

非線形信号処理からAIへ —40年前の研究が今活きる—

明治大学総合数理学部

荒川薫

概要

1. 非線形信号処理：雑音劣化画像をいかに鮮明にするか？
2. 非線形信号処理から知的信号処理へ
 - 2-1 ニューラルネット型フィルタの提案
 - 2-2 ファジィ論理の導入
3. 非線形信号処理から感性を考慮するAIへ
 - 3-1 デジタルエステ
 - 3-2 対話型進化計算とGANによる画像生成
4. まとめ

1. 非線形信号処理

—雑音劣化画像をいかに鮮明にするか？—

私が40年前に行った研究



オリジナル画像



雑音劣化画像

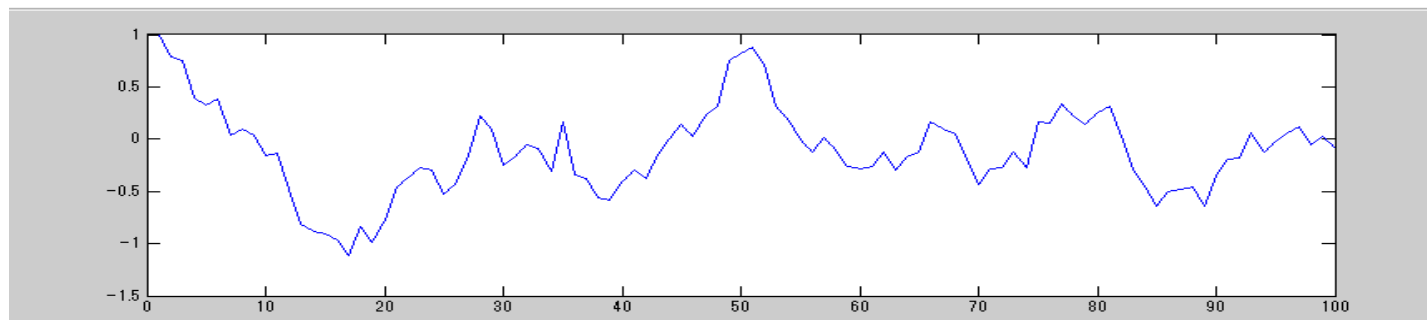


平滑処理結果

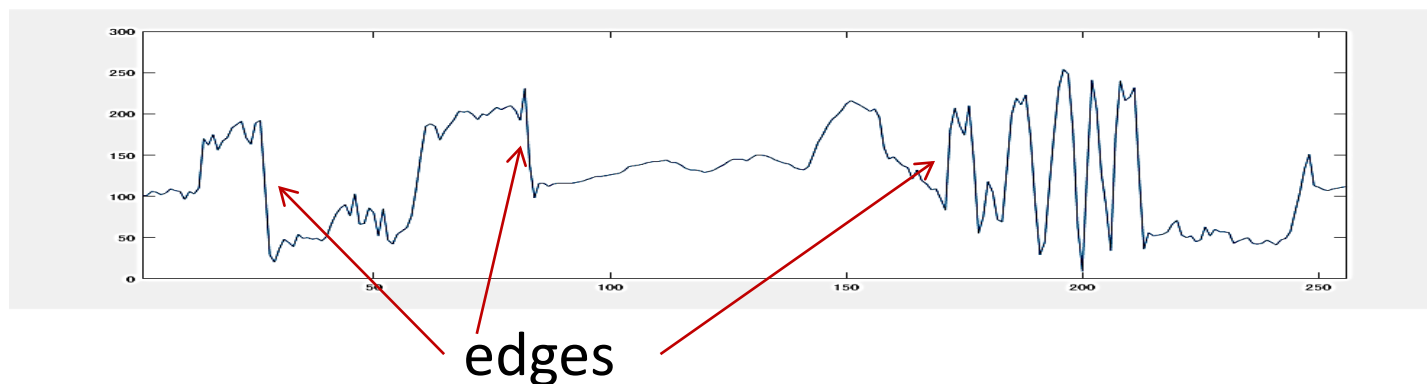
画像の非定常・非ガウス性

信号、雑音が定常的ガウス過程なら、Wienerフィルタが最適
(最適線形フィルタ)

- 定常的ガウス過程の例



- 画像断面の例



非線形信号処理の要請

- 画像のような非定常・非ガウス性信号に重畳した雑音の除去
 - 線形フィルタでは難しい
 - 非線形フィルタの要請



- ϵ -分離非線形ディジタルフィルタ (ϵ -フィルタ) の提案
「 ϵ -分離非線形ディジタルフィルタとその応用」
原島博、小田島（荒川）薫、鹿喰善明、宮川洋
電子情報通信学会論文誌A 1982年04月

ε -フィルタの原理

- 定義

- 線形低域通過フィルタ

$$\begin{aligned} y(n) &= \sum_k a_k x(n-k) \quad \left(\sum_k a_k = 1 \right) \\ &= x(n) + \sum_k a_k (x(n-k) - x(n)) \end{aligned}$$

Nonlinearization

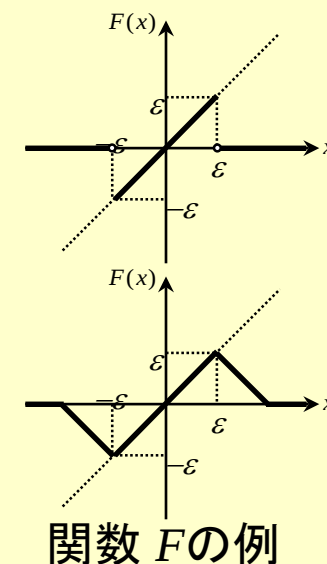
- ε -Filter

$$y(n) = x(n) + \sum_k a_k F(x(n-k) - x(n))$$

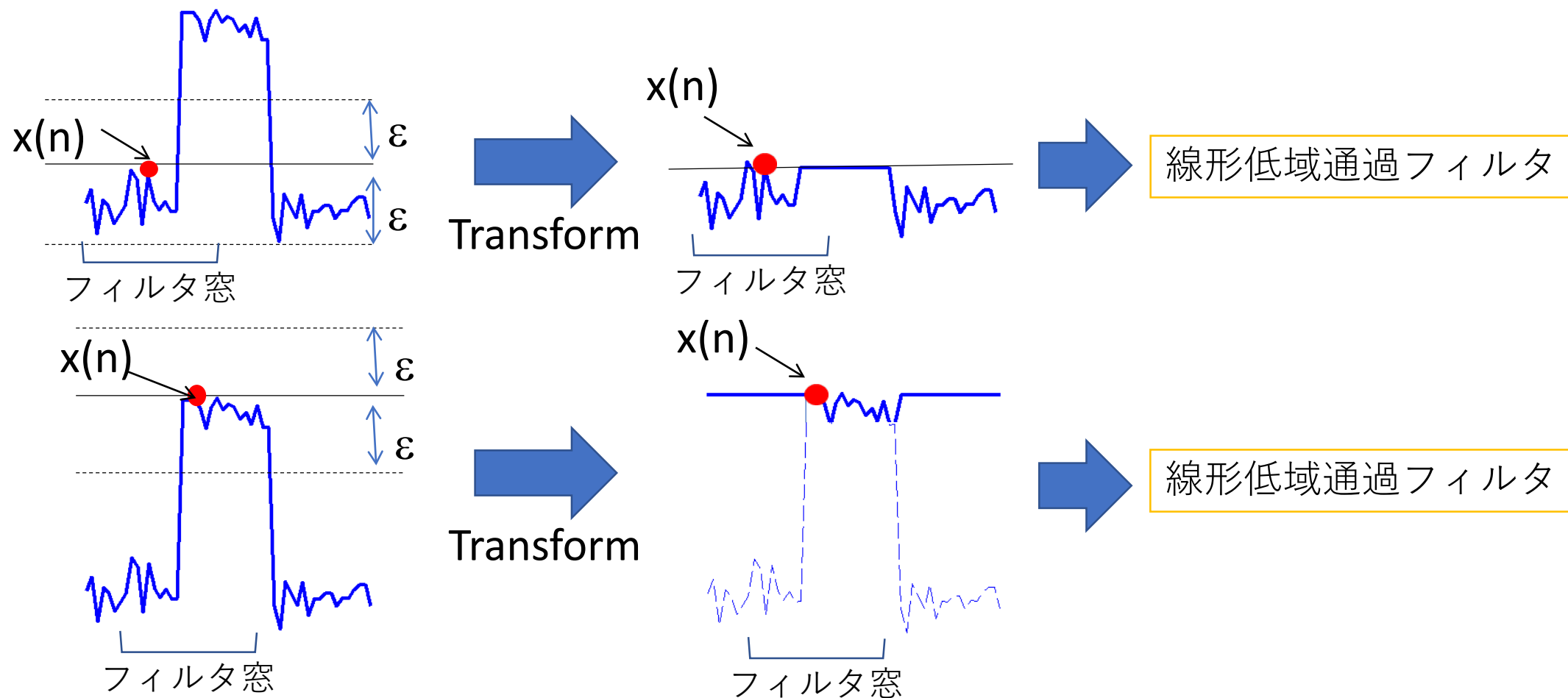
- 効果

- 入出力の差がある値 ε 以内に抑制される.

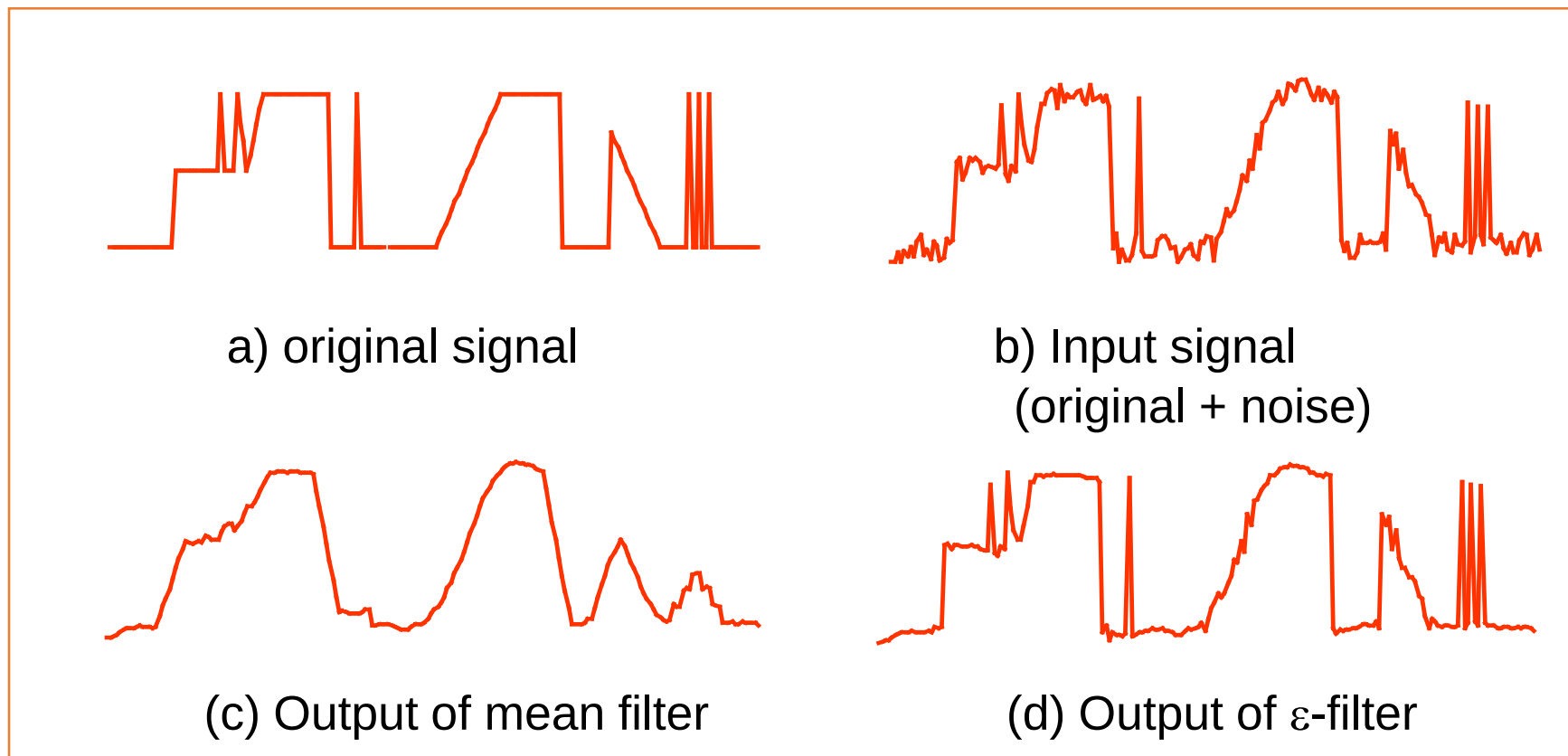
$$\begin{aligned} |y(n) - x(n)| &= \left| \sum_k a_k F(x(n) - x(n-k)) \right| \leq \sum_k |a_k| |F(x(n) - x(n-k))| \\ &\leq \sum_k |a_k| \varepsilon \leq \varepsilon' \end{aligned}$$



