



応答曲面近似・データマイニング を併用した高効率 多目的ロバスト設計最適化

下山 幸治
(東北大学 流体科学研究所)

Multidisciplinary Design Exploration Lecture Series 4
札幌, 2008年3月11日

目次

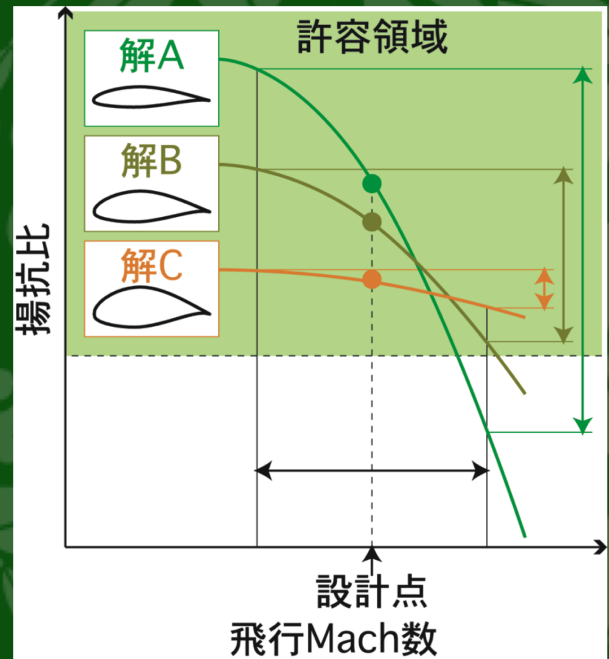
- 研究背景
 - 決定論的最適化 vs ロバスト最適化
 - ロバスト最適化の問題点
- 研究目的
- 新手法の提案
- 新手法の検証
 - 適用問題定義
 - 結果・考察
- まとめ
- 謝辞

実設計問題の特徴

- 複数種類の性能指標への着目
→ 多目的最適化
- “不確定性”の存在
 - 設計, 製造過程で含まれる誤差
 - 使用環境の変化



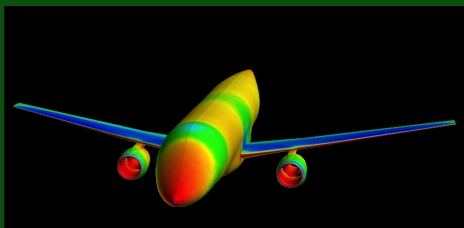
決定論的最適化によって設計された製品は, 実際には全く使い物にならない可能性がある
(設計の失敗!!)



3

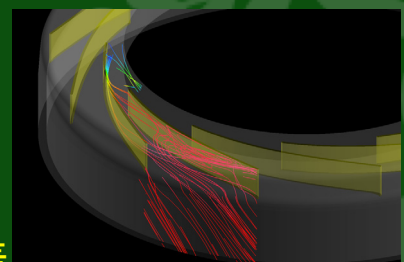
不確定性の実例

• 航空機設計



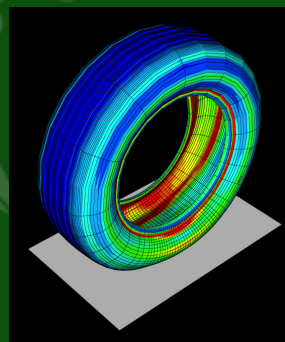
- 形状誤差
- 気流(速度・方向)変動
- 揚力・抗力に影響

• ターボ機械設計



- 形状誤差
- 流量・回転数変動
- パワー・騒音に影響

• タイヤ設計



- 形状誤差
- 材料物性・内圧変動
- 操作性・乗り心地に影響

4

不確定性の実例？

運転者の技量の不確定性...



27/05/06



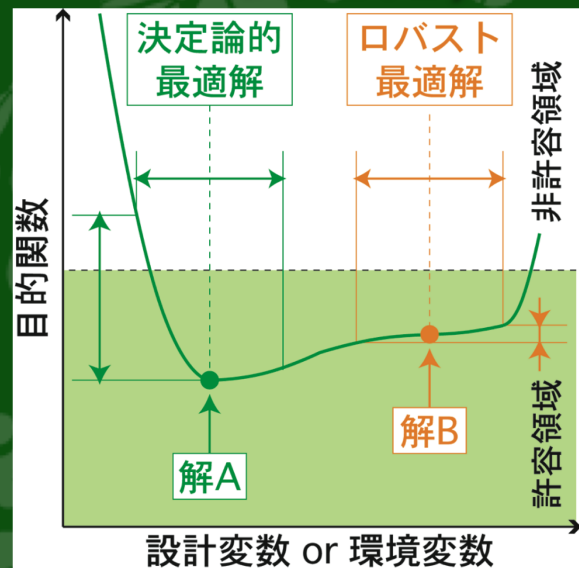
27/01/08



5

ロバスト設計 (ロバスト最適化)

