+(PS)	$\frac{b+c}{2}$	$\frac{b+c}{2}-\lambda$	$b$	
		-(NS)	$\frac{b+c}{2}+\lambda$	$\frac{b+c}{2}$		
	<i>large</i>	+(PL)	$c$		$\frac{b+c}{2}$	$\frac{b+c}{2}+\lambda$
		-(NL)			$\frac{b+c}{2}-\lambda$	$\frac{b+c}{2}$



## 2.7 おわりに

本章で説明した従来手法の内、代表的な3手法であるNNI, BLI, CCIはアルゴリズムが単純で、処理時間も高速であるので、合理的な画像拡大手法として利用価値が高いと考えられるが、精度の点において問題がある。また、CAR, KIMはエッジ情報を保存する手法であるので鮮明な画像拡大を実現する。しかしながら、CARは谷型・山型の補間ができない。KIMはこれらの問題点を解決しているが、設計性がやや悪く、また、ファジールールの複雑さにより処理速度がやや遅いという問題がある。

従来手法は、いずれも不特定画像（一般画像）を対象としたものであり、画像の種類によらず一様な処理が適用される。これはデジタルカメラ・ビデオのデジタルズーム機能のように不特定の画像を拡大することが要求される場合には非常に適切なものと言える。そこで更なる発展を念頭に置いた場合、不特定画像向け高精度、高速で設計性の良い画像拡大手法の開発が望まれる。さらに、実際に用いられる画像拡大処理を考えた場合、カラー化への応用の簡便さも念頭におく必要がある。従来手法を用いてカラー画像拡大に応用する場合、R, G, B成分を分離し、それぞれ独立して拡大処理し、結合する必要がある。単純にモノクロ画像拡大の3倍以上の処理が必要となる。この問題を解決する画像拡大手法も必要となる。一方、医療用画像、衛星画像や人物の顔画像のように特定の撮影条件があり、画像パターン、階調値がある程度限定される場合には、被拡大画像の種類に特化した不特定画像向け拡大手法が望まれる。

本章のまとめとして、従来手法それぞれの特徴を表2.2に示す。

表 2.2: 従来手法の特徴。NNI, BLI, CCIはアルゴリズムが単純で、処理時間も高速であるので、合理的な画像拡大手法として利用価値が高い。CAR, KIMはエッジ情報を保存する手法であるので鮮明な画像拡大を実現する。KIMは谷型・山型の補間を実現する。

	設計性	精度	処理速度	カラー化への応用
NNI	良い	低い	速い	簡便
BLI	良い	低い	速い	簡便
CCI	良い	やや低い	速い	簡便
CAR	良い	低い	速い	簡便でない
KIM	やや悪い	高い	やや遅い	簡便でない



## 第3章 自己組織化マップで生成されたコードブックを用いた画像拡大手法 —データの特徴を反映させた手法—

### 3.1 はじめに

本章では、局所的な画素パターンの類似した画像（特定画像）を対象とした、高精度な画像拡大手法を提案する。類似した特徴を持つ画像を拡大する場合、代表的な画像から局所的な特徴を抽出し、それを利用して画像拡大を行うことが有効である。本研究では、代表的な画像から抽出した局所的な特徴をコードブックとして保持する。画像拡大に用いる理想的なコードブックは、種々の画素変化パターンを含み、なるべく少数のコードであることが望ましい。提案するコードブックを用いた画像拡大には、画素変化パターンとそれに対応する補間値の組が多数含まれる。被拡大画像の画素変化パターンをコードブックに含まれる画素変化パターンと比較して、補間値を決定する。コードブックを生成する手法は、ベクトル量子化等種々存在すると考えられる [19] が、本研究においては、T.Kohonen により提唱された特徴抽出能力に優れた自己組織化マップ (SOM)[20]-[22] を用いる。自己組織化マップを用いることにより、コードブック生成に用いる画像（基準画像）の特徴を反映したコードブックを少数の代表的なコードにより実現することが可能となる。本手法では、ある基準画像によって生成されたコードブックを用いて画像拡大することを想定した場合、被拡大画像が基準画像と類似した特徴を有する画像であれば、高精度の画像拡大が可能である。また、処理の高速化を目的として、各コードをファジィIF-THEN ルールで記述して、コード数を大幅に削減する拡張手法を提案する。

本章では、まず、コードブックに基づく画像拡大手法 (CB と略す) [29]-[31] の概要を説明し、提案するコードブック生成法及び画像拡大手法について述べる。次に、各コードをファジィIF-THEN ルールで記述したコードブックに基づく画像拡大手法 (CBFI と略す) [32]-[34] について述べる。さらに、提案手法を特定画像に適用し、その有効性及び妥当性を検証する。

## 3.2 自己組織化マップにより生成されたコードブックとファジィ類似性尺度を用いた画像拡大手法

### 3.2.1 コードブックを画像拡大に応用する基本アイデア

コードブックを用いた水平方向及び垂直方向に関する画像拡大手法の概要を図3.1に示す。コードブックは種々の情報を持つ  $m$  個のコードから構成され、コード  $i$  は、局所的な画素変化パターン  $w_i = (w_{i1}, w_{i2}, w_{i3})$ 、及び対応する補間値  $v_i$  を持つ。被拡大画像の  $7 \times 7$  画素を窓と定義し、水平方向に関しては、 $p_{21}, p_{22}, p_{23}, p_{24}$  から  $\hat{H}$  を推定する。窓内の水平方向に関する局所的な特徴として、 $x = (x_1, x_2, x_3)$  を求める。  $x_1 = p_{21} - p_{22}$ ,  $x_2 = p_{22} - p_{23}$ ,  $x_3 = p_{23} - p_{24}$  である。ここで、近隣画素の差分を特徴としているのは、汎用性を持たせ、さらに画像全体の明るさが変化しても適切な補間値を得ることができることを目的としている。これをコードブック中の各コード  $w$  と比較して、最も類似しているコード  $w_{win}$  の持つ補間値  $v_{win}$  を推定値の候補とする。補間値も特徴と同様に差分情報としているので、式(3.1)により実画素値  $\hat{H}$  を決定する。

$$\hat{H} = v_{win} + \frac{p_{22} + p_{23}}{2}. \quad (3.1)$$

また、垂直方向に関しては、 $p_{13}, p_{23}, p_{33}, p_{43}$  から  $\hat{V}$  を推定する。窓内の垂直方向に関する局所的な特徴として、 $x = (x_1, x_2, x_3)$  を求める。ここで、 $x_1 = p_{13} - p_{23}$ ,  $x_2 = p_{23} - p_{33}$ ,  $x_3 = p_{33} - p_{43}$  である。水平方向の場合と同様に最も類似しているコード  $w_{win}$  の持つ補間値  $v_{win}$  を推定値の候補とし、式(3.2)により実画素値  $\hat{V}$  を決定する。

$$\hat{V} = v_{win} + \frac{p_{23} + p_{33}}{2}. \quad (3.2)$$

この処理を、窓を画像全体に走査することにより、伸張画像全体の  $\hat{H}$  及び  $\hat{V}$  が決定する。伸張画像の  $\hat{H}$ ,  $\hat{V}$  を決定した後、それらを用いてクロス方向の推定値  $\hat{C}$  を決定する。クロス方向の補間法の概要を図3.2に示す。水平、垂直方向の場合と同様に  $7 \times 7$  画素の窓を用いる。図3.2に示すように、補間すべき画素  $\hat{C}$  を周辺画素  $a \sim h$  から推定する。まず、 $a \sim d$  を用いて、前述した水平方向の補間アルゴリズムにより推定値の候補  $\hat{C}^H$  を求める。また、 $e \sim h$  を用いて、垂直方向の補間アルゴリズムにより推定値の候補  $\hat{C}^V$  を求める。式(3.3)に示すように、 $\hat{C}$  はそれらの平均値を補間画素値とする。

$$\hat{C} = \frac{\hat{C}^H + \hat{C}^V}{2}. \quad (3.3)$$

3.2. 自己組織化マップにより生成されたコードブックとファジィ類似性尺度を用いた画像拡大手法15

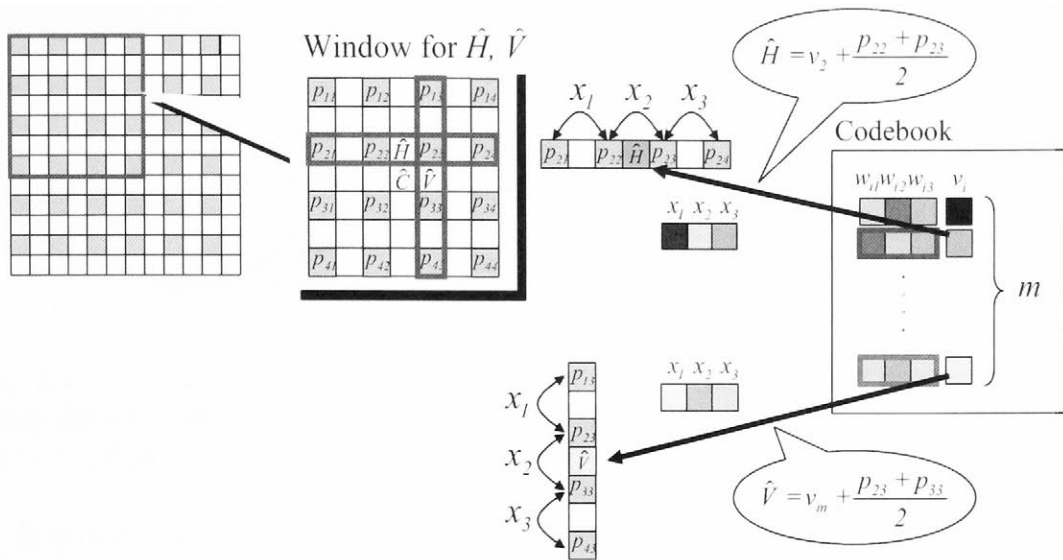


図 3.1: 水平方向及び垂直方向に関するコードブックを用いた画像拡大手法.  $p_{21}, p_{22}, p_{23}, p_{24}$  から  $\hat{H}$  を推定する.  $p_{13}, p_{23}, p_{33}, p_{43}$  から  $\hat{V}$  を推定する. 差分情報を用い, 汎用性を持たせる.

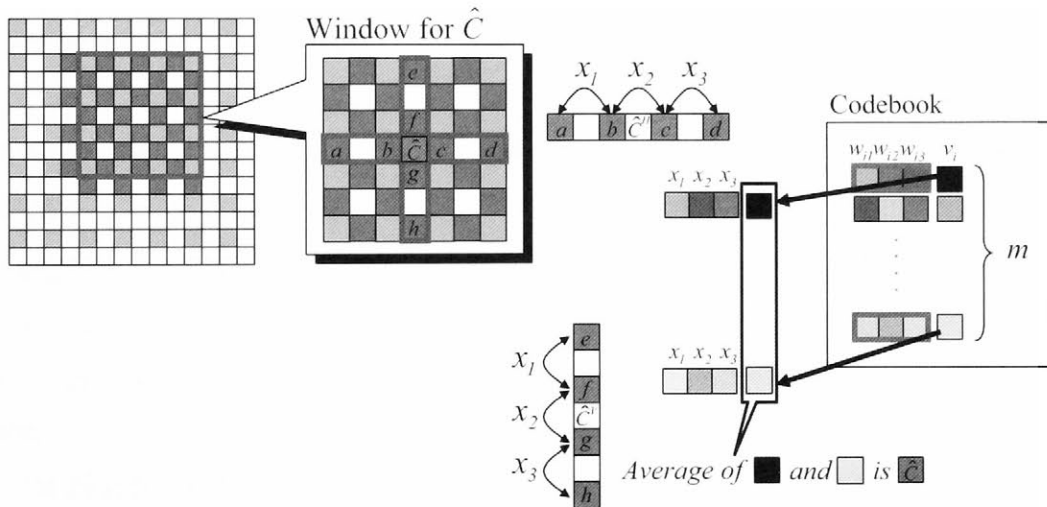


図 3.2: クロス方向に関するコードブックを用いた画像拡大手法.  $\hat{H}, \hat{V}$  を決定した後, それらを用いてクロス方向の推定値  $\hat{C}$  を決定する.

この処理を, 窓を画像全体に走査して伸張画像全体の  $\hat{C}$  を決定することにより, 拡大画像が完成する.

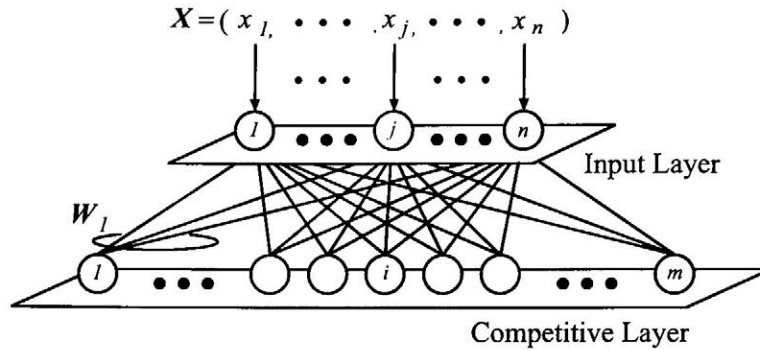


図 3.3: 自己組織化マップの構成. 入力層と競合層から構成され, 各層はそれぞれ  $n$  個,  $m$  個のユニットをもつ. 競合層ユニットは結合重みベクトルを介して入力層ユニットと結合している.

### 3.2.2 ファジィ類似性尺度を用いた自己組織化マップによるコードブックの生成

前項で述べたコードブックに基づく画像拡大手法は, コードブックの良否が画像拡大の精度に大きな影響を及ぼす. 本章では, 対象とする被拡大画像として, 局所的な画素変化パターンの類似したものを考えているので, その中の代表的な画像を用いてコードブックを生成する. 本研究では, データの統計的な特徴を抽出することが可能な, 自己組織化マップと呼ばれるニューラルネットワークを利用して, コードブックの生成を行う.

自己組織化マップは, 図 3.3 に示すように入力層と競合層から構成され, 各層はそれぞれ  $n$  個,  $m$  個のユニットをもつ. 競合層ユニット数は, 最終的にコードブックに含まれるコード数を同じであるので, 同じ記号  $m$  で表している.  $i$  番目の競合層ユニットは結合重みベクトル

$$\mathbf{W}_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{ij}, \dots, w_{in}), \quad (3.4)$$

を介して入力層ユニットと結合している. 一般的な自己組織化マップの学習においては, 入力ベクトル

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n), \quad (3.5)$$

が与えられた際に, 入力ベクトルとのユークリッド距離が最小となる結合重みベクトルをもつユニット  $c_{SOM}$  が式 (3.6) で決定される.

$$c_{SOM} = \arg \min_i d_i = \arg \min_i \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - w_{ij})^2}. \quad (3.6)$$

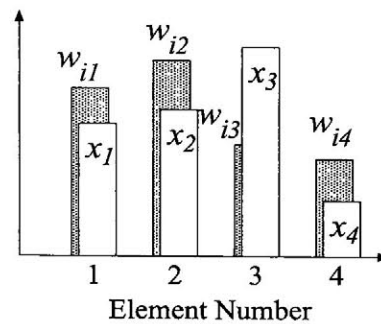


図 3.4: 入力ベクトルと結合重みベクトル. ファジィ類似性尺度では比較する 2 つのベクトルの各要素の最大値が 1, 最小値が 0 であり 1 に近いほど類似度が高いことを示す.

ユニット  $c_{SOM}$  は勝者ユニットと呼ばれる. 勝者ユニットとその近傍に位置するユニットの結合重みベクトルを式 (3.7) に従って更新する.

$$\mathbf{W}_i^{new} = \mathbf{W}_i^{old} + \alpha_{SOM}(t)(\mathbf{X} - \mathbf{W}_i^{old}). \quad (3.7)$$

ここで,  $\alpha_{SOM}(t)$  は学習係数であり, 学習の進行とともに減少する.  $t$  は学習のステップ数を表す. 以上の操作を繰り返し行うことにより, 入力ベクトル集合の特徴を結合重みベクトルの形で獲得することができる.

自己組織化マップの学習は, 繰り返し演算を多く用いるので, 膨大な時間を必要とする. 特に, 入力ベクトル及び結合重みベクトルの次元数, 競合層ユニット数, 入力ベクトル数が大きい場合, 計算時間の問題は深刻な問題となる. 画像処理に応用する場合, データ数が膨大であるので, 計算時間を削減するアルゴリズムが必要となる. 本研究では, 勝者ユニットを決定する際に, 従来のユークリッド距離に基づく方法ではなく, ファジィ類似性尺度に基づく手法を提案する. ファジィ類似性尺度は図 3.4 で示される入力ベクトル  $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_4)$  と結合重みベクトル  $\mathbf{W}_i = (w_{i1}, \dots, w_{i4})$  対して, “最小値の総和と最大値の総和の比” で定義される. すなわち, 入力ベクトル  $\mathbf{X}$  と結合重みベクトル  $\mathbf{W}_i$  のファジィ類似性尺度は式 (3.8) で定義される.

$$\mu_i = \frac{\sum_{j=1}^n \min(x_j, w_{ij})}{\sum_{j=1}^n \max(x_j, w_{ij})}. \quad (3.8)$$

最大で 1, 最小で 0 となり, 1 に近いほど類似度が高いことを示す. ファジィ類似性尺度を用いた

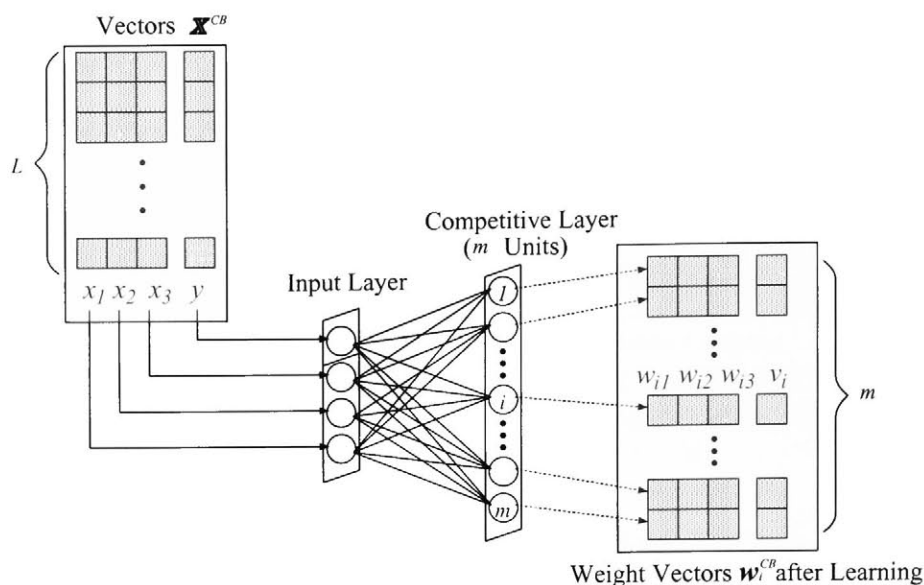


図 3.5: 自己組織化マップを用いたコードブック生成法. 生成されるコードブックは, 画像中の局所的な画素変化パターンとそれに対応する補間値の集合である.