ε -フィルタの動作



平均値フィルタと ε -フィルタの特性比較



ε -フィルタによる画像の雑音除去の例



原画像



雑音劣化画像



平滑処理結果

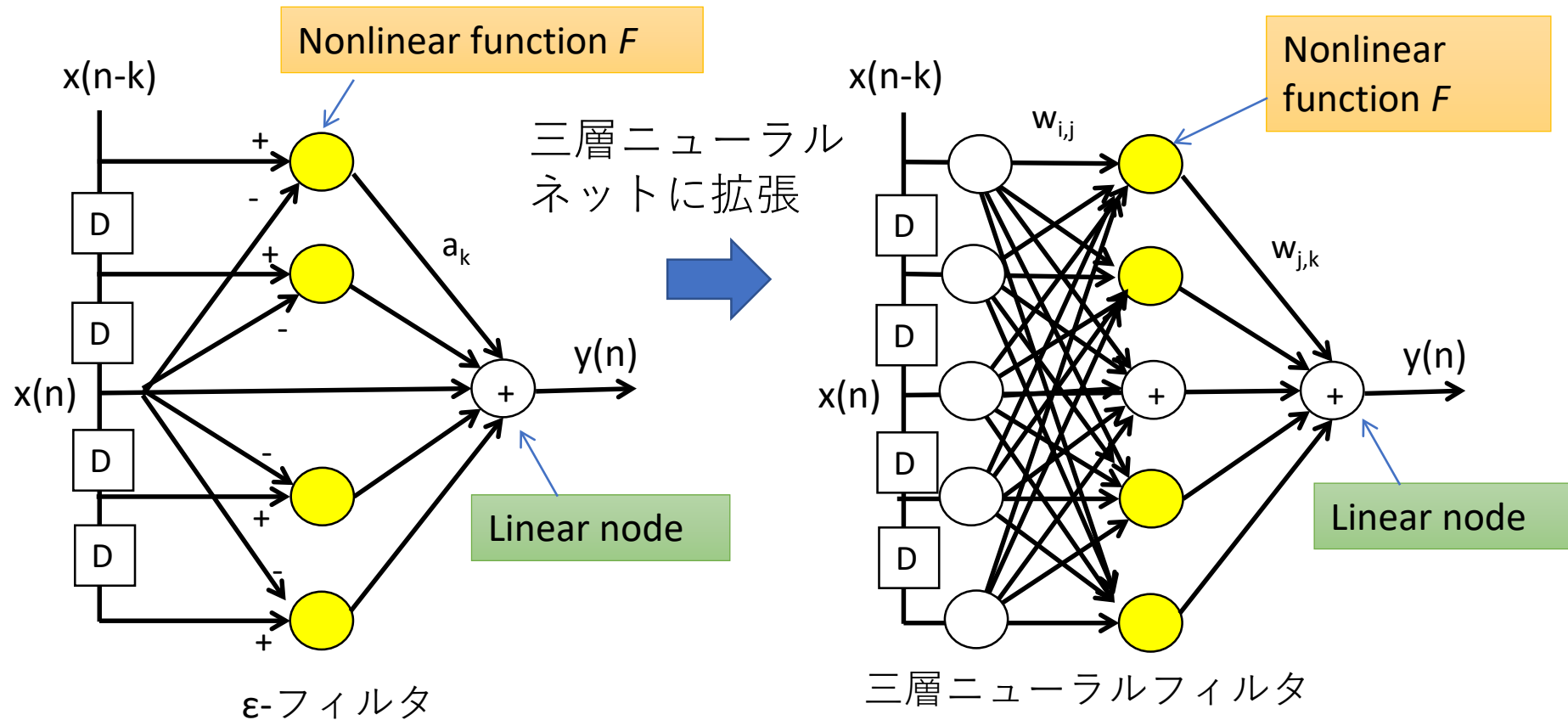


ε -フィルタ出力

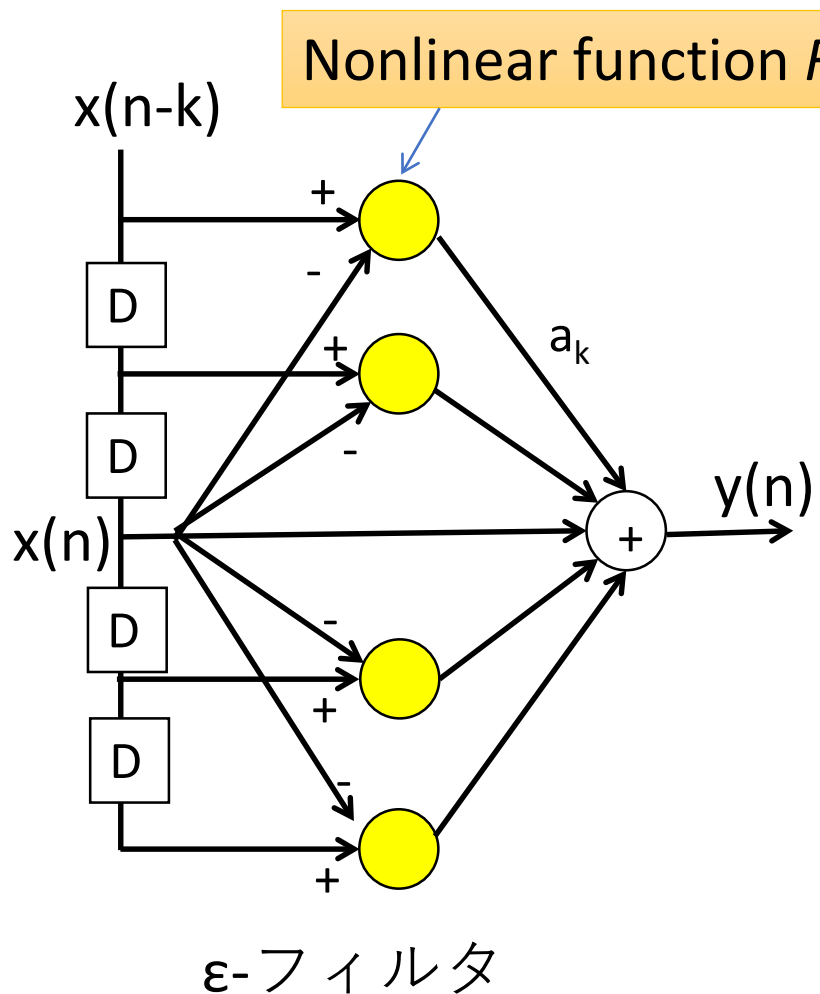
簡単なシステム構成と少ない計算量で実現

2. 非線形信号処理から知的信号処理へ

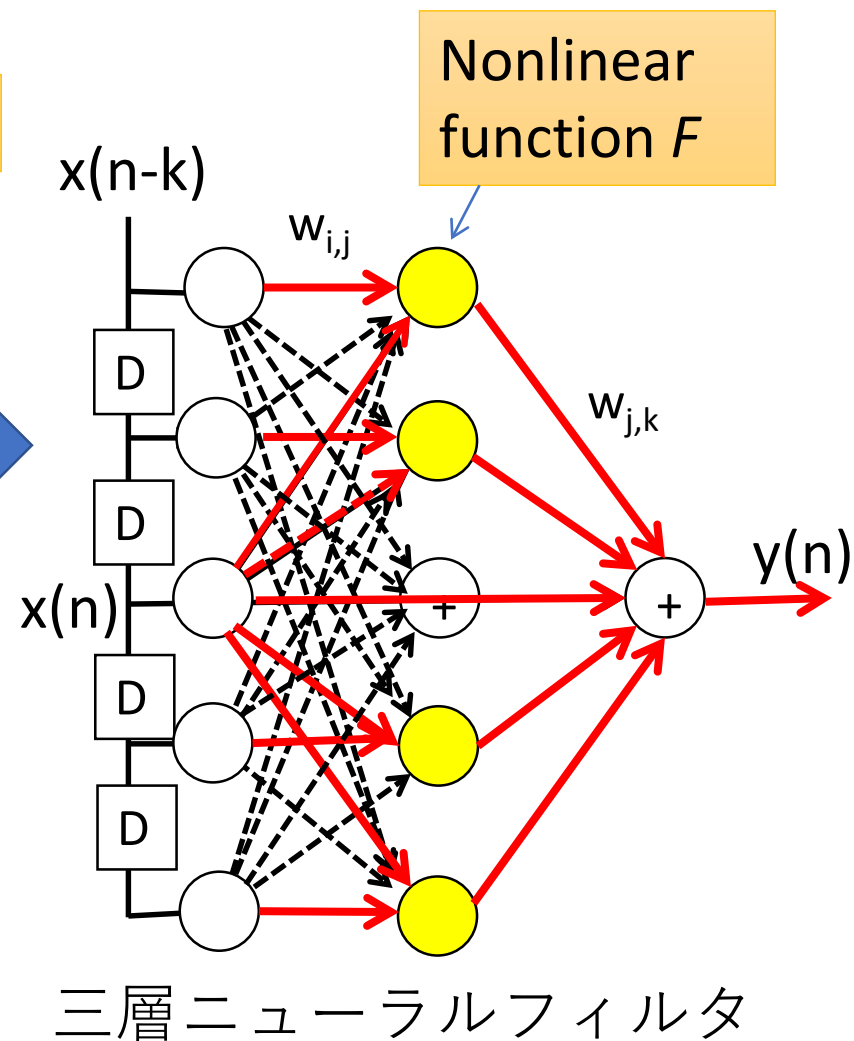
2-1 ニューラルネット型フィルタの提案



荒川薫、原島博、「バックプロパゲーションによる階層形ニューラル非線形フィルタの設計」、
電子情報通信学会論文誌 A Vol.J74-A No.3 pp.421-429、1991年3月

