

設計情報学の 創出と展望

千葉一永, *Kazuhisa Chiba*

北海道工業大学

日本機械学会 計算力学部門 設計情報学研究会 Lecture Series 1

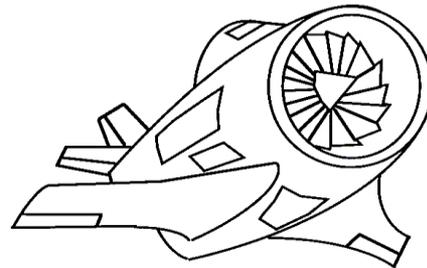
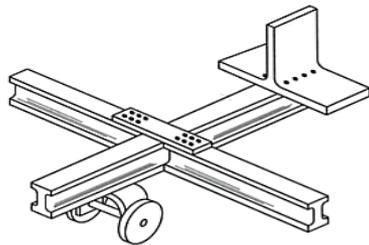
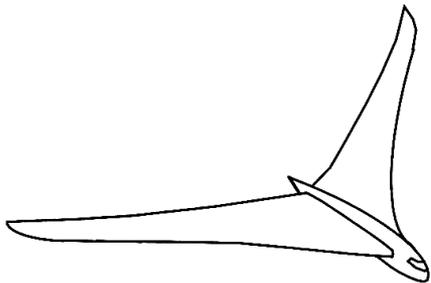
23rd March, 2012.

目次

- 背景
- 設計情報学
 - 概観
 - 此迄のアプローチ
- 検討
 - 柱1 最適化手法
 - Pure & hybrid evolutionary-based optimizers
 - 柱2 データマイニング
 - Rough set theory
 - 柱3 実問題
 - Biomimetics-based aircraft design
- まとめ

背景1/2 -研究の立ち位置-

- 第1世代: シミュレーション手法の高精度化
 - 数値流体力学, 数値構造力学 etc.
- 第2世代: 最適化
 - 単目的最適化
 - 多目的最適化
 - 高精度多分野融合最適化 (2002 ~)
- 第3世代: データマイニング
 - 設計者への直接的な設計知識・情報の提示
 - 知的情報圧縮, 革新設計への知識獲得
 - 失敗の分析, 安全技術の確立



トレードオフ故に妥協形状(折衷案)を設計
多分野融合最適化(*Multidisciplinary Design Optimization*), *MDO*

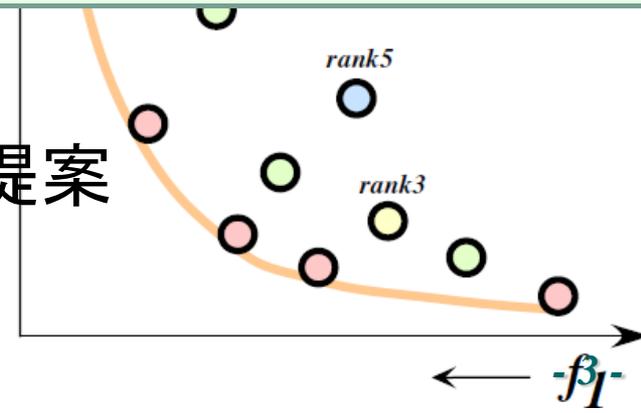
背景2/2 -設計情報学の創出-

- 多目的最適化結果
 - Tradeoff故に唯一解ではなく, 最適解集合
 - Pareto解 or 非劣解(non-dominated solutions)
 - 情報としては設計者には不十分
 - 効率的なデータベース構築の役割
- 最適化結果に対するデータマイニングの必要性
 - 有益な設計情報獲得の為の効率的な使用法の検討
 - 発展途上の分野

更に効率的な設計空間理解

多分野融合設計探査(*Multidisciplinary Design Exploration*), *MDE*

- 設計情報学(*Design Informatics*)の提案



■ 立ち位置

□ 設計探査

- 設計空間の把握(受動的)

□ 設計情報学

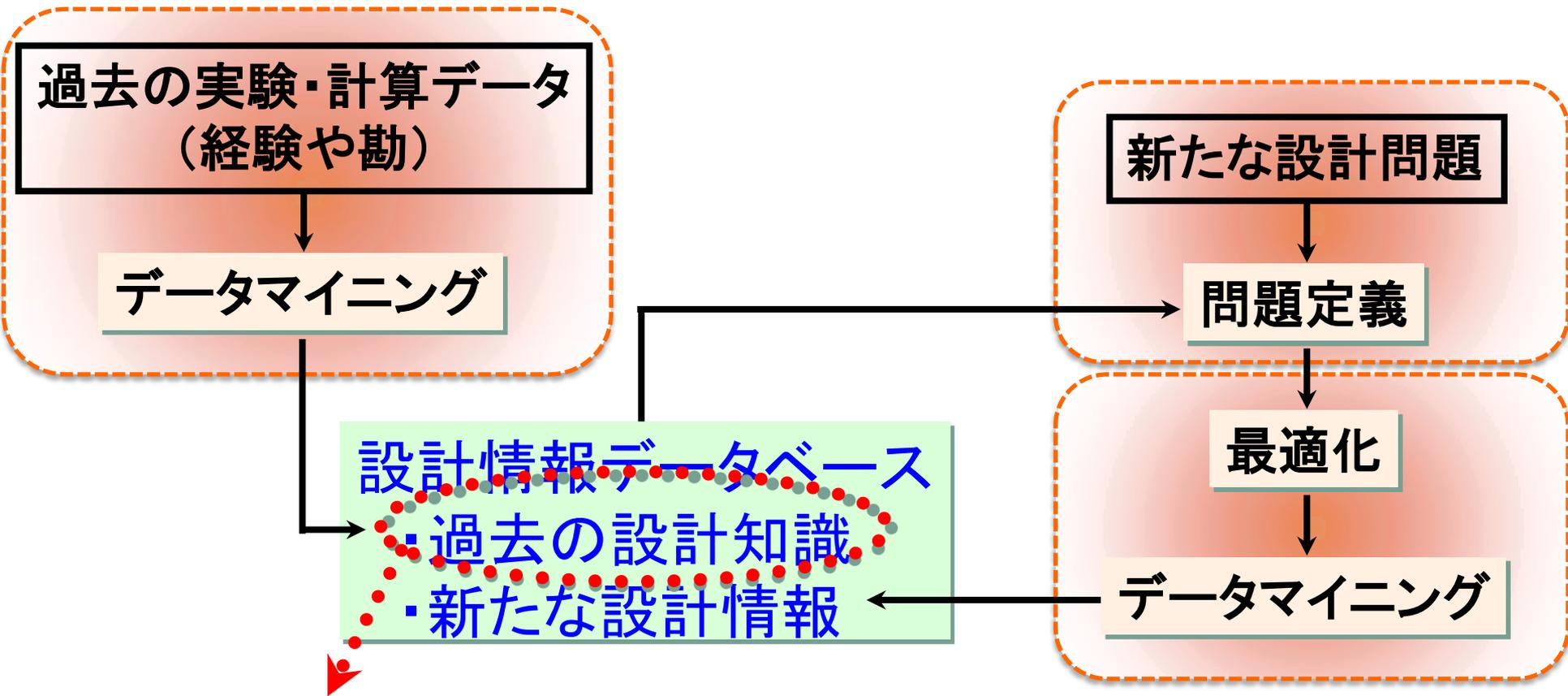
- 設計者の発想支援(能動的体系化)
 - 仮説の閃き
 - 機能の可視化
 - 異分野・他領域の知識融合



■ 研究の柱

- 1.最適化手法の高度化(Optimizer)
- 2.設計情報の構造化と可視化(Data Mining)
- 3.実最適設計問題の定義と実施(Optimization)

研究全体の見取図



ものづくりの本質を継承(温故知新の具現化)

- 大学でなければ成し得ない研究の方向性
 - 新たな分野の開拓(Challenging)
 - 長期的なビジョンの必要性

研究の足跡1/3

■ 効率的な最適化手法の研究開発

□ 進化アルゴリズム(EAs)の研究開発と応用

■ PSO/GA hybrid method

□ Multi-Objective Particle Swarm Optimization

■ PSO(1995)

- 鳥や魚などの群れの動きを模す
- 各個体は位置, 速度ベクトル, その個体が最良の適合度を獲得した位置を記憶
- 全体で最良の適合度を示した場所を共有

■ MO-PSO(2005)

- Pareto支配に基づくGbestの選択
- 摂動(突然変異に相当)の導入

□ Adaptive Range Multi-Objective Genetic Algorithm(2000)

■ ハイブリッド化の利点と欠点

□ ○大域的・局所的探索性能いずれにも優れる

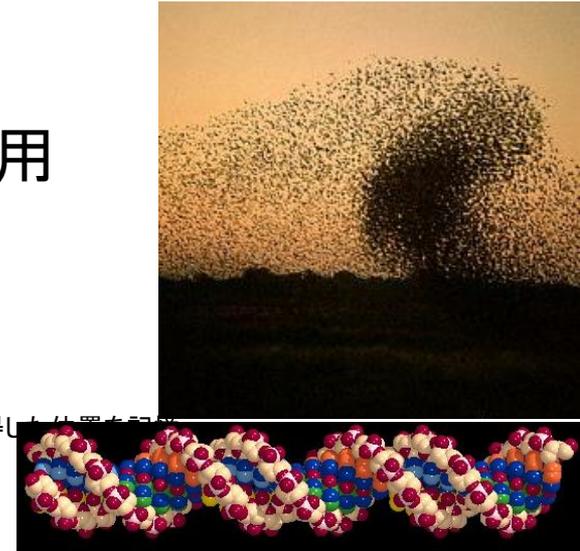
- GA: 大域的探索性能に優れる
- PSO: 直接設計変数座標値を扱う為, 局所的探索を効率的に進める

□ ○突然変異の収束性遅延への影響を抑制, 解の品質改善.

□ ×一世代の集団数の確保

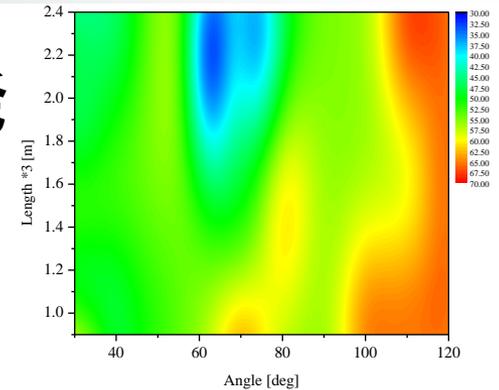
■ より少ない1世代の集団数, より少ない世代数でも進化を加速させ, 高次の大規模問題に対しても最適化が実行可能.