勝者ユニット  $c_{SOM}$  は式 (3.9) で決定される.

$$c_{SOM} = \arg \max_i \mu_i. \quad (3.9)$$

ファジィ類似性尺度は, 単純な最小値の総和と最大値の総和の比であるのに対し, ユークリッド距離は自乗・平方根の総和により距離を算出するので, ファジィ類似性尺度を採用するとにより, ユークリッド距離を用いる手法と比較して大幅な計算時間の短縮が実現できる. また, 入力情報とコードブック中の類似度を算出するファジィ類似性尺度は, 式 (3.9) により計算されるので負の値を取り扱わず, また比較する 2 つのベクトルの各要素の最大値が 1, 最小値が 0 である必要があるので, 自己組織化マップの入力ベクトルに以下の正規化を施す.

$$\frac{z - r_{min}}{r_{max} - r_{min}}. \quad (3.10)$$

式 (3.10) 中の,  $r_{max}$  は入力ベクトル要素の最大値,  $r_{min}$  は最小値, 及び  $z$  は入力ベクトルの各要素を示す.

自己組織化マップを用いたコードブック生成法を図 3.5 に示す. ここで生成するコードブックは,



### 3.2. 自己組織化マップにより生成されたコードブックとファジィ類似性尺度を用いた画像拡大手法19

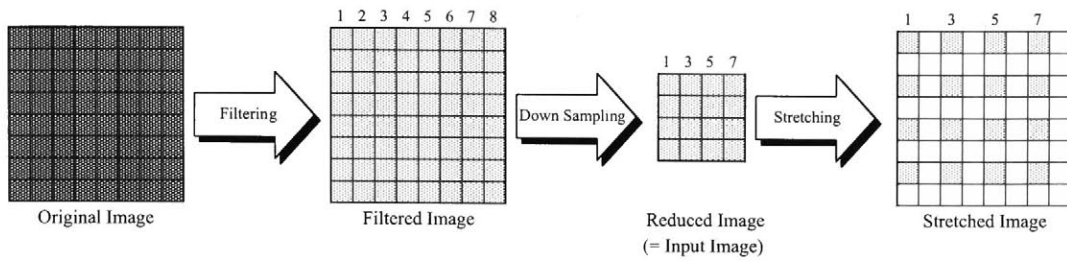


図 3.6: コードブック生成用入力画像. 原画像にローパスフィルタを施し, ダウンサンプリングを行い引き伸ばす.

画像中の局所的な画素変化パターンとそれに対応する補間値の集合である. 代表的な画像 (コードブック生成に用いる基準画像) に対して, 図 3.6 に示す処理を施す. まず, ローパスフィルタ (ガウシアンフィルタ: 図 3.7) を施し, 1 画素ずつ間引くダウンサンプリングを行う. 次に画像を引き伸ばす. この伸張画像の空白の画素を補間することが画像拡大であるので, 図 3.1 に示すように窓を決め,  $p_{21}$ ,  $p_{22}$ ,  $p_{23}$ ,  $p_{24}$  から画素変化パターン  $x_1 = p_{21} - p_{22}$ ,  $x_2 = p_{22} - p_{23}$ ,  $x_3 = p_{23} - p_{24}$  を抽出する. また, 対応する補間値として, 原画像の対応する画素の画素値を  $y$  とする. この操作を画像全体に施すことで, 62,500 個の局所的な画素変化パターンと補間値の因果関係  $\mathbf{X}^{CB} = (x_1, x_2, x_3, y)$  が生成される. (ここで,  $\mathbf{X}^{CB}$  はベクトル中に出力情報  $y$  を含むので, 一般的な自己組織化マップの入力ベクトル  $\mathbf{X}$  と区別する.) これを自己組織化マップへの学習用入力ベクトル  $\mathbf{X}^{CB}$  とし, 学習後の結合重みベクトル  $\mathbf{W}_i^{CB} = (w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}, v_i)$  をコードブックとする. (ここで,  $\mathbf{W}_i^{CB}$  はベクトル中に補間情報  $v_i$  を含むので, 一般的な自己組織化マップの結合重みベクトル  $\mathbf{W}_i$  と区別する.) 自己組織化マップの学習で勝者ユニットを決定する際, ファジィ類似性尺度に用いる要素として,  $(x_1, x_2, x_3)$  と  $(w_{i1}, w_{i2}, w_{i3})$  のみを用いて算出するようにした. これは, 画像拡大を行う際,  $y$  は未知だからである.

自己組織化マップを用いたコードブック生成法をまとめると, 入力ベクトルである多数の因果関係から, 少数の IF-THEN ルールを抽出していると考えられる. 画像拡大の場合, 入力ベクトルのである  $(x_1, x_2, x_3)$  は補間したい位置の近隣画素間変化パターンを示し,  $y$  は理想的画素値の情報に相当する. また, 結合重みベクトルの  $(w_{i1}, w_{i2}, w_{i3})$  は自己組織化マップにより抽出された代表的な画素変化パターンであり,  $v_i$  は補間すべき画素の推定値に相当する.

### 3.2.3 コードブックとファジィ類似性尺度を用いた画像拡大アルゴリズム

画像の拡大処理では、図 3.1 に示すように、被拡大画像を伸張した画像に窓を施し、局所的な画素変化パターン  $(x_1, x_2, x_3)$  を作成する。このパターンに対して、コードブックに含まれる全ての  $(w_{i1}, w_{i2}, w_{i3})$  と類似性を式 (3.8) のファジィ類似性尺度を用いて算出する。類似性の最も高いコード  $win$  の持つ補間値  $v_{win}$  を補間値とすることもできるが、本研究では、汎化性向上のために、複数の補間値の重み付き平均で補間値を決定する。具体的には、全てのコード中で類似度の高い順に順位を決め、水平方向に関しては、式 (3.11) により補間値を求める。

$$\hat{H} = \frac{\sum_{r=1}^R v_r^H \mu_r^H}{\sum_{r=1}^R \mu_r^H}. \quad (3.11)$$

ここで  $r$  は類似度の高い順番を示す変数であり、 $R$  は補間値の算出に寄与するユニットの数である。 $\mu_r^H$  は  $r$  番目に似ているコードの結合重みベクトルと入力ベクトル間のファジィ類似度を示す。式 (3.11) は、ファジィ推論において非ファジィ化に用いられる重心演算 [25] と同意である。これらの補間値を求める処理は、個々のコードをファジィIF-THEN ルール [26] としたファジィ推論と捉えることができる。ここで算出される  $\hat{H}$  は、近隣ピクセルとの差分情報であるので、最終的補間値は、近隣ピクセルの平均値を加算することにより、画素情報に戻す。垂直方向の補間についても同様の処理を行い  $\hat{V}$  を得る。この作業を走査することにより、水平方向、垂直方向の補間処理を終了する。クロス方向に関しては、垂直方向、水平方向の補間処理によって得られた情報を用い、図 3.2 で示す手法により算出する。この時用いる  $\hat{C}$  を求める補間アルゴリズムは、水平方向、垂直方向の補間において行った処理をし、水平方向・垂直方向用に作成したコードブックを用いる。 $\hat{C}$  の位置を基準とした水平方向、垂直方向に関するそれぞれの補間結果の平均値を  $\hat{C}$  とする。この作業を走査することにより、全てのクロス方向に関する補間値が決定され、画像拡大処理を終了する。

### 3.2. 自己組織化マップにより生成されたコードブックとファジィ類似性尺度を用いた画像拡大手法21

表 3.1: 実験環境. 本論文におけるシミュレーション実験は, 本環境で行う.

Computer	SONY VAIO PCV-RX63
CPU	Pentium 4 (1.7GHz)
Memory	512 MB
OS	MS Windows XP Professional
Compiler	MS Visual C++ 6.0

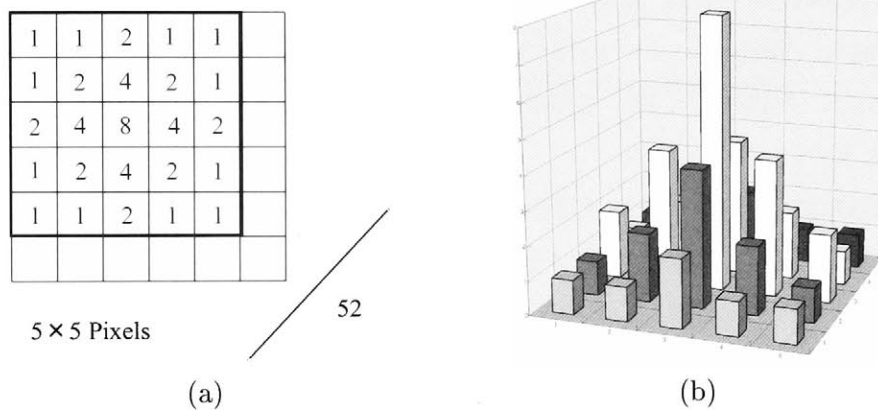


図 3.7: (a) 実験に使用したガウシアンフィルタ (5 × 5 の画素情報を使用, 中心部の係数は 8) と (b) 形状.

#### 3.2.4 特定画像を用いた実験

シミュレーションに用いた実験環境を表 3.1 に示す. コードブック生成用基準画像は特定用途向け画像中から 1 画像を選択しそれを用いる. 本論文では, 図 3.6 に示すように, 原画像をローパスフィルタ (ガウシアンフィルタ) によって処理し, その後, ダウンサンプリングして縮小した画像を入力画像として用いる. この際用いるローパスフィルタとその形状 (中心部 8 のガウシアンフィルタ) を図 3.7 に示す. ここで, 図 3.7(a) 中の枠中の数値は, それぞれに乗する係数を示し / 52 は, 除する係数を示す.

本手法における画像拡大の評価は、数値評価及び主観評価で行う。

数値評価は、式 (3.12) で示す平均自乗誤差 (Root Mean Square Error:RMSE) [36][37] を用いる。

$$\text{RMSE} = \sqrt{E[\{p_{q,r} - \hat{p}_{q,r}\}^2]}. \quad (3.12)$$

ここで  $p_{q,r}$  は理想画像の画素値,  $\hat{p}_{q,r}$  は出力画像の画素値を示す。画像拡大の数値評価に関しては、RMSE の他、MSE (Mean Square Error) や SNR (Signal Noise Ratio) を用いられることがある。本論文では、画像処理において画素ごとの誤差が理解しやすい数値評価基準である RMSE を用いることとした。

主観評価は被験者に、画像ごとに6種類の拡大手法により得られた拡大画像 (256 × 256 画素) をランダムな位置に配置し、高解像度プリンタを用い A4 サイズで出力し、30cm 離れて“滑らかでかつ鮮明な画像”という評価に基づき順位をつけてもらい、得られた結果から各手法の平均順位を算出する。ここで、各画像がどの手法による拡大画像であるのかは被験者に対し知らせずに実験を行う。木村らの論文 [28] における主観評価は、液晶やブラウン管ディスプレイに表示し平均順位を得る手法であるが、ディスプレイ上に数種類の画像を表示し、評価する場合、画像の表示位置や、見る角度により画像に明暗や、不鮮明さが出ると考えられるので、本論文での主観評価は、高解像度プリンタで出力した画像を用いた。

コードブックの生成には、31250 個の入力ベクトルを用いた。自己組織化マップの学習に関するパラメータとして、学習回数を 500 回、学習係数の初期値を 0.5、近傍領域の閾値の初期値を 100 とした。自己組織化マップに関するパラメータは、経験的に得た。

### 3.2. 自己組織化マップにより生成されたコードブックとファジィ類似性尺度を用いた画像拡大手法23

コードブックのコード数（ユニット数）と重心演算における勝者ユニットの数をあらかじめ決定しなければならないので、次の条件で実験を行い、これらを決定した。標準画像 [43]Lena を基準画像としコードブックを生成し、12 種類の標準画像を用い拡大処理を行った。コードブックのコード数を決定するに際し、ユニット数（コード数）を 2 から 4000 まで変化させ、RMSE の評価を行い、競合層のユニット数を決定した。図 3.8 は、提案手法においてコード数と RMSE の関係を示す。RMSE は、10 種類の標準画像の平均値（Lena はコードブック生成用基準画像であるので評価の対象から除外）を示す。コードブックのコード数は 1000 で最良の RMSE となる。したがって、本手法ではコードブックのコード数を 1000 とした。

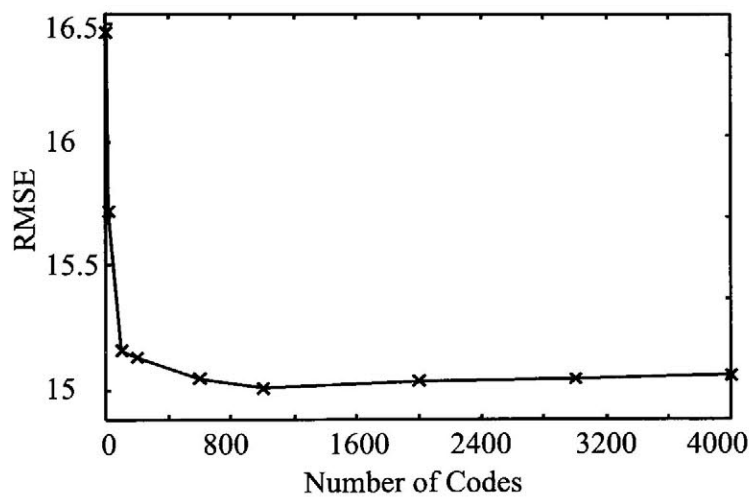


図 3.8: コードブックのコード数と RMSE の関係。コードブックのコード数は 1000 で最良の RMSE が得られた。

次に重心演算における勝者ユニットの個数を決定するに際し、勝者ユニットの数を1から15まで変化させた。図3.9は重心演算処理に採用した勝者ユニットの個数と、10種類の標準画像に適用した場合のRMSEの平均値との関係を示す。勝者ユニット数5付近で最良のRMSEが得られた。したがって、本手法での重心演算における勝者個数を5とした。

また、本条件において、提案手法の補間における処理時間は、勝者ユニットを決定する尺度にユークリッド距離を用いた手法の約26分の1であった。さらに、本条件でのRMSEは15.12、自己組織化マップ及びコードブックの勝者決定にユークリッド距離を用いた場合のRMSEは15.11であり同等の結果であることも確認した。

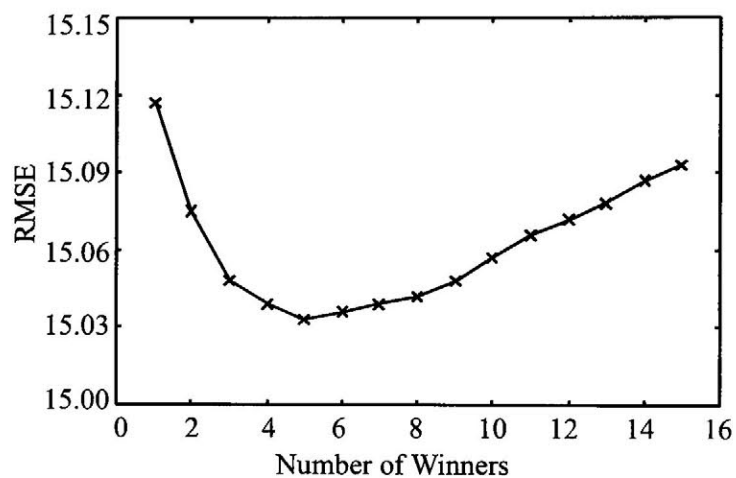


図3.9: 重心演算における勝者個数とRMSEの関係。勝者ユニット数5付近で最良のRMSEが得られた。

### 3.2.5 結果と考察

特定画像拡大に対する本手法の有効性を示すために、図 3.10 及び図 3.11 に示すテスト画像を用いて各手法による拡大実験を行った。図 3.10 は生地画像 (K1~K12)、図 3.11 は地図画像 (M1~M12) であり、それぞれのテスト画像は、局所的な画素変化パターンが類似していると考えることができる。CB においては、図 3.10 及び図 3.11 の生地画像、及び地図画像拡大のためのコードブック生成用基準画像として、それぞれ K12 と M3 を採用した。