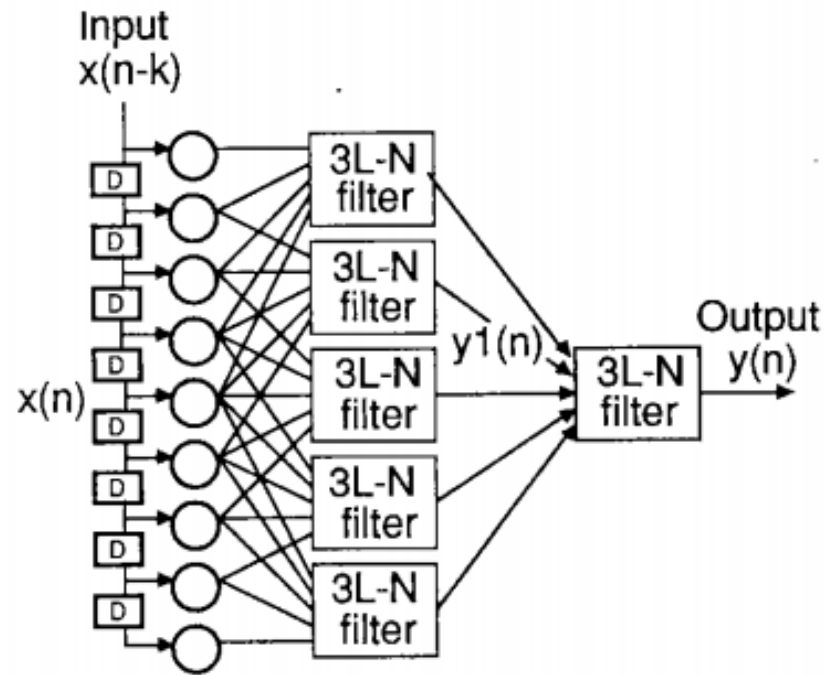


黄色いノードは非線形写像
白いノードは恒等写像

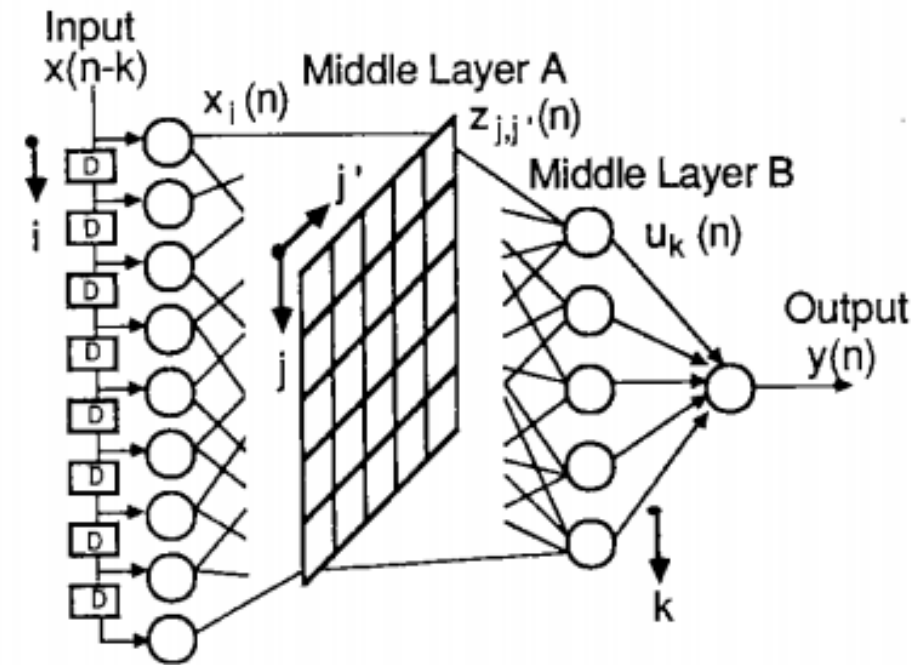


結合荷重を ε -filterになるよう、
初期設定する

三層ニューラルフィルタの縦続接続による 四層ニューラルフィルタの実現



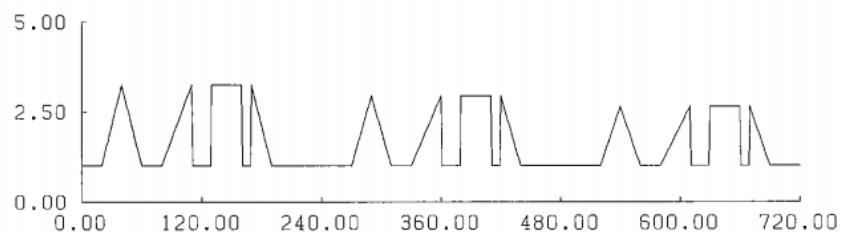
三層ニューラルフィルタの二段縦続接続



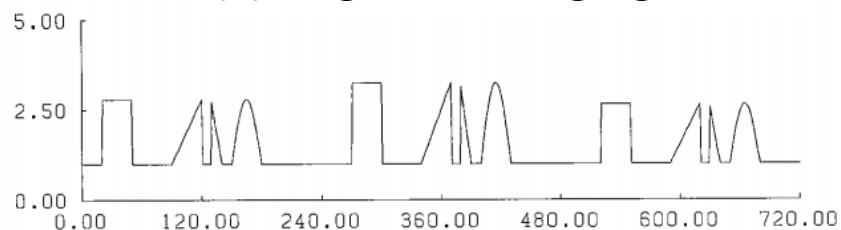
4-Layered neural network

(初期値は ε -フィルタの二段縦続接続に設定)

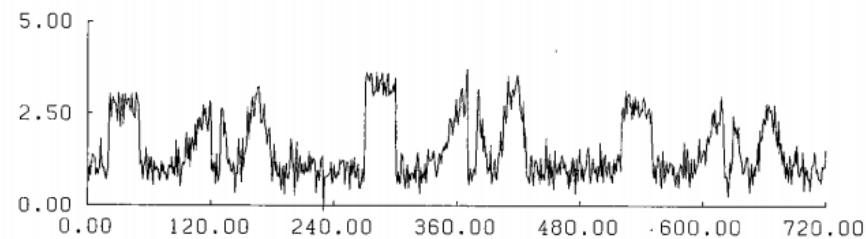
ニューラルフィルタの処理特性



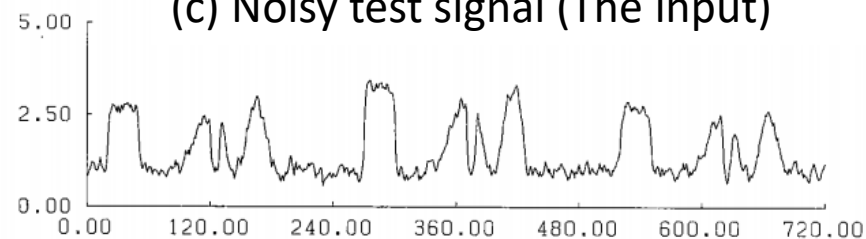
(a) Original training signal



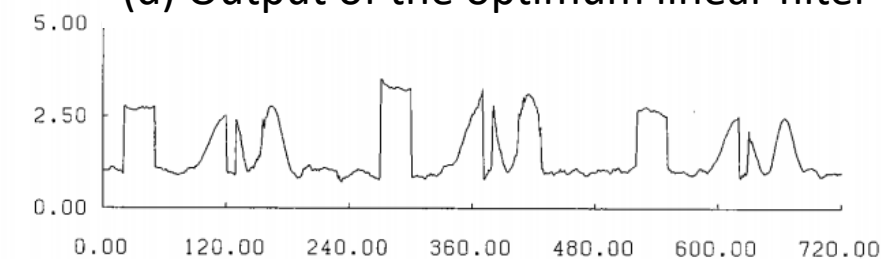
(b) Original test signal



(c) Noisy test signal (The input)

