複雑系工学システムの設計手法

堀尾　喜彦
東京電機大学

工学(社会)システムの複雑化

- ✓ ネットワーク化・分散化・自律化・巨大化
- ✓ 時間・空間・インタラクションのマルチレイヤー化 マルチスケール化
- ✓ 連続系と離散系のハイブリッド
- ✓ 限られた観測量と制御量(可観測性、可制御性)
- ✓ システムの動的変化(構造、次元、ダイナミクス)

etc.

複雑工学システムをターゲットとし、
その特徴を最大限に活用した
新しい手法が必要

複雑システム

システム全体として高いロバスト性(Collective Dynamics)

耐外乱ロバスト性（環境変化、入力ノイズなど）

耐内乱ロバスト性（素子の性能・バラツキ・劣化、内部ノイズなど）

外乱、内乱を「利用・活用」して、より性能を上げる

多様性の実現； 性能+ロバスト性のさらなる向上

順応性、適応性の向上； システムパラメータの学習など

主要不安定要因の特定や、全体の単純制御が困難

Minor faultが、予測困難なMajor effectを与える

低次元化、非線形感度解析、多次元（ロバスト）分岐解析など

逆手に取れば、少数パラメーターで制御可能

高性能超ロバストシステムの新しい設計パラダイム

高性能超ロバストシステムの新しい設計パラダイム

不確実性と変動に基づき、かつ、それを許容し活用する 設計手法

マルチレイヤー・マルチスケール・複雑ネットワーク工学システムのモデリング・最適設計・最適制御法の展開＋理論への還元

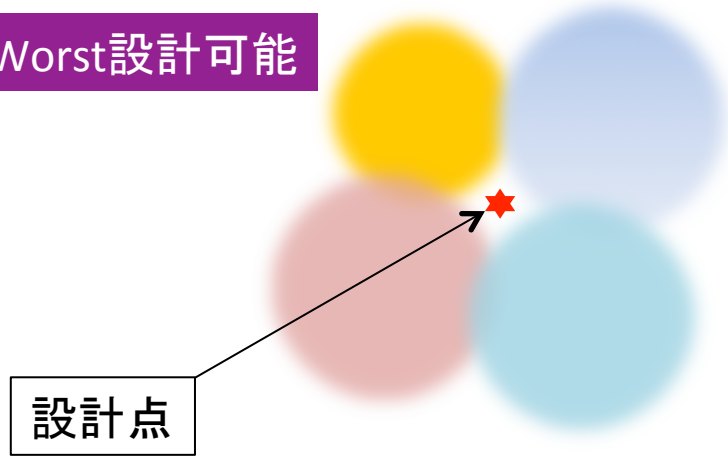
数理的解析に立脚した設計手法

構成要素への性能要求の大幅な緩和

→ ① 構成要素・システム構成の簡単化、小型化、高速化

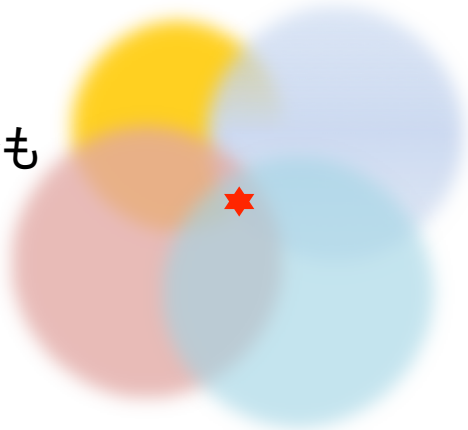
→ ② Worst設計からTypical設計へ（不可能を可能に）

Worst設計可能



Worst設計不能

このような条件でも
Typical 設計を
可能とする
設計手法



本日取り上げる複雑工学システムの例

①高次元カオスダイナミクスによる実数情報処理システム

A) 構成要素、ネットワーク構造に対するロバスト性を活用して
ニューロンやシステムの簡単化、小型化を実現
B) 要素特性のバラツキやノイズを活用して性能を向上
C) 大域的パラメータによるダイナミクスの制御

