

ディープラーニングの機械工学分野への適用

鈴木良郎（東京工業大学）

発表内容

- 研究概要
- ディープラーニング (DL) とは
- 当研究室のDL関連の研究一覧
- 研究紹介1: DLによるトポロジー最適化
- 研究紹介2: 曲線状繊維を持つCFRPの最適化
- AI開発の参入障壁は低下している

研究の主軸(2017年～現在)

2

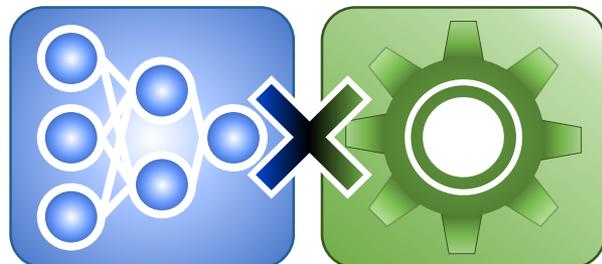
ディープラーニング(DL)と機械工学(および医療)を掛け合わせた研究を主軸としています。

方針

- DLや脳科学の知見を使って機械工学(および医療)の問題をうまく解く
- 機械工学の知識をもつAIエンジニア(現在はとても希少)を輩出する

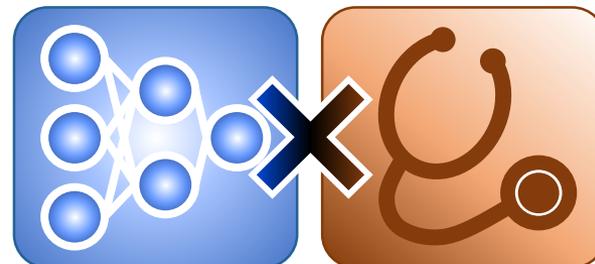
DL

機械工学



DL

医療画像診断



脳科学

機械工学



近年のDL技術の性能向上は驚異的

特に 画像認識, 音声認識 の性能は突出している

物体形状から情報を抽出

物体形状から物理的性質
(強度, 空力)を抽出する技術
に応用できないか？

DLによるトポロジー最適化
や, 車体形状から空力性能
を予測するDL(後述)を提案

波形から情報を抽出

超音波波形から情報を抽出
する技術に応用できない
か？

DLによる超音波非破壊検査
の高性能化(後述)を提案

ディープラーニング (DL)とは

ディープラーニング (DL) とは

機械学習の一技術

脳を模した複雑な関数を用いる