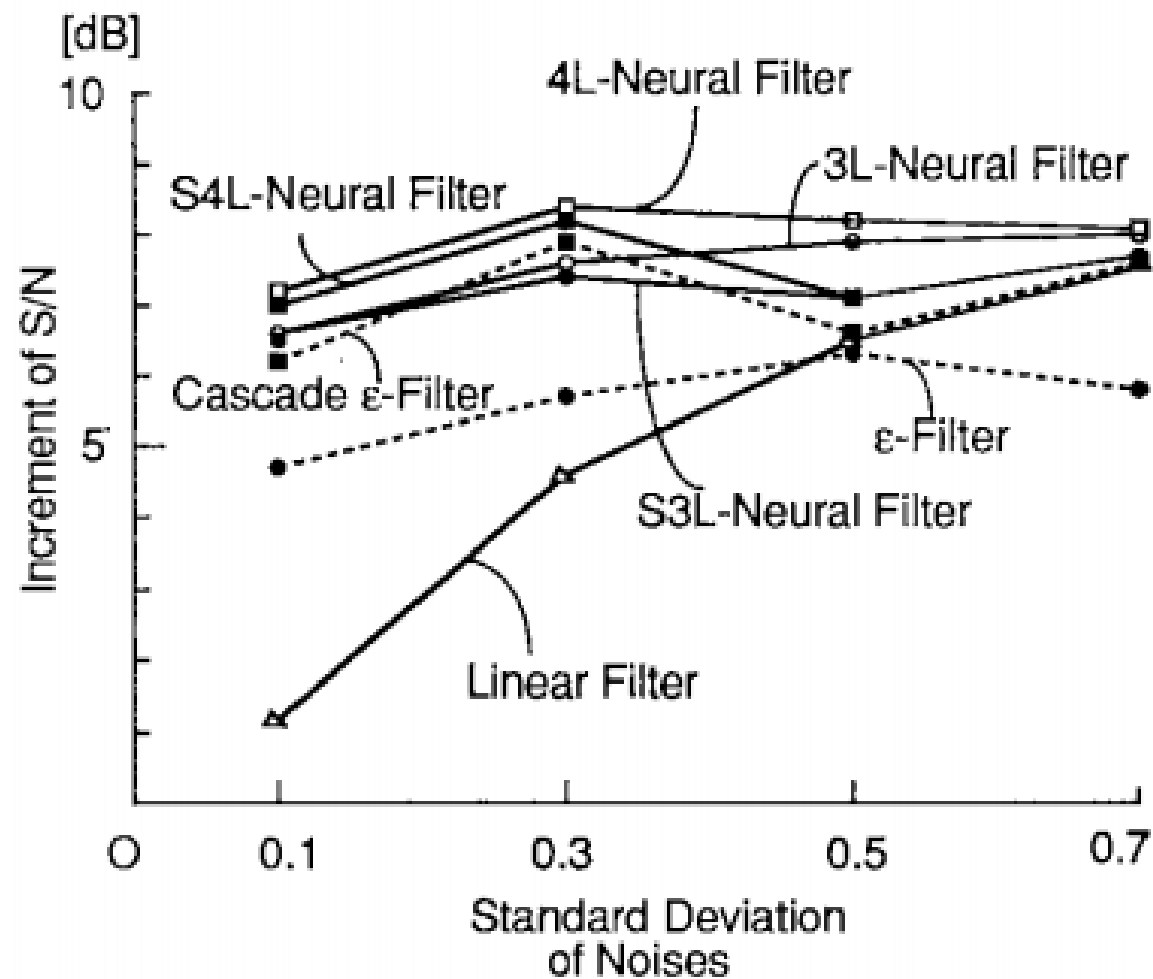


(d) Output of the optimum linear filter



(e) Output of the 4-layered neural filter

ニューラルフィルタの特性比較



ニューラルフィルタによるボケ劣化画像の復元の例

- Linear degradation

PSF: $h(i,j) = \exp(-\sqrt{i^2 + j^2})$

Noise: White Gaussain noise $\sigma_{\eta}^2=5$

- Inverse filter

Linear High-Pass filter : Window size 5×5

ε -filter: Window size 5×5

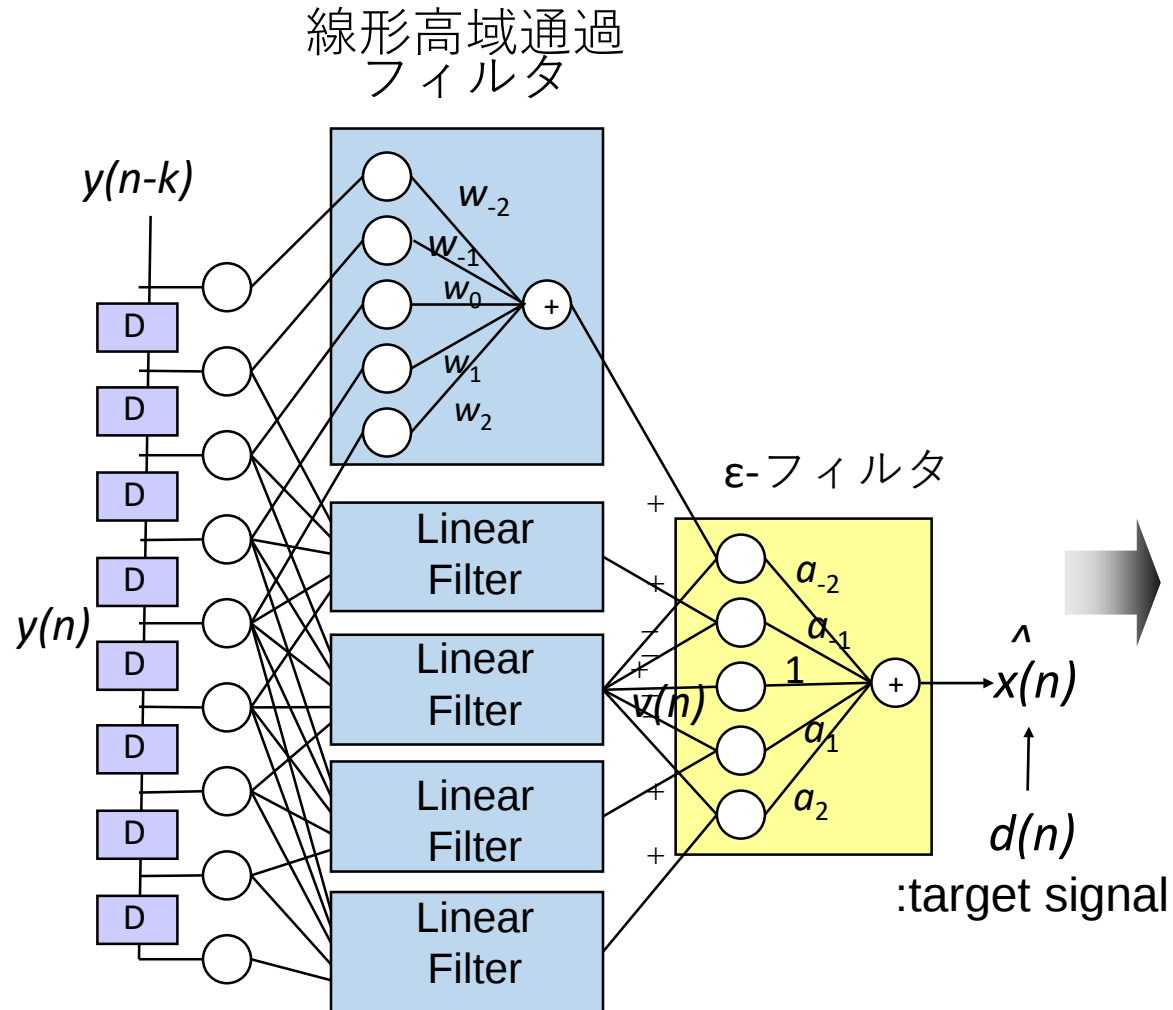


教師信号

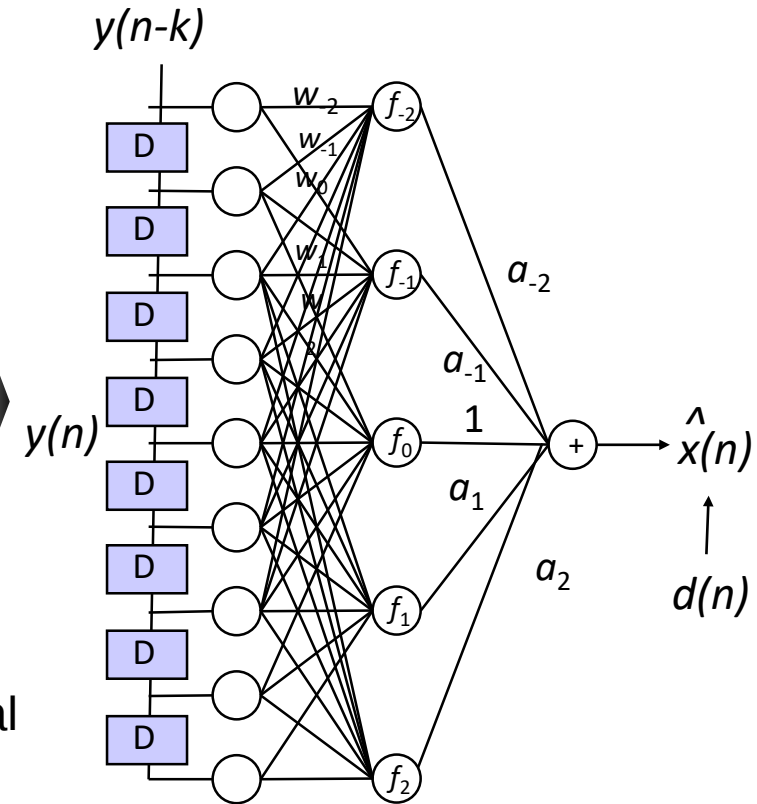


ボケ劣化画像

ニューラルフィルタとして表される 非線形逆フィルタ



線形：5 taps
 ϵ -フィルタ：5 taps



三層ニューラルフィルタ

テスト信号（原画像）



ボケ劣化画像



逆フィルタ処理結果
MSE=588.60



ウィナーフィルタ処理結果
MSE=69.35



ニューラルフィルタ処理結果
MSE=51.33

Deep Neural Netとの関係

- 1980年代のニューラルネットを単純に多層化しても効果は少ない。（勾配消失問題）



- 2000年代、G. Hinton、多階層化されたニューラルネットでも効果的に学習できる方式を提案

深層学習による多層ニューラルネットの出現（Deep Neural Network）

多層化により複雑な特徴分類が可能



層を増やしすぎると、かえって特性が悪くなる



2015年、Kaiming Heらが、Residual Networksを提案

Residual Networks (ResNet)

入力: $\mathbf{x}$ 、教師信号: $\mathbf{d}$

出力: $\mathbf{y} = H(\mathbf{x}) \Rightarrow R(\mathbf{x}) = H(\mathbf{x}) - \mathbf{x}$ (残差成分)

H を最適化するのではなく、 R を最適化する



出力は R を用いて $\mathbf{y} = R(\mathbf{x}) + \mathbf{x}$

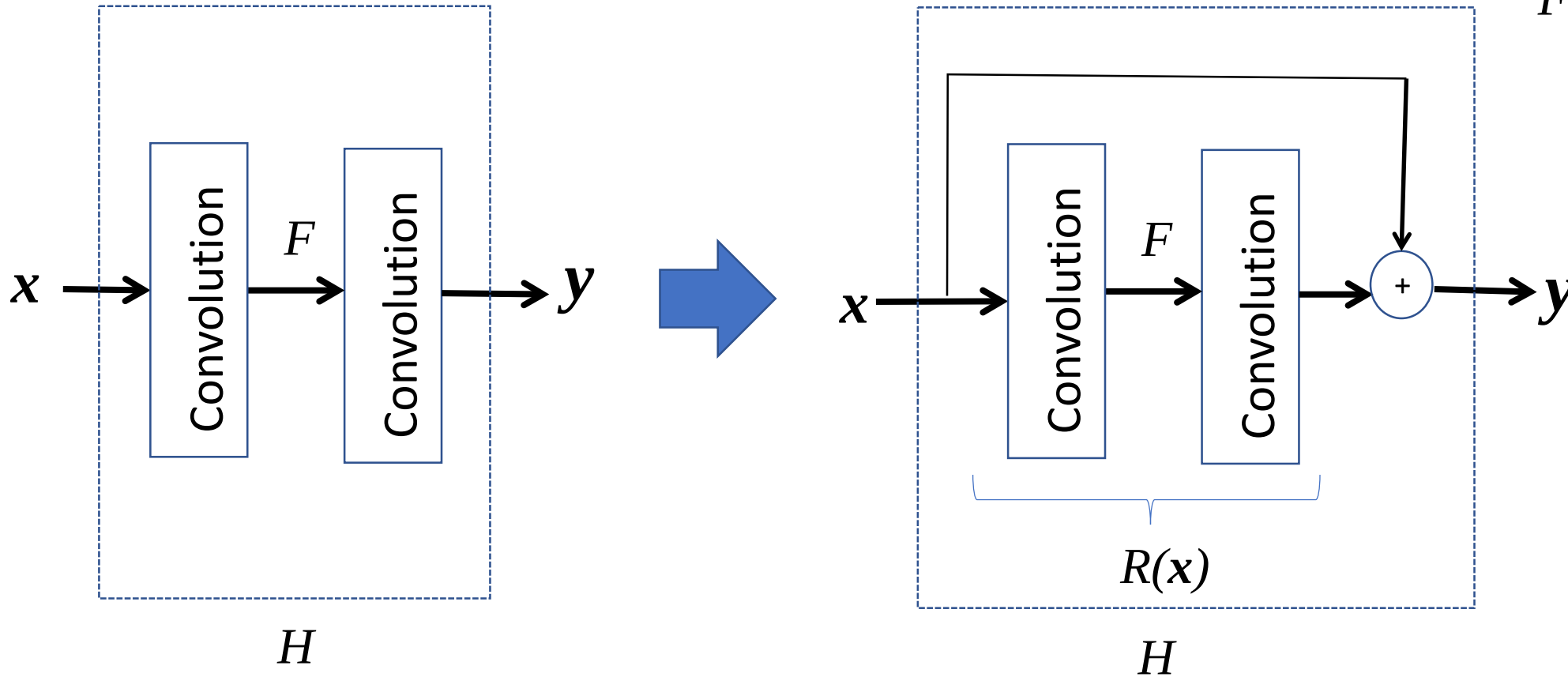
$\mathbf{d}$ が $\mathbf{x}$ に近い場合、有効 $\Rightarrow R(\mathbf{x}) \approx 0$ とすればよい

$$J = E\left[\sum_k (R(\mathbf{x}_k) + \mathbf{x}_k - \mathbf{d}_k)^2\right] \Rightarrow \text{これを最小化}$$

He, Kaiming; Zhang, Xiangyu; Ren, Shaoqing; Sun, Jian (10 December 2015). Deep Residual Learning for Image Recognition. arXiv:1512.03385.

関数 R をニューラルネットとして学習

F : 活性化関数



通常ニューラルネットのブロック

Residual Block

R を学習

ResNetを使ったCNNによる画像の雑音除去の例



(a) Input noisy image
(PSNR=14.76dB)

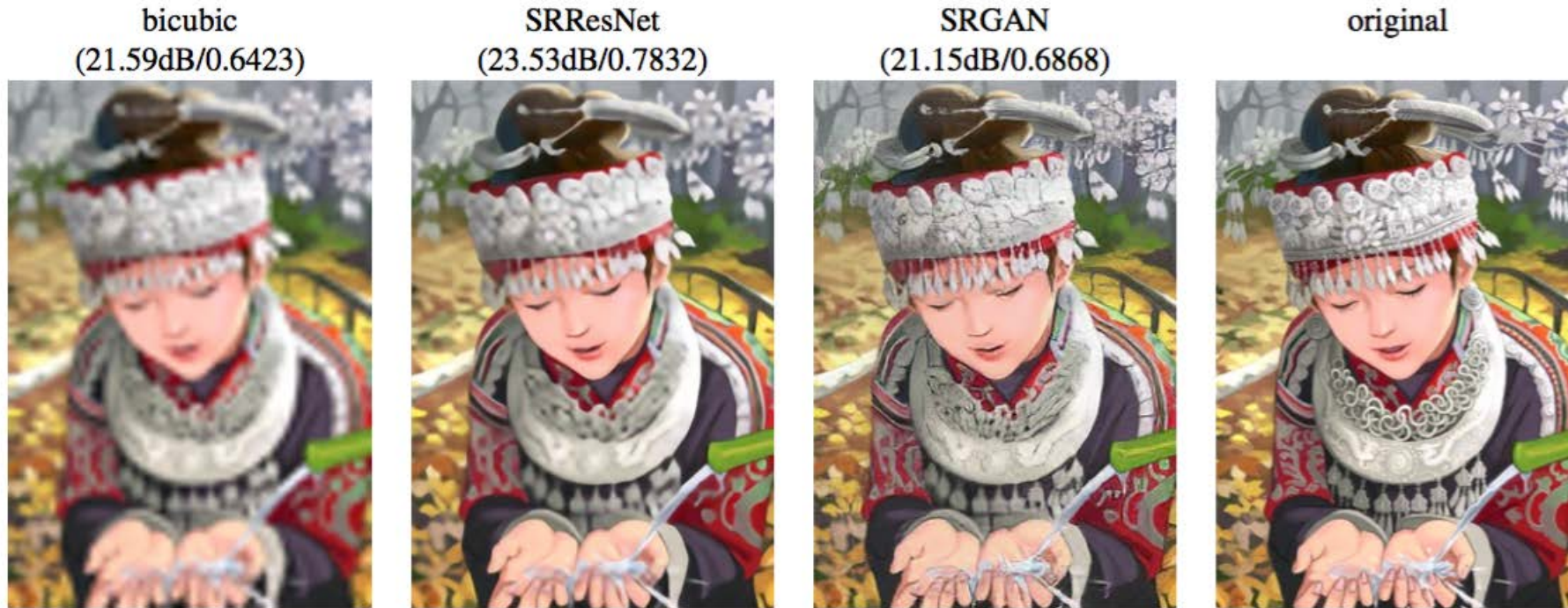
(b) Output of BM3D
(PSNR=26.21dB)

(c) Output of MLP
(PSNR=26.54dB)

(d) Output of Dn-CNNB
(PSNR=26.92dB)

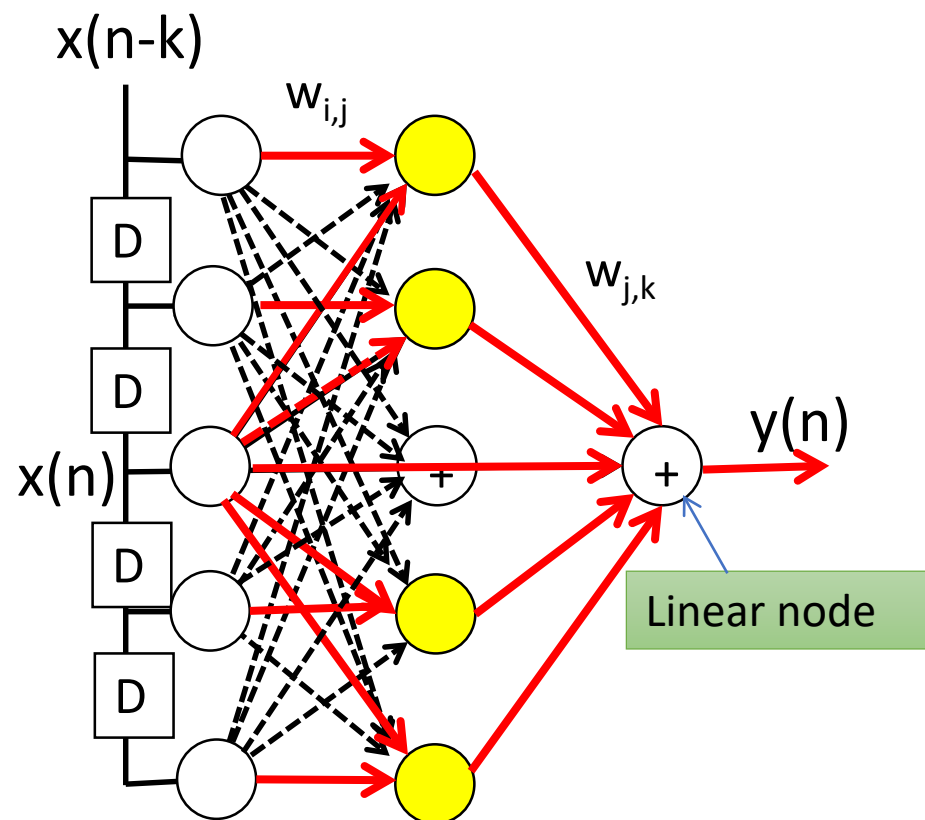
K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, and L. Zhang, "Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising", IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL. 26, NO. 7, JULY 2017