- 決定論的最適化
 - 最適性 (設計点性能)
- ロバスト最適化
 - 最適性 (設計点性能)
 - ロバスト性 (性能感度)



- 不確定性が存在しても優れた性能を安定して発揮できる設計候補を探索する
- 性能の最適性, ロバスト性の間のトレードオフ情報(妥協解の集合)を抽出する

6

ロバスト最適化の問題点

- 決定論的最適化

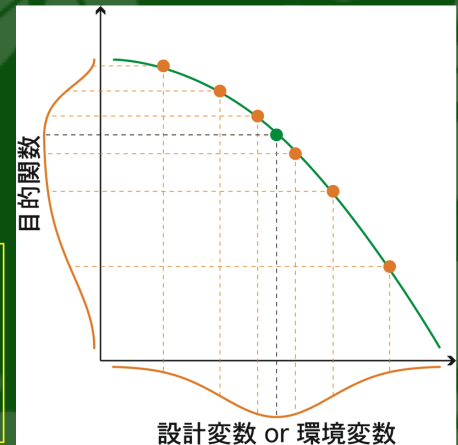
Minimize: $f(x)$



- ロバスト最適化

Minimize: μ_f (mean of $f(x)$)

Minimize: σ_f (std. dev. of $f(x)$)



- 総計算時間が膨大

- 各探索点近傍で多点サンプリングを行い, 性能の統計量を評価する

- 計算結果から設計情報を理解するのが困難

- 目的関数数が決定論的最適化の場合の2倍に増える

7

研究目的

- 高効率な多目的ロバスト設計最適化手法を提案する

- 応答曲面近似

- データマイニング

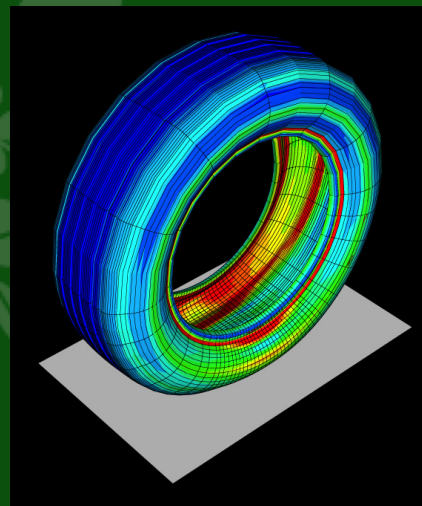
の併用

- 本手法を実設計問題に適用し有効性を検証する

- 自動車用タイヤ設計問題

- 多種類の着目性能

- 長時間に及ぶ性能評価計算



8

多目的ロバスト設計最適化プロセス



9

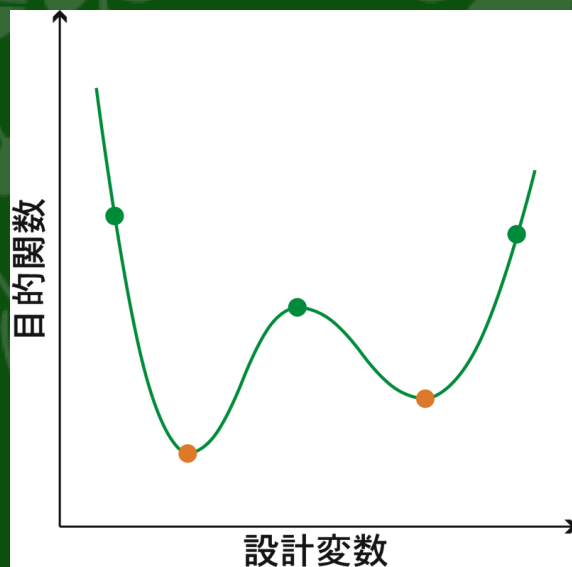
応答曲面近似



•Krigingモデル

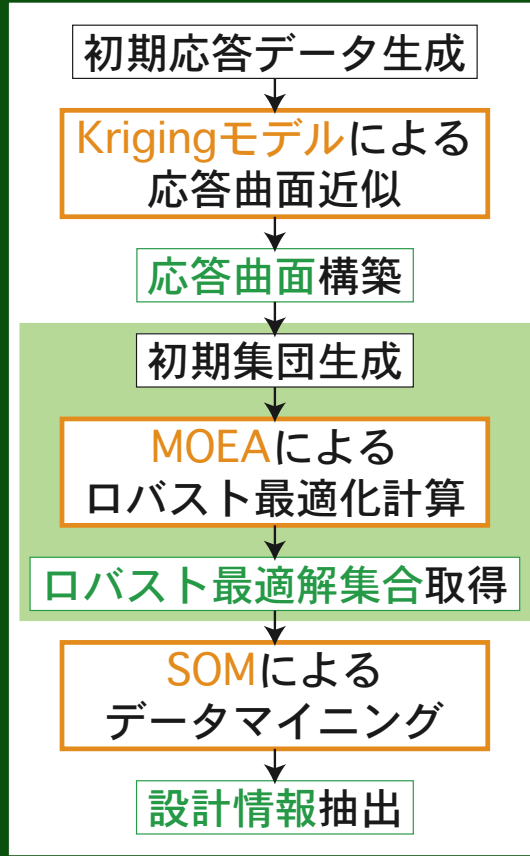