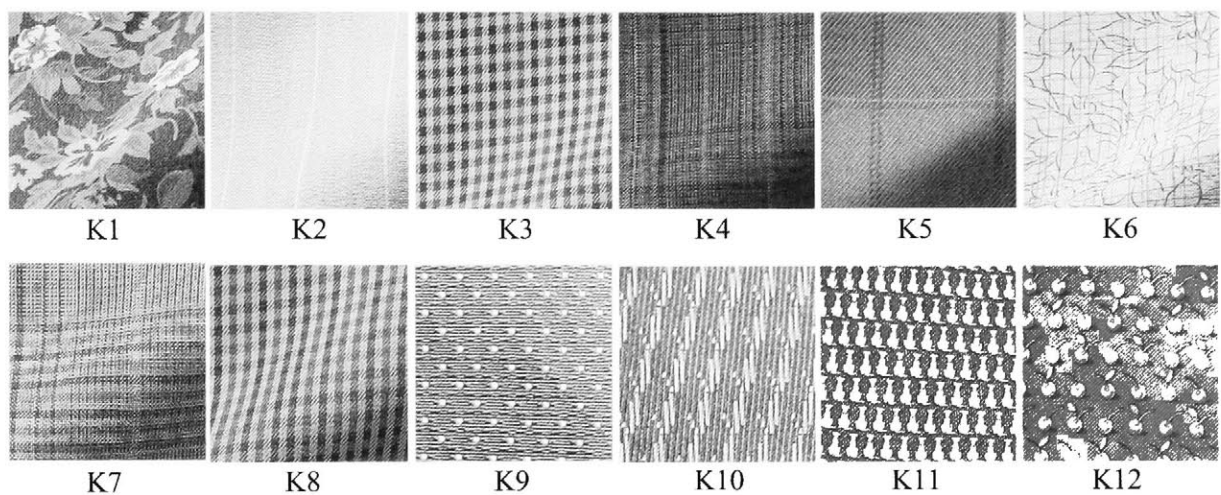


図 3.10: 実験に用いたテスト用画像 (生地画像 K1~K12)。

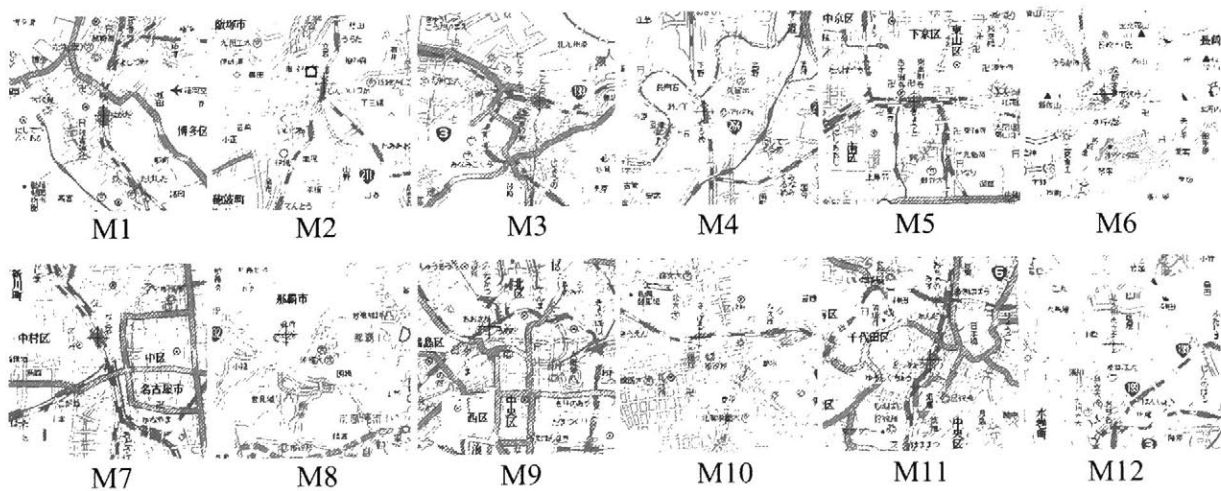


図 3.11: 実験に用いたテスト用画像 (地図画像 M1~M12)。

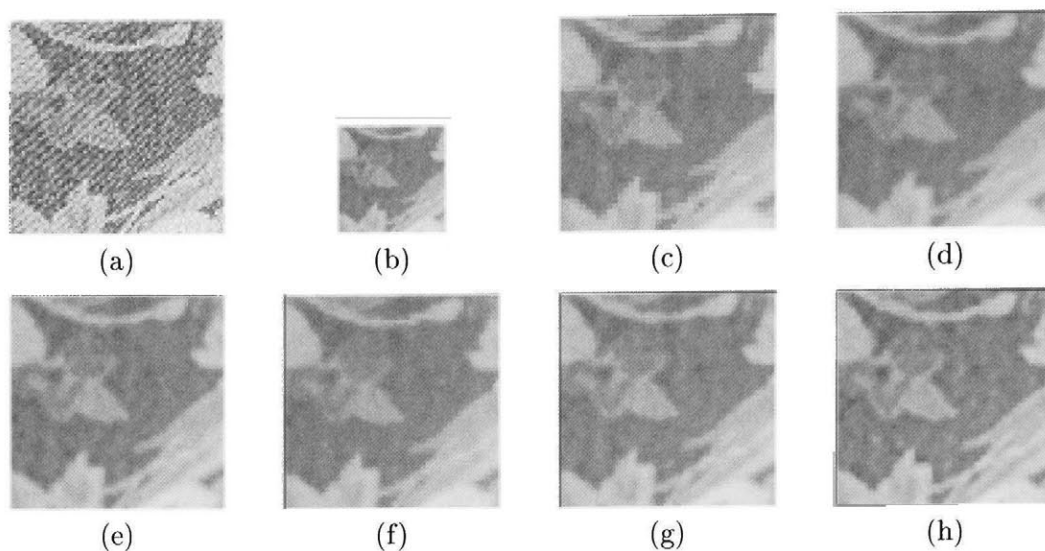


図 3.12: 生地 (K1) における拡大結果. (a) 原画像, (b) 入力画像, (c) NNI, (d) BLI, (e) CCI, (f) CAR, (g) KIM 及び (h) CB. CB におけるコードブック生成用基準画像は K12 を用いた.

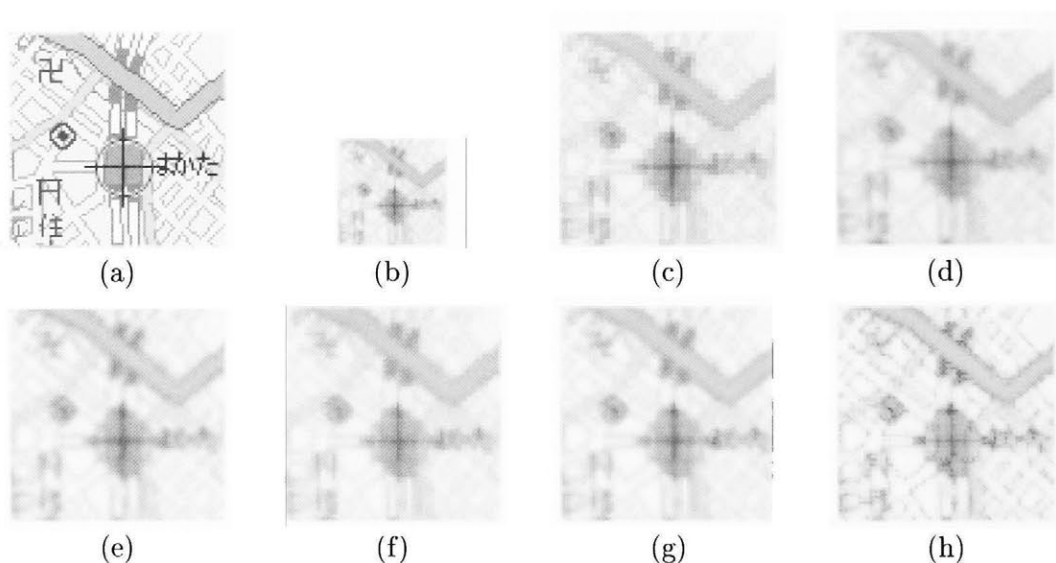


図 3.13: 地図 (M1) における拡大結果. (a) 原画像, (b) 入力画像, (c) NNI, (d) BLI, (e) CCI, (f) CAR, (g) KIM 及び (h) CB. CB におけるコードブック生成用基準画像は M3 を用いた.

図 3.12 は、生地画像を各手法を用いて拡大した結果である。ここで、(a) 原画像, (b) 入力画像, (c) NNI, (d) BLI, (e) CCI, (f) CAR, (g) KIM 及び (h) CB を示す。また、図 3.13 は、地図画像を各手法を用いて拡大した結果である。表示した結果は  $256 \times 256$  画素の画像の一部 ( $80 \times 80$  画素) を切り出したものである。この実験結果より、従来手法と比較して、CB は滑らかでかつ鮮明であることが確認できる。

提案手法の特徴を明確にするために、図 3.14 及び図 3.15 に、従来手法である NNI, BLI, CCI, CAR, KIM 及び CB により得られた拡大画像の RMSE を示す。



3.2. 自己組織化マップにより生成されたコードブックとファジィ類似性尺度を用いた画像拡大手法27

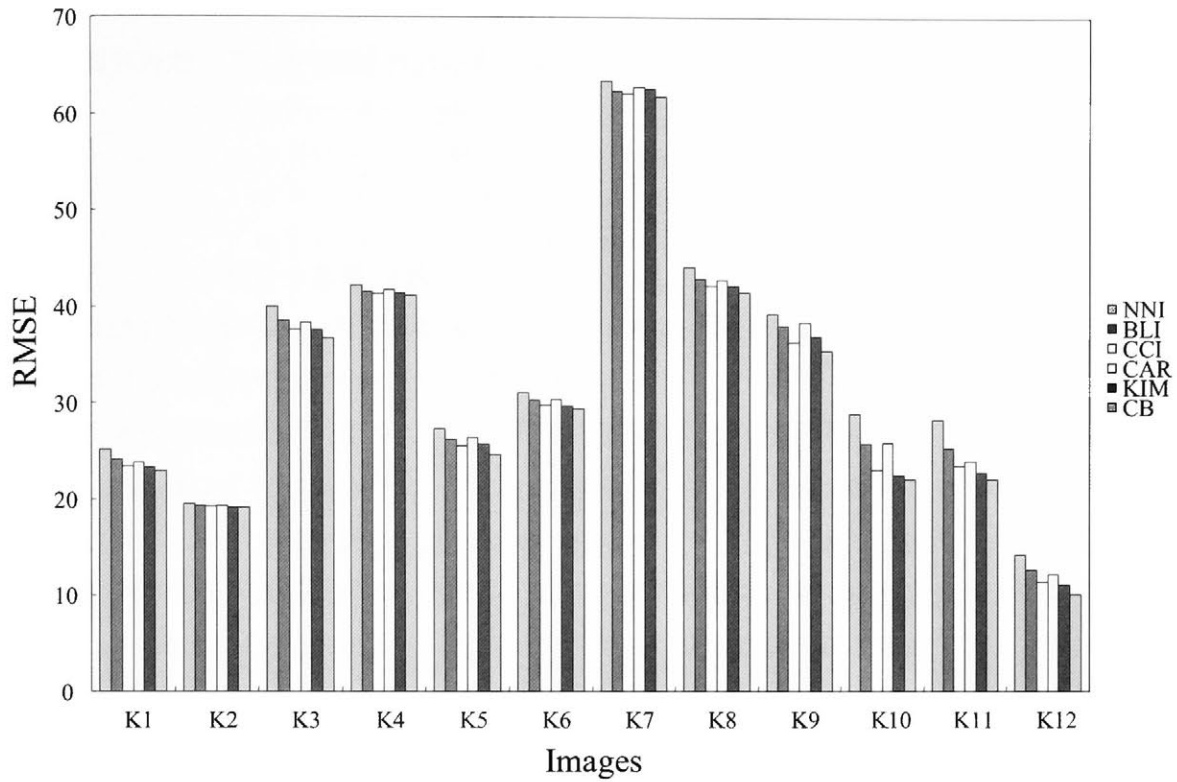


図 3.14: 生地画像画像拡大における RMSE. すべての画像で CB が良好な結果である.

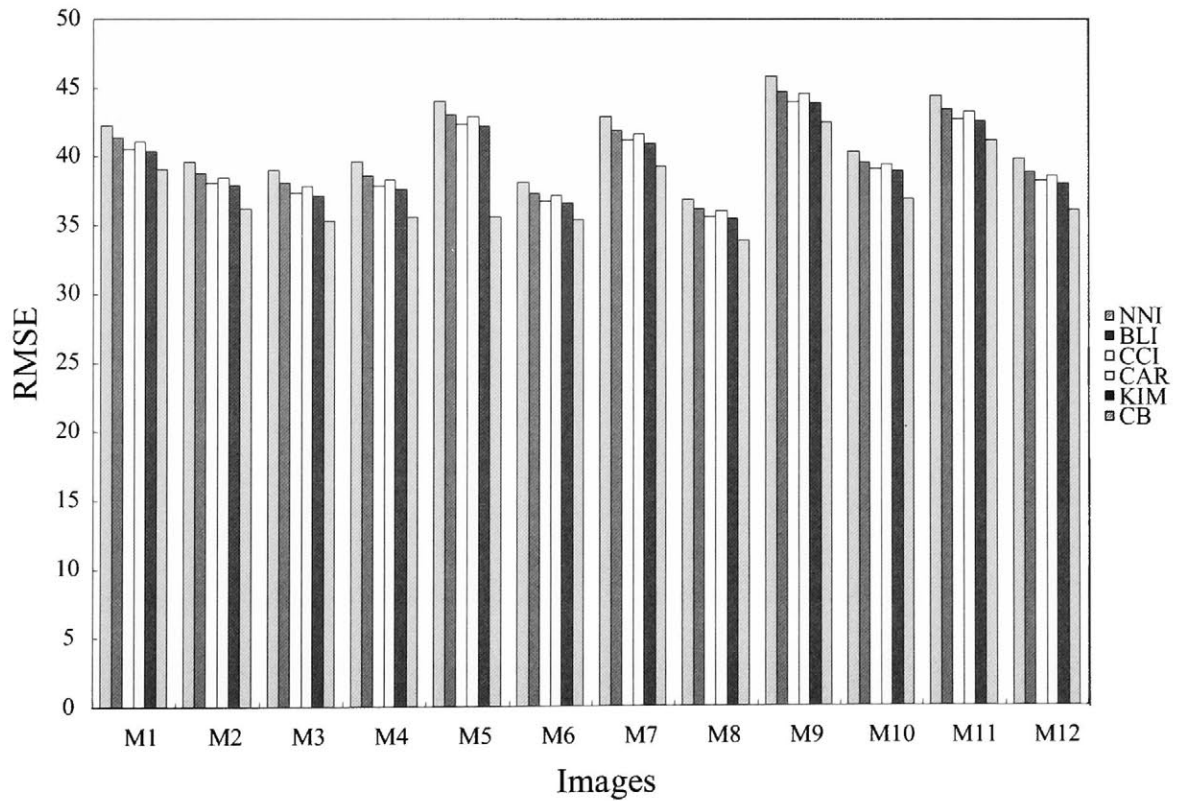


図 3.15: 地図画像画像拡大における RMSE. すべての画像で CB が良好な結果である.

ここで、図中の縦軸はRMSEであり、横軸に各画像を示し、それぞれの画像中に含まれる結果は、左から順番にNNI, BLI, CCI, CAR, KIM及びCBで得られたMSEである。数値評価において、すべての画像でCBが良好な結果であることを示している。

また、次の条件で主観評価を行った。21才から59才までの男女22名を被験者とし、各画像ごとに6種類の拡大手法により得られた拡大画像(256×256画素)をランダムな位置に配置し、高解像度プリンタを用いA4サイズで出力し、30cm離れて“滑らかでかつ鮮明な画像”順に順位をつけてもらい、得られた結果から各手法の平均順位を算出した。ここで、各画像がどの手法による拡大画像であるのかは被験者に対し知らせずに実験を行った。結果を図3.16及び図3.17に示す。図中の×はNNI, △はBLI, ▲はCCI, ○はCAR, ●はKIM, ◎はCBを示す。これらの結果は、RMSEを用いた数値評価とほぼ同様な結果を示し、全画像の順位の平均もCBが最高順位となっていることから、特定画像の画像拡大(局所情報が似ている画像の拡大)において、滑らかでかつ鮮明な拡大画像が得られていることが主観的に確認された。

3.2. 自己組織化マップにより生成されたコードブックとファジィ類似性尺度を用いた画像拡大手法29

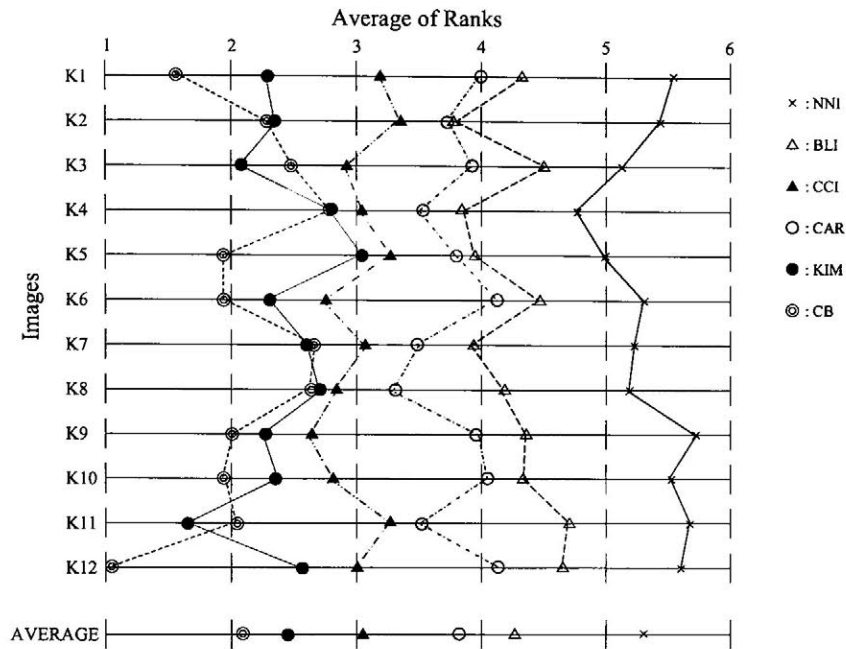


図 3.16: 生地画像における主観評価 (平均順位): 被験者 21 歳から 59 歳, 22 名. 全画像の平均において CB が最高順位である.

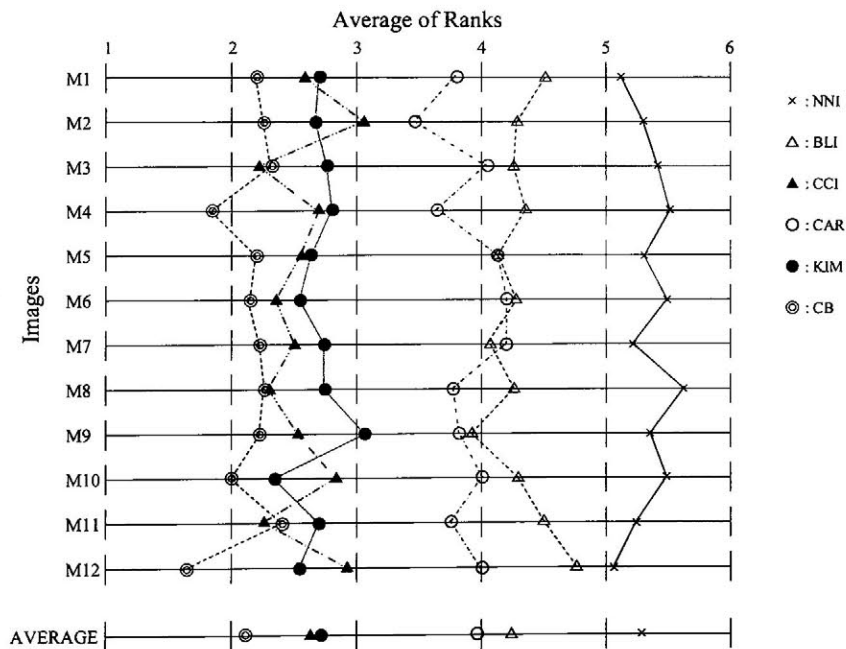


図 3.17: 地図画像における主観評価 (平均順位): 被験者 21 歳から 59 歳, 22 名. 全画像の平均において CB が最高順位である.