SRRESNET、SRGAN(Residual Block使用) による画像の超解像度化

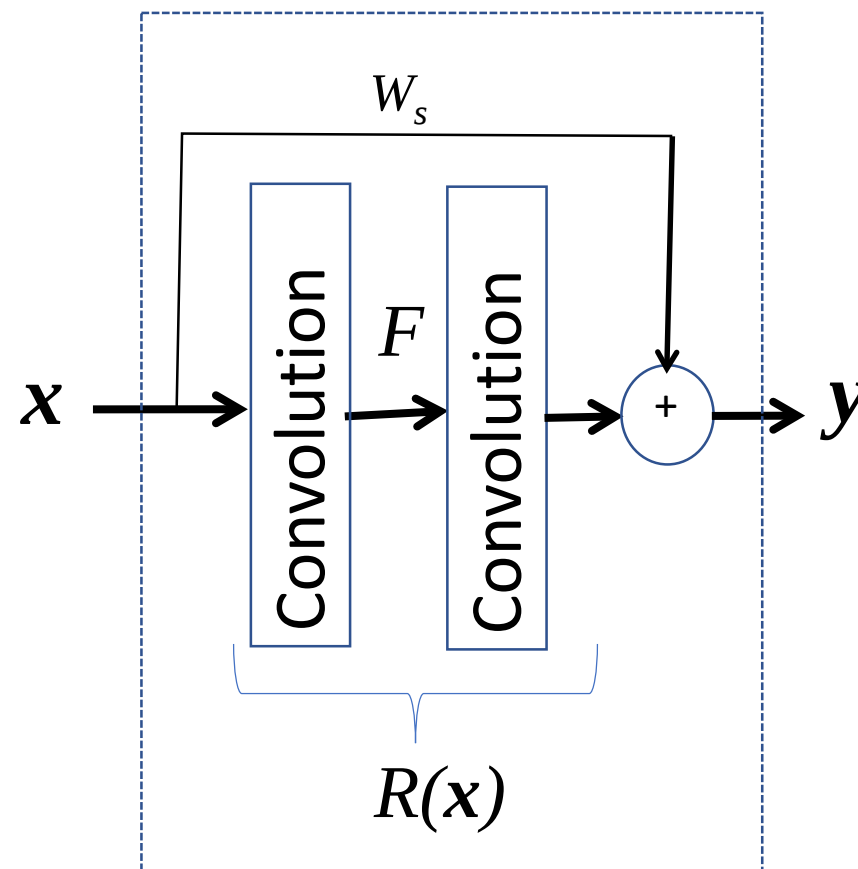


Christian Ledig, et al., “Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network”, Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017.

ニューラルフィルタとResidual block との関係

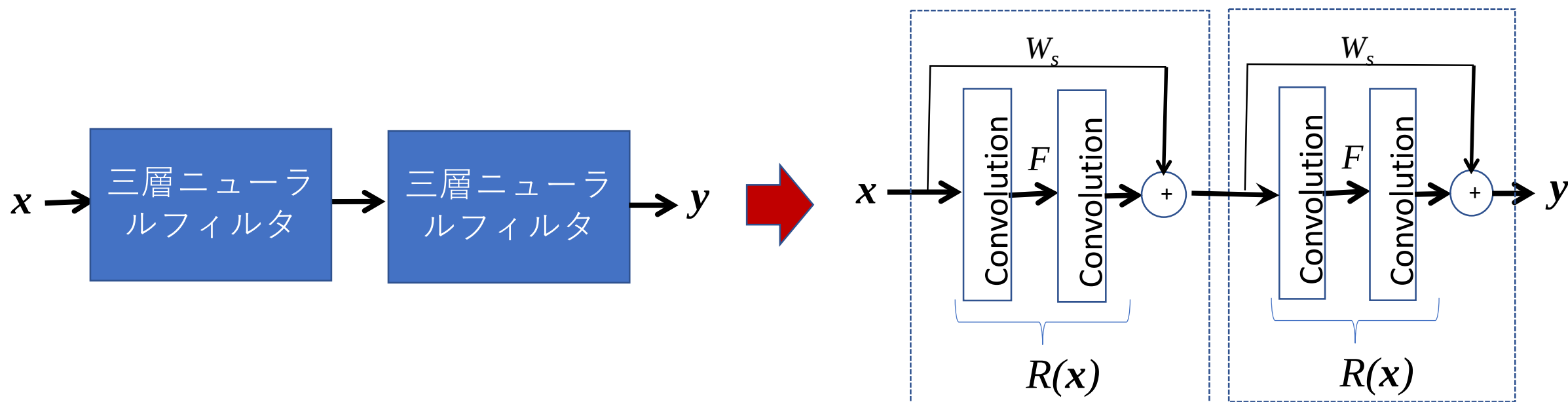


ε -フィルタ、及び
三層ニューラルフィルタ



Residual Block

四層ニューラルフィルタ（三層ニューラルフィルタの縦続接続）はResidual Blockの縦続接続に相当



2. 非線形信号処理から知的信号処理へ

2-2 ファジィ論理の導入

- 1980年代後半、ファジィ論理が流行る。
- ファジィ論理は、曖昧性を考慮した論理。
- 実世界の信号や雑音の定義も曖昧。



信号処理にファジィ論理を導入

ファジィ論理に基づく雑音除去 :インパルス雑音の除去

インパルス雑音



原画像



雑音劣化画像

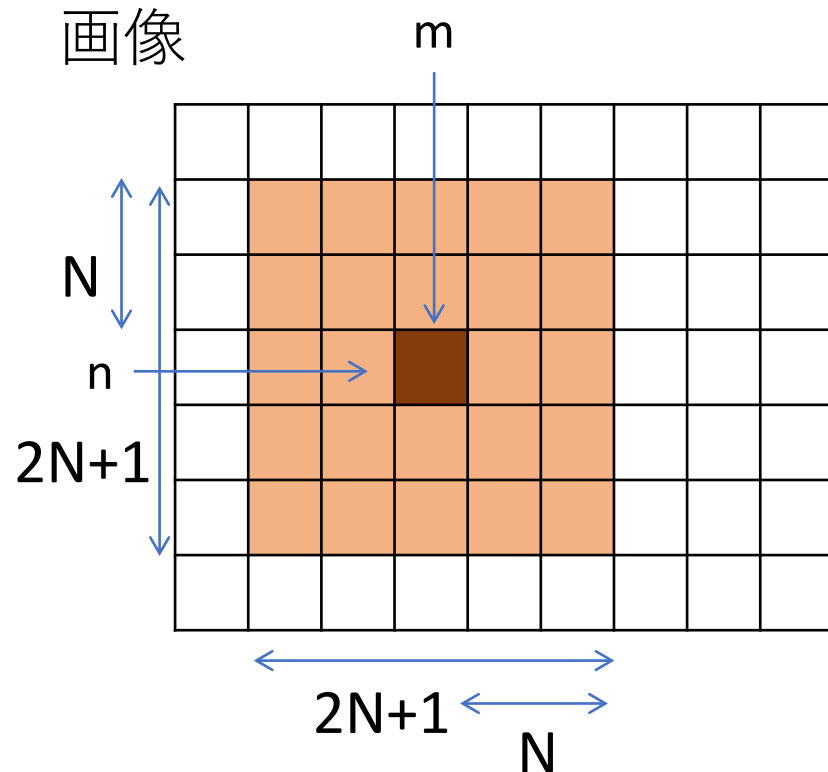
- 振幅が際立って大きい
- 全ての画素に乘るわけではない
- 線形フィルタは有効でない



メディアンフィルタが有効

インパルス性雑音の除去

- メディアンフィルタが有効



入力データ { 6, 3, 10, 2, 5, 15, 2 }

↓ ソート (sort)

{ 2, 2, 3, 5, 6, 10, 15 }

中央値は5

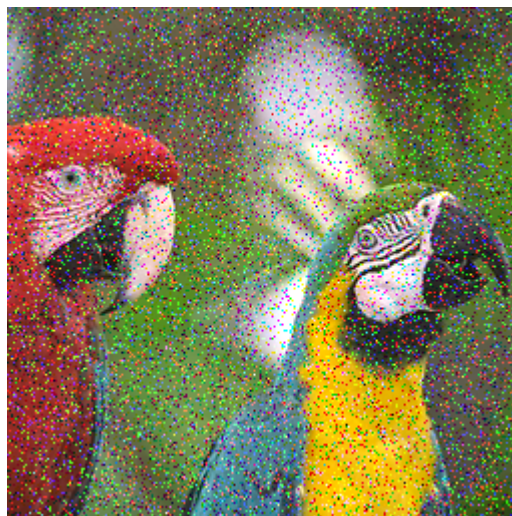
条件付メディアンフィルタの要請

- メディアンフィルタはインパルス雑音の除去には効果的だが、画像にボケを生じる

➡ 雑音加わっている画素のみ処理



原画像



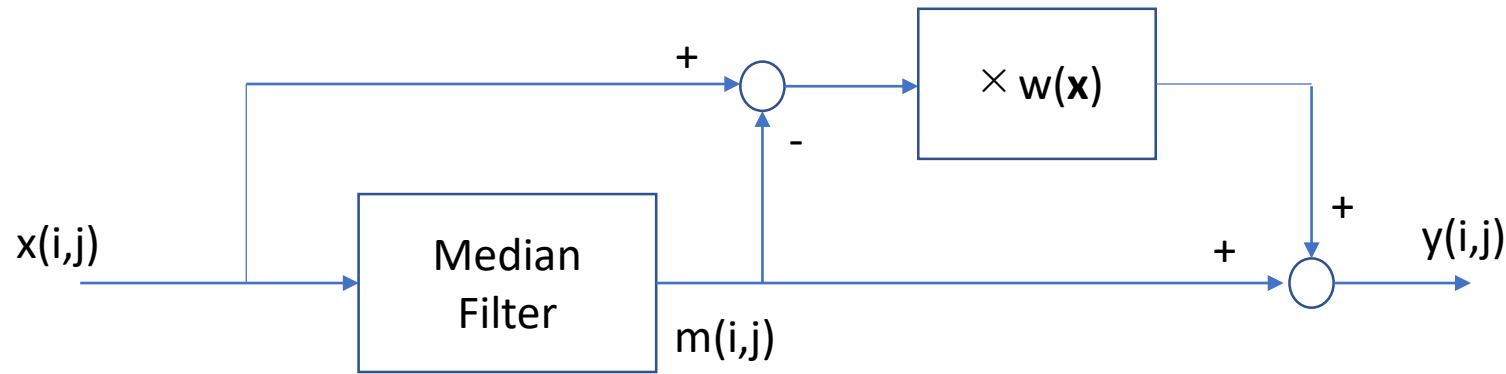
雑音付画像
(発生率30%)



メディアンフィルタ処理結果

条件付メディアンフィルタ

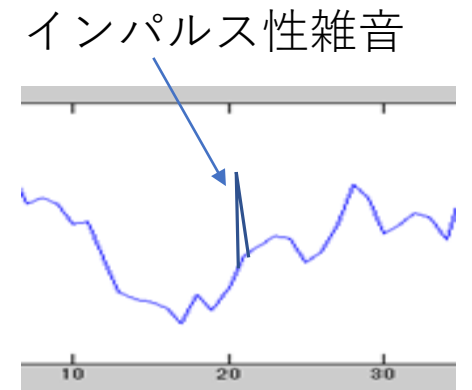
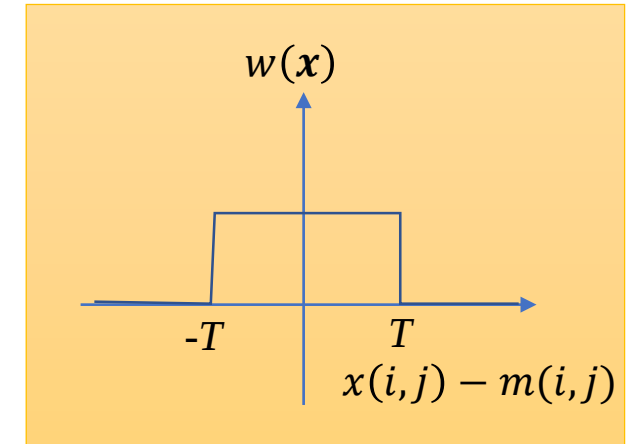
- 雑音付加画素かどうかを推定



$$w(x) = \begin{cases} 0; & \text{if } |x(i,j) - m(i,j)| \geq T \quad (\text{雑音付加画素}) \\ 1; & \text{if } |x(i,j) - m(i,j)| < T \quad (\text{雑音が付加されていない画素}) \end{cases}$$

$$y(i,j) = m(i,j) + w(x)(x(i,j) - m(i,j))$$

Rule1: 入力信号 $x(i,j)$ とメディアン出力 $m(i,j)$ の差が大きければ、雑音付加画素 $\rightarrow w(x) \simeq 0$
小さければ、雑音に加わっていない $\rightarrow w(x) \simeq 1$