-非線形関数を精度良く推定できる

- 関数推定値
 - 近似誤差
- を評価できる



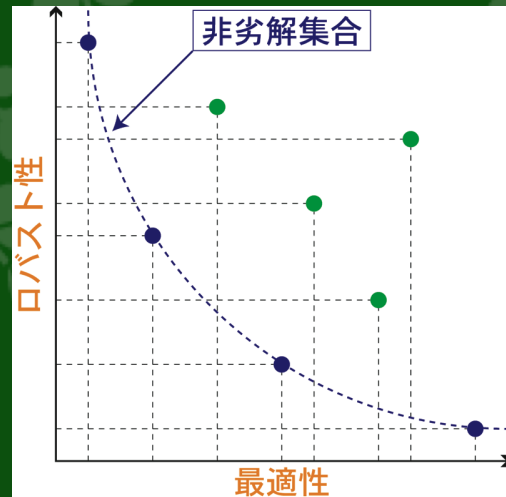
10

ロバスト最適化計算



•多目的進化的アルゴリズム (MOEA)

- 多点同時探索を行う
- Pareto最適性概念に基づいて複数解の優劣を比較する
- 1回の計算で相反する目的関数間のトレードオフ関係を探索できる



11

データマイニング

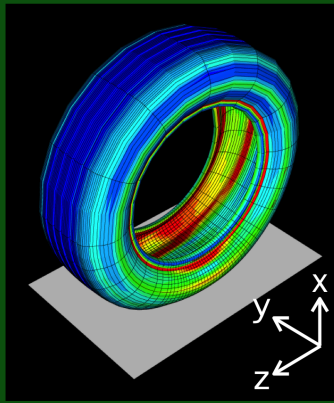


•自己組織化マップ (SOM)

- 多次元データに潜在する特徴を保持したまま, 多次元データを2次元マップ上に射影する



12



検証問題

•決定論的最適化

- 10設計変数
 - 材料パラメーター (4個)
 - 断面形状パラメーター (6個)
- 3目的関数
 - 縦ばね $E_x \downarrow$
 - 横ばね $E_y \uparrow$
 - 周ばね $E_z \uparrow$



•ロバスト最適化

- 10設計変数
- 1変動変数
 - タイヤ内圧 p_{int}
(通常値 $\pm 25\%$)
- 5目的関数
 - $\mu E_x \downarrow$
 - $\mu E_y \uparrow$
 - $\sigma E_y / \mu E_y \downarrow$
 - $\mu E_z \uparrow$
 - $\sigma E_z / \mu E_z \downarrow$