さらに、木村らが高精度画像拡大において重要であると考えていた山型、谷型の補間が、本手法において十分な精度で達成できているかどうかを確認する。水平方向に対し、人工的に画素値 100 150 150 100 の山型、及び画素値 200 150 150 200 の谷型を作成し、それぞれの手法により補間した結果を図 3.18 に示す。縦軸は、画素値を示し、横軸は画素の位置を示す。縦の破線はそれぞれの補間点であり、CB は KIM と同様の結果を示し、山型、谷型ともに、十分な精度で補間が達成できていると考えられる。

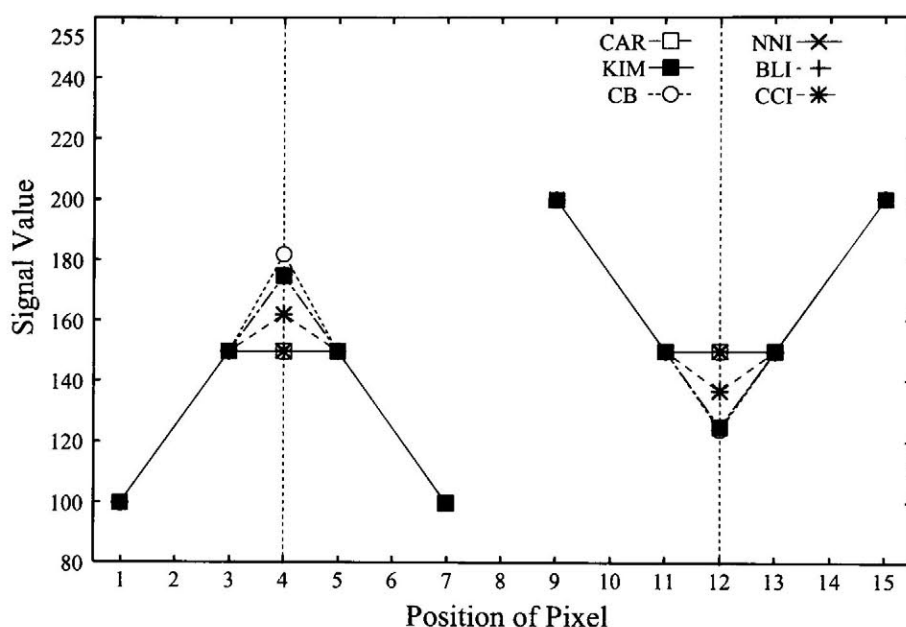


図 3.18: 山型・谷型における各手法の補間結果の比較。CB は KIM と同様の結果を示し、山型、谷型ともに、十分な精度で補間が達成できている。

### 3.2. 自己組織化マップにより生成されたコードブックとファジィ類似性尺度を用いた画像拡大手法31

次に、コードブック生成用の基準画像に、被拡大画像と同様の条件下で撮影した図 3.19 に示す人物の顔画像を用いて、拡大処理を 4 回行った結果を図 3.20 に示す。撮影には、有効画素数 432 万画素のデジタルカメラを用いた。比較手法として、NNI, KIM を採用した。原画像  $256 \times 256$  画素を  $512 \times 512$  画素に拡大し、これを 4 回繰り返した結果で、向かって右目付近（現画像の中心部、枠で囲った部分を拡大）を  $256 \times 256$  画素切り取った画像を表示している。具体的には、一次元方向の画素数で考えた場合  $256 \rightarrow 512 \rightarrow 1024 \rightarrow 2048 \rightarrow 4096$  画素となり、面積では  $1 \rightarrow 4 \rightarrow 16 \rightarrow 64 \rightarrow 256$  倍である。この 4 回拡大処理は、デジタルカメラ・ビデオにおける 256 倍デジタルズームと同等であると考えることができる。この際の実験条件は、数値評価を必要としないので、被拡大拡大画像そのものを入力とし拡大処理を行った。（フィルタリング及びダウンサンプリング処理は行っていない。）NNI では、階段状のノイズが顕著に現れ、KIM では、滑らかさのない拡大画像となる。他の手法と比較して、特に CB で得られた拡大画像が、高拡大率においても滑らかで鮮明な結果であることが主観的に確認できる。



図 3.19: コードブック生成用の基準画像（人物の顔画像）。

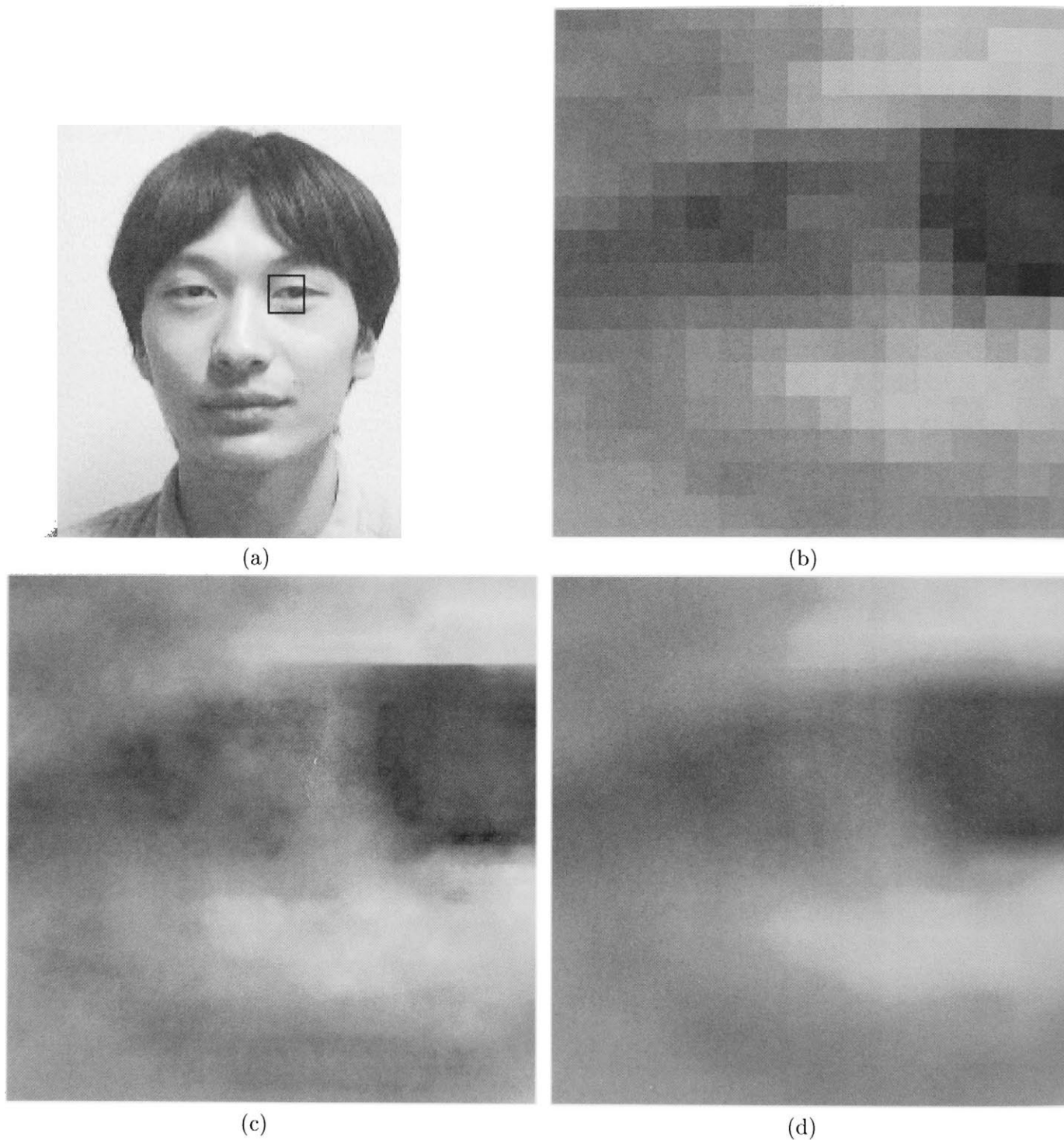


図 3.20: 顔画像の4回拡大の比較 (a)原画像, (b)NNI, (c)KIM 及び (d)CB. (原画像の中心部, 枠で囲った部分を拡大.) CB で得られた拡大画像が, 高拡大率においても滑らかで鮮明な結果であることが主観的に確認できる.

### 3.3 コードブック中のコード数削減を実現する学習型ファジィ推論に基づく画像拡大手法

前節で述べたコードブックを用いた画像拡大手法では、ファジィ類似性尺度を採用することで計算時間の短縮を図ったが、コード数が多いので、実用的には十分な計算時間とはいえない。本節では、コードブックを用いた画像拡大手法のさらなる計算時間短縮を目的として、各コードを後件部関数型のファジィIF-THEN ルールに拡張することでコード数の大幅な削減を図る。

#### 3.3.1 後件部関数型ファジィ推論

高木・菅野のファジィ推論では、出力変数を関数で表現した以下に示すような後件部関数型のファジィIF-THEN ルールを複数個用意して出力を算出する [38].

$$\text{If } x_1 \text{ is } w_{k1} \text{ and } x_2 \text{ is } w_{k2} \text{ and } x_3 \text{ is } w_{k3}, \text{ then } y = c_{k1}x_1 + c_{k2}x_2 + c_{k3}x_3. \quad (3.13)$$

ここで、 $x_1, x_2, x_3, y$  は入出力変数であり、 $w_{k1}, w_{k2}, w_{k3}$  は  $k$  番目のルールの入力変数 1, 2 及び 3 に対するメンバーシップ関数の中心位置である。 $c_{k1}, c_{k2}, c_{k3}$  は出力変数を決定するパラメータである。メンバーシップ関数として分散  $\sigma_k^2$  のガウス型関数を用いると、入力変数のルール  $k$  への適合度は式 (3.14) で算出される。

$$\mu_k(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{w}_k\|^2}{\sigma_k^2}\right). \quad (3.14)$$

また、ルール数を  $m$  個 (ルール数はコードブックに含まれるコード数と対応する)、入力変数の数を  $N$  個とし、非ファジィ化の処理として重心法を採用すると、ファジィ推論の出力  $o$  は式 (3.15) で算出される。

$$o = \frac{\sum_{k=1}^m \{ \mu_k(x) \sum_{j=1}^N c_{kj} x_j \}}{\sum_{k=1}^m \mu_k(x)}. \quad (3.15)$$

対象システムの入出力対を学習データとして、このファジィ推論でモデリングを行う場合、出力変数を決定するパラメータ  $c_{kj}$  は勾配法で求めることができる。しかしながら、前件部メンバーシップ関数の中心位置  $w_k$  と分散  $\sigma_k$  は、局所最小解の存在するので、勾配法等で決定することが困難である。通常、メンバーシップ関数を入力空間内に均等に配置することがなされる。しかしながら、入力データの分布を考慮して配置することで、よりの確なモデリングが実現できると考えられる。

### 3.3.2 コードと前件部メンバーシップ関数の関係

本手法では、ファジィ推論におけるメンバーシップ関数のパラメータ（中心位置と分散）決定に自己組織化マップを用いる。学習後の結合重みベクトルは、入力ベクトル集合の分布を近似しているため、これをメンバーシップ関数の中心座標  $w_k$  とする。入力ベクトルの出現頻度が高い領域にメンバーシップ関数が配置されるので、モデリングの精度が高くなることが期待される。全てのルールにおけるメンバーシップ関数の分散を等しいとすると、分散  $\sigma^2$  は式 (3.16) で算出される [39]。

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \| w_k - w_{k_0} \|^2. \quad (3.16)$$

ここで、 $w_{k_0}$  は、 $k$  番目のメンバーシップ関数の中心座標  $w_k$  から最も近いメンバーシップ関数の中心座標である。



### 3.3.3 後件部関数型ファジィ推論を用いた画像拡大手法

図 3.21 に CBF1 の補間に関するブロック図を示す。本手法は、ガウス型メンバーシップ関数の中心座標を自己組織化マップによって求めるので、画素情報の特徴にを反映したメンバーシップ関数の位置が得られる。したがって、特定画像の拡大においては、高精度な拡大画像を得ることが期待できる。学習には、ある程度時間を要するが、補間処理速度は CB と比較して高速化される。画像拡大に関する基本的手順は、CB と同等である。CB と同様に入力情報が差分値であるので、最終的には、出力  $o$  に近隣画素情報を加算し補間値とする。

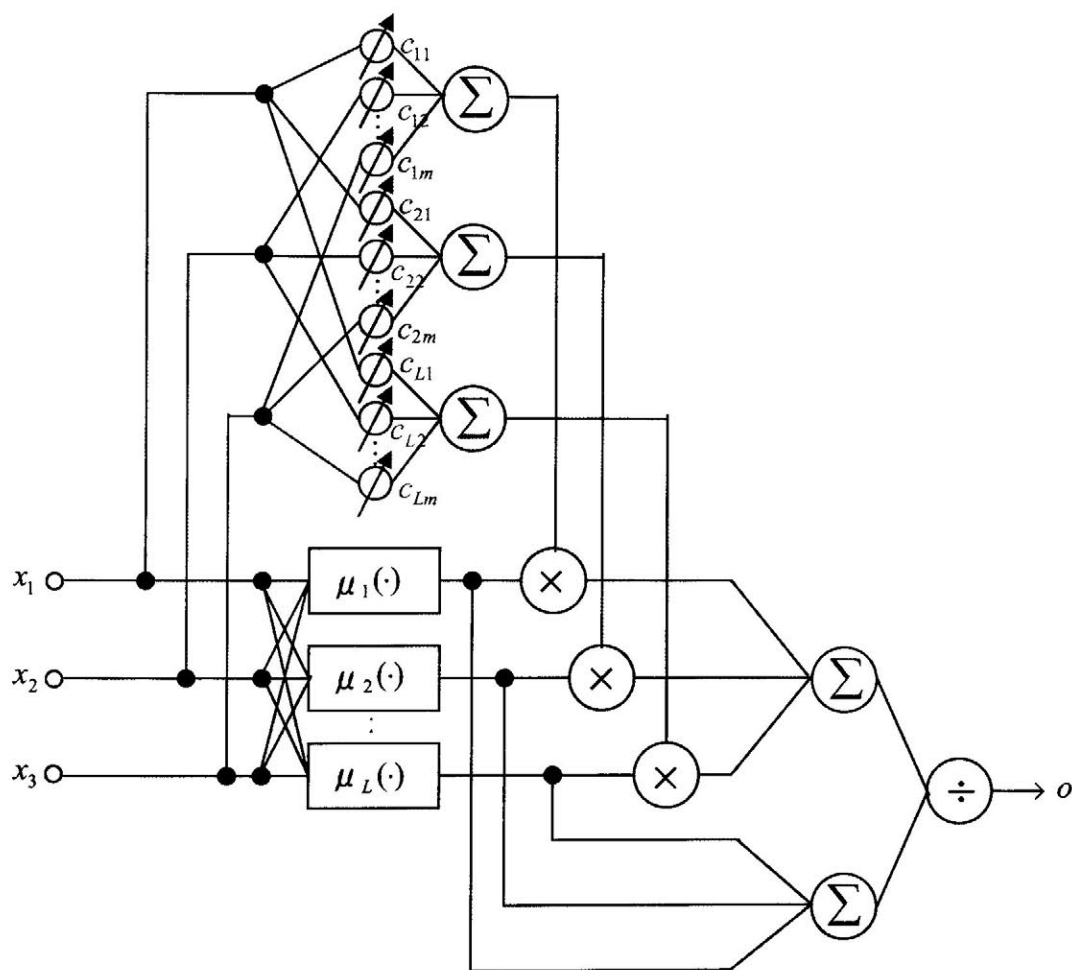


図 3.21: 学習型ファジィ推論に基づく画像拡大手法. 入力  $(x_1, x_2, x_3)$ , 出力  $o$ .

### 3.3.4 実験及び考察

本手法に関しても自己組織化マップの特徴抽出能力により適切な前件部メンバーシップ関数の配置を決定するアルゴリズムであるので、特定画像拡大に用いることが有効である。特に、CBと他の手法の違いが主観的にわかる地図画像 M1 について検証した。CBFI におけるメンバーシップ関数の中心位置と分散決定に用いる自己組織化マップの学習には、3.2.5 で示した図 3.11 中の M3 画像を用いた。図 3.22 は、(a)BLI, (b)KIM, (c)CB 及び (d)CBFI により得られた拡大画像である。拡大結果を  $80 \times 80$  画素切り出したものである。主観的には CB と CBFI の差は見られず、従来手法の BLI, KIM と比較してもその鮮明さの違いがわかる。RMSE に関しては、CB:39.04, CBFI:39.79 であり、CBFI は CB より若干劣るが、ほぼ同等であることが確認された。他の画像に関しても同様のことが観察された。

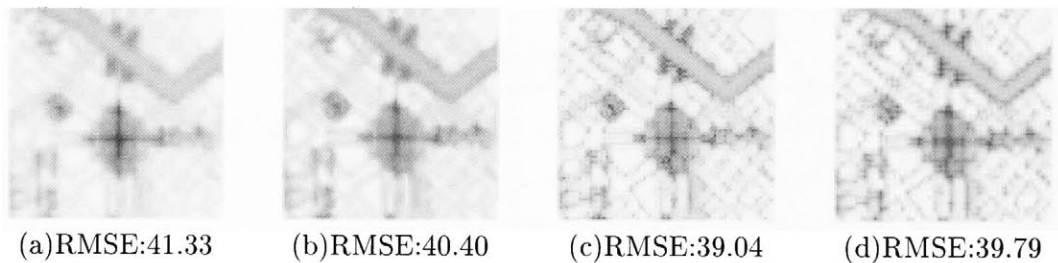


図 3.22: (a)BLI, (b)KIM, (c)CB 及び (d)CBFI の比較。BLI, KIM と比較してその鮮明さの違い確認できる。主観的には CB と CBFI の差は見られない。RMSE に関しては、CBFI は CB より若干劣るが、ほぼ同等である。

従来のコードブックに基づく手法では、水平、垂直及びクロス方向に対し、1000個のコードを準備して拡大を行っていた。拡大を行う際、入力される周辺画素の情報と、各コードを逐次比較する必要があり、これが多大な処理時間の要因になっていた。また、各コードとの類似度を算出し、重み付き平均を用いて補間値を算出していたので、1000個のルールをもつ後件部シングルトンの簡略化ファジィ推論と同等の処理を行っていたことになる。本手法は、後件部を関数で表現した高木・菅野のファジィ推論としたことで、ルール数を大幅に減らすことが可能となり、処理時間の短縮が可能になったと考えられる。