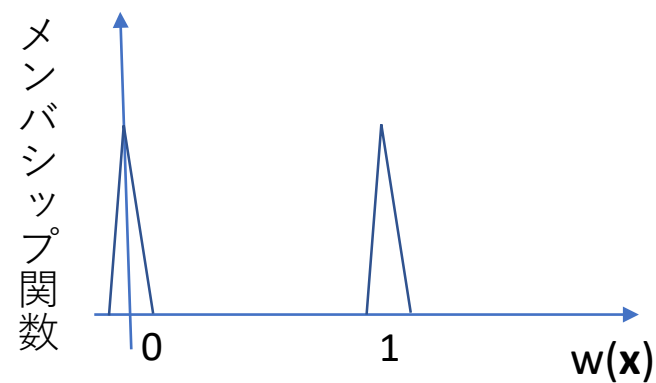
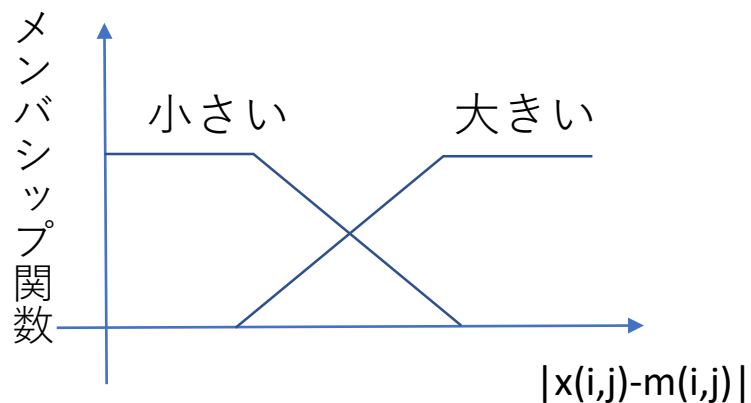


ファジィ論理に基づく条件付きメディアンフィルタ

- 雑音付加画素の識別

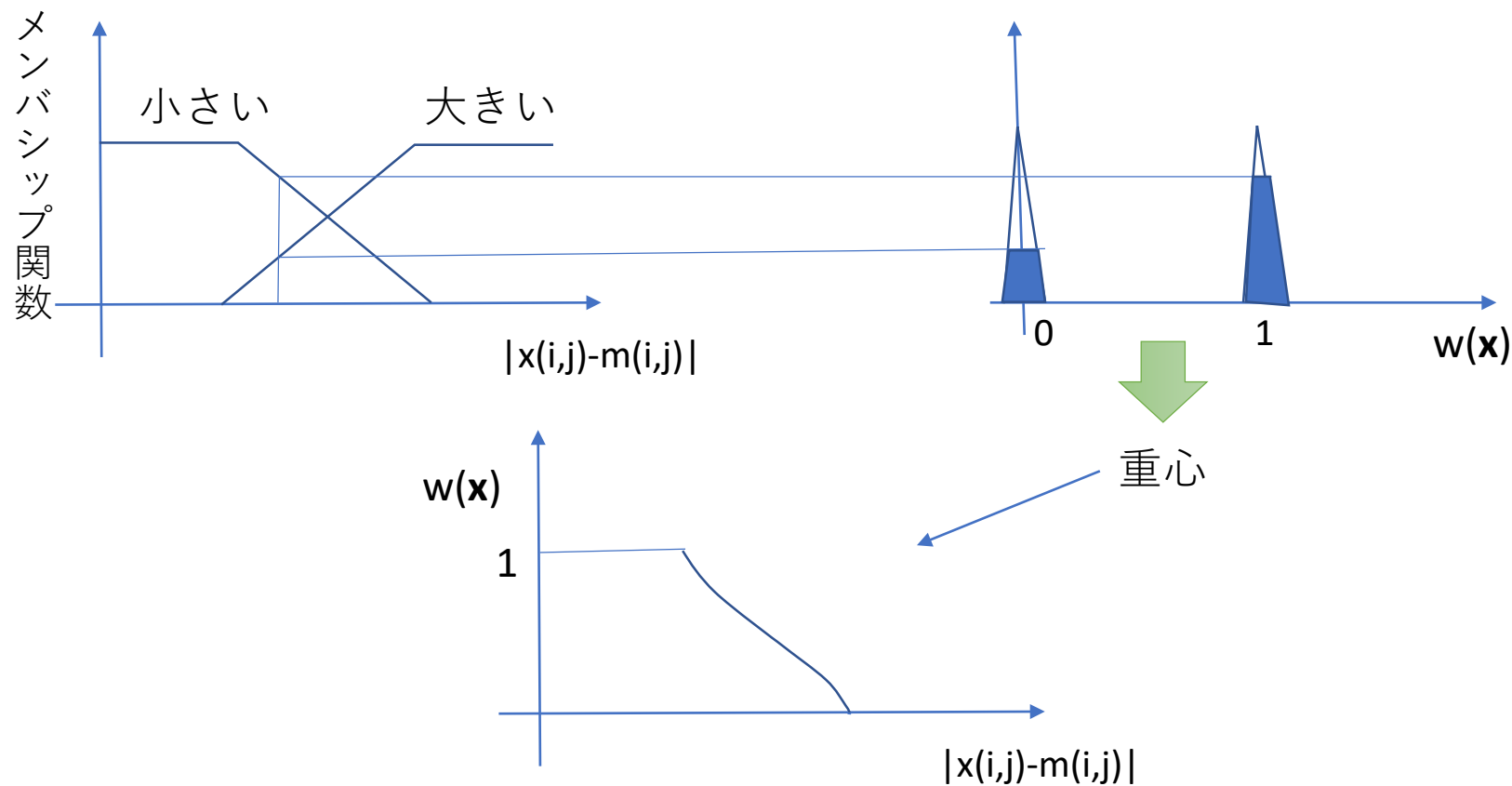
Rule1: 入力信号 $x(i,j)$ とメディアン出力 $m(i,j)$ の差が大きければ、雑音付加画素 $\rightarrow w(x) \simeq 0$
小さければ、雑音加わっていない $\rightarrow w(x) \simeq 1$

大きい、小さいをどう定義するか？

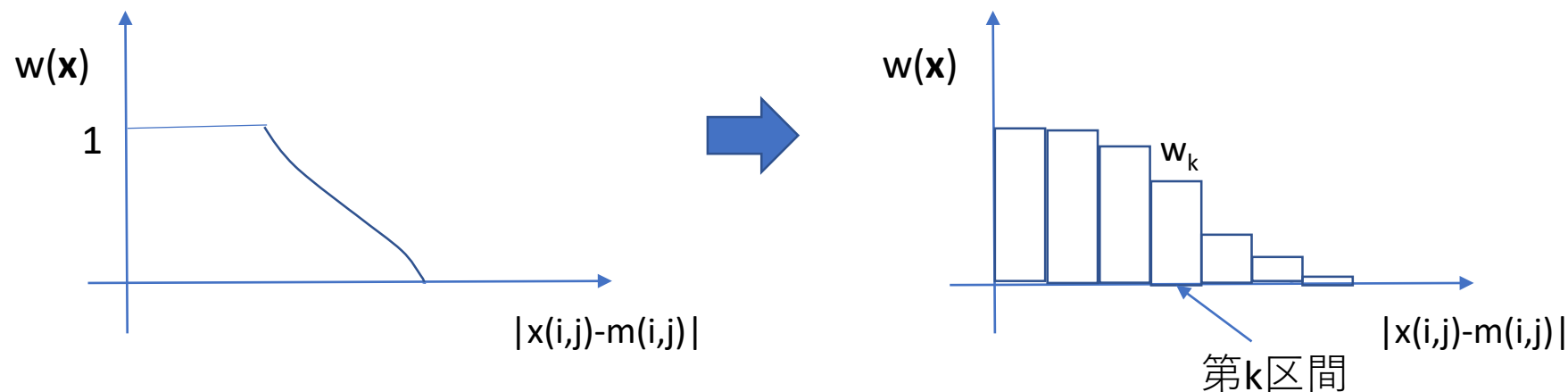


ファジィ論理に基づく条件付きメディアンフィルタ

- ファジィ推論により求められる $w(\mathbf{x})$



階段状近似によるパラメータ $w(\mathbf{x})$ の最適化

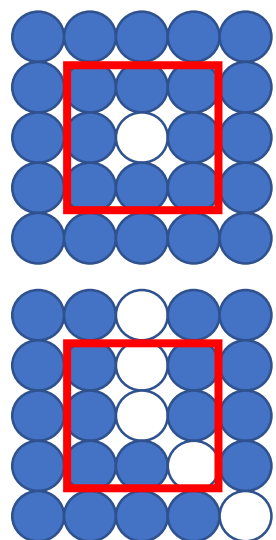


フィルタ出力の教師信号 $d(i,j)$

$$E = E[(y(i,j) - d(i,j))^2] \rightarrow \text{最小化}$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_k} = 0 \quad \Rightarrow \quad w_k = \frac{\sum_{(i,j) \in S_k} (x(i,j) - m(i,j))(d(i,j) - m(i,j))}{\sum_{(i,j) \in S_k} (x(i,j) - m(i,j))^2}$$

複数個のルールを考慮する場合



ルール1:

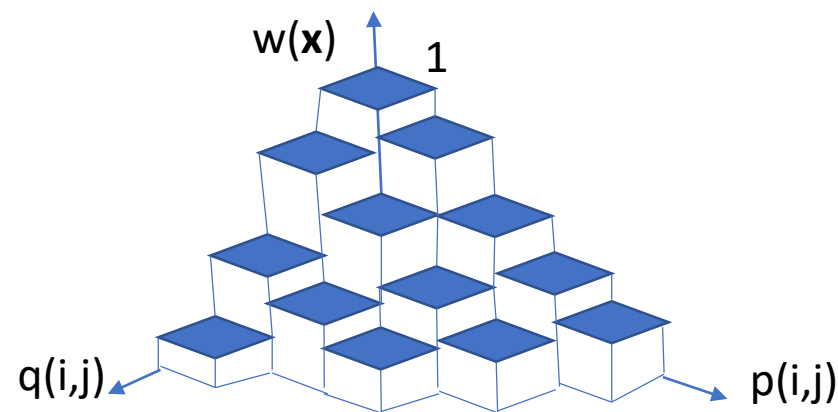
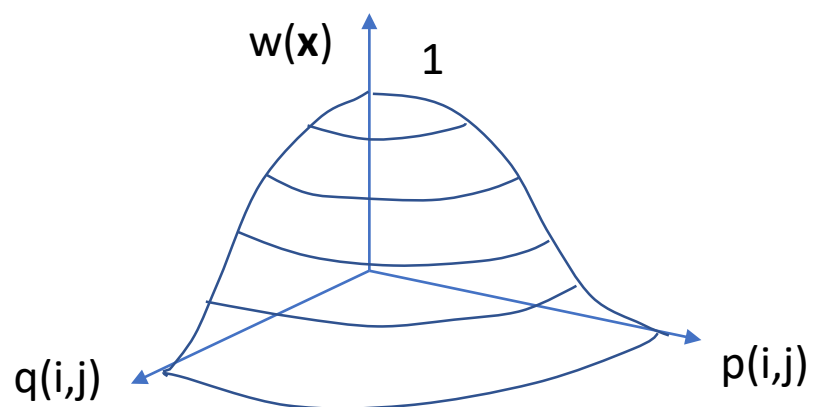
真ん中の画素値とメディアン処理結果の差が小さければ
メディアン処理を行わない

特徴量 $p(i,j)$

ルール2:

真ん中の画素が画素値の近い画素と隣接していたら
メディアン処理を行わない

特徴量 $q(i,j)$

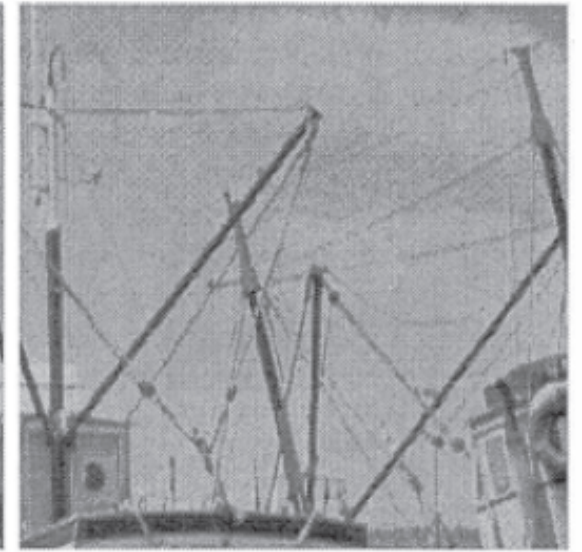


孤立性雑音除去の例

出典：K. Arakawa, Fuzzy Rule-Based Image Processing with Optimization, E. E. Kerre et al. (eds.), *Fuzzy Techniques in Image Processing*. pp222-247
Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2000



テスト画像



トレーニング画像



雑音劣化画像



メディアフィルタ処理結果



ファジイメディアフィルタ処理結果

1994年、米国カリフォルニア大学サンタバーバラ校で在外研究

- Dept. of Electrical and Computer Engineering のS.K. Mitra先生のところの大学院生E. AbreuとM Lightstoneが画像に重畳した高発生インパルス雑音除去の研究をしているところに遭遇
- 画像の局所情報に関するルールにファジィ論理を導入することを紹介し、共同研究
- 論文を発表：E. Abreu, M Lightstone, S. K. Mitra, and K. Arakawa, “A New Efficient Approach for the Removal of Impulse Noise from Highly Corrupted Images”, IEEE Trans. on Image Processing, 5, 6, pp. 1012 – 1025, June 1996.