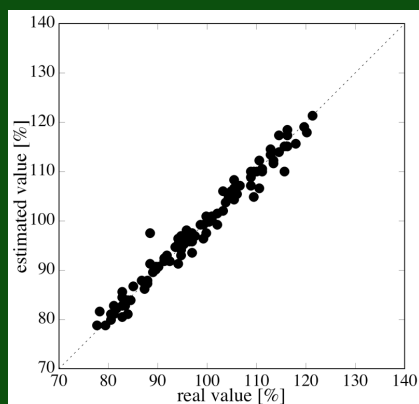
13

計算手法・条件

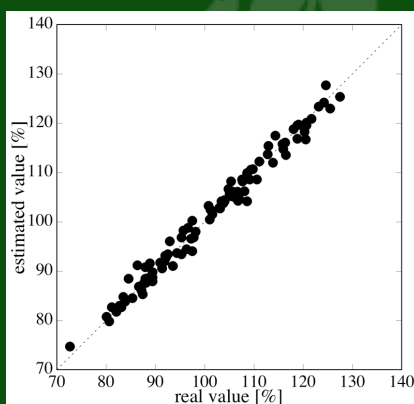
- 応答曲面近似 (Krigingモデル)
 - 初期応答データ生成: Latin Hypercube Sampling (99点)
 - 実性能評価: ABAQUS
- 最適化 (MOEA)
 - 適応度割当: Pareto-ranking法 + Fitness Sharing
 - 統計量算出: Monte Carlo法 + 区分サンプリング
(1探索点あたり1,000点)
 - 選択: SUS
 - 交差: SBX
 - 突然変異: Polynomial (10%)
 - 世代交代: Best-N選択
 - 集団サイズ: 512, 世代数: 100
- データマイニング (SOM): Viscovery SOMine

14

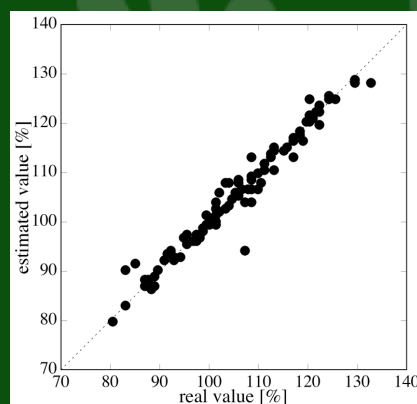
応答曲面推定精度の検証



E_x



E_y

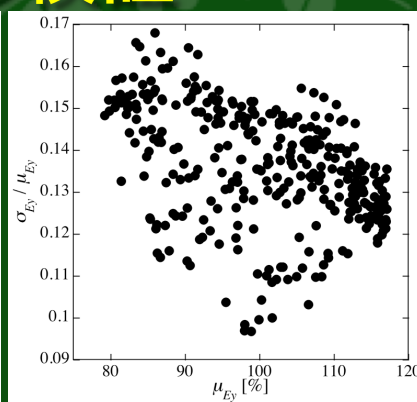
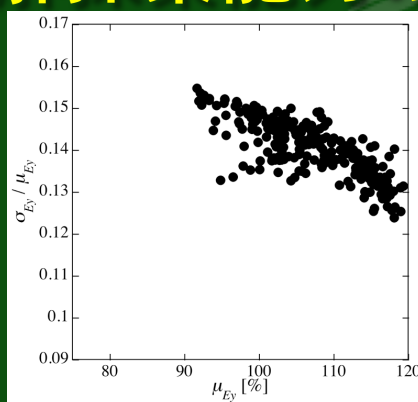


E_z

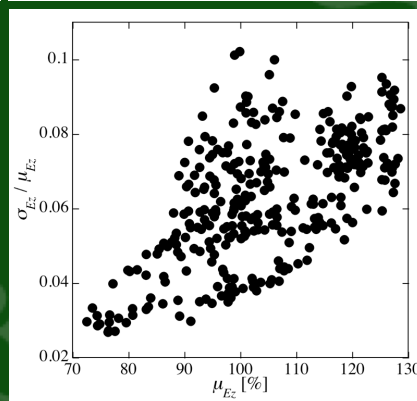
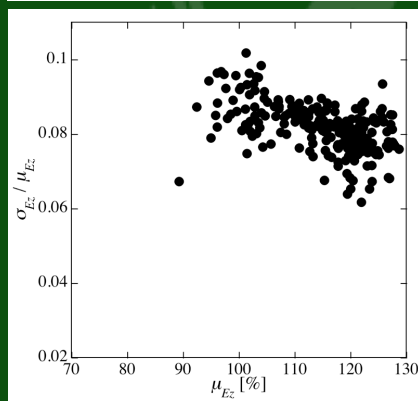
15