本節では、高木・菅野のファジィ推論における前件部メンバーシップ関数のパラメータを、自己組織化マップを用いて決定する手法を提案し、それを画像拡大へ応用した。画像拡大は、周辺画素の情報から未知画素を推定することで実現されるが、その際、入力ベクトルの出現頻度が非常に偏っていると考えられる。本手法は、入力ベクトルの出現頻度に応じて、メンバーシップ関数の配置を決定するので、画像拡大に非常に適した手法だと考えられる。また、後件部が関数で表現された高木・菅野のファジィ推論を採用したことで、著者らが提案したコードブックに基づく画像拡大手法と比較して、ルール数を大幅に削減することが可能となり、処理速度が90倍になった。したがって、CBFIはCBの拡張手法（高速手法）と位置づけることができる。精度に関しては、CBとCBFIはほぼ同等と言えるが、より高精度な画像拡大を必要とされる場合は、CBを用いる方が妥当であると考えられる。

### 3.4 おわりに

本章では、自己組織化マップで生成されたコードブックを用いた画像拡大手法を提案した。提案手法では、代表的な画像を用いてコードブックを生成するので、局所的な画素変化パターンがコードブック作成に用いた画像と類似している被拡大画像に対しては、非常に有効であり、特定画像向け拡大手法と位置付けることができる。特定画像の特定画像の拡大において、他の手法と比較し、高精度であることを実証した。

補間処理時間に関しては、CBは、本実験条件（CPU:1.7GHz）において1枚あたり54秒であり、他の手法より大幅に劣るが、CBに後件部関数型ファジィ推論を用いることで、高精度の画像拡大の処理速度削減を実現した。CBFIは、CBの高速化アルゴリズムとして位置づけることが出来るが、より高精度な拡大処理が必要な場合はCBを用い、処理時間を優先する場合はCBFIを用いることが有効であると結論付けられる。

本手法は、特定の撮影条件があったり、画像パターン、階調値がある程度限定される場合には、被拡大画像の種類に特化した拡大手法として有効である。本手法の最大の特徴は、拡大したい画像に特有のコードブックさえ準備すれば、高精度な画像拡大が可能であるという点である。生地画像、地図画像、顔画像、文字画像、医療用画像等、それぞれの対象画像に応じたコードブックを準備し、それを必要に応じて切り替えながら用いることも本手法の発展的利用方法として考えられる。

## 第4章 ファジィ推論を用いた画像拡大手法 —人間の知識を反映させた手法—

### 4.1 はじめに

本章では、不特定の自然画像を対象にした、高速で、かつ高精度な画像拡大手法を提案する。不特定の自然画像を対象とした拡大手法において、局所情報に着目し補間に基づいた手法としては、代表的なものとして、前述のNNIやBLI, CCI, CAR, KIM等がある。しかし、NNI, BLI, CCI, CARでは補間精度、つまり画像拡大の精度に問題があった。一方、KIMでは、ファジィ推論を応用して、補間すべき画素の値をその近隣画素値から補間することにより、エッジ情報及び信号細部情報を保存した高精度な画像拡大が実現されている。しかし、KIMの手法では、ファジィ推論におけるファジィルールの数が多く、処理が複雑になり、処理速度の面で問題があった。この問題は、モノクロ画像の拡大処理を実質3回(R, G, B成分の拡大処理)必要とするカラー画像の拡大においては深刻化する。本研究では、KIMと同様に、人間の主観や感性を理論計算機で実現する理論としてL.A.Zadehにより提唱されたファジィ理論[40]を基礎として、人間の知識を反映させたファジィ推論[41]を導入したエッジ情報及び信号細部情報を保存する画像拡大手法を実現する。具体的には、補間したい画素値の近隣にある既知画素値から補間画素に対する線形外挿値を複数個求める。その後、得られた複数の外挿値を利用し、画素値の連続性を考慮したファジィ推論法(簡略型ファジィ推論法)[24][38]によって、補間値を決定する。提案手法では、KIMとは異なりファジィルールの数が節約され、さらにファジィ推論の入力情報として絶対値情報を用いることで、入力情報をベクトル量としても容易に取り扱うことができる。これによりモノクロ画像、カラー画像の滑らかで鮮明な拡大が高速に実現される[42]。

本章では、まず、エッジ部及び信号詳細部を保存するための基本アイデア(人間の知識)について説明し、このアイデアを実現する提案手法について説明する。次に、提案手法を一般的なモノクロ自然画像、カラー自然画像に適用し、その有効性及び妥当性を検証する。

## 4.2 エッジ部及び詳細部を保存するための基本アイデア

画像の拡大は、未知の画素値を周辺の既知の画素値から決定することである。画像を拡大するにあたり、図4.1に示すように、推定すべき画素を水平方向の画素  $\hat{H}$ 、垂直方向の画素  $\hat{V}$ 、クロス方向の画素  $\hat{C}$  の3種類に分けて考えることができる。本論文では、水平、垂直方向に関しては、それぞれ画像信号を1次元信号とみなして、既知の画素  $(a, b, c, d)$  から  $\hat{H}$ 、 $\hat{V}$  の補間を行う。また、クロス方向に関しては、水平方向、垂直方向の補間後に、それらの補間結果をもとに別途行う。

水平方向に関するエッジ部及び詳細部を保存する基本アイデアを図4.2に示す。図4.2の横軸は、空間的位置情報であり、縦軸は画素の諧調値である。左からエッジ・谷型・山型・単調なスロープの補間例を示しており、 $a, b$  及び  $c, d$  の線形外挿結果をどのように残すか、平均をとるか等のルールをファジィ推論を用いて決定し補間することにより、高精度の画像拡大処理が可能となると考えられる。

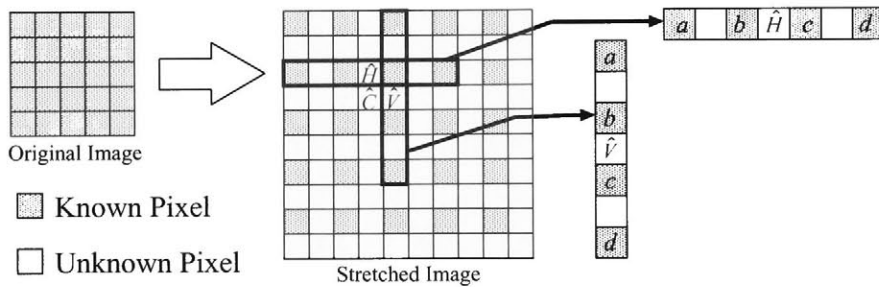


図 4.1: 水平方向、垂直方向及びクロス方向の拡大. 推定すべき画素を水平方向の画素  $\hat{H}$ 、垂直方向の画素  $\hat{V}$ 、クロス方向の画素  $\hat{C}$  の3種類に分けて考える。

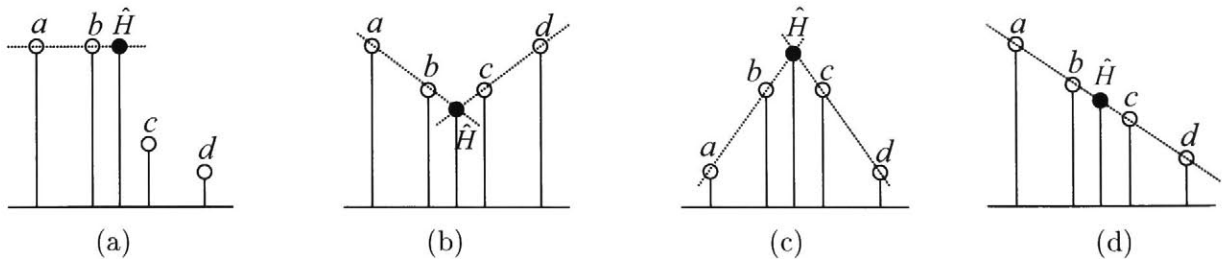


図 4.2: 水平方向に関するエッジ部及び詳細部を保存する基本アイデア. (a) エッジ, (b) 谷型, (c) 山型, (d) 単調なスロープ。

### 4.3 線形外挿に基づいたファジィ推論を用いた画像拡大手法

#### 4.3.1 モノクロ画像に関するアルゴリズム

本手法では画素値差分情報の絶対値を使用しファジィルールの簡素化を実現する、高精度で高速なモノクロ画像拡大手法 (EXFI) を提案する。

水平方向、垂直方向に関しては、入力変数を  $|a-b|$ ,  $|c-d|$  の2つとした簡略型ファジィ推論を用いて未知の画素値を決定する。ここでは、木村らの手法と同様に信号の細部変化 (山型, 谷型の形状), 及びエッジ部を保存することを目的にファジィルールを決定した。ここで用いたファジィルールテーブルを表 4.1 に, 前件部メンバーシップ関数を図 4.3 にそれぞれ示す。  $\alpha$ ,  $\beta$  はそれぞれメンバーシップ関数 'small' 及び 'large' の範囲を決定するパラメータである。

このとき,  $\hat{H}$  及び  $\hat{V}$  は,

$$\begin{aligned} \hat{H}, \hat{V} = & \mu_S(|a-b|) \cdot \mu_S(|c-d|) \cdot \frac{E_{a,b} + E_{c,d}}{2} \\ & + \mu_S(|a-b|) \cdot \mu_L(|c-d|) \cdot E_{a,b} \\ & + \mu_L(|a-b|) \cdot \mu_S(|c-d|) \cdot E_{c,d} \\ & + \mu_L(|a-b|) \cdot \mu_L(|c-d|) \cdot \frac{E_{a,b} + E_{c,d}}{2}, \end{aligned} \tag{4.1}$$

表 4.1: 水平・垂直方向のファジィルールテーブル.

		$ c-d $	
		<i>small</i>	<i>large</i>
$ a-b $	<i>small</i>	$\frac{E_{a,b} + E_{c,d}}{2}$	$E_{a,b}$
	<i>large</i>	$E_{c,d}$	$\frac{E_{a,b} + E_{c,d}}{2}$

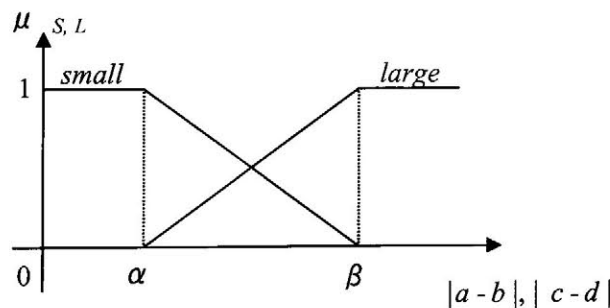


図 4.3: 水平・垂直方向の前件部メンバーシップ関数.

表 4.2: クロス方向のファジィルールテーブル.

		$ f-g $	
		<i>small</i>	<i>large</i>
$ b-c $	<i>small</i>	$\frac{F_h + F_v}{2}$	$F_v$
	<i>large</i>	$F_h$	$\frac{F_h + F_v}{2}$

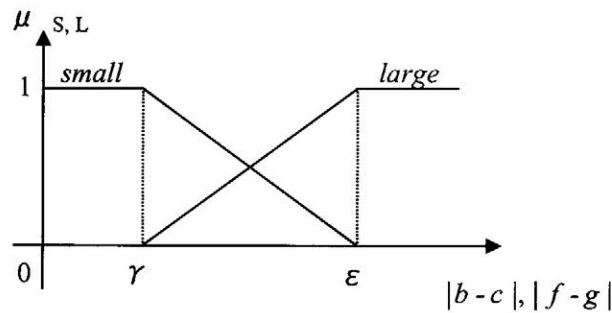


図 4.4: クロス方向の前件部メンバーシップ関数.

で示されるファジィ推論によって求める.  $\mu_S$ ,  $\mu_L$  はそれぞれメンバーシップ関数 'small', 'large' の適合度を表す.  $E_{a,b}$ ,  $E_{c,d}$  は, それぞれ画素  $a$ ,  $b$ , 画素  $c$ ,  $d$  による線形外挿結果であり, 式 (4.2) 及び (4.3) で表される.

$$E_{a,b} = \frac{3b-a}{2}, \quad (4.2)$$

$$E_{c,d} = \frac{3c-d}{2}. \quad (4.3)$$

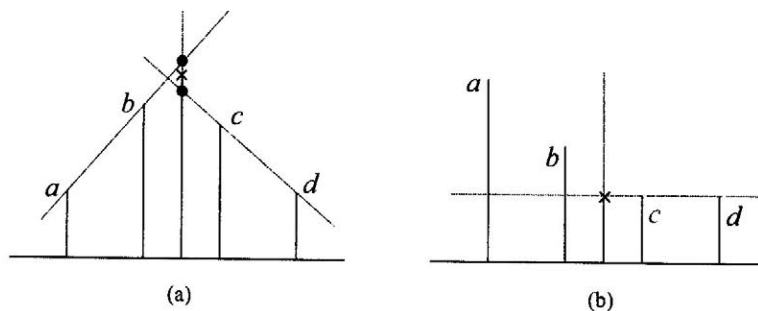


図 4.5: 線形外挿を利用した補間.(a) 山型 (b) エッジ. ×印は線形外挿結果.

図 4.5 に典型的な場合を例にとり, 提案手法における補間の様子を示す. 2つの入力変数がともに大きい(図 4.5(a)), またはともに小さい場合は,  $a$ ,  $b$  及び  $c$ ,  $d$  からの外挿結果の平均値を補間



値とし、一方の入力変数が大きく、他方が小さい場合 (図 4.5(b)) には、小さい方に関する外挿結果が補間値となる。これらのことより、画像信号の細部変化 (谷型や山型の形状) やエッジ部分を保存した画像の補間が行われることがわかる。

クロス方向の補間に関しては、水平方向、垂直方向の補間によって決定された画素値を用いて行う。具体的には、図 4.6 に示すように、 $\hat{C}$  の位置を中心とした水平方向と、垂直に関して、上述の水平、垂直方向の補間法を用いて補間値の候補  $F_h$ ,  $F_v$  を求める。その後、補間すべき画素  $\hat{C}$  の近隣画素の絶対差  $|f - g|$ ,  $|b - c|$  の 2 つを入力とした簡略型ファジィ推論を用いて補間値を決定する。ここでは、信号の連続性を考慮し、近隣画素の傾き (絶対差) が小さい方から求められた補間の候補値を優先することとしてファジィルールを決定した。その際に用いたファジィルールテーブル及び、前件部メンバーシップ関数をそれぞれ表 4.2, 図 4.4 に示す。 $\gamma$ ,  $\epsilon$  はそれぞれメンバーシップ関数 'small' 及び 'large' の範囲を決定するパラメータである。

$\hat{C}$  は、

$$\begin{aligned} \hat{C} = & \mu_S(|f - g|) \cdot \mu_S(|b - c|) \cdot \frac{F_h + F_v}{2} \\ & + \mu_S(|f - g|) \cdot \mu_L(|b - c|) \cdot F_v \\ & + \mu_L(|f - g|) \cdot \mu_S(|b - c|) \cdot F_h \\ & + \mu_L(|f - g|) \cdot \mu_L(|b - c|) \cdot \frac{F_h + F_v}{2}, \end{aligned} \quad (4.4)$$

で示されるファジィ推論によって求める。 $\mu_S$ ,  $\mu_L$  はそれぞれメンバーシップ関数 'small', 'large' の適合度を表す。

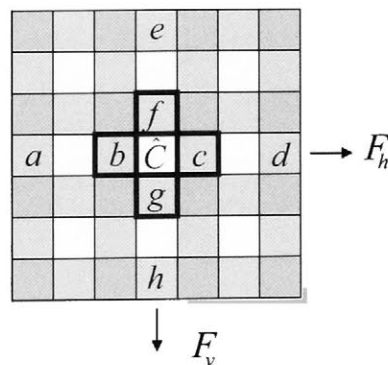


図 4.6: クロス方向の補間. 水平方向、垂直方向の補間によって決定された画素値を用いて行う。 $\hat{C}$  の位置を中心とした水平方向と、垂直に関して、水平、垂直方向の補間法を用いて補間値の候補  $F_h$ ,  $F_v$  を求め、補間すべき画素  $\hat{C}$  の近隣画素の絶対差  $|f - g|$ ,  $|b - c|$  の 2 つを入力とした簡略型ファジィ推論を用いて補間値を決定する。

### 4.3.2 カラー画像に関するアルゴリズム

自然画像（標準画像 12 種類）[43]における R, G, B 成分の相関関係を表 4.3 に示す. 表中の数値は 1 に近いほど相関が高いことを示す. 表 4.3 に示すように R, G, B 各成分間の相関は非常に高い[44]ことが確認される. そこで, カラー画像への応用をする場合, これら R, G, B 各成分をベクトル化する画像拡大手法 (VEXFI) を提案する. ベクトル化処理によりカラー画像拡大処理の高速化が期待できる. ベクトルは,  $\mathbf{a}=(a_R, a_G, a_B), \mathbf{b}=(b_R, b_G, b_B), \dots, \mathbf{h}=(h_R, h_G, h_B)$  で表わされる. カラー画像に関するアルゴリズムは, モノクロ画像のアルゴリズムを単純にベクトル化処理することにより実現する.

カラー画像用水平・垂直方向のベクトル化した画素の構成を図 4.7 に, ファジィルールテーブルを表 4.4 に示す. また, カラー画像用クロス方向のベクトル化した画素の構成を図 4.8 に, ファジィルールテーブルを表 4.5 に示す.

表 4.3: 自然画像における R, G, B 成分の相関関係. 1 に近いほど相関が高いことを示す.

	R-G	G-B	B-R
Pepper	0.84	0.95	0.86
Girl	0.92	0.96	0.88
Lena	0.96	0.97	0.97
Mandrill	0.92	0.96	0.96
Earth	0.96	0.96	0.99
Balloon	0.99	0.98	0.98
Airplane	0.99	0.99	0.99
Aerial	0.98	0.99	0.97
Milkdrop	0.82	0.97	0.88
Parrots	0.95	0.88	0.83
Sailboat	0.96	0.99	0.94
Couple	0.95	0.97	0.90

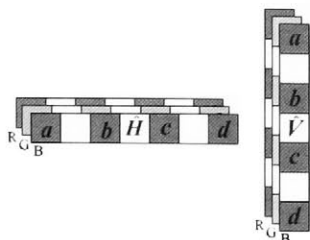


図 4.7: カラー画像用水平・垂直方向のベクトル化した画素の構成.

表 4.4: カラー画像用水平・垂直方向のファジィルールテーブル.

		$ c-d $	
		<i>small</i>	<i>large</i>
$ a-b $	<i>small</i>	$\frac{E_{ab} + E_{dc}}{2}$	$E_{ab}$
	<i>large</i>	$E_{dc}$	$\frac{E_{ab} + E_{dc}}{2}$

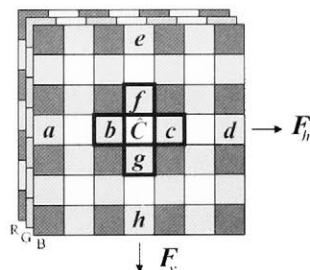


図 4.8: カラー画像用クロス方向のベクトル化した画素の構成.