世界から多く引用される：Google Scholar 976件、Web of Science 410件

3. 非線形信号処理から感性を考慮するAIへ

3.1 デジタルエステ

プリントシール機にも搭載

- ε -フィルタで顔画像を処理してみた。

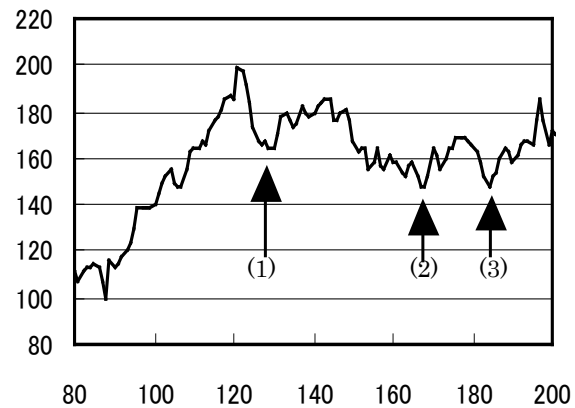
ビデオをご覧ください

入力画像

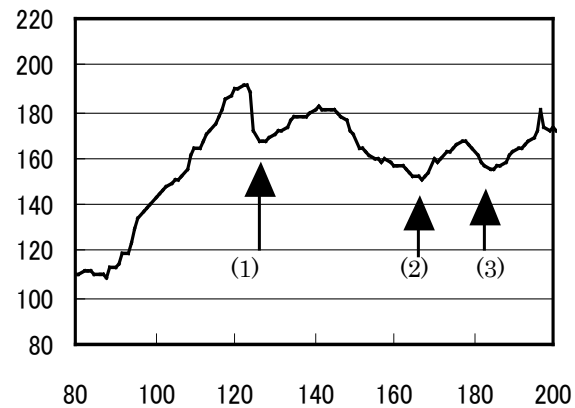
ε -フィルタ処理結果

1999年

顔画像の断面図



(a) 入力画像.



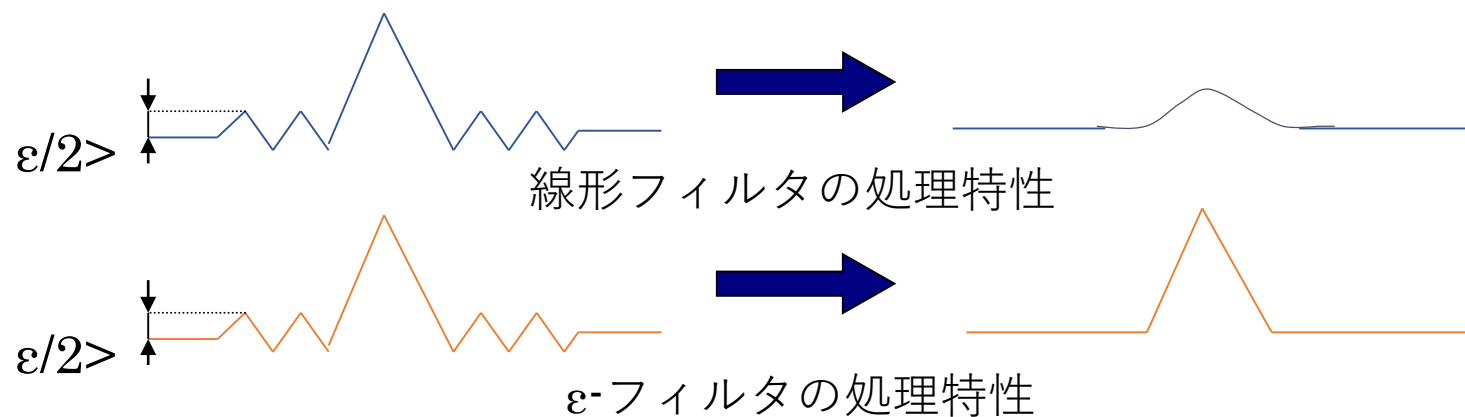
(b) ϵ -フィルタ出力画像.

(1)(2)(3) がしみの個所に相当.

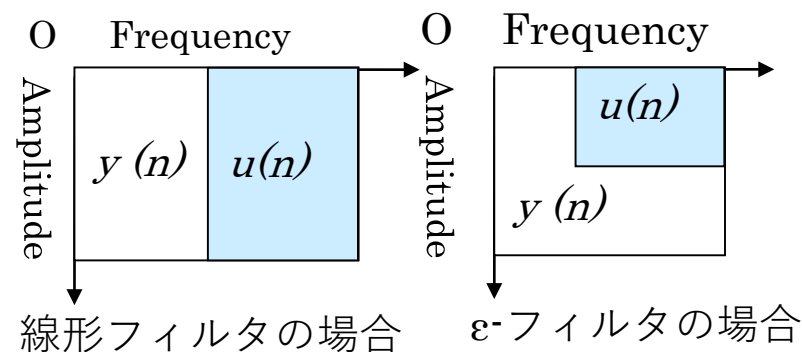
ϵ -フィルタにより、肌の皺やしみを除去し、肌を美観化する。

ε -フィルタバンクの提案

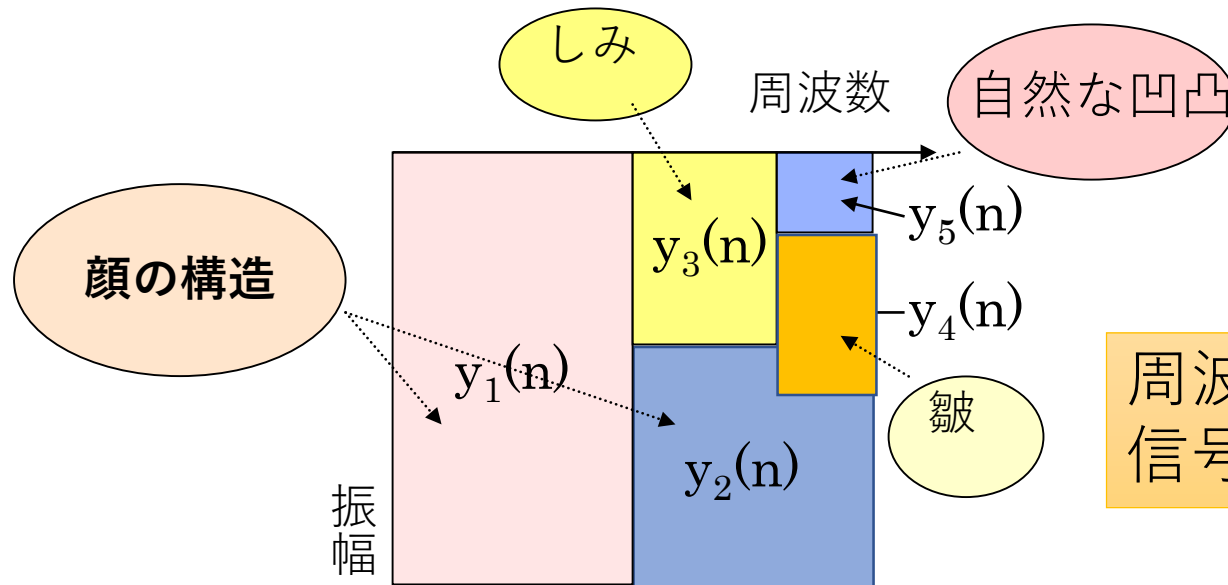
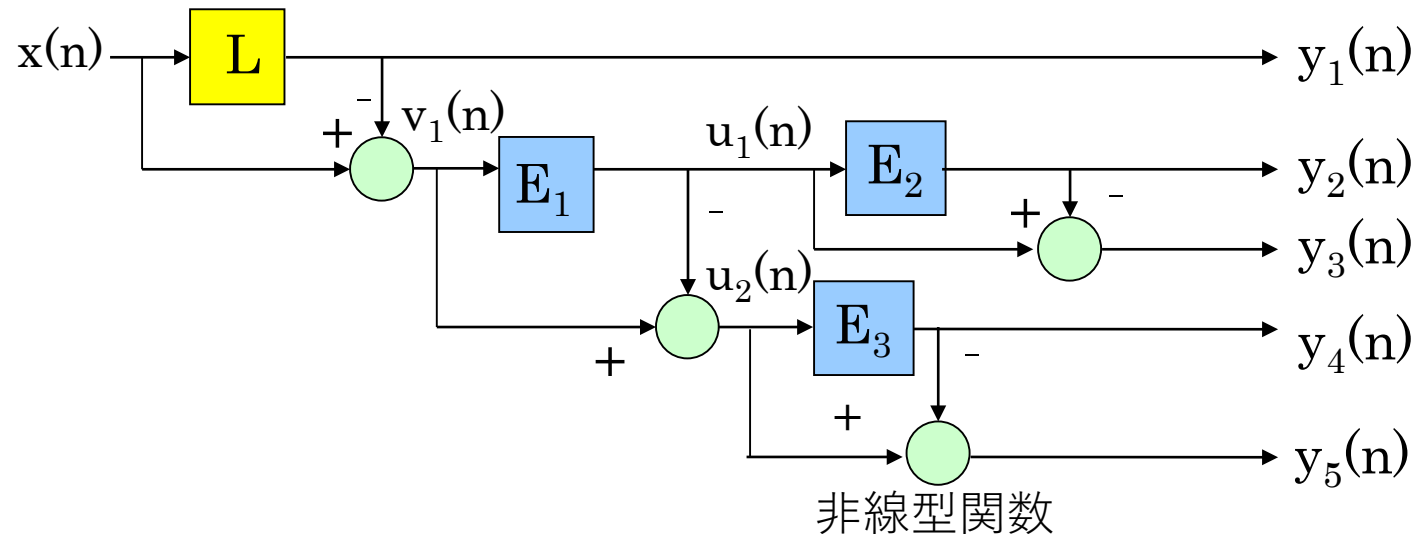
- ε -フィルタを組み合わせ、任意の振幅-周波数成分を分離



- 振幅 - 周波数空間分割



ε -フィルタから ε -フィルタバンクへ



周波数と振幅を考慮した
信号分類

(2005年)