最適解探索能力の検証

$$\mu_{E_y} - (\sigma_{E_y} / \mu_{E_y})$$



$$\mu_{E_z} - (\sigma_{E_z} / \mu_{E_z})$$



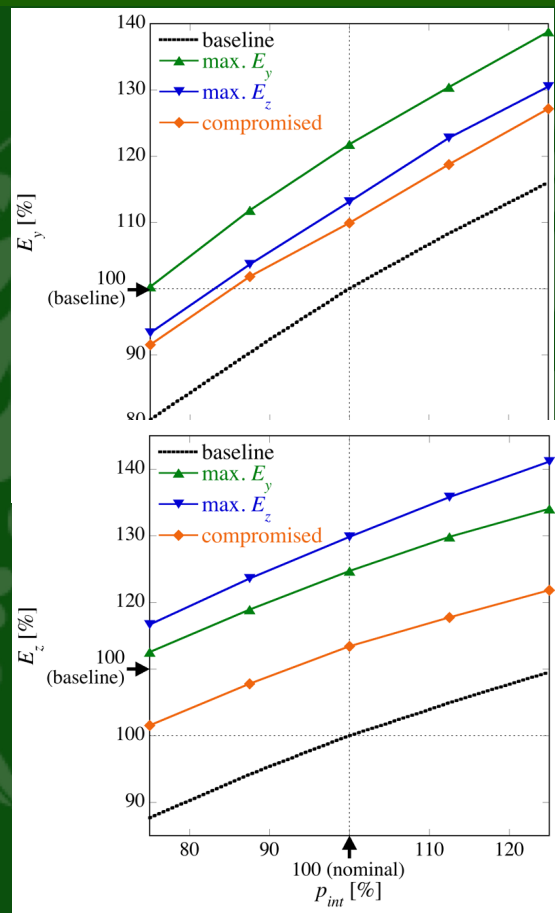
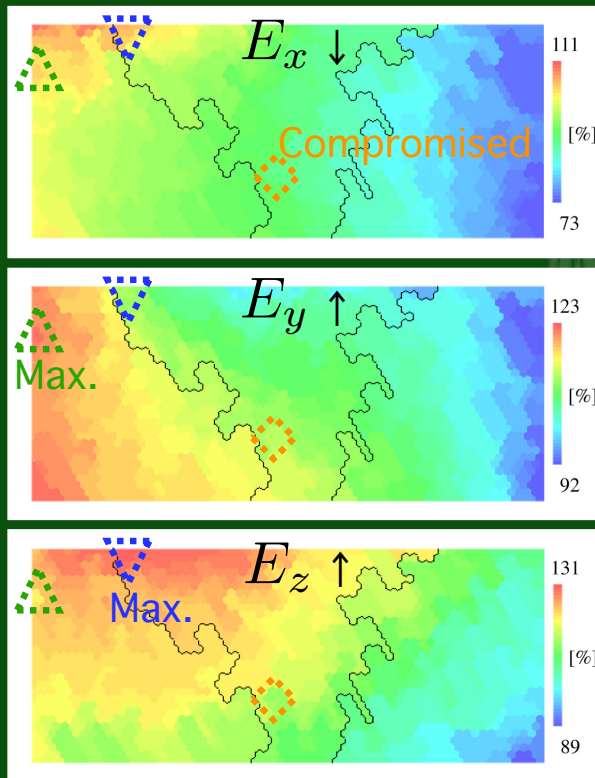
決定論的最適化