表 4.5: カラー画像用クロス方向のファジィルールテーブル.

		$ f-g $	
		<i>small</i>	<i>large</i>
$ b-c $	<i>small</i>	$\frac{F_h + F_v}{2}$	$F_h$
	<i>large</i>	$F_v$	$\frac{F_h + F_v}{2}$

## 4.4 不特定画像（一般画像）の拡大実験

不特定画像の拡大には、モノクロ画像、カラー画像共にベンチマークテストで用いられる標準画像（自然画像）[43]を用いる。

その他の実験環境及び実験条件は、3.2.4のそれと同様の条件で行った。

### 4.4.1 モノクロ画像の拡大実験

本手法を用いた不特定画像拡大（モノクロ画像）に用いるテスト画像を図4.9に示す。本手法では、図4.10に示すように、原画像をローパスフィルタ（ガウシアンフィルタ）によって処理し、その後、ダウンサンプリングして縮小した画像を入力画像として用いた。具体的には、標準画像12種類の画像を上記の処理によって4分の1（128×128画素）に縮小したものをを用いた。

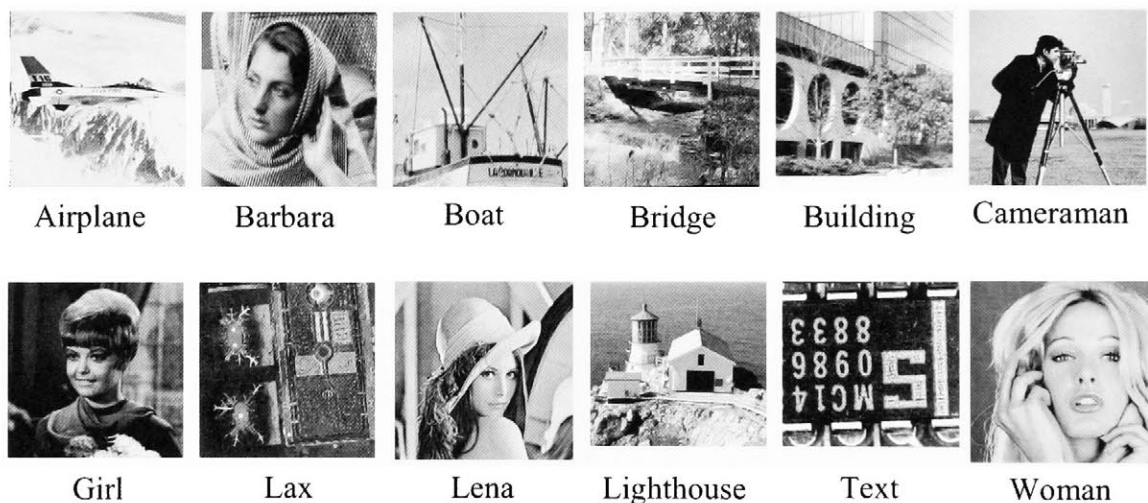


図 4.9: 実験に使用したモノクロ画像.

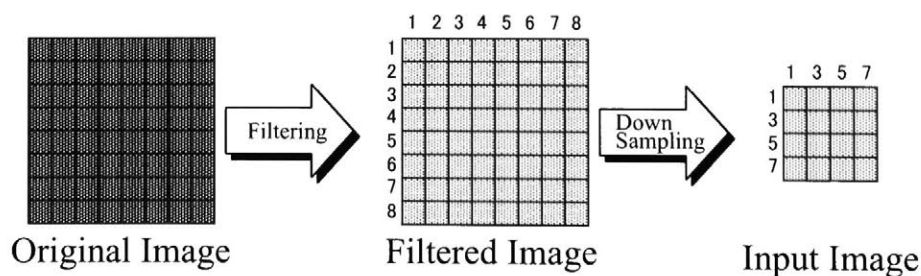


図 4.10: 入力画像作成の手順.

評価は、数値評価（RMSE）と主観評価を行った。NNI, BLI, CCI, CAR, KIM, 及びEXFIにより拡大した結果の比較を行った。本手法では、すべての画像に対して前件部メンバーシップ関数のパラメータ  $\alpha$  及び  $\beta$  (図 4.3) の値を 10, 50 (水平・垂直方向の場合)  $\gamma$  及び  $\epsilon$  (図 4.4) の値を 40, 100 (クロス方向の場合) とした。これらの組み合わせは、標準画像 Lena の RMSE を最良にする値を経験的に得たものである。

#### 4.4.2 モノクロ画像の拡大結果

図4.11にWoman拡大結果を示す。紙面の都合上、拡大画像(256×256画素)の一部(80×80画素)を切り出した結果を示す。ここで、(a)原画像、(b)入力画像(c)NNI、(d)BLI、(e)CCI、(f)CAR、(g)KIM及び(h)EXFIである。この結果より、EXFIは従来手法と比較して、滑らかでかつ鮮明であることが確認できる。特にEXFIはKIMにおけるファジィルールを簡略化したにもかかわらず、その拡大結果はにおいて滑らかでかつ鮮明さを保っていることが確認できる。

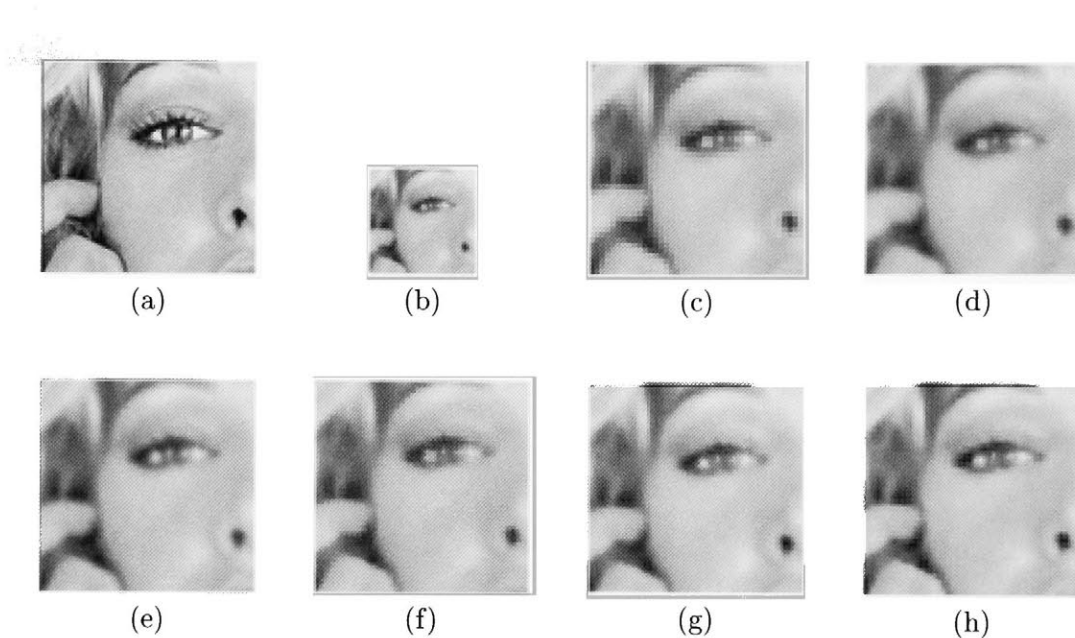


図 4.11: Woman の画像拡大の結果 (モノクロ画像). (a) 原画像, (b) 入力画像 (c)NNI, (d)BLI, (e)CCI, (f)CAR, (g)KIM 及び (h)EXFI. (拡大画像の  $80 \times 80$  を切り取った結果). EXFIは従来手法と比較して、滑らかでかつ鮮明であることが確認できる。

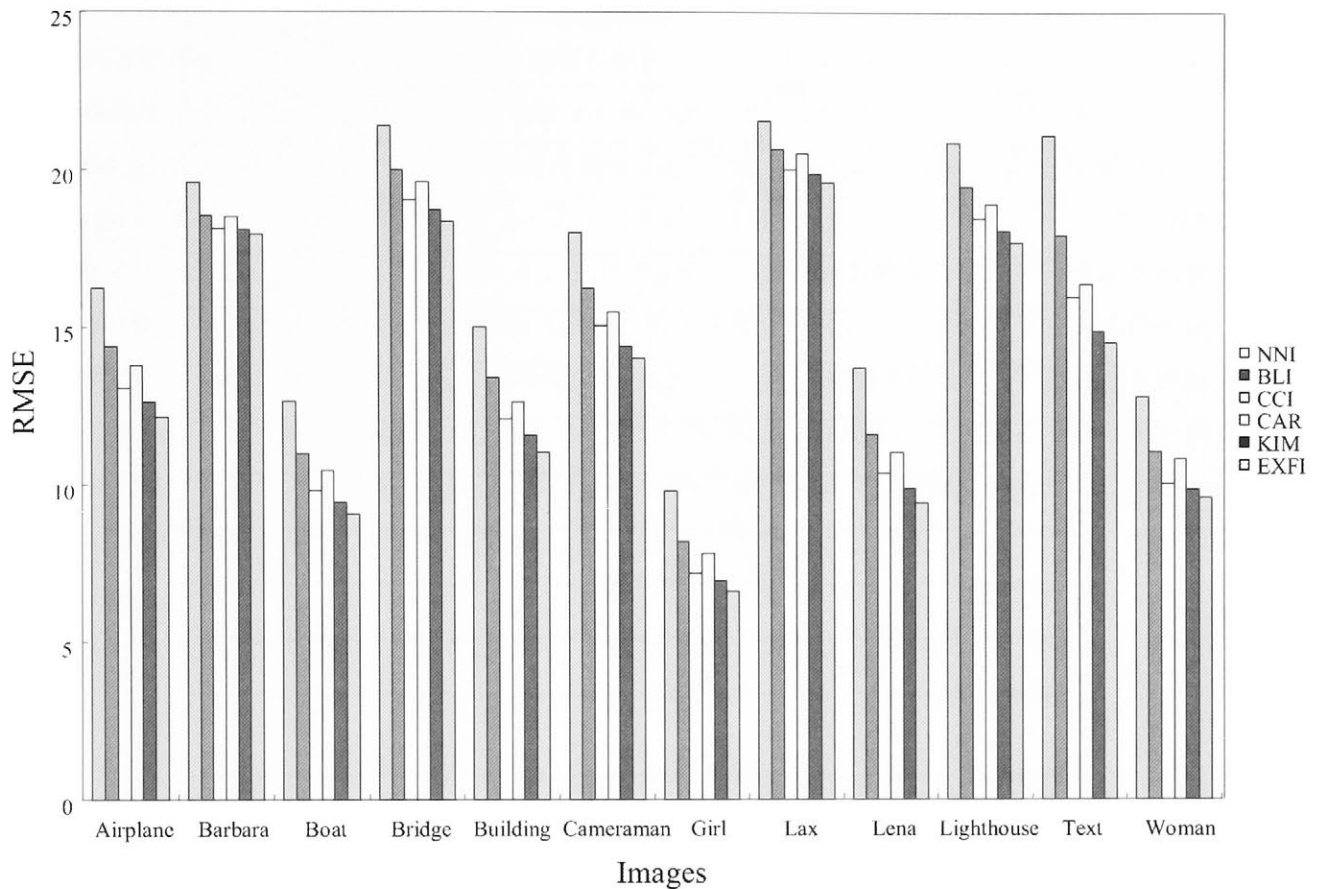


図 4.12: 各手法における拡大結果の RMSE : モノクロ画像. いずれの画像についても, EXFI が他の手法よりも優れた画像拡大処理を実現している. 全ての画像において KIM に勝っているが大きな差があるとは言えない, しかしながら, ファジィルールの簡略化による処理速度の高速化は CCFI の優位性を示す.

図 4.12 に, それぞれの手法による拡大結果の平均自乗誤差 (Root Mean Square Error:RMSE) を示す. ここで, 図中の縦軸は RMSE であり, 横軸に各画像を示し, それぞれの画像中に含まれる結果は, 左から順番に NNI, BLI, CCI, CAR, KIM 及び EXFI で得られた MSE である. 図 4.12 より数値評価において, いずれの画像についても, EXFI が他の手法よりも優れた画像拡大処理を実現していることがわかる. EXFI の RMSE は全ての画像において KIM に勝っているが大きな差があるとは言えない, しかしながら, ファジィルールの簡略化による処理速度の高速化は EXFI の大きな優位性である.

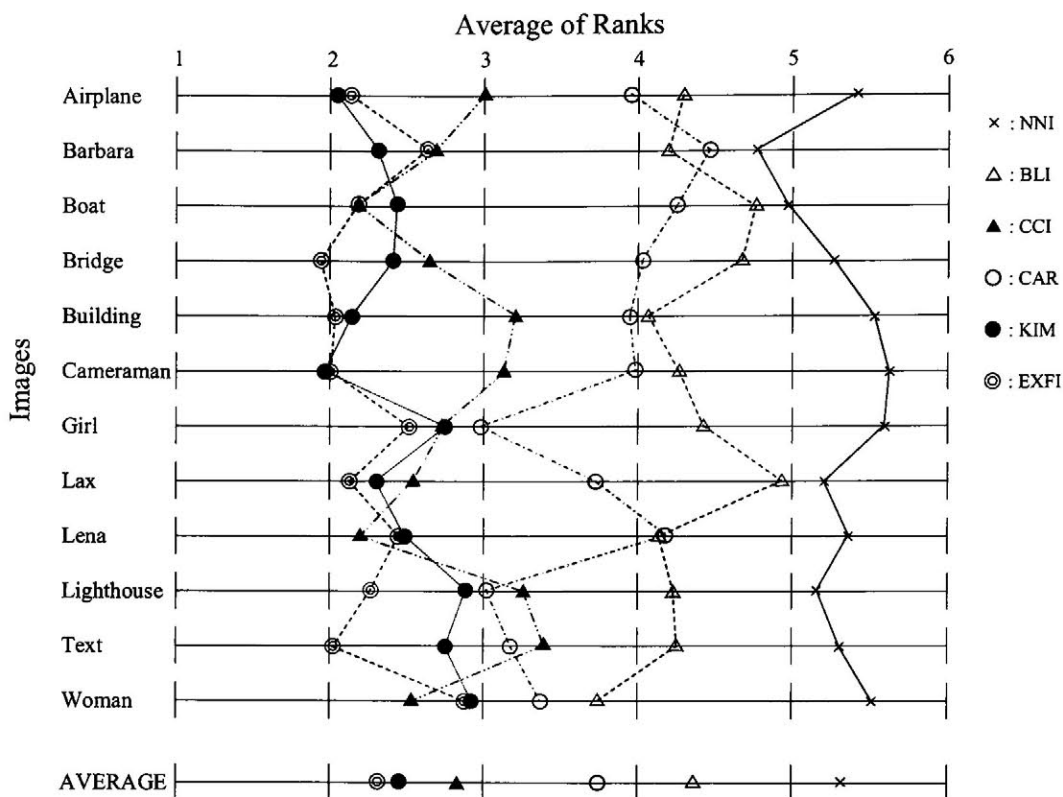


図 4.13: 主観評価 (62名の被験者による平均順位): モノクロ画像. 全画像の平均において EXFI が最高順位である.

図 4.13 に主観評価の結果を示す. 評価方法は, 21 才から 70 才までの男女 62 名を被験者とし, 画像ごとに 7 種類の拡大手法により得られた拡大画像 (256×256 画素) をランダムな位置に配置し, 高解像度プリンタを用い A4 サイズで出力し, 30cm 離れて “滑らかでかつ鮮明な画像” 順に順位をつけてもらい, 得られた結果から各手法の平均順位を算出しておこなった. 図中の × は NNI, △ は BLI, ▲ は CCI, ○ は CAR, ● は KIM, ◎ は EXFI を示す. 図 4.13 より, EXFI は主観評価からも高精度な拡大画像であることが確認された. また, 提案手法の画像拡大に要する処理時間を同一コンピュータ上で比較した結果, 木村らの手法と比較して約 1/2 程度となり, 高速な処理が実現されていることも確認した.