画像識別、音声認識、翻訳、医療、

将棋、囲碁、自動運転に適用され成功

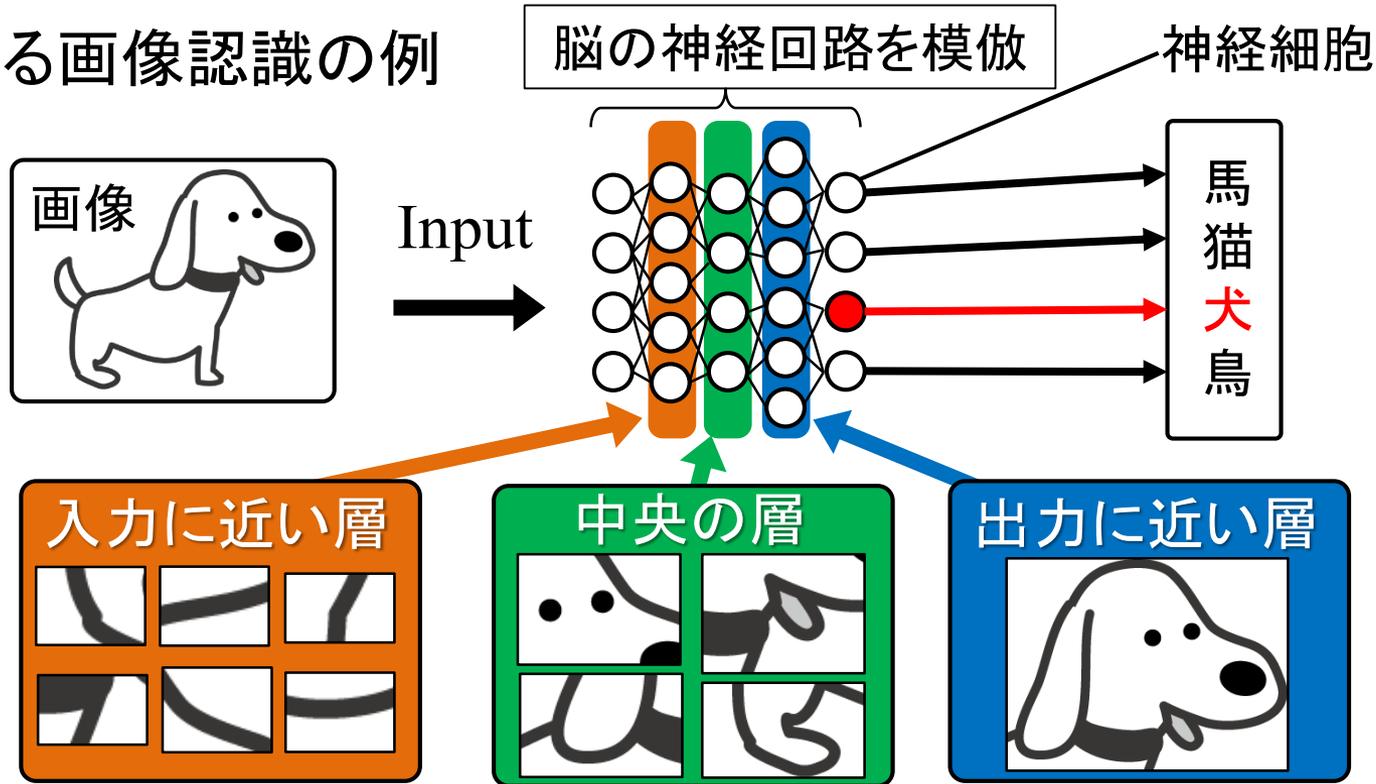
DLとは

DLの包含関係

機械学習 人工知能

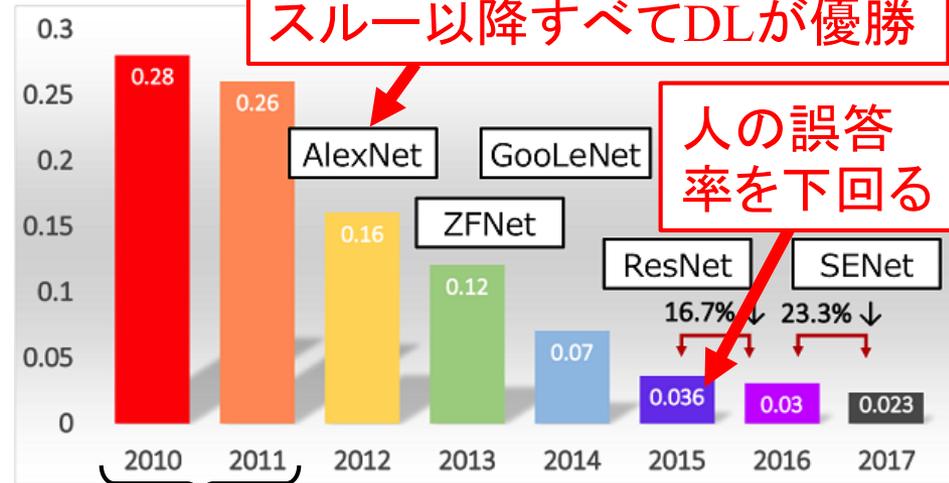
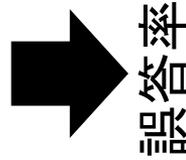
DL

DLによる画像認識の例



■ 画像認識

画像認識の国際大会
ILSVRCの優勝スコア



2011年以前はDLでない技術が優勝

http://image-net.org/challenges/talks_2017/ILSVRC2017_overview.pdf

■ DLは重要な科学技術と国際的に認められた

- これまでに何度もブームと停滞を繰り返し「科学と呼べない眉唾技術」とみられることも多かった
- 一方、近年のDLの多分野での成功から「国力を左右する重要な科学技術」という不動の評価を確立した
- 現在は、各国の産業界/学術界が競って研究開発しており本格的な実用期を迎えた

2013年 Google

画像内の猫や人を認識するDLを発表

→「Googleの猫」として注目を集めた

Quoc V. Le, Building High-level Features Using Large Scale Unsupervised Learning, Proceedings of the 29 th International Conference on Machine Learning, 2012.