■ Differential Evolutionの導入



研究の足跡2/3

- 効率的な最適化手法の研究開発
 - 応答局面法の研究開発と応用
 - 多項式近似
 - Neural networkモデル
 - KB-RSM(Kriging-Based Response Surface Method)
 - 鋳床の空間分布予測で使用
 - 空間現象を連続空間確率場でモデル化し, 観測データから任意の位置での確率場の値を予測
 - 利点と欠点
 - ○ 設計変数が少ない(一桁程度の)問題に対してはEAsより効率的
 - × 初期観測データが設計変数の数の10倍程度必要



研究の足跡3/3

- データマイニング手法の研究と応用
 - 最適解集合から有益な設計情報の抽出
 - 妥協解選定の強力且つ不可欠な後処理
 - 今後の設計へのフィードバック
 - 最適化自体を収束させなくとも設計情報を素に近道をして、よりよい解を見出す。
- 分散解析(ANOVA; Analysis of Variance)
 - 目的関数に対する設計変数の影響性を定量的に提示
 - 重要な設計変数への当たりをつける。
- 自己組織化マップ(SOM; Self-Organizing Map)
 - 直感的・俯瞰的にデータを解析
 - 高次(大量の設計変数と複数の目的関数)のデータを2次元面上に投影
 - 設計者が思いもよらなかった革新的設計情報抽出の可能性
- ラフ集合理論(RST; Rough Set Theory)
 - 局所的影響を持つ設計変数の抽出
 - 人の感性を考慮した設計にフィードバック
- 決定木(Decision Tree)

今後の方向性1/3

■ 最適化手法の研究開発

- Evolutionary/Meta Heuristics Algorithmの融合と発展
 - Differential Evolution(DE, 1997)とGAとの共生の可能性
 - GA vs. DE vs. PSO vs. various couplings
 - GAのOperatorの影響性
 - 行動生態学から考える新たなEAの概念
 - 進化の結果から進化過程を問い直す
 - 感性工学の反映？
- 応答曲面法を応用した, 計算結果と実験結果とを融合させた効率的データフュージョン手法の開発

今後の方向性2/3 設計情報の抽出

■ データマイニング手法の体系化

- 統計学派生の各種法の特徴把握
 - 市販or free softwaresが充実

- 可視化手法

■ 非定常現象の理解

- 物理量間の相関を発見することで、物理現象を理解し、新たな物理モデルを創出.

■ 失敗学・安全工学への応用

- 失敗は許されない風潮(本来は、失敗は成功の母)
- 過去蓄積された失敗情報へのマイニングにより、失敗の未然防止のための設計情報が獲得され、将来の設計開発を正しく行うヒントを発見.

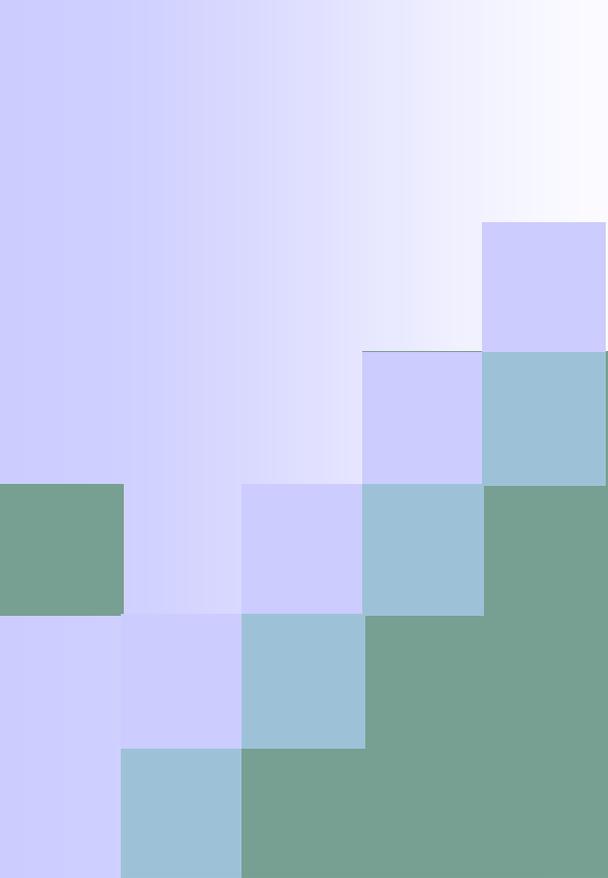
今後の方向性3/3 実最適設計問題

■ 航空宇宙機の設計

- バイオミメティクスによる革新的航空機体の追究
 - 生物に回帰した旅客機の設計
 - 環境適応性を追究した革新設計とは？
 - 鳥や虫は滑走路を必要としている？
 - NASA NextGenに於ける2030年機体の燃費75%減の実現
 - 2025年には-71dB
- 現実課題
 - UAV
 - 超小型衛星Projectへの供出(内閣府Project共研)
 - 条件
 - 3kgのPayload(ハイパースペクトルカメラ)の搭載
 - 来年度中に大樹町にて実験？
- Multi-fidelity最適設計systemの確立と応用
- 目指すはT/OからLandingまでOffdesignを内包した最適化
 - Morphing Wing
 - 空力+空弾

■ 非定常問題の最適化

- 騒音の3次元問題
- ジェットエンジンファンブレードの最適設計
- 非定常空力・非定常構造力学を考慮した最適化



柱1 最適化手法

Pure & Hybrid evolutionary-based optimizers

目的

- 大規模実航空宇宙工学問題への効率的な適用を目指し、進化的最適化手法の性能評価を実施する。
 - Genetic Algorithm (GA)
 - Differential Evolution (DE)
 - Particle Swarm Optimization (PSO)
 - & their hybrid methods
- 何故Hybrid?
 - 進化発生学(evo-devo)的発想
 - 系統発生と考えられてきた進化法則が個体発生の積み重ねで説明

[1] Tušar, T. and Filipić, B.

Differential Evolution Versus Genetic Algorithms in Multiobjective Optimization.

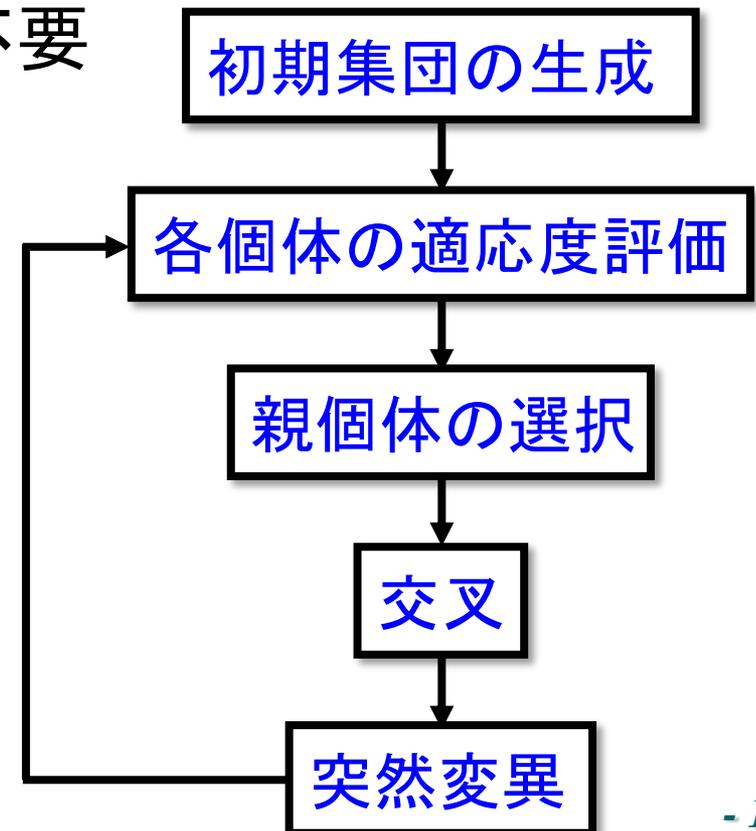
Evolutionary Multicriterion Optimization 2007, Lecture Note in Computer Science 4403, Springer, 2007, pp.257 – 271.

内容

- 最適化手法
 - GA
 - DE
 - PSO
 - Hybrid manner
- 性能評価指標
 - Convergence metric (収束距離関数)
 - Cover rate (被覆率)
 - Hypervolume (空間占有率)
- テスト関数
 - DTLZ3 without noise
 - ZDT1 with/without noise
 - TNK with noise
- 結果
- 結論

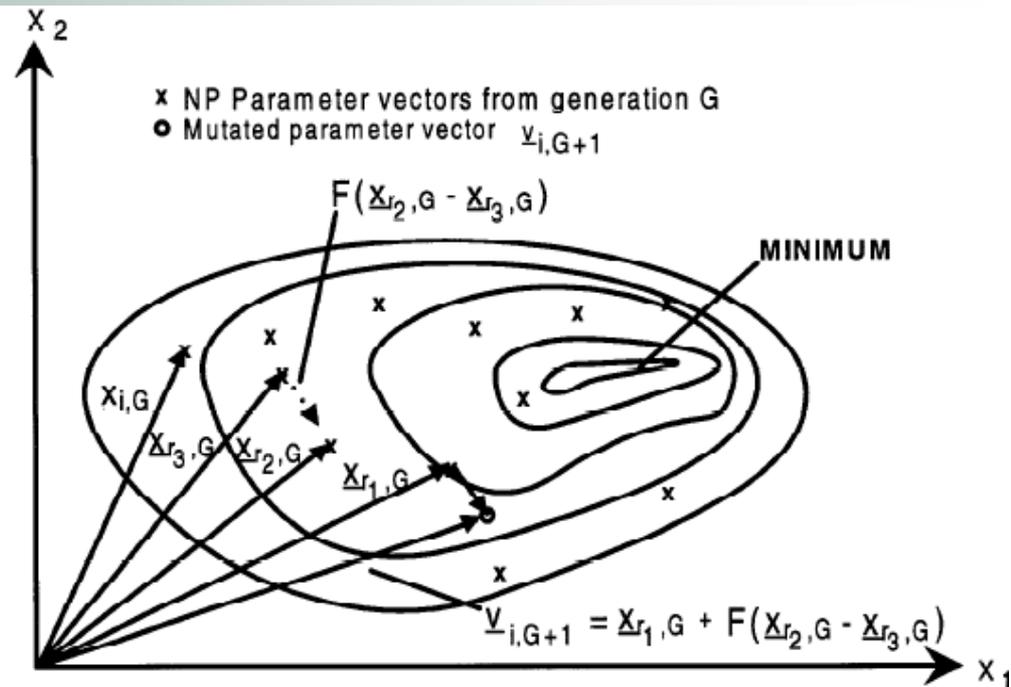
遺伝的アルゴリズム(GA)