② β変換族に基づくナノメータ集積化A/D変換回路

A) 数理モデル（β写像）に導かれるバラツキ許容設計手法
B) 設計手法を実現する回路技術の開発
C) ロバスト性を活用した新しい回路構成の提案

ハイブリッド情報処理システム

意識過程

High-Level, Logical, Serial

アルゴリズムによる(デジタル)演算

2-opt Exchange + Tabu Search

システムの例:
2次割当問題 (QAP)を解く
システム

双方向的
インタラクション

Chaotic Neuro-Dynamics

無意識過程

Low-Level, Dynamic, Parallel

ダイナミクスによる(アナログ)演算

非理想特性を許容し、かつ、利用する

アルゴリズムによるデジタル演算

ネットワーク化されたマルチレイヤー複雑システム

大規模物理カオス結合系の複雑ダイナミクスによる実数演算

ロバスト性を利用。さらに、非理想特性やノイズを活用。

↓

小型・高性能・ロバストなHWシステムが実現可能

「コア」となるダイナミクスは保存する必要あり

「コア」となるダイナミクスは?

We experimentally examined;

- Global Dynamics: Chaotic itinerancy

  Energy function & Cost function

- Local Dynamics: Weak intermittent chaos near periodic window

  Internal states of neurons

- Mutual Information: Moderately small MI

  Spatial and temporal mutual information

Y. Horio et al., Physica D, 237, 1215-1225, 2008

出発点となる3内部状態Chaotic Neuron Model

ニューロンの状態は非同期に更新する。 4

計算時間が規模に比例

3 Internal States

HWの重荷となる
相互結合を含む項

Internal state for the "gain" from (i,j)-assignment

$$\xi_{ij}(t+1) = \beta(F_1^{\boldsymbol{p}}(t) - F_{ij}^{\boldsymbol{p}})$$

3

Internal state for the "tabu effect" for the $(p(j),q(i))$-assignment,
and "feedback" from other neurons

$$\eta_{ij}(t+1) = -W\sum_{k=1}^{N-1}\sum_{l=1}^{N-1} y_{kl}(t) + \zeta_{ij}(t) - \alpha_\eta (y_{p(j)q(i)}(t) + z_{p(j)q(i)}(t)) + R$$

2 1A

Internal state for the "tabu effect" for the (i,j)-assignment

1B

$$\zeta_{ij}(t+1) = k_r \zeta_{ij}(t) - \alpha_\zeta (y_{ij}(t) + z_{ij}(t)) + R$$

$$R = (1-k)\theta$$

$$x_{ij}(t+1) = \xi_{ij}(t+1) + \eta_{ij}(t+1) + \zeta_{ij}(t+1)$$

Sum of internal states

$$y_{ij}(t+1) = f(x_{ij}(t+1))$$

Neuron output

ロバスト性を利用してHWを簡単化

直接結合から間接結合へ 1A 1B 2

タブー効果を簡単化 3

非同期ダイナミクスから同期ダイナミクスへ 4

簡単化後のChaotic Neuron Model
(ニューロンの状態は同期更新:複数同時発火有)

直接相互結合を排した2内部状態カオスニューロン

Internal state for the gain from (i,j)-assignment

$$\xi_{ij}(t+1) = \beta(F_1^{\boldsymbol{p}}(t) - F_{ij}^{\boldsymbol{p}}) \equiv \beta \Delta F_{\downarrow ij \uparrow \downarrow \uparrow \boldsymbol{p}}(t)$$

Digital Processing

Internal state for the tabu effect for the (i,j)-assignment

$$\zeta_{ij}(t+1) = k_r \zeta_{ij}(t) - \alpha_\zeta y_{ij}(t) + R$$

Sum of internal states

$$x_{ij}(t+1) = \xi_{ij}(t+1) + \zeta_{ij}(t+1)$$

Neuron output

$$y_{ij}(t+1) = f(x_{ij}(t+1))$$

2-opt exchangeのためには、発火ニューロン中から一つだけ選択する必要あり.