猫と人の特徴を持つ画像

2016年 Google

翻訳にDLの一種であるリカレントニューラルネットワークを使用

→ フレーズごとでなく、文全体を扱うことで、自然な翻訳を可能に

Yonghui Wu, Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap between Human and Machine Translation, arXiv:1609.08144, 2016.

2017年 スタンフォード大学

皮膚画像から皮膚がんを検出するDL

皮膚科医と同精度

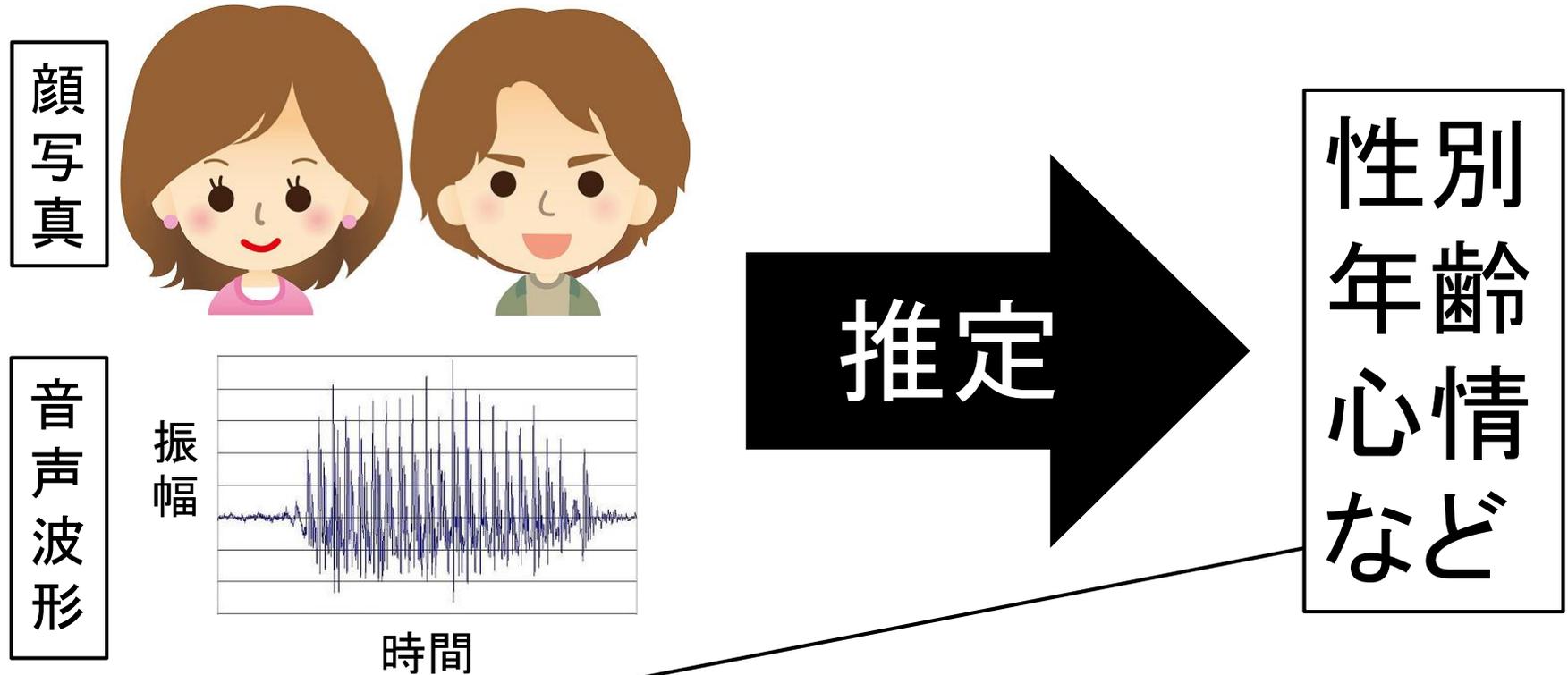
→ DLの医療への適用が急加速

A. Esteva, Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks, Nature Letter, Vol. 0, 2017.



皮膚がん？ ほくろ？

ディープラーニング (DL) の何がすごいのか？ 8



人間やDLは **これら** を概ね正しく推定できるが、他手法ではうまくいかない。例えば「男性らしさ」は言葉や数式で表現できるものではないことが、推定を困難にする原因。この「**理屈で表現できない特徴**」をDLは抽出して推定できる。特徴抽出のコツをデータから自動で学ぶ点が強み。