次に、不特定特定画像（Text）の4回拡大の結果を図4.14に示す。比較手法は、NNI, KIMを用いた。原画像  $256 \times 256$  画素を  $512 \times 512$  画素に拡大し、これを4回繰り返した結果で、数字“0”付近（現画像の中心部、枠で囲った部分を拡大）を  $256 \times 256$  画素切り取った画像を表示している。具体的には、一次元方向の画素数で考えた場合  $256 \rightarrow 512 \rightarrow 1024 \rightarrow 2048 \rightarrow 4096$  画素となり、面積では  $1 \rightarrow 4 \rightarrow 16 \rightarrow 64 \rightarrow 256$  倍である。この4回拡大処理は、デジタルカメラにおける256倍デジタルズームと同等であると考えることができる。この際の実験条件は、数値評価を必要としないので、被拡大拡大画像そのものを入力とし拡大処理を行った。（フィルタリング及びダウンサンプリング処理は行っていない。）他の手法と比較して、特にEXFIのエッジの再現とその他の部分の滑らかさを主観的に確認できた。しかしながら、KIMとの差は、主観的に大きな違いがあるわけではない。しかしながら、ファジィルールの簡素化により、設計性の向上や処理時間の短縮という優位性はEXFIの特徴である。

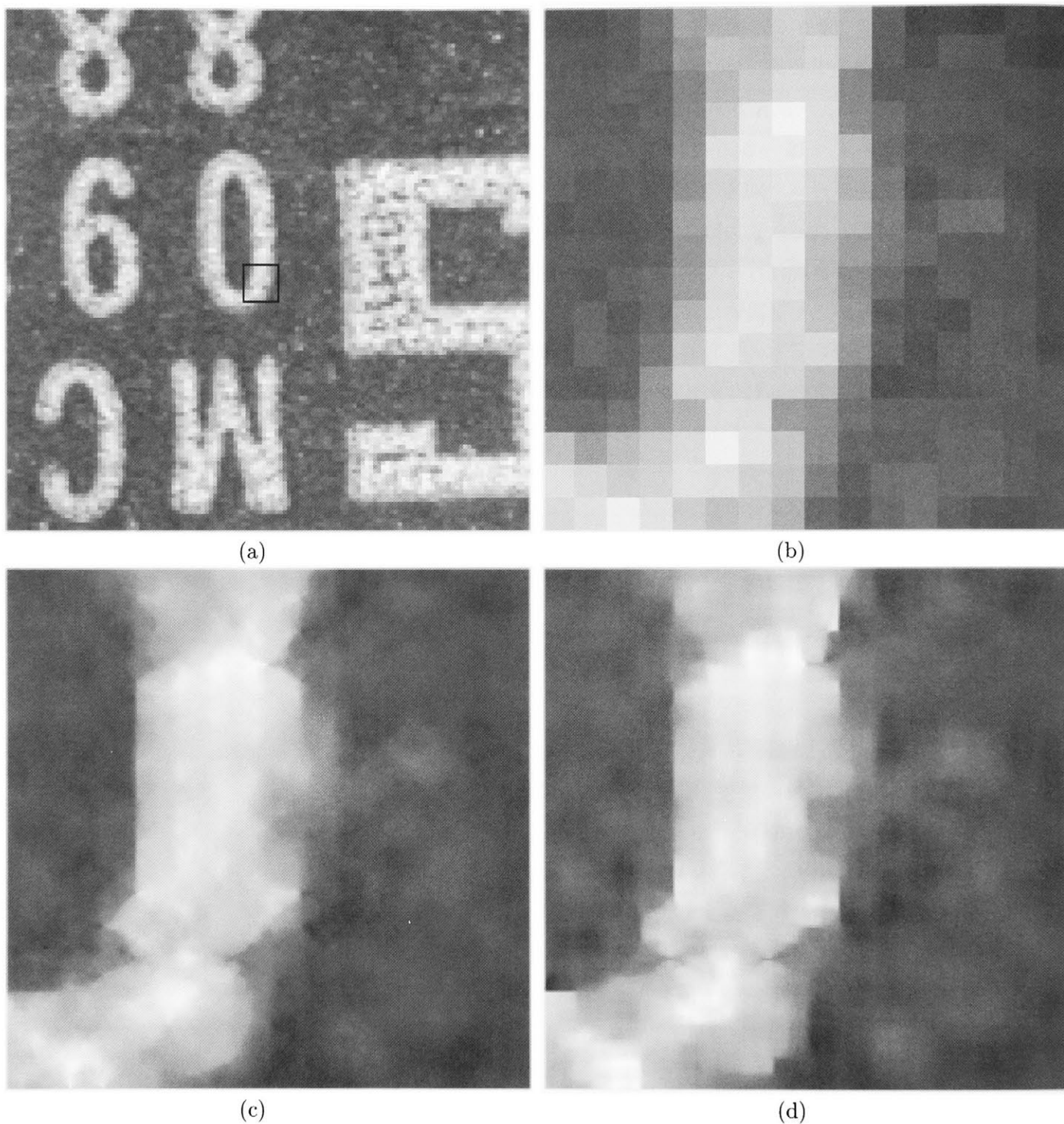


図 4.14: Text 画像の 4 回拡大の比較 : (a) 原画像, (b)NNI, (c)KIM 及び (d)EXFI. (原画像の中心部, 枠で囲った部分を拡大.) KIM との差は, 主観的に大きな違いがあるわけではない. しかしながら, ファジィルールの簡素化により, 設計性の向上や処理時間の短縮という優位性は EXFI の特徴である.

### 4.4.3 カラー画像の拡大実験

本手法を用いた不特定画像拡大（カラー画像）に用いるテスト画像を図 4.15 に示す。本手法では、モノクロ画像拡大処理と同様に、原画像をローパスフィルタ（ガウシアンフィルタ）によって処理し、その後、ダウンサンプリングして縮小した画像を入力画像として用いた。具体的には、標準画像 12 種類を上記の処理によって 4 分の 1（128×128 画素）に縮小したものをを用いた。評価は、数値評価（RMSE）と主観評価を行った。NNI, BLI, CCI, CAR, KIM, EXFI 及び VEXFI により拡大した結果を比較した。この際、ベクトル化処理を行っている VEXFI 以外の各手法では、R, G, B 各成分ごとに拡大処理し最後にそれらを結合する処理を行った。本手法では、すべての画像に対して前件部メンバーシップ関数のパラメータ  $\alpha$  及び  $\beta$ （図 4.4 をベクトル化して使用する場合）の値を 10, 60（水平・垂直方向の場合） $\gamma$  及び  $\epsilon$ （図 4.5 をベクトル化して使用する場合）の値を 10, 180（クロス方向の場合）とした。これらの組み合わせは、標準画像 Lena の RMSE を最良にする値を経験的に得たものである。

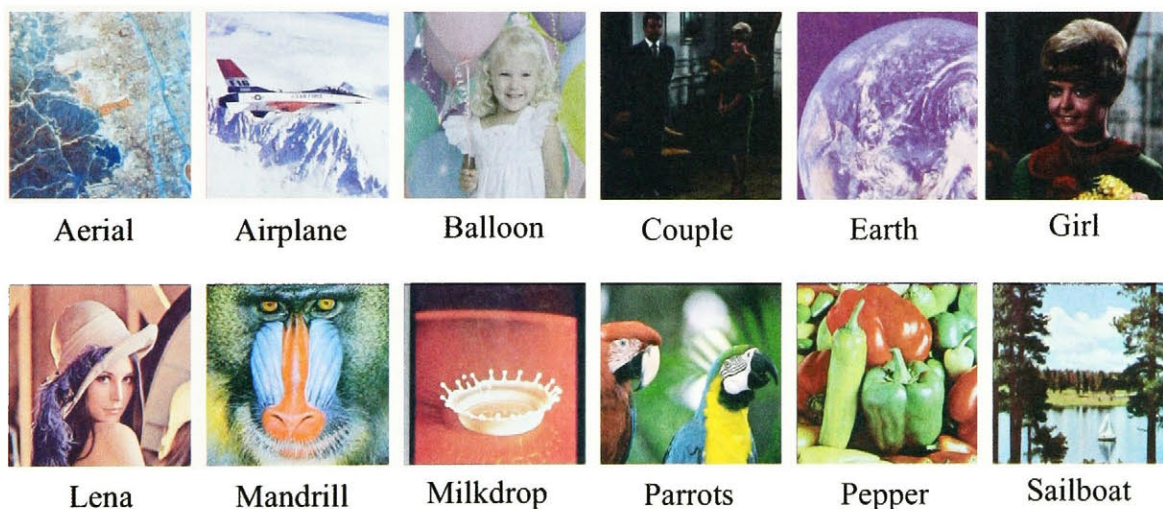


図 4.15: 実験に使用したカラー画像.

## 4.4.4 カラー画像の拡大結果

図 4.16 に Mandrill 及び図 4.17 に Lena の拡大結果を示す。紙面の都合上、拡大画像（ $256 \times 256$  画素）の一部（ $80 \times 80$  画素）を切り出した結果を示す。この結果より、EXFI 及び VEXFI は従来手法と比較して、滑らかでかつ鮮明であることが確認できる。また、特に VEXFI はベクトル化処理により、高精度を保ちつつ、処理速度が速いという優位性がある。

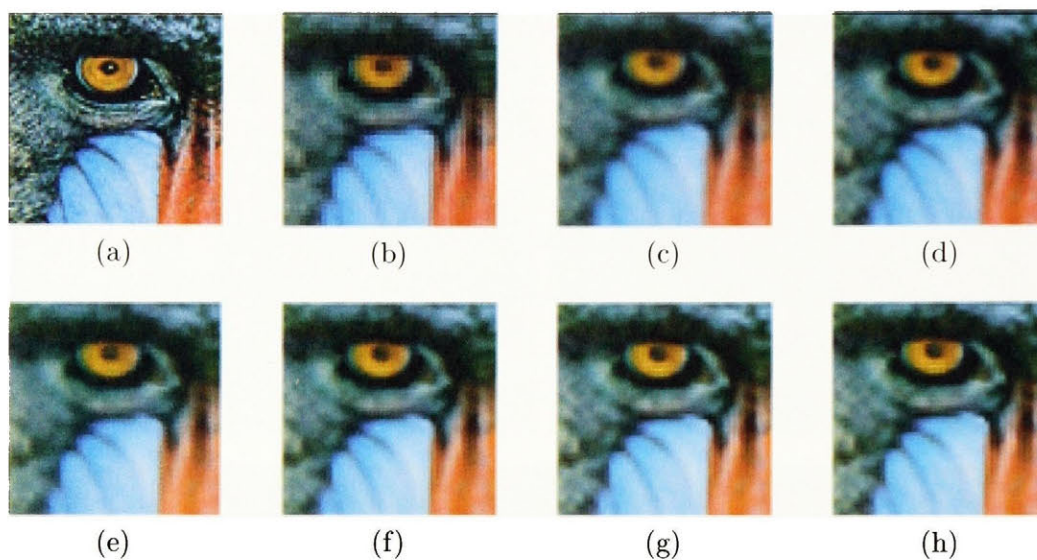


図 4.16: Mandrill の画像拡大の結果（カラー画像）。(a) 原画像, (b) NNI, (c) BLI, (d) CCI, (e) CAR, (f) KIM, (g) EXFI 及び (h) VEXFI. (拡大画像の  $80 \times 80$  を切り取った結果)

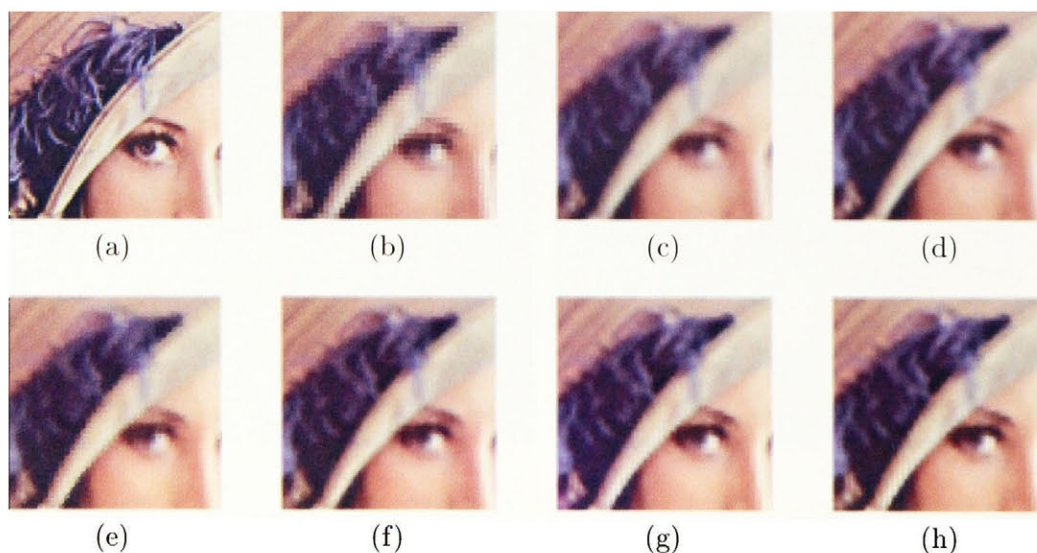


図 4.17: Lena の画像拡大の結果（カラー画像）。(a) 原画像, (b) NNI, (c) BLI, (d) CCI, (e) CAR, (f) KIM, (g) EXFI 及び (h) VEXFI. (拡大画像の  $80 \times 80$  を切り取った結果)

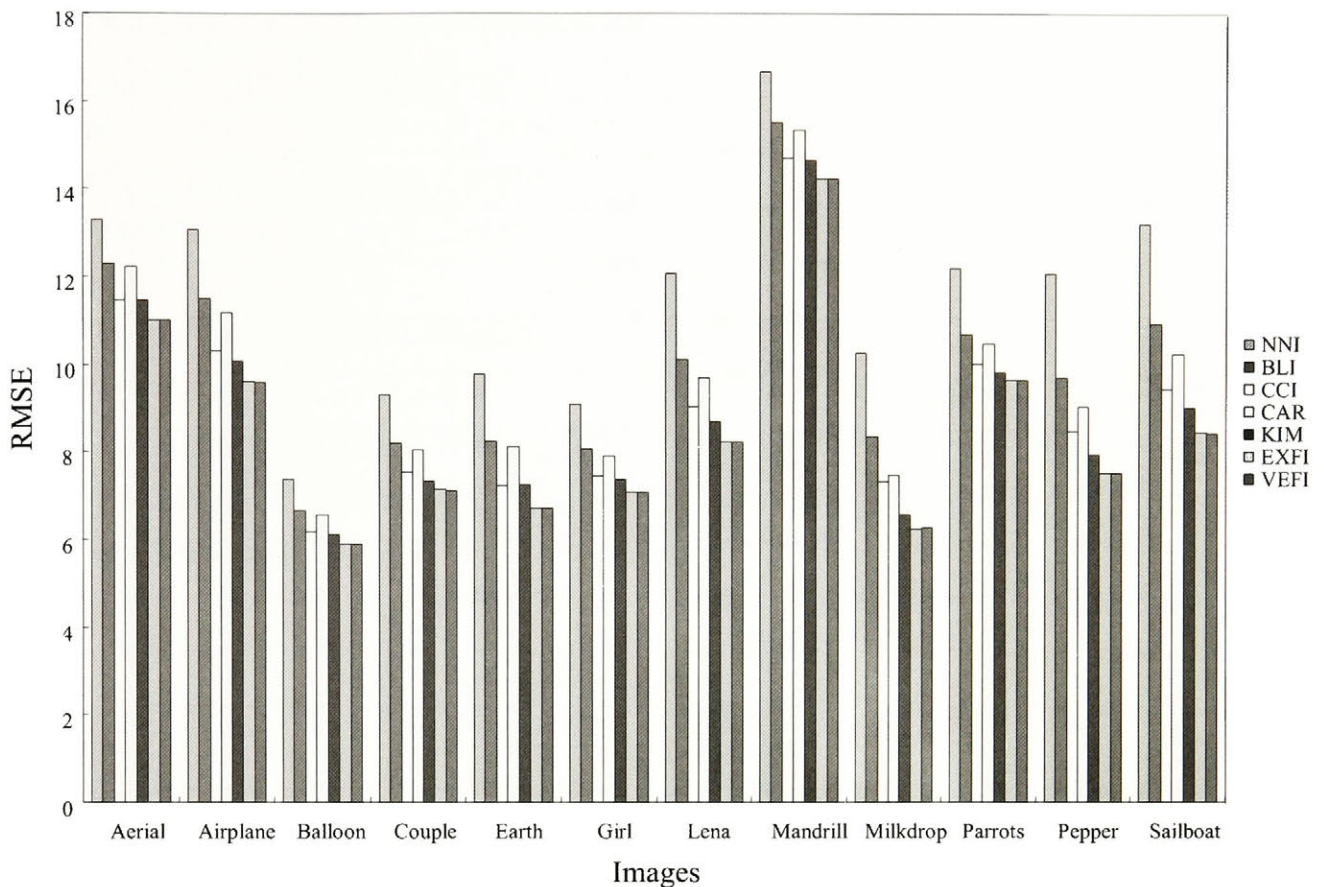


図 4.18: 各手法における拡大結果の RMSE: カラー画像. 全画像の平均において EXFI 及び VEXFI が最高順位である. 特に VEXFI は KIM との比較において, 精度・処理速度において, 優位性がある.

図 4.18 に, それぞれの手法による拡大結果の平均自乗誤差 (Root Mean Square Error: RMSE) を示す. ここで, 図中の縦軸は RMSE であり, 横軸に各画像を示し, それぞれの画像中に含まれる結果は, 左から順番に NNI, BLI, CCI, CAR, KIM, EXFI 及び VEXFI で得られた MSE である. 図 4.18 より, いずれの画像についても, 数値評価において, EXFI 及び VEXFI が他の手法よりも優れた画像拡大処理を実現していることがわかる. また, EXFI と VEXFI の精度は同等であることが確認できる.

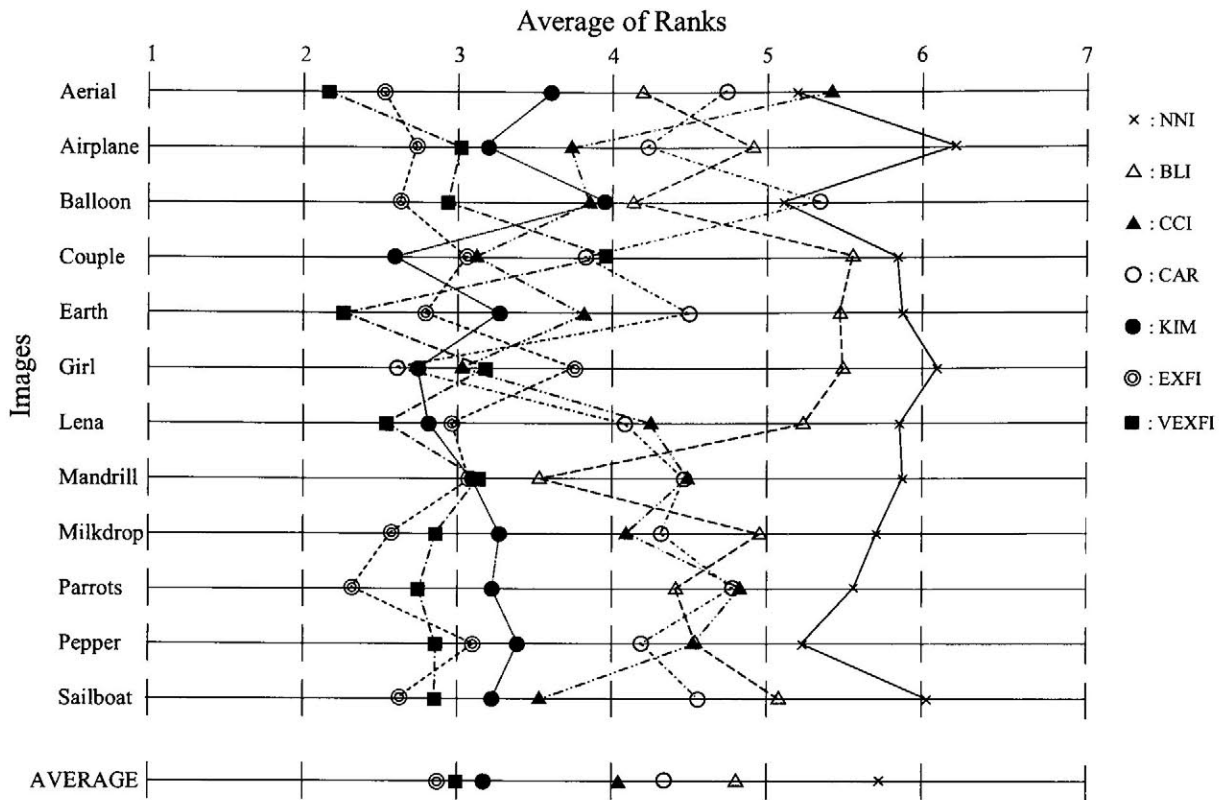


図 4.19: 主観評価 (62名の被験者による平均順位): カラー画像. 全画像の平均において EXFI 及び VEXFI が高順位である.