- 生物進化の原理に着想を得たアルゴリズム
 - 選択淘汰・突然変異
- 確率的探索・学習・最適化の一手法
 - 評価関数の微分情報が不要



Differential Evolution (DE)

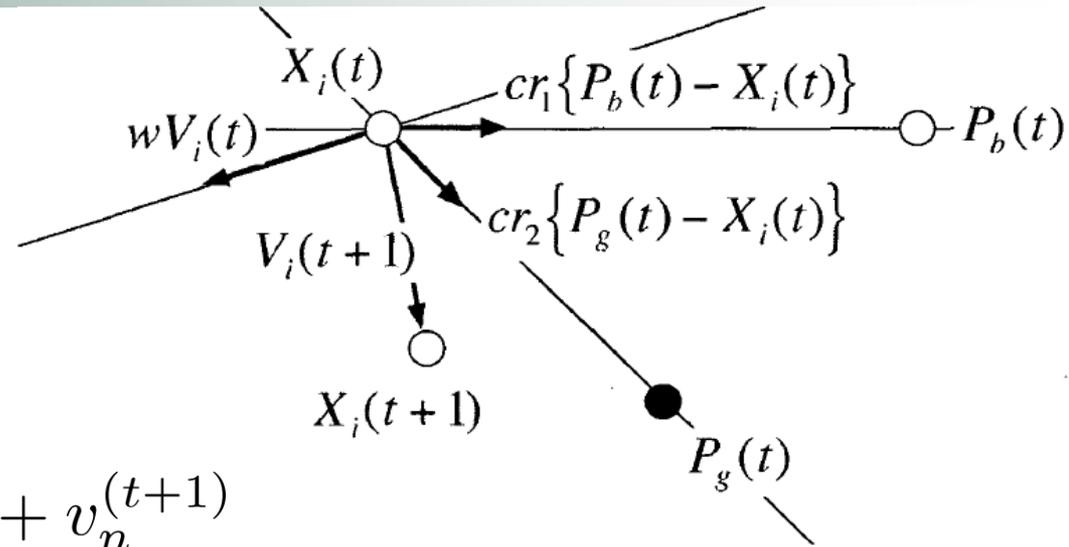
- Storn, R. and Price, K., "Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces," Journal of Global Optimization, Vol.11, 1997, pp.341-359.
- 確率的最適化手法
- GAと比しアルゴリズムが簡単



■ Mutation

$$v_{i,G+1} = x_{\text{best},G} + F \cdot (x_{r1,G} + x_{r2,G} - x_{r3,G} - x_{r4,G})$$

Particle Swarm Optimization (PSO)



$$x_n^{(t+1)} = x_n^{(t)} + v_n^{(t+1)}$$

$$v_n^{(t+1)} = wv_n^{(t)} + c_1r_1(P_n - x_n^{(t)}) + c_2r_2(G_n - x_n^{(t)})$$

■ PSO; Particle Swarm Optimization

- 1995年にJ. Kennedyにより提案。
 - Kennedy, J. and Eberhart, R., "Particle Swarm Optimization," *Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995, pp.1942-1948.
- 鳥や魚などの群れの動きを模す.
- 各個体は位置・速度ベクトル, その個体が最良の適合度を獲得した位置を記憶
- 全体で最良の適合度を示した場所を共有

■ MO-PSO; Multi-Objective PSO

- Pareto支配に基づく*Gbest*の選択
 - Alvarez-Banitez, J., Everson, R., Fieldsend, J., "A MOPSO Algorithm Based Exclusively on Pareto Dominance Concepts," *Proceedings of the Third International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, 2005, pp.459-473.
- 摂動(突然変異)

性能評価指標1/2

■ Convergence metric(収束距離関数)

$$r = \frac{1}{|Q|} \sum_{i \in Q} d_i$$

□ 得られた解集合と真の解(Pareto解)との差

- 得られた非劣解面 Q とPareto最適解集合 P^* とのEuclid距離 d_i を測定
- 0に近づく程良い.

□ 問題点

- 真のPareto解が既知でなければ使用不可
- 精度の良い解が少数求まっている場合, その解集合を本当に良い解集合といえる?

性能評価指標2/2

■ Cover rate(被覆率)

$$R_c = \frac{N_{NDS}}{N_{Pareto}}$$

□ 各分割区間に得られた解が存在する割合

■ 目的関数空間を任意数で分割

□ N_{Pareto}

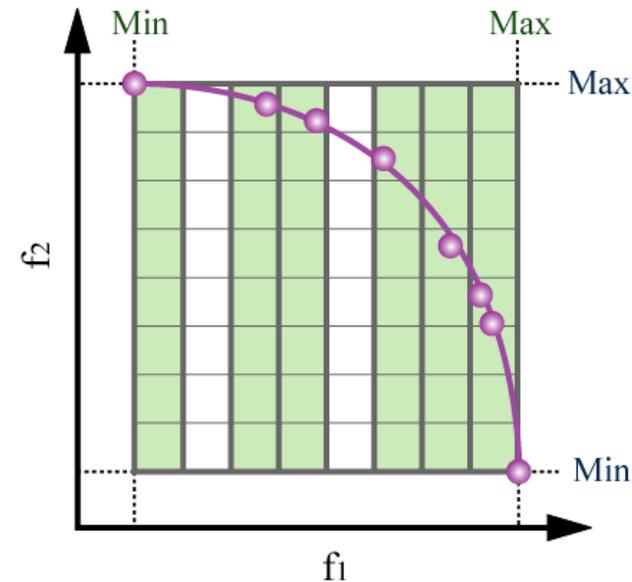
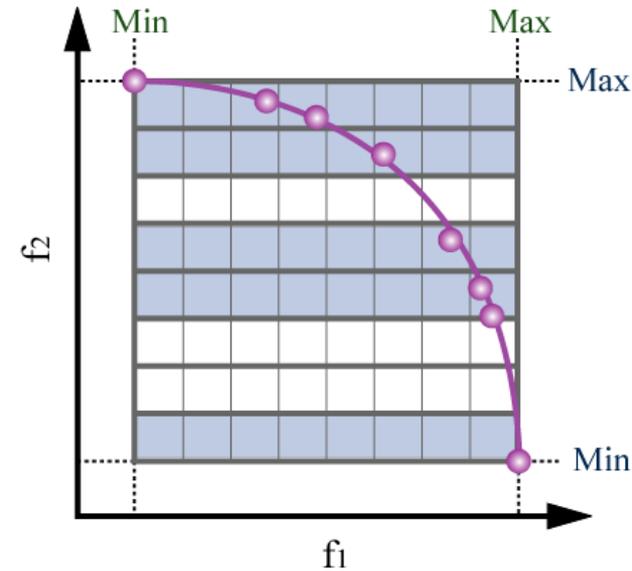
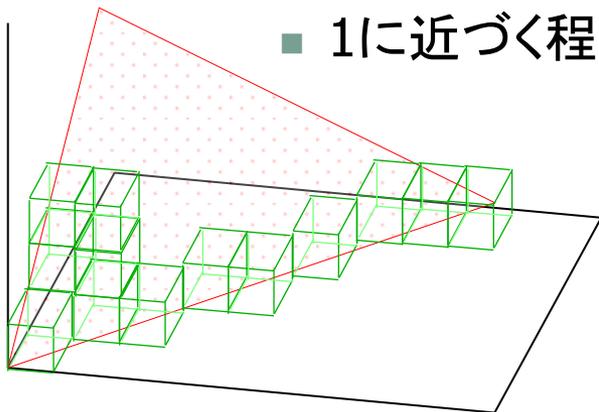
- Pareto面が交差する立方体の個数

□ N_{NDS}

- 内, 非劣解が含まれる立方体の個数

■ 多様性を評価

■ 1に近づく程良い.



テスト関数 1/3 ノイズ無し

■ DTLZ3

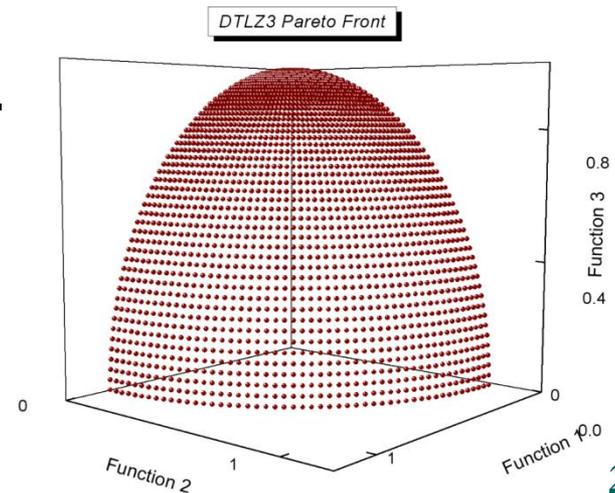
$$\text{Minimize : } f_1(\vec{x}) = \cos\left(\frac{\pi}{2}x_1\right) \cos\left(\frac{\pi}{2}x_2\right) (1 + g(\vec{x}))$$

$$\text{Minimize : } f_2(\vec{x}) = \cos\left(\frac{\pi}{2}x_1\right) \sin\left(\frac{\pi}{2}x_2\right) (1 + g(\vec{x}))$$

$$\text{Minimize : } f_3(\vec{x}) = \sin\left(\frac{\pi}{2}x_2\right) (1 + g(\vec{x}))$$

$$\text{subject to : } g(\vec{x}) = 100 \left[k + \sum_{i=1}^k \{(x_i - 0.5)^2 - \cos(20\pi(x_i - 0.5))\} \right]$$

□ $g(x)=1$ でPareto面が得られる。



テスト関数 2/3 ノイズ無しと有り

■ ZDT1

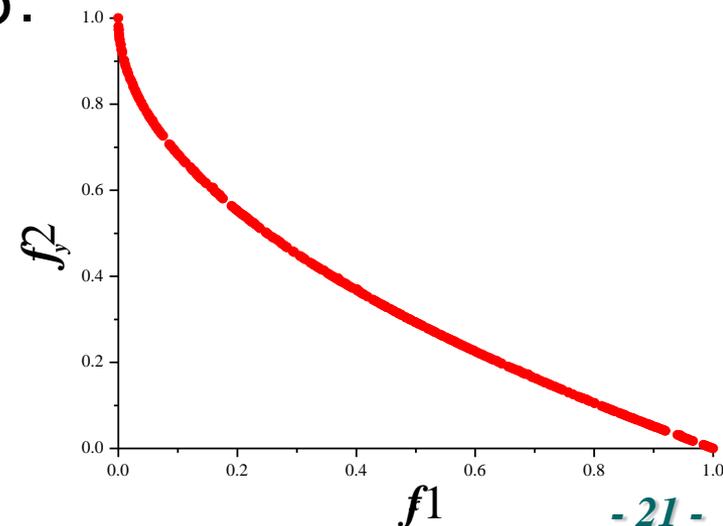
Minimize: $f_1(\mathbf{x}) = x_1$

Minimize: $f_2(\mathbf{x}) = g(\mathbf{x}) \left(1 - \sqrt{\frac{f_1(\mathbf{x})}{g(\mathbf{x})}} \right)$

subject to: $g(\mathbf{x}) = 1 + 9 \cdot \frac{1}{K-1} \sum_{k=2}^K x_k,$

$$0 \leq x_k \leq 1, \quad k = 1, 2, \dots, K, \quad K = 30.$$

- $g(\mathbf{x})=1$ でPareto面が得られる.
- Pareto面は凸面で表される.