$\Delta F_{\downarrow ij \uparrow \downarrow \uparrow \boldsymbol{p}}(t)$ 全てのニューロンに対して同時に計算する必要あり

最大の $\Delta F_{\downarrow ij \uparrow \downarrow \uparrow \boldsymbol{p}}(t)$ を持つニューロンをソートなどにより選択する必要あり

5 配線必要
計算時間大

同期更新から部分更新へ ⑤

部分更新カオスニューロダイナミクス

一部のニューロンだけ同時に更新

インデックスの若い発火ニューロンを採用

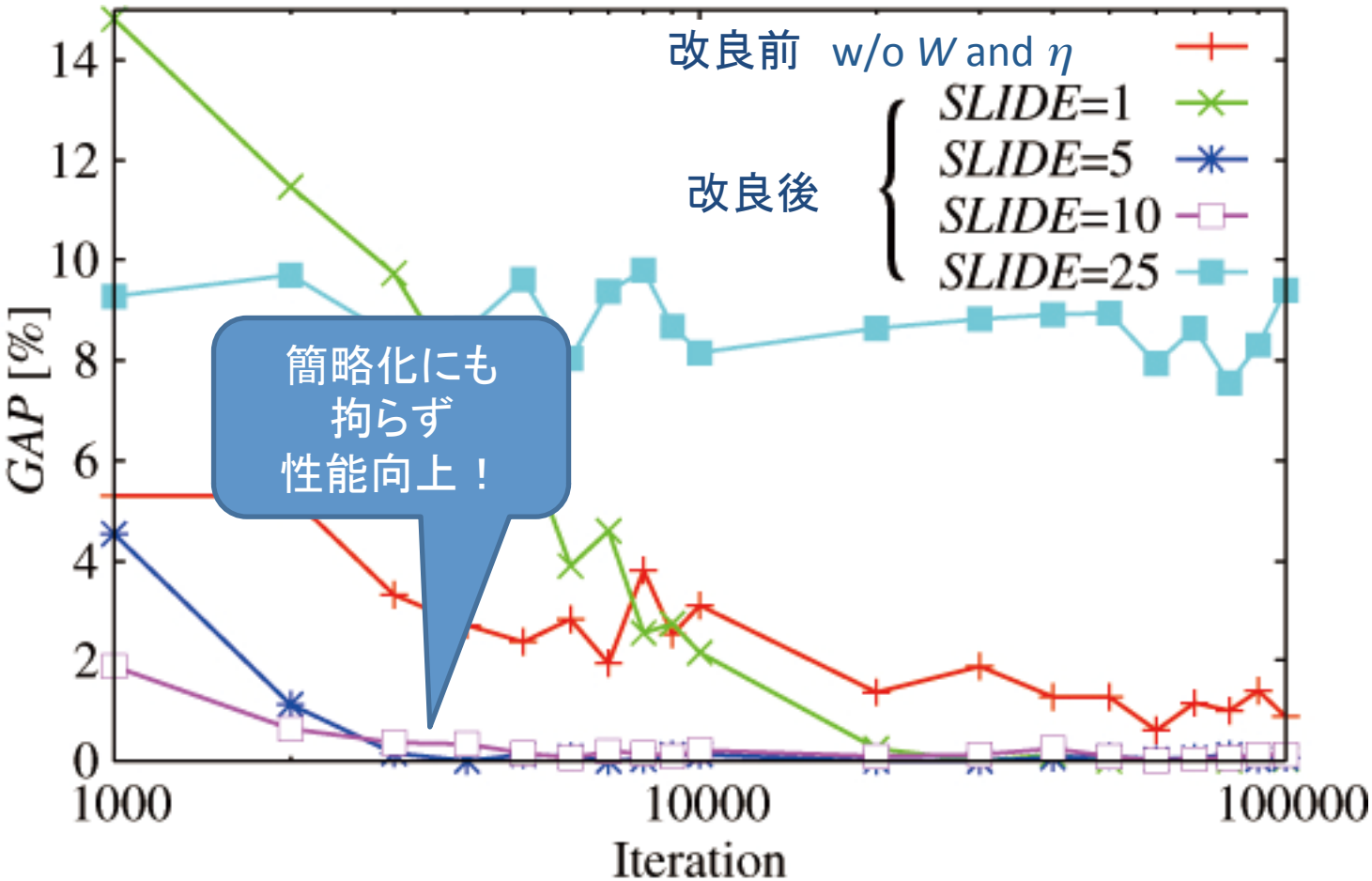
同時に更新するニューロングループの構成を問題により変更

ニューロン間のバラツキやノイズを活用

元の問題に工夫をして、HW上のニューロンインデックスを毎回疑似ランダム的に変更する。

Simulations (Lipa20b)