ロバスト最適化

16

設計情報抽出能力の検証

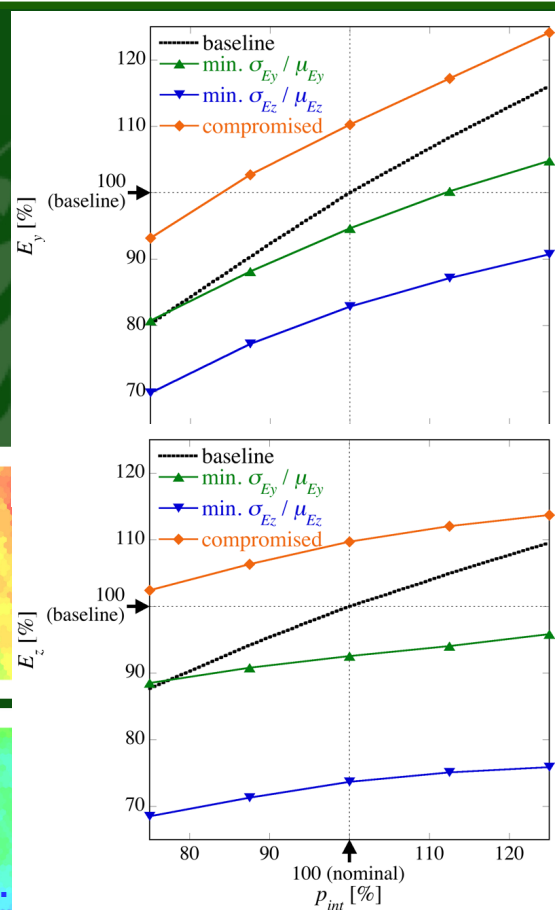
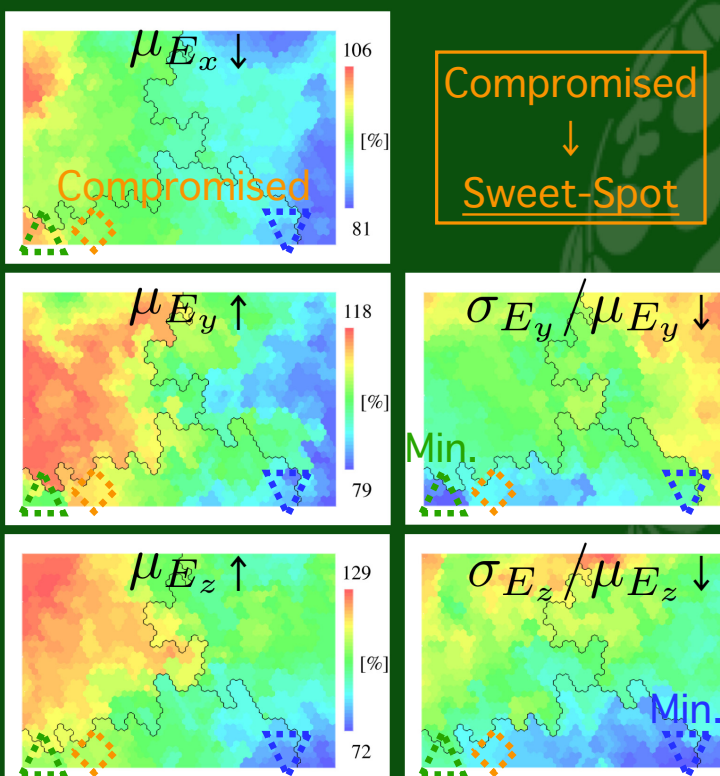
•決定論的最適化



17

設計情報抽出能力の検証

•ロバスト最適化



18

最適化計算効率の検証

- 1回の実性能評価時間: 3時間 (ABAQUS)

- 応答曲面近似を用いないロバスト最適化

- 実性能評価回数: $1,000 \times 512 \times 100 = 51,200,000$

↓

- 計算時間: 17,500年



1/382,000

- 応答曲面近似を用いたロバスト最適化

- 実性能評価回数: $99 + 7 \times 5 = 134$

↓

- 計算時間: 17日

19

まとめ

- 応答曲面近似, データマイニングを併用した新しい多目的ロバスト設計最適化手法を提案し, 実設計問題への適用例を通して本手法の有効性を検証した

- Krigingモデルを採用することで, 目的関数特性を正確に予測するとともに, 関数評価時間を大幅に短縮できる

- 自己組織化マップを採用することで, 最適化計算から得られた多目的関数データから複雑な設計情報を容易に抽出できる

- 本ロバスト最適化手法は, 性能の最適性・ロバスト性間のトレードオフ関係, さらに設計のスイートスポットを正確かつ効率良く提示できる能力を有する

- 本ロバスト最適化手法は, 多数の目的関数を有し, 長時間に及ぶ関数評価計算を要する様々な実設計問題に応用できる

20

謝辞

- 東北大学 流体科学研究所
大林 茂 教授
鄭 信圭 准教授
- 東北大学大学院 情報科学研究科
システム情報科学専攻 修士課程
リム ジンネ 氏
- 横浜ゴム(株) タイヤ技術研究開発部
小石 正隆 博士