テスト関数 3/3 ノイズ有リ

■ TNK

Minimize: $f_1(\mathbf{x}) = x_1$

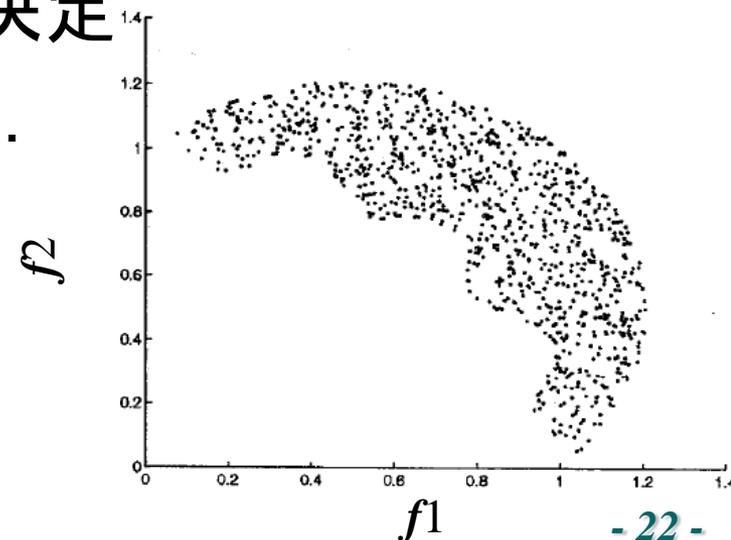
Minimize: $f_2(\mathbf{x}) = x_2$

subject to: $c_1(\mathbf{x}) = x_1^2 + x_2^2 - 1 - 0.1 \cos\left(16 \arctan \frac{x_2}{x_1}\right) \geq 0$

$c_2(\mathbf{x}) = (x_1 - 0.5)^2 + (x_2 - 0.5)^2 \leq 0.5$

$0 \leq x_i \leq \pi, \quad i = 1, 2.$

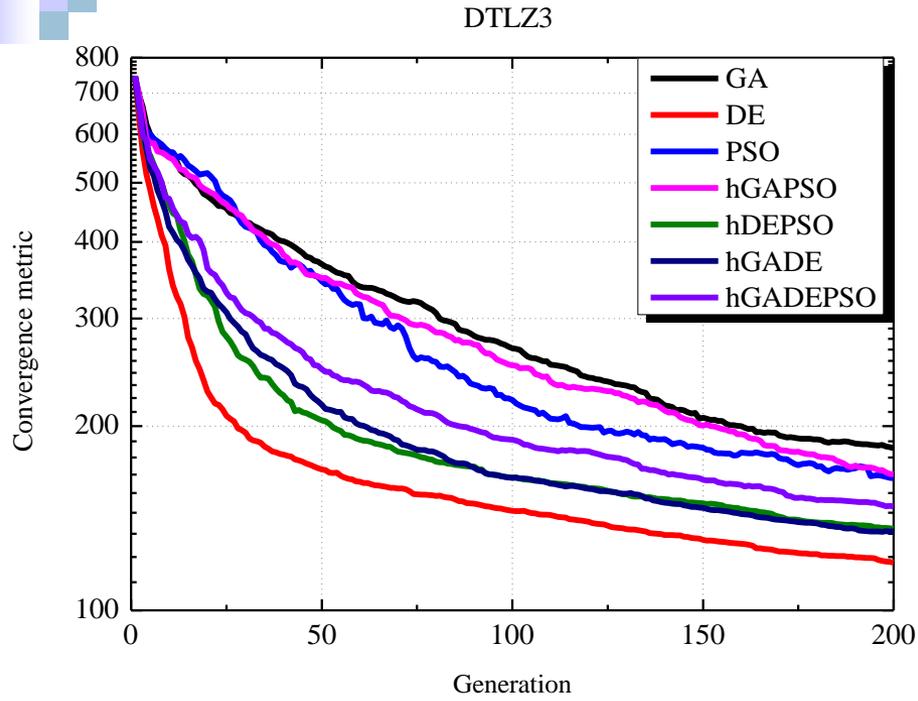
- 制約条件が実行可能領域を決定
- Pareto面も制約条件で決まる。



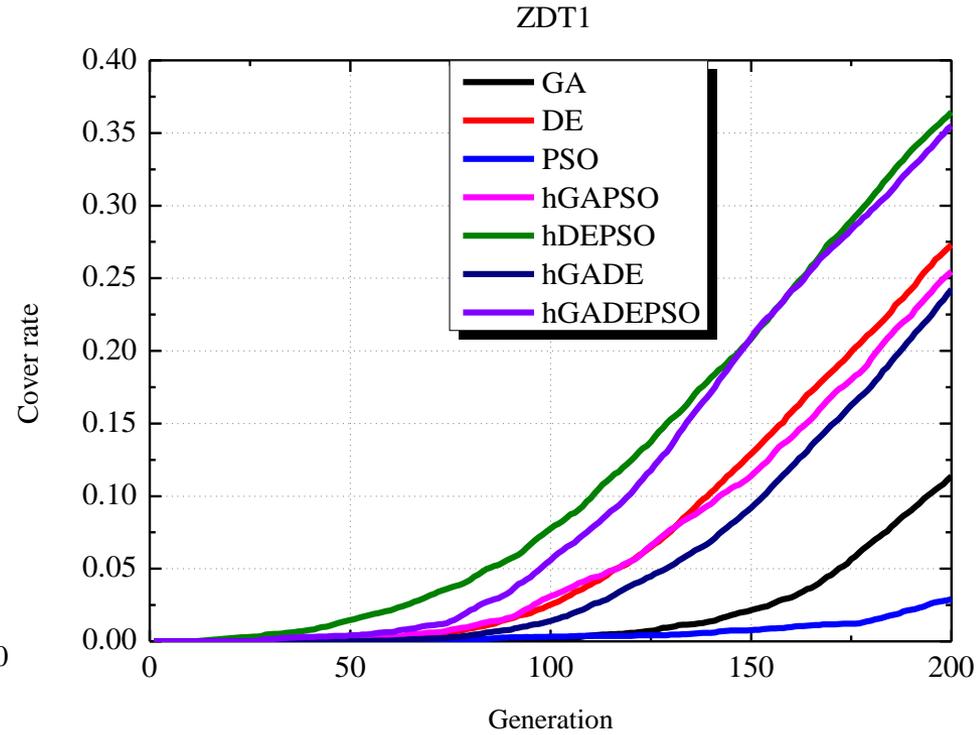
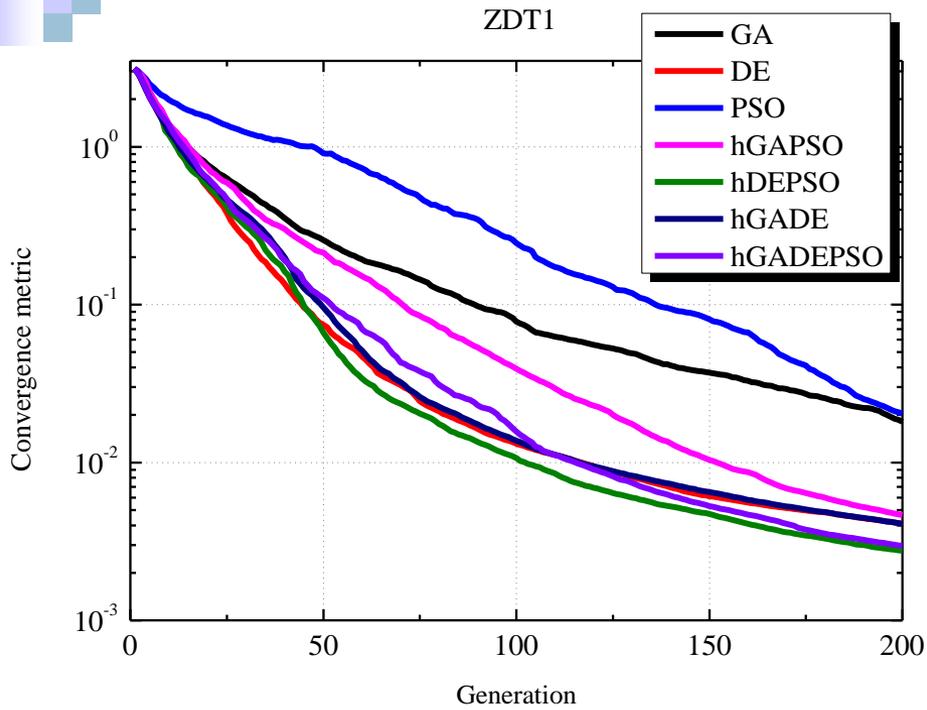
試行計算条件

- 試行回数
 - 20回の平均
 - 初期個体をランダムに変更
- 世代数
 - 200世代
- 集団数
 - 18個体
- ハイブリッド化
 - 個体数は各手法均等に分配
 - 各手法は独立
 - 共有化されたアーカイブを参照し、次世代を各手法が独立に生成
- GA
 - Crossover
 - BLX-0.5 + UNDX
 - 均等分配
 - 他のPCA-BLX等も検討したが、結果に大きなインパクト無し。