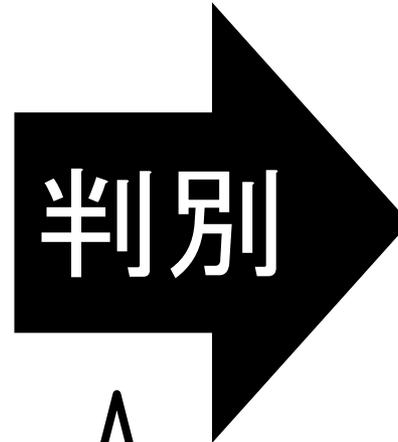
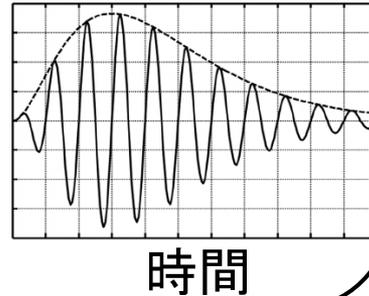
ディープラーニング (DL) の何がすごいのか？

9



超音波検査の際
受信波が縦波か横波か
判別する必要がある

超音波
波形
振幅



縦波？
横波？

従来

超音波波動方程式 (物理法則 = 理屈) に基づいて分析して
判別 ➡ 要知識, 開発長期化, 低精度, ノイズに弱い

DL

波形用DLを用いて判別 (ただし多数のデータ収集が必要)
➡ 知識不要, 開発短期化, 高精度, ノイズに強い

物理学的アプローチ (理屈) で太刀打ちできない
複雑な問題を, DLは人のように直観的に解くことができる

当研究室のDL関連の 研究一覧

① 超音波波形を分析して損傷情報を抽出するDL

② 網膜画像を自動診断するDL

③ DLによる数値解析

④ DLによる自動車ボディの空力設計

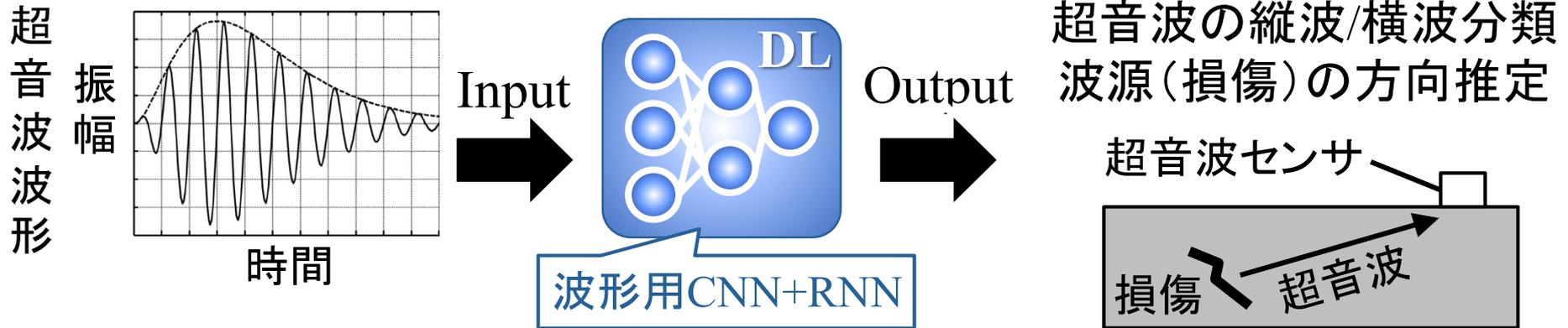
⑤ DLによる構造のトポロジー最適設計

⑥ DLによる曲線状繊維を持つCFRPの最適設計

簡単に
紹介

詳細に
紹介

① 超音波波形を分析して損傷情報を抽出するDL



② 網膜画像を自動診断するDL

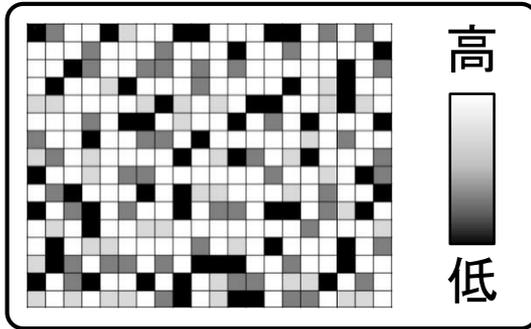
http://www.ginza.mes.titech.ac.jp/research/deep_learning_2.html