図 4.19 に主観評価の結果を示す. 評価方法は, 21 才から 70 才までの男女 62 名を被験者とし, 画像ごとに 7 種類の拡大手法により得られた拡大画像 (256×256 画素) をランダムな位置に配置し, 高解像度プリンタを用い A4 サイズで出力し, 30cm 離れて “滑らかでかつ鮮明な画像” 順に順位をつけてもらい, 得られた結果から各手法の平均順位を算出しておこなった. 図中の×は NNI, △は BLI, ▲は CCI, ○は CAR, ●は KIM, ◎は EXFI, ■は VEXFI を示す. 図 4.19 より, RMSE を用いた数値評価の順序とは個々の画像において必ずしも一致しないが, 評価の平均において EXFI 及び VEXFI は上位であることから, 滑らかでかつ鮮明な画像であることが確認された.

処理速度を評価する目的でカラー画像拡大における処理速度はNNIを1とした場合の結果を図4.20に示す。この実験では、VEXFI以外は、R、G、B成分を分離し、拡大処理を施した後、それらを結合した。VEXFIはEXFIの約2倍の処理時間を可能とした。これは、VEXFIがベクトル化処理をしたことにより高速化された結果である。さらに、VEXFIをKIMと比較するとその差は顕著で、約4倍の処理速度となる。これは、ファジィルール簡略化と、KIMではアルゴリズム上不可能なベクトル化処理を施したことによる結果である。本論文で用いた実験環境（CPU:1.7GHz）において、VEXFIの一枚当たりの処理時間は0.09秒であった。この結果から、画像拡大を繰り返す動画とする処理（リアルタイム処理）には至らないものの高精度な画像拡大を保ちつつセミアルタイム処理は可能だと考えられる。実応用として、携帯電話に付属するカメラを用い解像度の低い画像を撮影して実時間で送信し、受信側は、静止画の拡大処理を短時間で処理することにより、拡大画像を動画として再生することが可能となる。

	Ratio
NNI	1
BLI	1.04
CCI	4.87
CAR	3.13
KIM	57.93
EXFI	30.69
VEXFI	16.84

図 4.20: カラー画像拡大における処理速度（NNIを1とした場合）。VEXFI以外は、R、G、B成分を分離し、拡大処理を施した後、それらを結合した。VEXFIで採用したベクトル化処理の有効性を確認できた。

## 4.5 おわりに

本章では、人間の知識を反映させた画像手法としての位置づけの基に、高精度な拡大画像をより高速に得ることを目的として、線形外挿のファジィ推論に基づく画像拡大手法を提案した。提案手法は、従来手法 NNI, BLI, CCI, CAR, KIM と比較して数値評価及び主観評価において、高精度でな拡大画像を得ることができた。また、提案手法 (EXFI) は、補間画素の近隣画素の絶対差を入力情報として用いているので、ベクトル情報 (例えば, R, G, B 成分等からなるカラー画像) に対しても容易に適用することができ、高速・高精度カラー画像拡大を実現した (VEXFI)。

カラー画像拡大における処理速度も KIM と比較して処理速度も高速で、精度においても良好な結果を得た。これは、すなわち高精度を保ちつつファジィルールを簡素化できたことによる。

実験の結果より、幅広い分野において高精度・高速な不特定拡大手法 (一般画像拡大手法) として、様々な分野での利用が期待できる。



## 第5章 結論

本論文は、自己組織化マップ及びファジィ推論を用い、デジタル画像を高精度に拡大することを目的として、産業界への応用も可能な画像処理技術について述べた論文である。各章で説明した手法で得られた成果について述べる。

本論文において説明・提案したデジタル画像拡大手法の比較・検討及びまとめは以下の通りである。

1) 従来手法の内、代表的3手法(NNI, BLI, CCI)は精度の点で劣るが、アルゴリズムが単純であるので、今後も簡便な手法としての有用性があると考えられる。(第2章)

2) Carratoらの手法(CAR)は、エッジの保存を実現する手法としての妥当性は認められ、処理速度も高速であるが、精度の点で劣る。(第2章)

3) 木村らの手法(KIM)は、ファジィ推論を用いエッジの保存、山型・谷型の補間を実現し、高精度な手法と言えるが、ファジィルールの複雑さにより処理時間がやや遅いので実応用に向けた手法とはいえない。(第2章)

4) 自己組織化マップで生成されたコードブックを用いた画像拡大手法(CB)は、基準画像を用いて自動的にパラメータを決定する手法であり設計性が良く、ある特徴を持つ画像拡大には絶対的効果を発揮するきわめて有効な手法である。処理時間が遅い点が、本手法の欠点ではあるが、学習型ファジィ推論を用いてコードブック中のコード数を削減する手法(CBFI)によりその欠点はある程度解決できた。本手法はデータの特徴を反映した手法であるので、その高精度を利用して、特定用途の画像拡大適用される。(第3章)

5) ファジィ推論を用いた画像拡大手法(EXFI)は、人間の知識に基づいてルールを決定する手法であり、高精度を保ちつつファジィルールの簡素化を実現した高速な手法である。さらに本手法はR, G, B信号をベクトル化処理可能な画像拡大技術であるので、カラー画像への拡張(VEXFI)

表 5.1: 各画像拡大手法の特徴.

	設計性	精度	処理速度	カラー化への応用
NNI	良い	低い	速い	簡便
BLI	良い	低い	速い	簡便
CCI	良い	やや低い	速い	簡便
CAR	良い	低い	速い	簡便でない
KIM	やや悪い	高い	やや遅い	簡便でない
CB	良い	高い	遅い (CBFI で高速化)	簡便でない
EXFI	良い	高い	速い	簡便 (VEXFI)

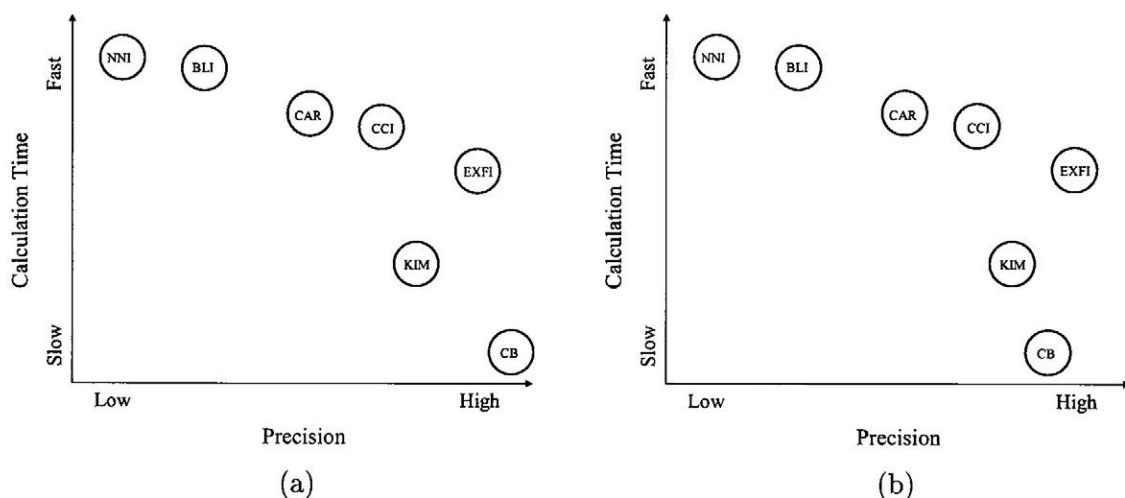


図 5.1: 各画像拡大手法における精度と速度の関係. (a) 特定画像, (b) 不特定画像.

が容易である. 本手法は, どのような画像でも高速・高精度な拡大が実現できるので不特定用途 (一般用途) 向けである. (第 4 章)

各画像拡大手法の特徴を表 5.1 に示し, 各画像拡大手法の精度と速度の関係を図 5.1 に示す. これは, (a) 特定画像及び (b) 不特定画像 (一般画像) を対象とした比較であるが, 特定画像の拡大においては, CB の精度が最も高くなり, 不特定画像の場合は, EXFI の精度が最も高くなる事が確認された.

本論文において提案した画像拡大手法 (CB) 及び (EXFI) を用いて、次のような応用が可能であると考えられる。

i) ある特定のパターンや特徴を持つ画像において低解像度の画像を高解像度化する場合、CB を用いることにより高精度な画像拡大が可能である。例えば、パターン認識技術との融合により、自動車のナンバープレートの特定、監視カメラの隅に写った人物の顔の特定等への応用が考えられる。

ii) 高速・高精度の画像拡大手法 (EXFI) 及び高速・高精度のカラー画像拡大手法 (VEXFI) を用いて、それらを実時間処理することにより、高精度な動画像拡大への応用（リアルタイム拡大処理）が考えられる。

iii) 画像処理の分野では、JPEG・MPEG 等の画像圧縮技術 [45] も盛んに研究され広く応用されている。通信技術において、ある画像を送信する場合、少ない情報を正確に送信することが重要である。その際、例えば、“画像を縮小→JPEG 等で圧縮→送信→受信→復元→拡大”を行う、すなわち画像拡大手法と画像圧縮手法を融合することで通信コストを下げるということが可能であると考えられる。

急速にマルチメディア化・デジタル化が急速に進行する中で、提案 2 手法はどのような画像を拡大したいのか、どのような用途・場面で用いたいかに応じ、それぞれの手法の持つ特徴や特性を生かし、産業界への応用やその技術を利用する一般ユーザーへ広く貢献することが可能である。本論文で提案した技術は、局所情報に基づく補間という手法を用い、少ない情報量からの多くの情報を生み出す（推定する）ことが出来、航空宇宙工学・医療技術・通信技術・犯罪捜査等への幅広い応用が大いに期待できる。



## 謝辞

本研究を遂行するにあたり、終始懇切丁寧なご指導を賜りました九州工業大学大学院生命体工学研究科 山川 烈 教授に心から感謝致します。また、本論文をまとめるにあたり、有意義なご助言とご討論を頂いた九州工業大学情報工学部制御システム工学科 岡崎悦明 教授、延山英沢 教授、尾辻泰一 教授、同学部生物化学システム工学科 東條角治 教授に謝意を申し上げます。さらに、本研究及び本論文作成にあたり数々の丁寧なご支援を賜りました山口大学理学部 末竹規哲 講師、九州工業大学大学院生命体工学研究科 堀尾恵一 助手に心から感謝申し上げます。学生として共に学び、終始ご助言とご激励を頂いた、山川研究室の皆様には厚く感謝致します。

本論文は、九州工業大学大学院情報工学研究科において研究を行った成果であります。社会人大学院生として入学を許可して頂きました九州工業大学に深く感謝致します。また、本研究遂行に関し理解を示して頂いた職場の上司及び同僚の皆様には感謝致します。

最後に、私の研究活動に理解を示し、影から支えてくれた親愛なる妻 眞里、長女 沙希、長男 尚寛に心から感謝の意を表します。

## 参考文献

- [1] 青木ら, “北の国から見る, 見せる特別小特集,” 電子情報通信学会誌, Vol. 83, No.9, pp. 660-685, 2000.
- [2] A. Rosenfeld, A. C. Kak, Digital Picture Processing, Jhon Weatherhill, Inc., 1976.
- [3] 安居院猛, 中嶋正之, 基礎情報工学シリーズ18 画像情報処理, 森北出版株式会社, pp. 15-59, 1991.
- [4] 電子通信学会編, デジタル信号処理ハンドブック, オーム社, pp. 396-408, 1993.
- [5] 貴家仁志, よくわかるデジタル画像処理, CQ 出版社, 1996.
- [6] 高木幹雄, 下田陽久監修, 画像解析ハンドブック, pp. 441-444, 東京大学出版会, 1991.
- [7] R. G. Keys, “Cubic Convolution Interpolation for Digital Image Processing,” IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. ASSP-29, No. 6, pp. 1153-1160, 1981.
- [8] 新堀英二, 高木幹雄, “DCT を用いた Gerchberg-Papoulis の反復法を適用した高画質画像拡大,” 電子情報通信学会論文誌 (D-II), Vol.J76-D-2, No.9, pp.1932-1940, 1993.
- [9] 木本伊彦, 安田靖彦, “直交変換を用いた濃淡画像の拡大処理とブロック歪みの軽減の一方法,” 画像電子学会誌, Vol.23, No.4, pp.284-299, 1994.
- [10] 田中章, 今井秀幸, 宮腰政明, 伊達惇, “多重解像度解析を用いたデジタル画像の拡大,” 電子情報通信学会論文誌 (D-II) , Vol. J79-D-II, No.5, pp. 819-825, 1996. Vol.23, No.4, pp.284-299, 1994.
- [11] P. J. Burt and E. A. Adelson, “The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code,” IEEE Trans. Commun., Vol. COM-31, pp. 532-540, 1983.
- [12] H. Greenspan and C. H. Anderson, “Image Enhancement by Non-linear Extrapolation in Frequency Space,” SPIE vol.2182 Image and Video Processing II, pp.2-13, 1994.

- [13] 関和大介, 田口亮, 村田裕, "ニューラルネットワークを用いたラプラシアンピラミッドに基づくデジタル画像の拡大," 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol. J80-A, No. 9, pp. 1499-1508, 1997.
- [14] 関和大介, 田口亮, "局所分散に基づくマルチニューラルネットワークによるデジタル画像の拡大," 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol. J81-A, No. 4, pp. 790-798, 1998.
- [15] 高橋靖正, 田口亮, "ラプラシアンピラミッド階層表現に基づくデジタル画像の一拡大法," 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol. J82-A, No. 11, pp. 1731-1740, 1999.
- [16] 大平雅和, 森浩一, 小畑茂都子, 和田耕一, 寅市和男, "適応的な2次元標本化関数による高品質な画像拡大再編成," 画像電子学会誌, Vol.28, No.5, pp.620-626, 1999.
- [17] 斉藤文彦, "遺伝的アルゴリズムを用いた濃淡画像の拡大処理," 電気学会論文誌 C, Vol. 120, No. 2, pp. 244-251, 2000.
- [18] 電子通信学会編, デジタル信号処理ハンドブック, オーム社, pp. 428-440, 1993.
- [19] 電子通信学会編, デジタル信号処理ハンドブック, オーム社, pp. 17-18, 1993.
- [20] T. Kohonen, "Self-Organizing Formation of Topologically Correct Feature Map," Biological Cybernetics, Vol.43, pp.59-69, 1982.
- [21] T. Kohonen, Self-Organization and Associative Memory, Springer-Verlag, 1988.
- [22] T. Kohonen, Self-Organizing Maps, Springer Verlag, 1995.
- [23] M. M Van Hulle, Faithful Representations and Topographic Maps, Jhon Wiley & Sons, Inc., 2000.
- [24] 谷萩隆嗣, 萩原将文, 山口亨, ニューラルネットワークとファジィ信号処理, pp. 79-81, コロナ社, 1998.
- [25] 日本ファジィ学会編集, ファジィとソフトコンピューティング, pp. 100-120, 2000.
- [26] 田中一男, 応用をめざす人のためのファジィ理論入門-ファジィ集合からファジィ制御まで, ラッセル社, 1991.
- [27] S. Carrato, G. Ramponi and S. Marsi, "A Simple Edge-sensitive Image Interpolation Filter," Proc. of the IEEE Int. Conf. on Image Processing, pp.711-714, Lausanne, Switzerland, Sep.,1996.

- [28] 木村誠聡, 田口亮, 村田裕, “ファジィルールに基づく信号細部変化を保存する補間手法,” 電子情報通信学会論文誌, Vol.J83-A, No.9, pp.1099-1108, 2000.
- [29] 麻生隆史, 末竹規哲, 山川烈, “自己組織化マップを用いたコードブックの生成とその画像拡大への応用,” 第17回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 353-356, 千葉, 2001.
- [30] T. Aso, N. Suetake and T. Yamakawa, “A Codebook-Based Digital Image Enlargement Employing a Fuzzy Similarity Measure,” Proc. of Int. Conf. on Info-tech & Info-net (D), IEEE PRESS, pp.38-43, Beijing, 2001.
- [31] 麻生隆史, 末竹規哲, 山川烈, “自己組織化マップを用いたコードブックの生成と汎用的利用を目的とした画像拡大手法,” 電気学会論文誌 C, Vol.123, No.1, pp.108-117, 2003.
- [32] 麻生隆史, 末竹規哲, 山川烈, “SOMに基づく学習型ファジィ推論とその画像拡大への応用,” 第18回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.325-328, 名古屋, 2002.
- [33] T.Aso, N.Suetake and T. Yamakawa, “A Code-Reduction Technique for an Image Enlargement by Using a SOM-Based Fuzzy Interpolation,” Proc. of 9th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2002), Singapore, 2002.(CD-ROM)
- [34] T. Aso, N. Suetake and T. Yamakawa, “A Code-reduction Technique for SOM-based Image Enlargement Employing Fuzzy Inference,” IEEJ Tran. EIS, Vol.123, No.6, pp.1182-1183, 2003.
- [35] T. Takagi and M. Sugeno, “Fuzzy Identification of Systems and Its Application to Modeling and Control,” IEEE Trans. on Syst. Man, Cybern., Vol.SMC-15, No.1, pp.116-132, 1985.
- [36] 電子通信学会編, 電子通信ハンドブック, 電子通信学会, pp. 882-883, 1973.
- [37] 電子通信学会編, デジタル信号処理ハンドブック, オーム社, pp. 166-170, 1993.
- [38] 村上周太編集, 講座ファジィ5 ファジィ制御, 日刊工業新聞社, pp. 17-22, 1993.
- [39] J. Moody and C. Darken, “Fast-learning in networks of locally-tuned processing units,” Neural Computation, Vol.1, pp.281-294, 1989.
- [40] L. A. Zadeh, “Fuzzy sets, Information and Control,” Information and Control, Vol. 3, pp.338-353, 1965.



- [41] L. A. Zadeh, "The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning (I)," *Information Sciences*, Vol. 8, pp.199-249, 1975.
- [42] 麻生隆史, 末竹規哲, 山川 烈, "線形外挿のファジィ推論に基づく画像拡大手法," 第19回ファジィシステムシンポジウム論文集, pp.403-406, 大阪, 2003.
- [43] 標準画像ダウンロードサイト, URL (<http://www.sp.ee.musashi-tech.ac.jp/app.html>).
- [44] 三宅洋一, デジタルカラー画像の解析・評価, 東京大学出版会, pp. 53-61, 2000.
- [45] 藤原洋監修, 画像&音声圧縮技術のすべて, CQ 出版社, 2000.