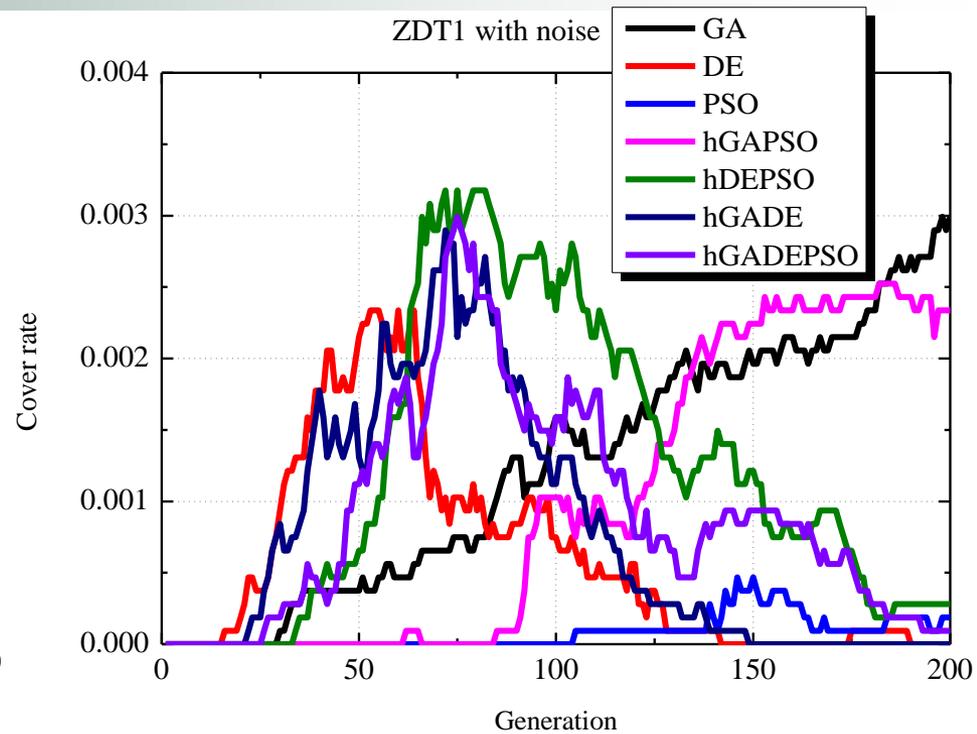
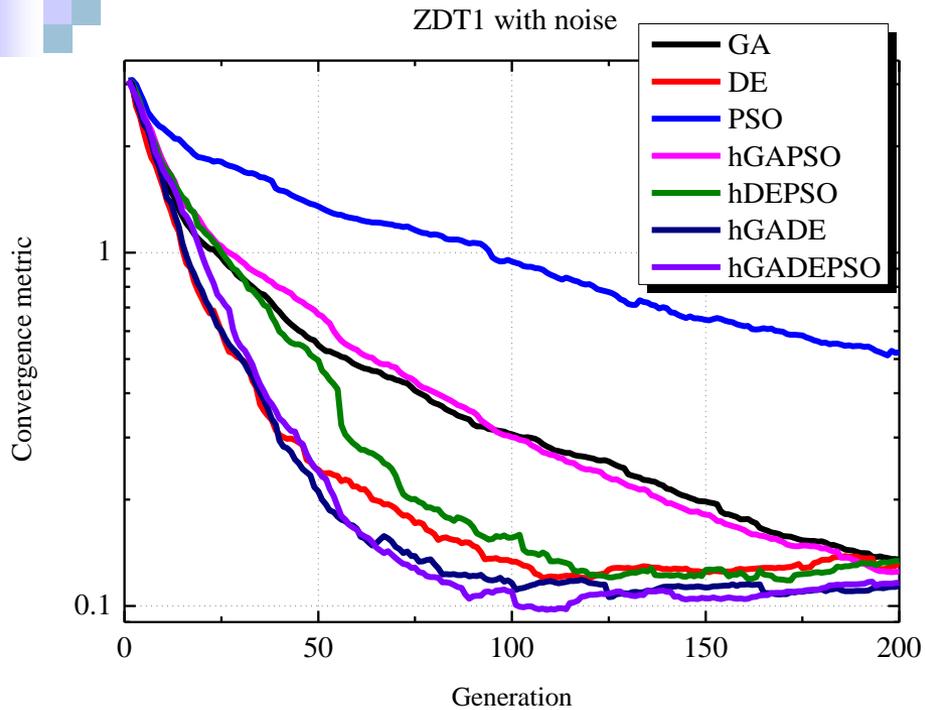
評估結果 - DTLZ3 -



評價結果 - ZDT1 -

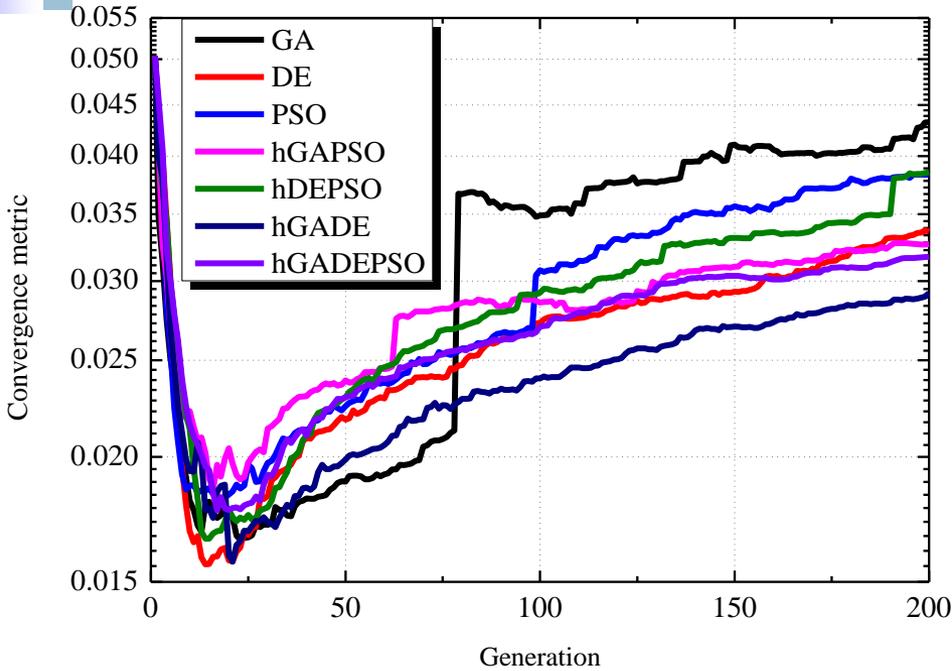


評価結果 - ZDT1 with noise -



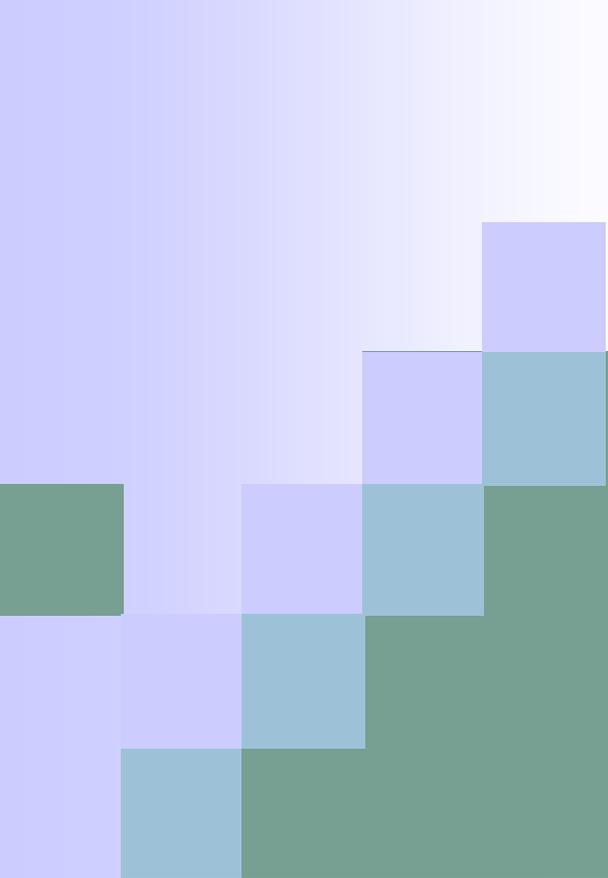
評估結果 - TNK with noise -

TNK with noise



結論

- GA, DE, PSO, 及びそれらのハイブリッド手法を構築し, 性能を比較した.
 - ハイブリッド化はアーカイブの共有を以て行い, 各手法は独立に実行された.
 - 性能比較には下記指標を用いた.
 - 収束距離関数
 - Pareto値(真値)にどれだけ近づけたか.
 - 被覆率
 - 多様性
- DEとhGA/DEが良い性能を発揮
 - GAとDEのノイズに対する頑健性
 - GAと比し単純なアルゴリズム故, 実問題に対する性能を要確認
 - GAのオペレータの多さに起因する, 性能の伸びしろの影響性を要確認.
- hGA/DEを基本に大規模実問題に応用する.

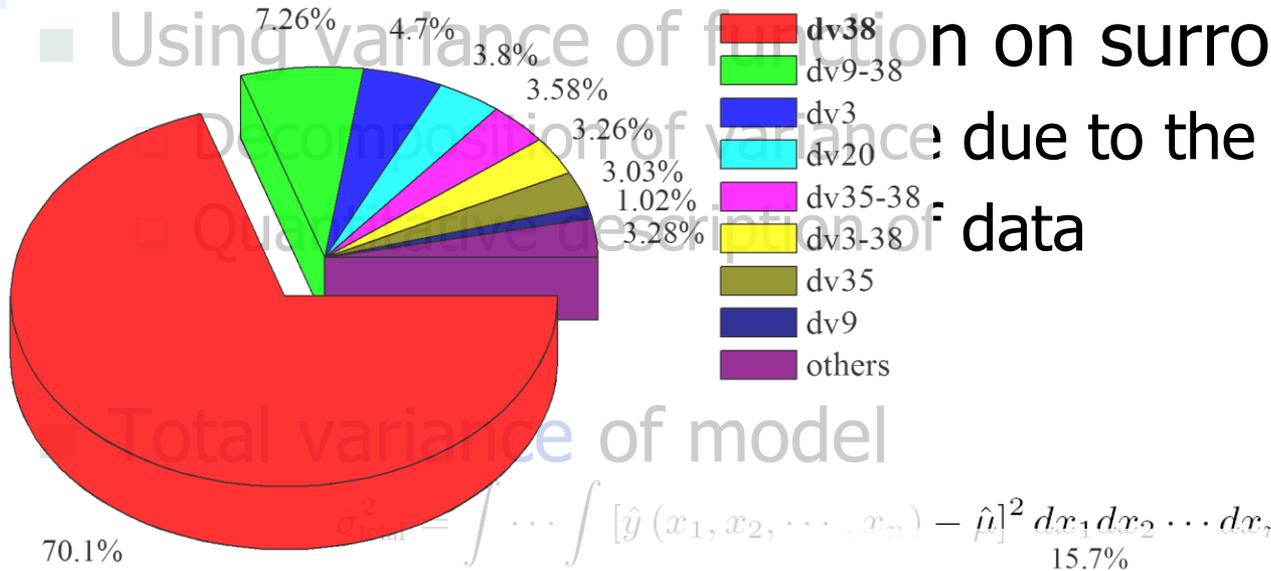


柱2 データマイニング

Rough set theory

データマイニング1/3 ANOVA

- Using variance of function on surrogate model
- Discomposition of variance due to the design variable
- Quantitative description of data