※名古屋大学病院 眼科学 との共同研究

③ DLによる数値解析 http://www.ginza.mes.titech.ac.jp/research/deep_learning_1.html

ランダムな熱伝導率分布

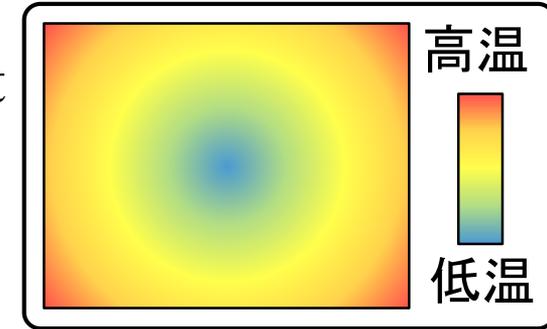


Input



Output

熱伝導率を反映した温度分布



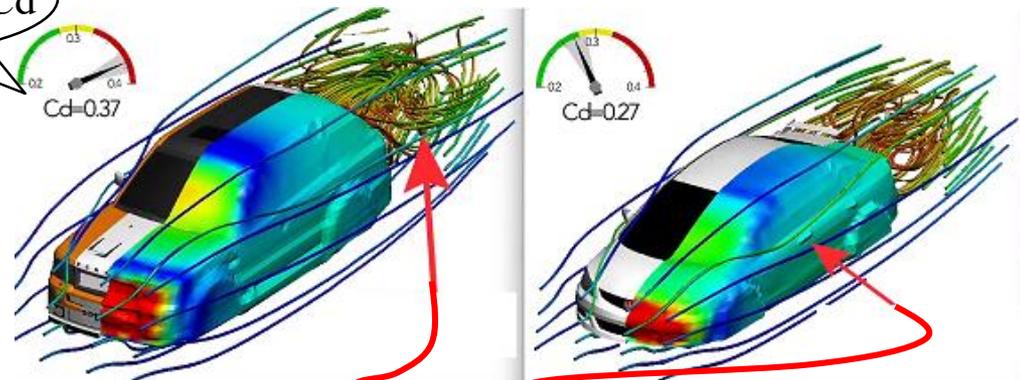
④ DLによる自動車ボディの空力設計

空気抵抗係数Cd

3Dの車体形状を入力すると
瞬時に流体解析結果を表示



インタラクティブな空力設計
が可能に！



※下図は他研究機関の成果です
<https://youtu.be/U38cKk-sxyY?t=55>

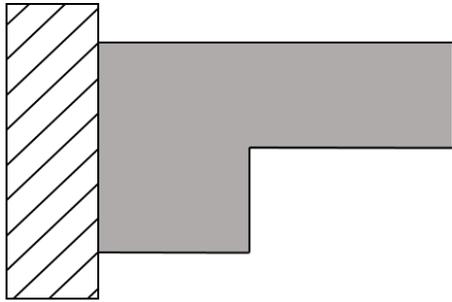
機械学習で流速や圧力をリアルタイム推定

⑤ DLによる構造の トポロジー最適設計

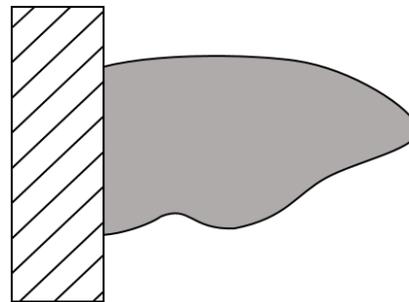
構造最適化とは

与えられた境界条件下で、最適な構造物を設計する手法

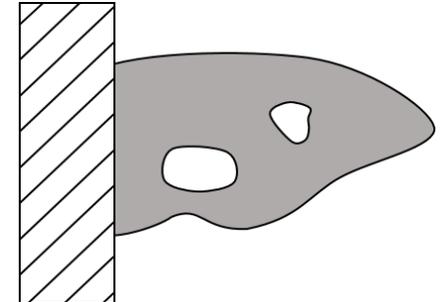
軽くしたい, 変形を小さくしたい



寸法最適化



形状最適化



トポロジー最適化

	寸法最適化	形状最適化	トポロジー最適化 (形態最適化)
設計変数 (変えられるもの)	寸法	形状(外周の形のみ)	形態(外周だけでなく, 内部構造も変えられる)
自由度	低	中	高
構造の持つ性能	低	中	高