顔画像処理結果

ビデオをご覧ください

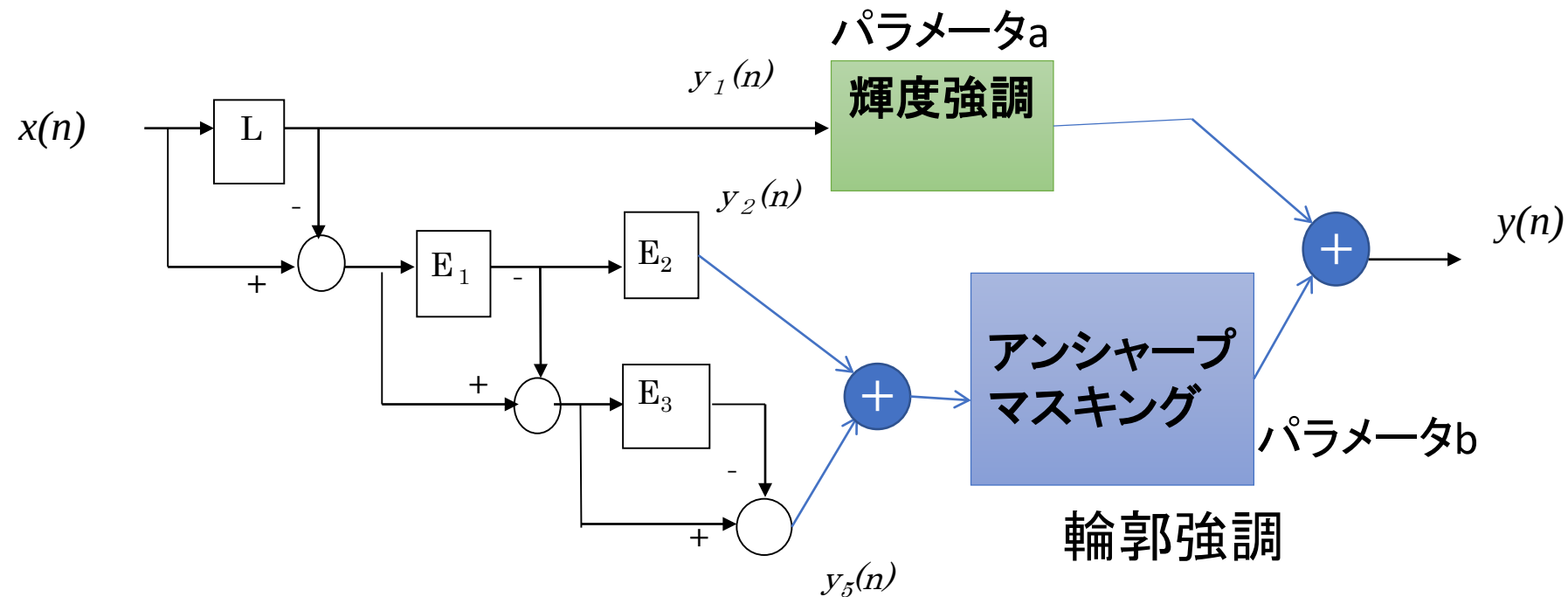
入力画像

ϵ -フィルタ処理結果

一般化 ϵ -フィルタバンク
処理結果

顔パーツと立体感の強調

顔の構造成分の輝度強調とパーツ成分の輪郭強調



各々、パラメータが強調度合いを決める。

ε -フィルタ、 ε -フィルタバンク+立体感・輪郭強調の結果

ビデオをご覧ください

入力顔画像

ε -フィルタ処理

ε -フィルタバンク処理
+ 輪郭強調

ε -フィルタバンク処理
+ 立体感・輪郭強調

対話型進化計算(IEC)によるパラメータの調整

- ϵ -フィルタバンク+パーツ・立体感強調

効果的だが、パラメータを如何に設定するか？

- 学習用教師信号を用意するのが困難
- 理想の顔画像は人によって異なる
- システムが複雑で、最適化が難しい

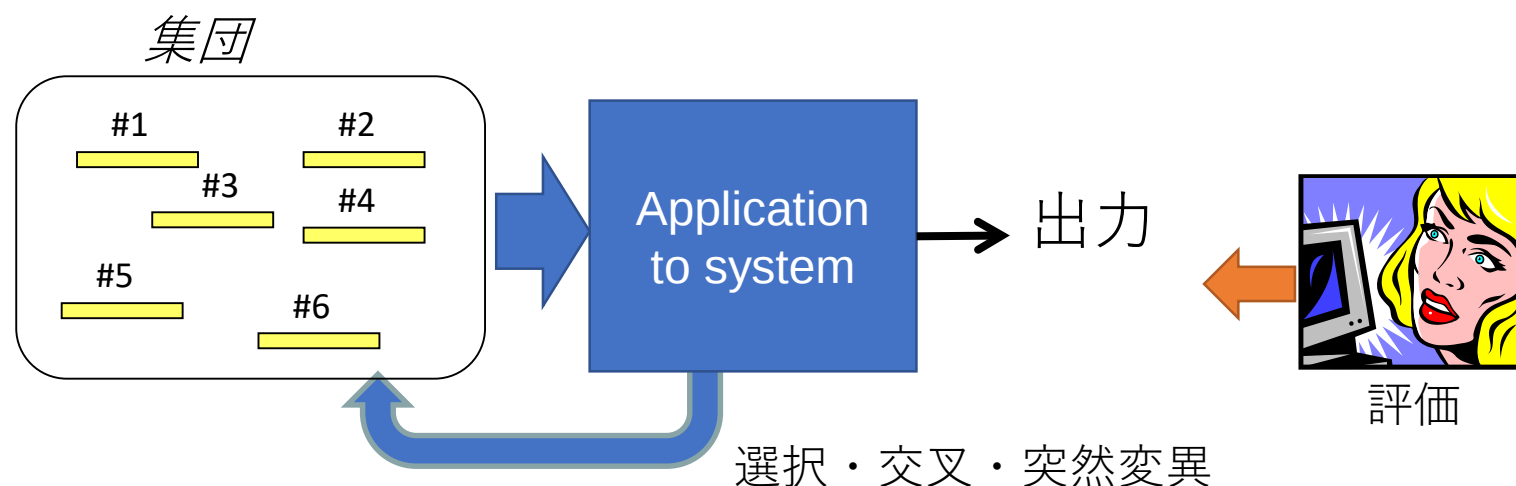


対話型進化計算(IEC)を導入

(2010年)

パラメータ設計へのIEC の導入

1. システムパラメータ $p_1, p_2, \dots, p_Q$ の系列を二進表現し、それぞれを個体（染色体）とする。
2. 複数個体で集団を形成。
3. 集団の各個体をシステムに適用
4. システム出力を人が評価、**遺伝的アルゴリズム（GA）** に基づいて集団を更新
5. 3,4を繰り返し、十分満足ができる出力が得られたら終了



対話型進化計算を導入した顔画像美観化システム (デジタルエステ) 集団の出力画像の例

ビデオをご覧ください



気に入ったものを選択

デジタルエステによる処理結果

ビデオをご覧ください

入力顔画像

デジタルエステの結果画像

IEC第5世代で得られる

平滑度・強調度は利用者の好みに合わせて設定

3. 非線形信号処理から感性を考慮するAIへ

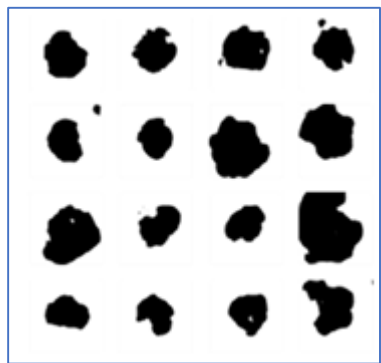
3.2 対話型進化計算とGANによる画像生成

- 敵対的生成ネットワーク（GAN）は、自然で本物らしい画像を生成するが、細かい制御ができない。

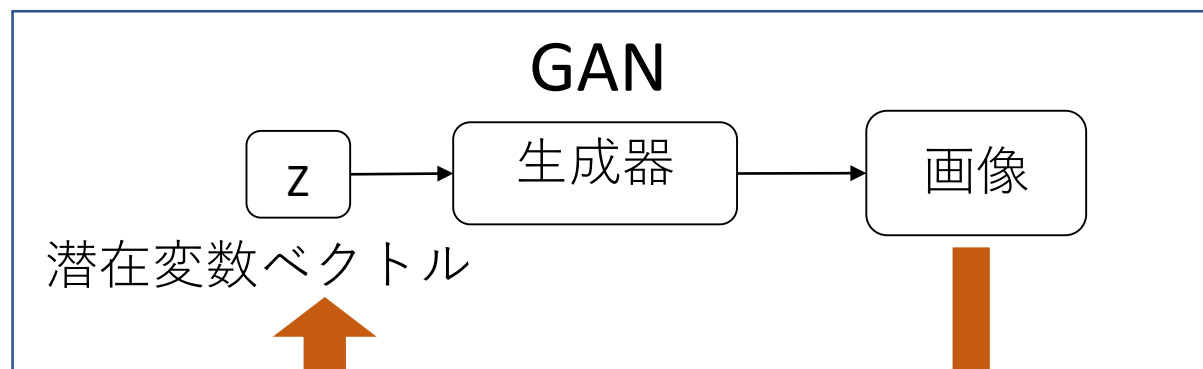


対話型進化計算(IEC)で、潜在変数を制御し、個々の利用者の好みを反映

GANの生成画像



この中から選ぶしかない



(2020年)



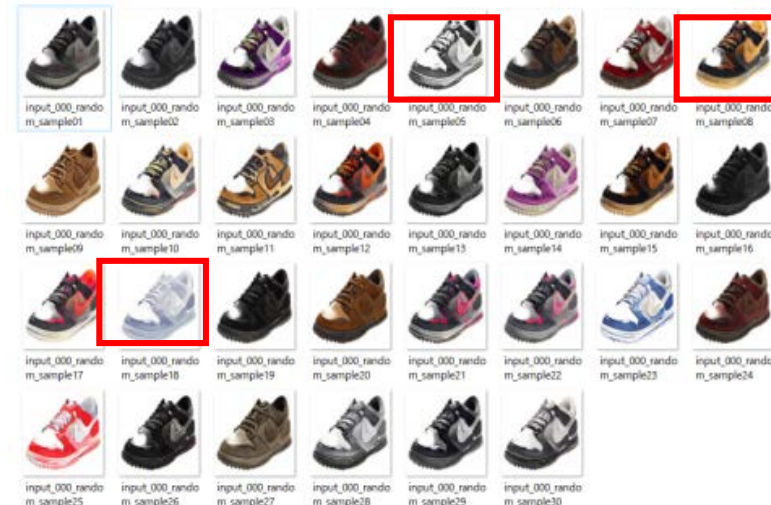
IECで潜在ベクトルを更新

輪郭画像入力に対する好みのデザイン生成 —対話型進化計算をBicycle GANに導入—

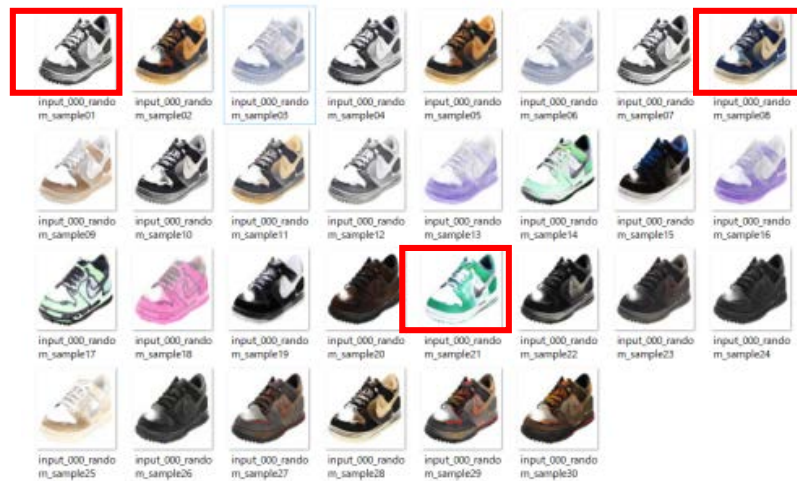
5万枚の靴の画像でBicycle GANを学習



入力輪郭画像



第一世代



第二世代



第三世代



最終的に得られたデザイン

C. Xin and K. Arakawa, “Object Design System by Interactive Evolutionary Computation Using GAN with Contour Images”, Proceedings of KES-HCIS 2021 Conference. Zimmermann, pp. 66-75

好みの映画ポスターデザイン生成 —対話型進化計算をStyleGANに導入—

S. Liao and K. Arakawa, “Interactive Poster Design System for Movies with StyleGAN”, ISPACS 2021, Nov. 2021.

24592枚の映画ポスター画像で学習



最終的に得られた
ポスターの例



4. まとめ

1. 1980年代：画像の輪郭を保持した雑音除去を行う非線形信号処理の研究を開始。→ ϵ -フィルタの提案
2. 1990年：この非線形フィルタをニューラルフィルタに拡張。
3. このニューラルフィルタは、第三次AIブームを支えるDeep Neural Netの重要技術であるresidual network に相当。
4. 条件付きメディアンフィルタにファジィ論理を導入。E. Abreuらの研究に繋がる。
5. 対話型進化計算を非線形信号処理に導入し、顔画像を美観化するデジタルエステを提案。
6. さらに、対話型進化計算をGANに導入することで、人の好みや感性を考慮した画像生成の研究を行っている。

この40年を振り返って

- 研究には流行があるが、周りの多くの人が研究していることより、自分なりに面白いと思うことを研究してきた。
- でも、常に周りを意識することは重要。
- 研究を行うには、自分なりの軸を持つことと、柔軟に新しい要素を取り入れることが必要だと考える。



ご清聴ありがとうございました。