最適解からの平均誤差率



β写像に基づくβエンコーダ[1]

実数　$x \in [0, 1]$

$\beta = \gamma^{-1} \in (1, 2)$

基数が実数

β展開

$$x = \sum_{i=1}^{\infty} b_i \beta^{-i} = \sum_{i=1}^{\infty} b_i \gamma^i \qquad Q_\nu(u) = \begin{cases} 0, & u < \nu \\ 1, & u \geq \nu \end{cases}$$

$$b_i = b_i(x) \in \{0, 1\}, \qquad i \geq 0$$

$$1 \leq \nu \leq (\beta - 1)^{-1}$$

量子化閾値：この範囲なら
ランダムに
変動しても良い

Greedy展開

Cautious展開

Lazy展開

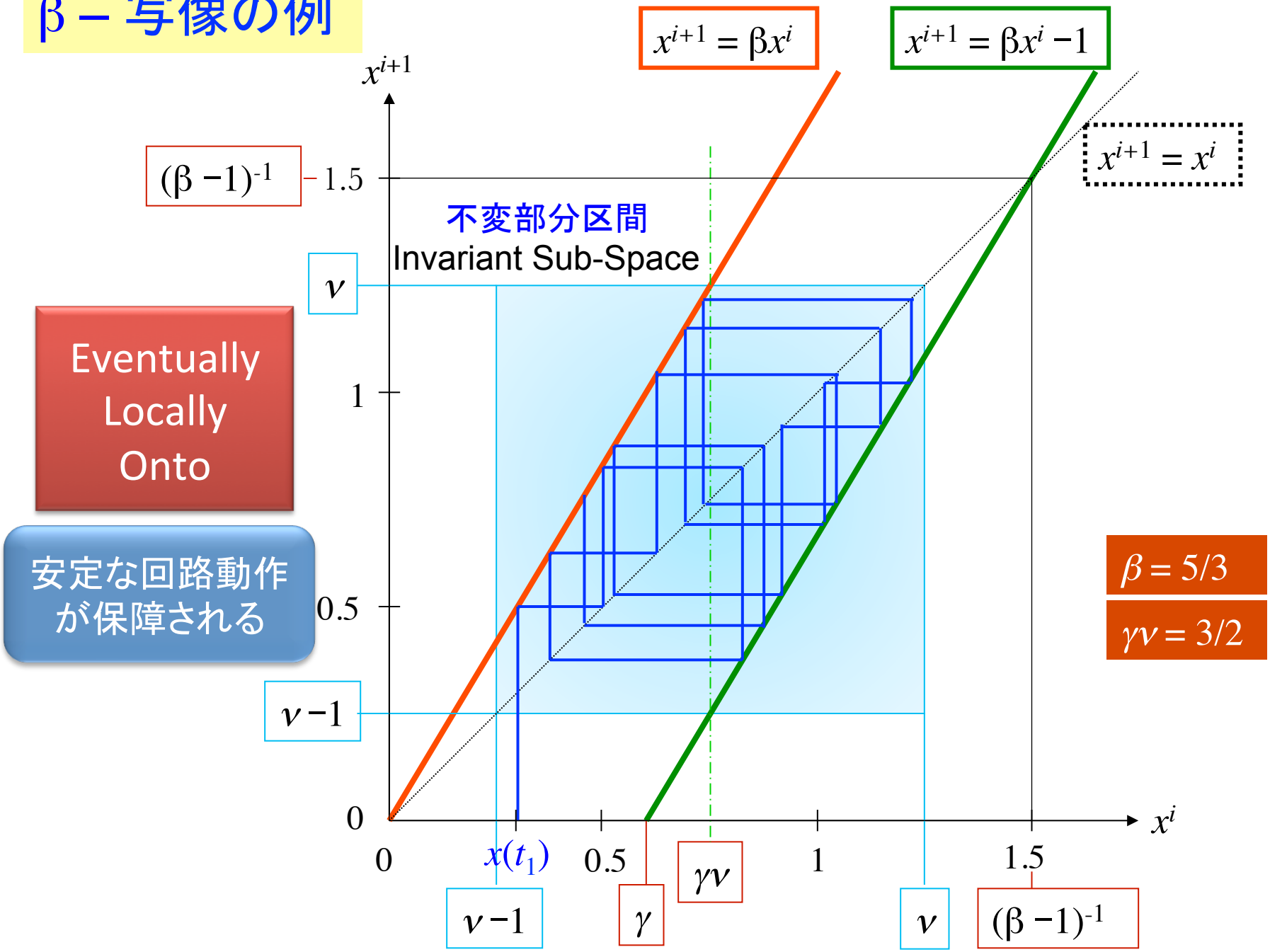
アルゴリズム

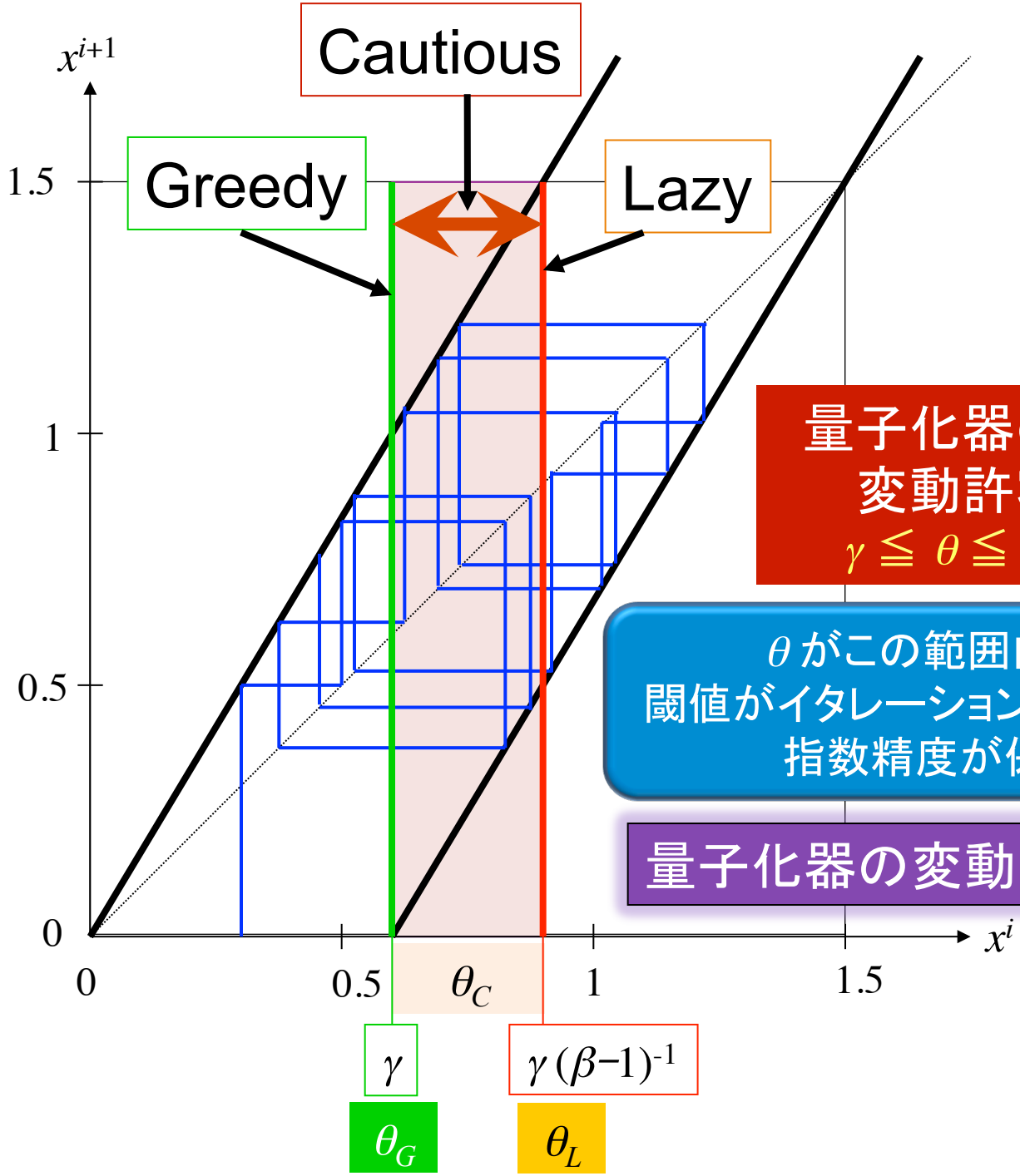
$$u_1 = \beta x, \quad b_{1,B} = Q_\nu(u_1)$$

$$u_{i+1} = \beta(u_i - b_i), \quad b_{i+1} = Q_\nu(u_{i+1}), \quad u_i \in [0, \nu\beta]$$