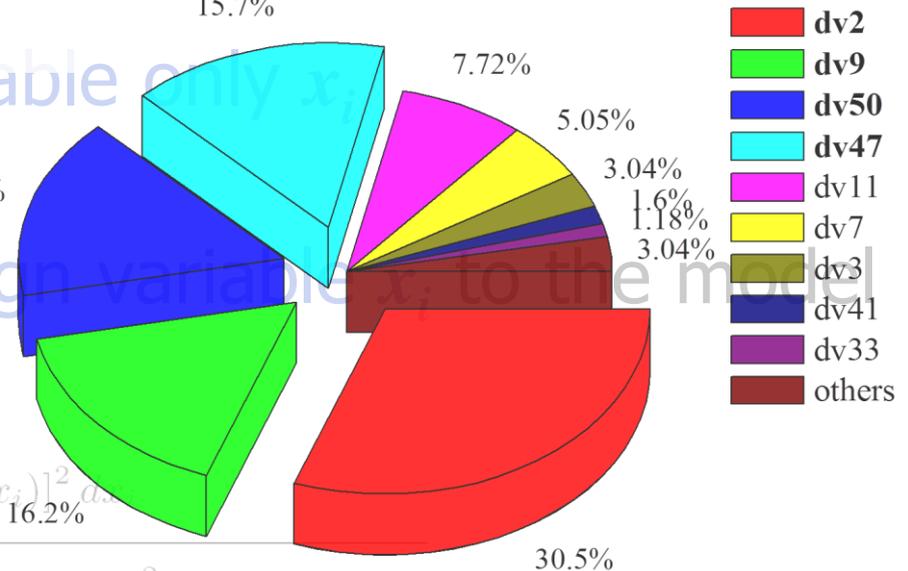
- Variance due to a variable only x_i

$$\hat{\sigma}_{x_i}^2 = \int [\hat{\mu}_i(x_i)]^2 dx_i \quad 15.9%$$

- The proportion of design variable x_i to the model

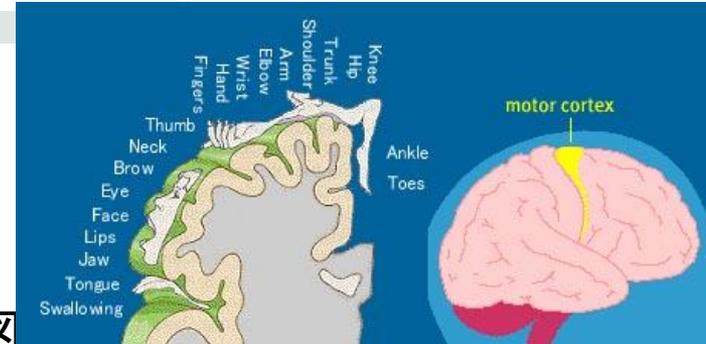
$$P = \frac{\hat{\sigma}_{x_i}^2}{\hat{\sigma}_{total}^2}$$

$$= \frac{\int [\hat{\mu}_i(x_i)]^2 dx_i}{\int \cdots \int [\hat{y}(x_1, x_2, \dots, x_n) - \hat{\mu}]^2 dx_1 dx_2 \cdots dx_n}$$

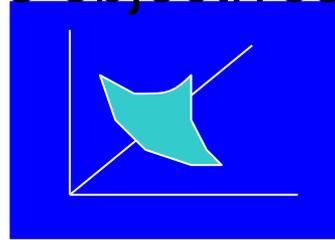
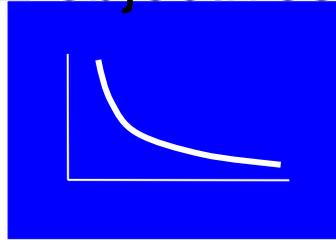


データマイニング2/3 SOM

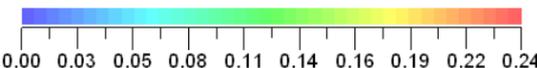
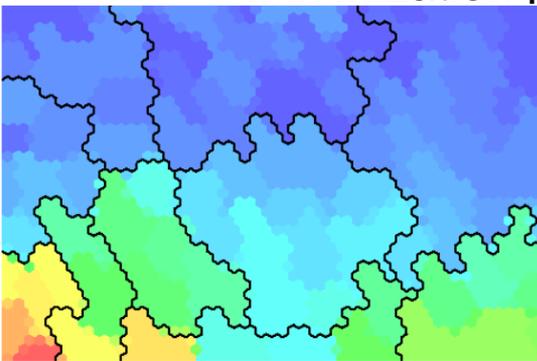
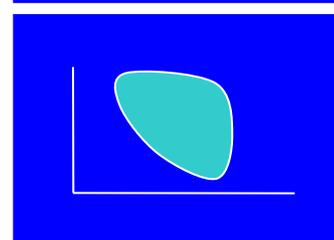
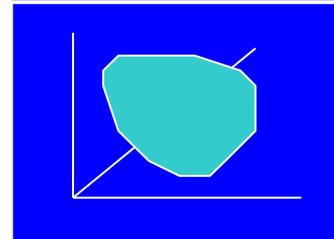
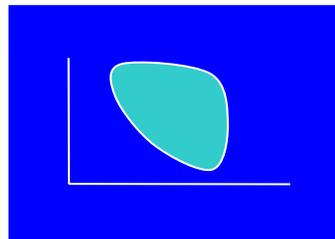
- コホネンによる記憶モデル
 - フィードフォワード型のニューラルネットモデル
 - 教師無し学習のアルゴリズム
- 多次元データ→2次元マップ
 - 通常の座標や距離(ユークリッド距離)の無い地区
 - データのクラスタリング
- Tradeoffの可視化



2 objectives 3 objectives 4 objectives



Minimization problem



データマイニング3/3 RST

- Rough Set Theory (ラフ集合理論)
 - Pawlakにより提案(1982)
 - 感性工学に応用
 - 手順
 - データの作成
 - 分類(Classification)
 - SOM
 - k -means method (with silhouette)
 - 離散化(Discretization)
 - Boolean reasoning algorithm
 - Entropy/Minimum Description Length(MDL) algorithm
 - Equal frequency binning
 - Naïve algorithm
 - Semi-naïve algorithm
 - 縮約(Reduct)
 - Genetic algorithm
 - Johnson's algorithm
 - Holte's 1R rule
 - ルールの生成
 - フィルタリング

Problem Definition 1/2

■ Design Variables

- dv1
 - Diameter: D [inch]
- dv2
 - Height: H [inch]

■ Objective Functions

- of1
 - Profit per a can: $p_c[-]$

$$p_c = 1.7 \times \frac{\pi}{4} D^2 H - 0.02 \times \left(\frac{\pi}{4} D^2 H \right)^2 - 0.1 \times \pi D \left(H + \frac{D}{2} \right)$$

- of2
 - Profit per unit volume of juice: $p_0[-]$

$$p_0 = \frac{p_c}{\frac{\pi}{4} D^2 H}$$



Problem Definition 2/2

■ Constraints

□ Diameter

$$1.5 \leq D[\text{in.}] \leq 3.5$$

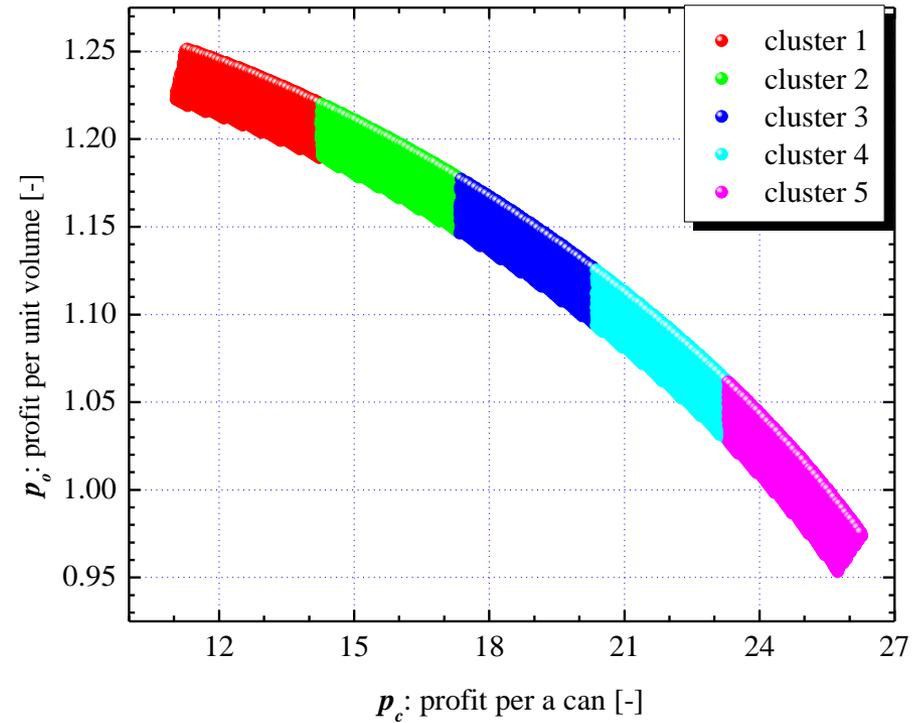
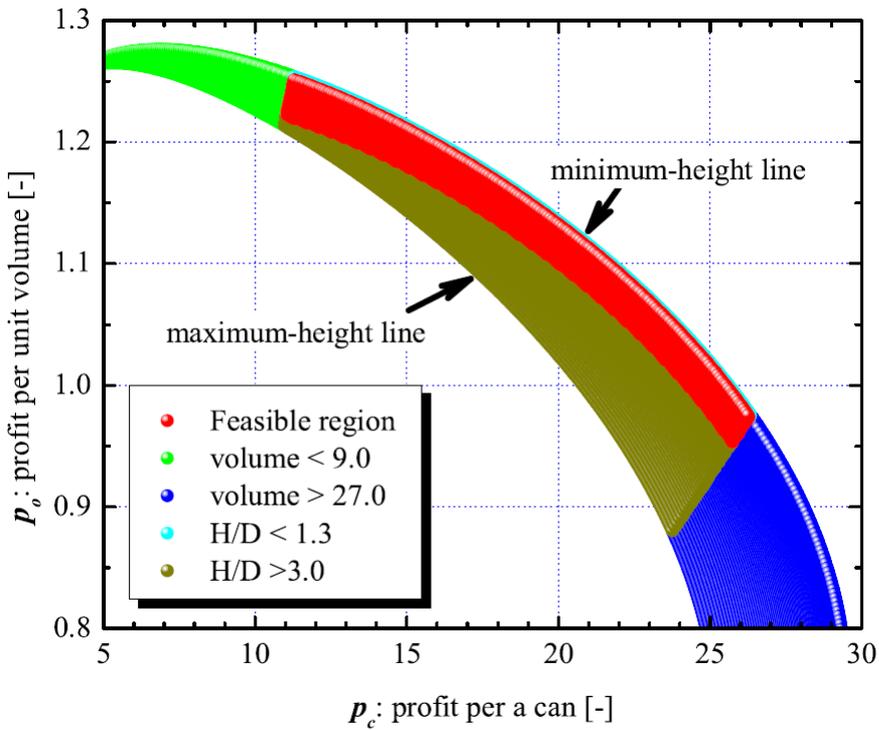
□ Volume

$$9.0 \leq \frac{\pi D^2}{4} H[\text{in.}^3] \leq 27.0$$

□ Aspect ratio

$$1.3 \leq \frac{H}{D}[-] \leq 3.0$$

目的関数空間



*RST*で得られたrules 1/5

- Discretization: equal frequency binning

- Reduct: GA

Cluster 1	$dv1 < 2.07$	\wedge	$dv2 < 4.02$
Cluster 2	$2.07 \leq dv1 < 2.33$	\wedge	$dv2 < 4.02$
Cluster 3	$2.07 \leq dv1 < 2.33$	\wedge	$4.02 \leq dv2 < 4.84$
Cluster 4	$2.07 \leq dv1 < 2.33$	\wedge	$4.84 \leq dv2$
Cluster 5	$2.33 \leq dv1$	\wedge	$4.84 \leq dv2$

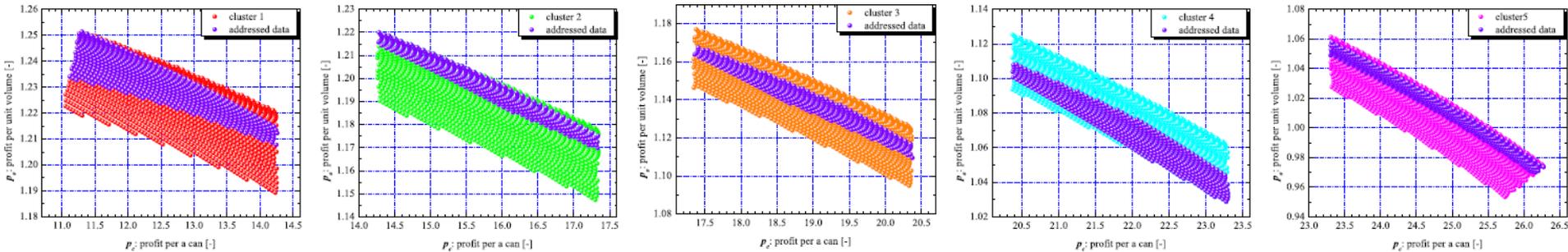
- Discretization: equal frequency binning

- Reduct: Holte's 1R rules

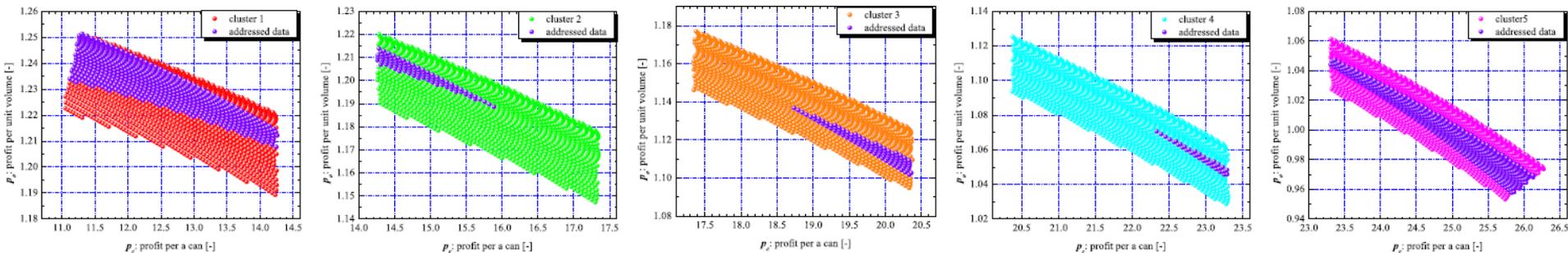
Cluster 1	$dv1 < 2.07$	\wedge	$dv2 < 4.02$
Cluster 2	$dv1 < 2.07$	\wedge	$dv2 < 4.02$
Cluster 3	$2.07 \leq dv1 < 2.33$	\wedge	$4.84 \leq dv2$
Cluster 4	$2.33 \leq dv1$	\wedge	$4.84 \leq dv2$
Cluster 5	$2.33 \leq dv1$	\wedge	$4.84 \leq dv2$

目的関数空間へのrule投影1/5

- Discretization: equal frequency binning
- Reduct: GA



- Discretization: equal frequency binning
- Reduct: Holte's 1R rules



RSTで得られたrules 2/5

- Discretization: boolean reasoning algorithm

- Reduct: GA

Cluster 1	$dv1 < 1.99$	\wedge	$dv2 < 3.80$
Cluster 2	$dv1 < 1.99$	\wedge	$4.42 \leq dv2 < 5.20$
Cluster 3	$1.99 \leq dv1 < 2.19$	\wedge	$4.42 \leq dv2 < 5.20$
Cluster 4	$2.19 \leq dv1 < 2.41$	\wedge	$4.42 \leq dv2 < 5.20$
Cluster 5	$2.19 \leq dv1 < 2.41$	\wedge	$5.20 \leq dv2$

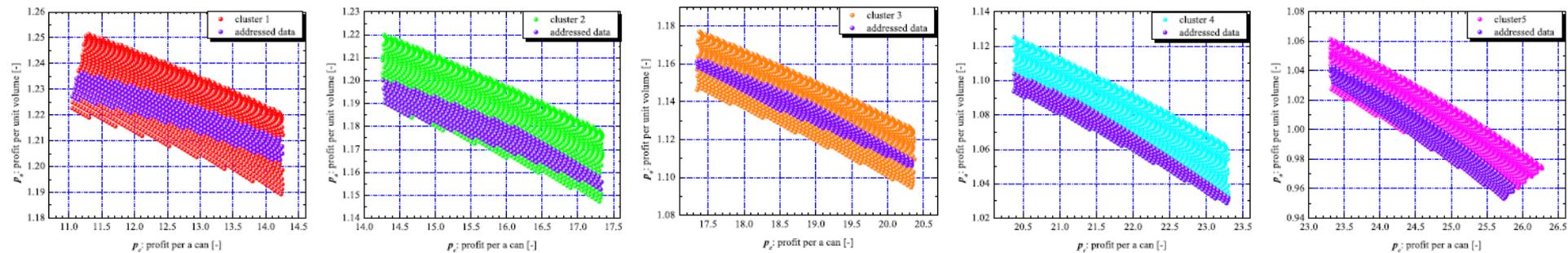
- Discretization: boolean reasoning algorithm

- Reduct: Holte's 1R rules

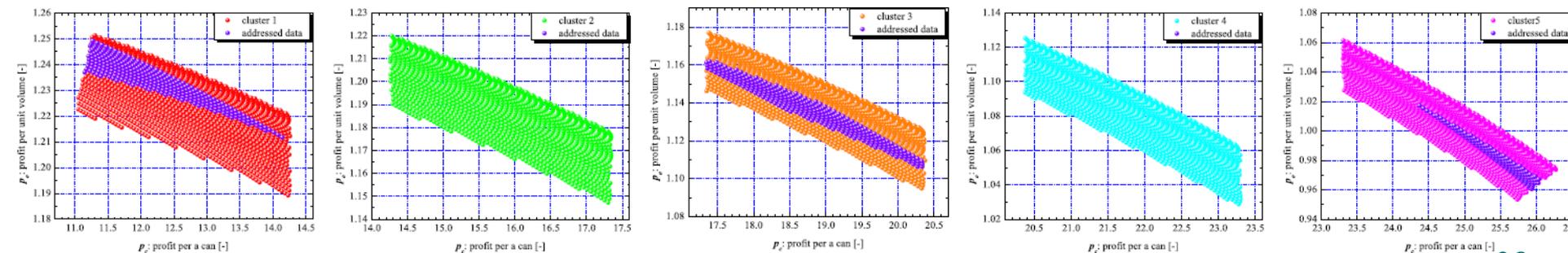
Cluster 1	$dv1 < 1.99$	\wedge	$dv2 < 3.80$
Cluster 2	$dv1 < 1.99$	\wedge	$dv2 < 3.80$
Cluster 3	$1.99 \leq dv1 < 2.19$	\wedge	$4.42 \leq dv2 < 5.20$
Cluster 4	$2.41 \leq dv1$	\wedge	$5.20 \leq dv2$
Cluster 5	$2.41 \leq dv1$	\wedge	$5.20 \leq dv2$

目的関数空間へのrule投影2/5

- Discretization: boolean reasoning algorithm
- Reduct: GA



- Discretization: boolean reasoning algorithm
- Reduct: Holte's 1R rules



*RST*で得られたrules 3/5

- Discretization: entropy/MDL algorithm

- Reduct: GA

Cluster 1	$dv1 < 2.05$	\wedge	$dv2 < 3.60$
Cluster 2	$dv1 < 2.05$	\wedge	$4.46 \leq dv2 < 4.68$
Cluster 3	$2.43 \leq dv1 < 2.45$	\wedge	$dv2 < 3.60$
Cluster 4	$2.29 \leq dv1 < 2.45$	\wedge	$4.46 \leq dv2 < 4.68$
Cluster 5	$2.77 \leq dv1$		