[1] I. Daubechies, et al., IEEE Trans. IT, 52, 3, 874-885, 2006

β－写像の例


$x^{i+1} = \beta x^i$
$x^{i+1} = \beta x^i - 1$
$x^{i+1} = x^i$
x^{i+1}
x^i
$(\beta - 1)^{-1}$
1.5
1
0.5
0
ν
$\nu - 1$
不変部分区間
Invariant Sub-Space
$x(t_1)$
$\gamma\nu$
γ
$\beta = 5/3$
$\gamma\nu = 3/2$
Eventually
Locally
Onto
安定な回路動作
が保障される



量子化器の閾値の
変動許容範囲
$\gamma \leqq \theta \leqq \gamma(\beta-1)^{-1}$

θ がこの範囲内であれば、
閾値がイタレーションごとに変動しても
指数精度が保障される。

量子化器の変動に対しロバスト

冗長コード　同じx_{input}に対し閾値により異なるコード

$$
\begin{array}{rcccccccccccccccc}
 & & b_1 & b_2 & b_3 & b_4 & b_5 & b_6 & b_7 & b_8 & b_9 & b_{10} & b_{11} & b_{12} & b_{13} & b_{14} & b_{15} & b_{16} \\
BS_{greedy} & = & (& 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 &) \\
BS_{cautious} & = & (& 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 &) \\
BS_{lazy} & = & (& 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 &)
\end{array}
$$

ロバスト性はこの冗長性による

区間解析によりβ写像（アトラクタ）の性質を数理的に解明

変換誤差最小化アルゴリズムを開発

変換特性の理論限界を提示

理論解析結果より仕様と回路パラメータの関係を与えた

- ビット長と変換誤差の関係式
- β値推定誤差やβ進→2進変換誤差とSN非の関係式
- 打切り誤差低減復号化法

冗長性を利用すると、出力ビット列より回路で実現されている実際のβの値をいつでも指数精度で推定できる。

βがイタレーションごとに変動しても指数精度で推定可能

βの値に対しロバスト

非理想特性がβの値に集約できる回路構成
＋　β値が推定できる回路方式にすればよい。

ナノメータ集積回路化に適した回路・β推定法を提案

例えば、変換器基底（回路中の係数）βを
正確に作り込む必要が無いのでOP-Ampゲインが低くて良い

θの値に対しロバスト

θ値の変動やオフセット、ノイズが許容される

コンパレータが簡単化でき、また1つで済む
1.5 bit構成のような補正回路が不要

素子のアナログ特性が悪い先端ナノメートルプロセスで、従来は実現不可能であった高性能かつ環境変化に強いA/D変換回路が小型、低消費電力で実現可能

Worst設計不能

これまでとは異なる回路構成により性能を向上させることが可能

不確実性と変動に基づきそれを許容し活用

例 : Pipelined Cyclic A/D, Reconfigurable A/D.....

プロセスポータビリティが向上

ロバスト性を活用

まとめ

複雑工学システムの設計

複雑工学システムの複雑系としての特徴を活用した設計手法

不確実性と変動に基づき、かつ、それを許容し活用する数理的解析に立脚した高性能超ロバストシステムの設計手法

より高性能（小型、高速、ロバスト）なシステムの実現
従来法では設計不可能な条件を克服

課題

適応・順応・学習などの機能を、複雑系の特徴を最大限に活用して、どのように設計に取り込むか

CCS研究会で私が議論したいこと

特殊性
個別課題への挑戦

普遍性
共通部分の抽出・理論展開

複雑系の特徴を最大限に活用する工学システム

脳：意識、情動