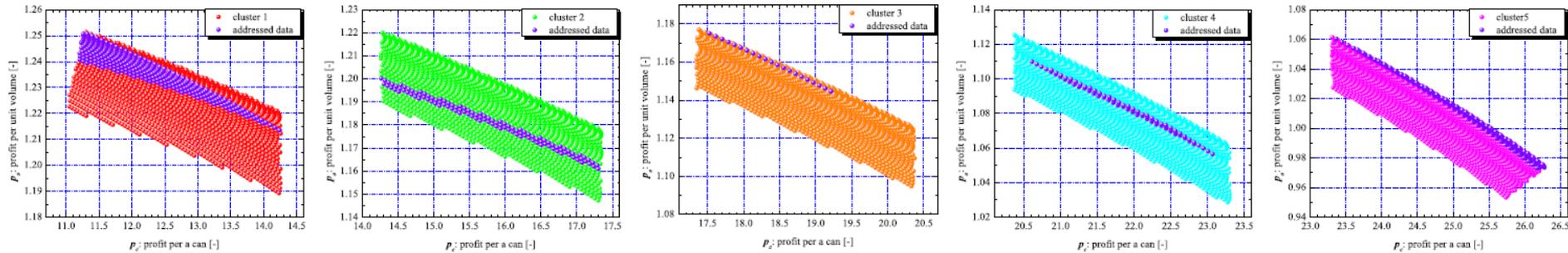
- Discretization: entropy/MDL algorithm

- Reduct: Holte's 1R rules

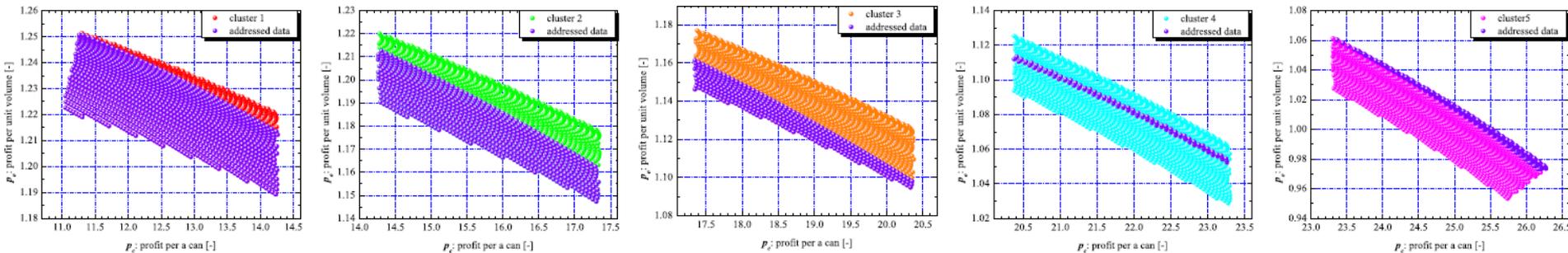
Cluster 1	$dv1 < 2.05$	
Cluster 2	$dv1 < 2.05$	
Cluster 3	$dv1 < 2.05$	
Cluster 4		$4.46 \leq dv2 < 4.68$
Cluster 5	$2.77 \leq dv1$	

目的関数空間へのrule投影3/5

- Discretization: entropy/MDL algorithm
- Reduct: GA



- Discretization: entropy/MDL algorithm
- Reduct: Holte's 1R rules



*RST*で得られたrules 4/5

- Discretization: naive algorithm

- Reduct: GA

Cluster 1 $dv1 < 1.73$

Cluster 2

Cluster 3

Cluster 4

Cluster 5

- Discretization: naive algorithm

- Reduct: Holte's 1R rules

Cluster 1 $dv1 < 1.73$

Cluster 2 $1.85 \leq dv1 < 1.87$

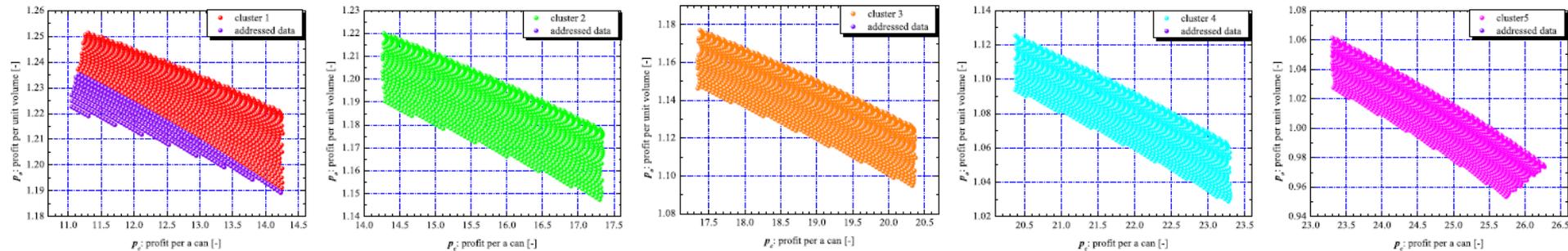
Cluster 3 $1.99 \leq dv1 < 2.01$

Cluster 4 $2.13 \leq dv1 < 2.15$

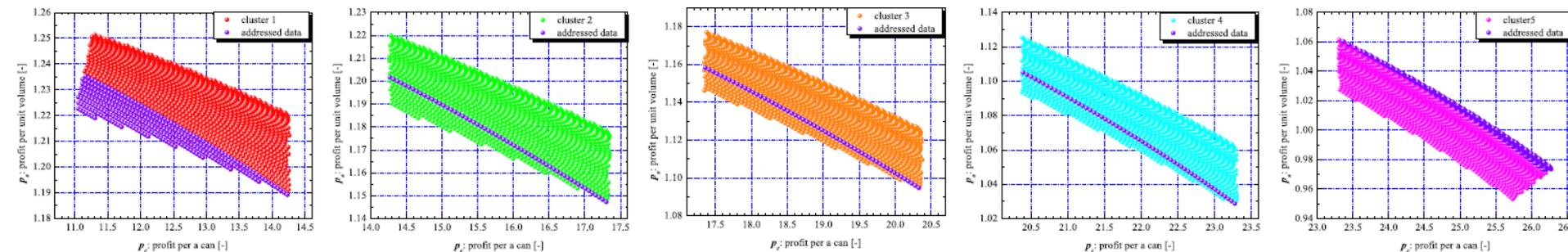
Cluster 5 $2.77 \leq dv1$

目的関数空間へのrule投影4/5

- Discretization: naive algorithm
- Reduct: GA



- Discretization: naive algorithm
- Reduct: Holte's 1R rules



*RST*で得られたrules 5/5

- Discretization: semi-naive algorithm

- Reduct: GA

Cluster 1	$dv1 < 1.85$	\wedge	$3.84 \leq dv2 < 5.34$
Cluster 2	$1.85 \leq dv1 < 1.97$	\wedge	$3.84 \leq dv2 < 5.34$
Cluster 3	$2.11 \leq dv1 < 2.25$	\wedge	$3.84 \leq dv2 < 5.34$
Cluster 4	$2.25 \leq dv1$	\wedge	$3.84 \leq dv2 < 5.34$
Cluster 5	$2.25 \leq dv1$	\wedge	$3.84 \leq dv2 < 5.34$

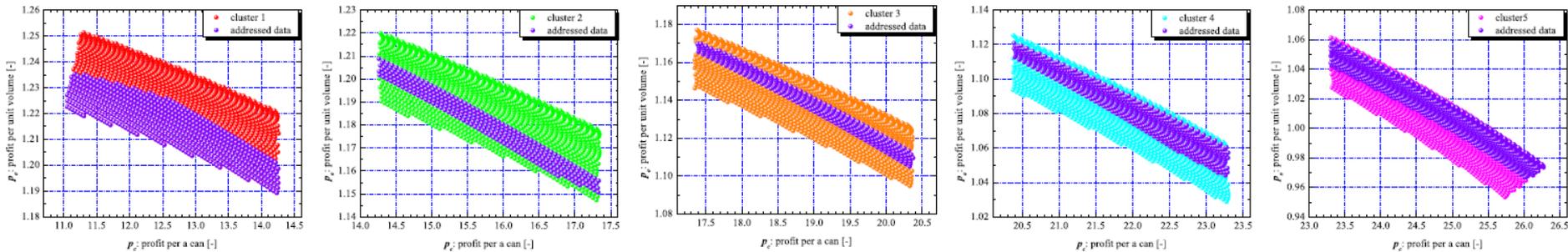
- Discretization: semi-naive algorithm

- Reduct: Holte's 1R rules

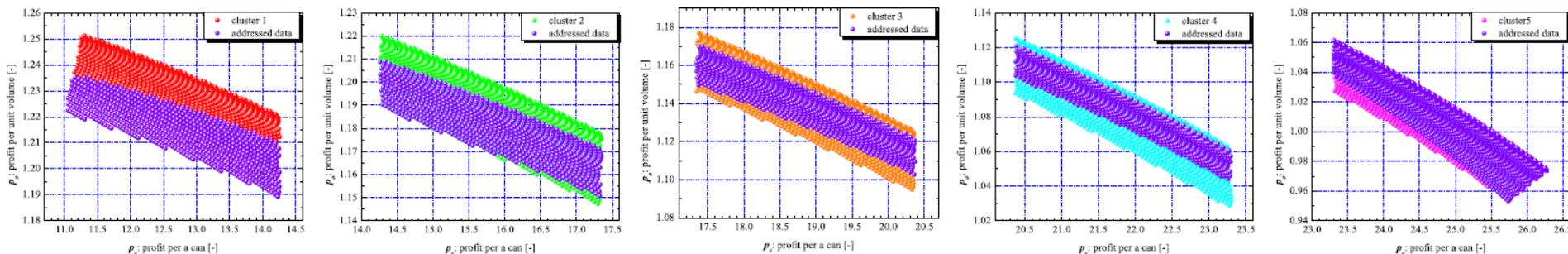
Cluster 1	$3.84 \leq dv2 < 5.34$
Cluster 2	$3.84 \leq dv2 < 5.34$
Cluster 3	$3.84 \leq dv2 < 5.34$
Cluster 4	$3.84 \leq dv2 < 5.34$
Cluster 5	$2.25 \leq dv1$

目的関数空間へのrule投影5/5

- Discretization: semi-naive algorithm
- Reduct: GA



- Discretization: semi-naive algorithm
- Reduct: Holte's 1R rules



RSTの効能

■ 観察結果

- 統一性の欠如
 - 隣同士のClusterで得られるruleに類似性がない
 - 同じアルゴリズムにより得られるruleに共通点がない
- 得られたruleの対象clusterに対する唯一性は保証外
- 離散化による設計変数空間の狭小化
 - 一般性(globalization)の喪失

■ 考察

- Ruleの選択指標を当てはまり数にすべきではない
 - 2番目, 3番目のruleでも同様の観察結果を確認
 - 全rule中出现回数の多い離散値も同様の傾向解釈困難
 - 設計変数数が少ない場合, 生成されるrule数が相対的に減少
- 一般性のある情報が得られる訳ではない
 - ANOVAやSOMとは異なる
 - Global knowledge
 - 逆に特異性発見が可能
 - Local knowledge

■ まとめ

- 得られるruleを直感的に解釈して使えない(もうone step必要)
 - どのように物理的解釈を付けるか
 - どのようにkey ruleを見つけるか
 - Ruleの特異性の理解
- 直接的decision makerとしては機能しない

まとめ

- 設計情報学を概観し、今後の展望を纏めた。
 - 特に注力すべきはデータマイニングによる設計空間の構造化と可視化
 - 設計変数の上下限の恣意的決定
 - 設計情報の直截的可視化
 - 最適化手法とマイニング手法を実問題に用いる事で、課題と方向性を洗練