研究背景

➤ ディープラーニング (DL) の躍進

DLを用いた**畳み込みニューラルネットワーク**
(Convolutional Neural Network: **CNN**)

2017年 スタンフォード大学
皮膚画像から皮膚癌を検出するCNNを開発※1

➔ 皮膚科医と同精度

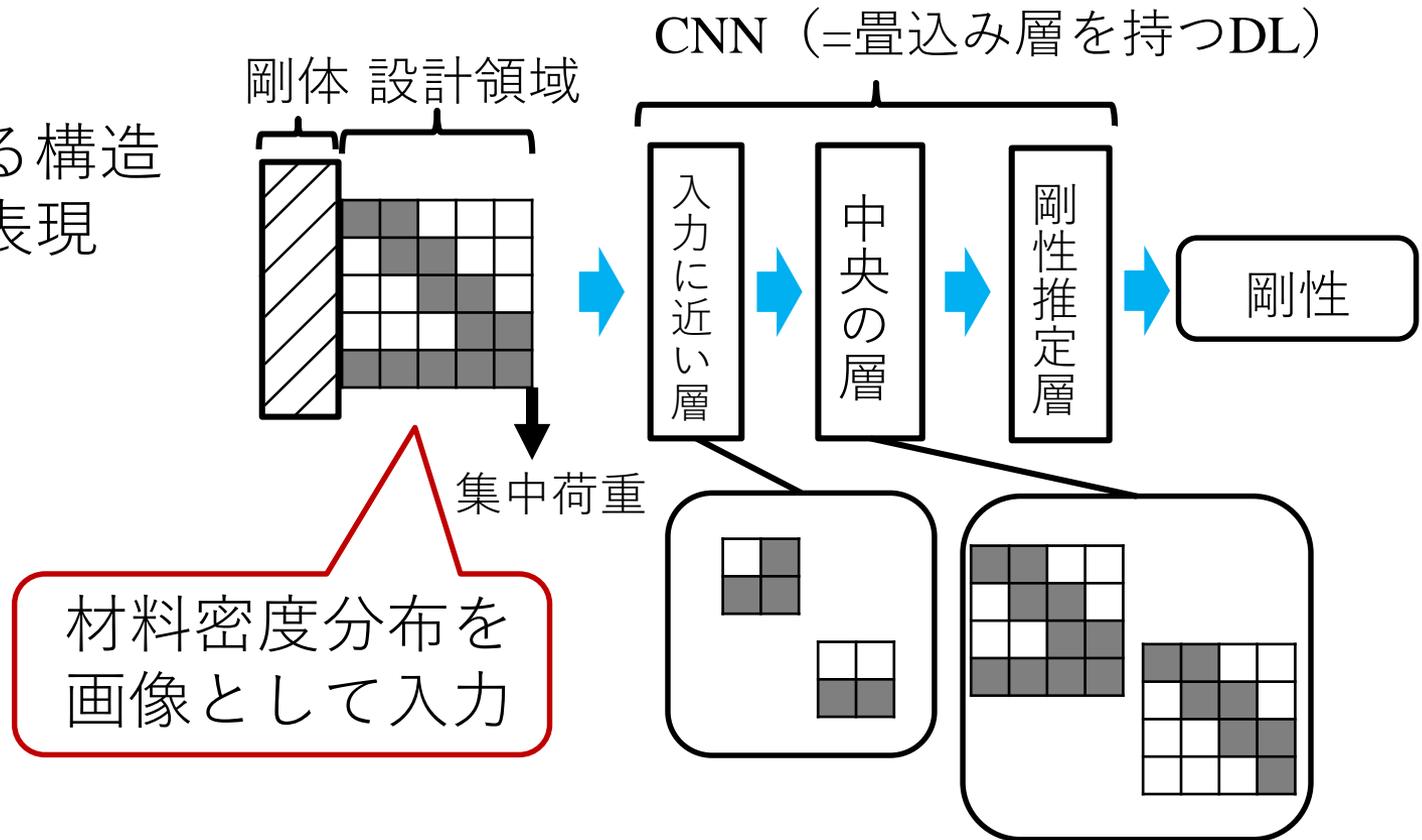
➔ **高い画像認識能力**



※1 A. Esteva, Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks, Nature Letter, Vol. 542, 2017.

研究背景

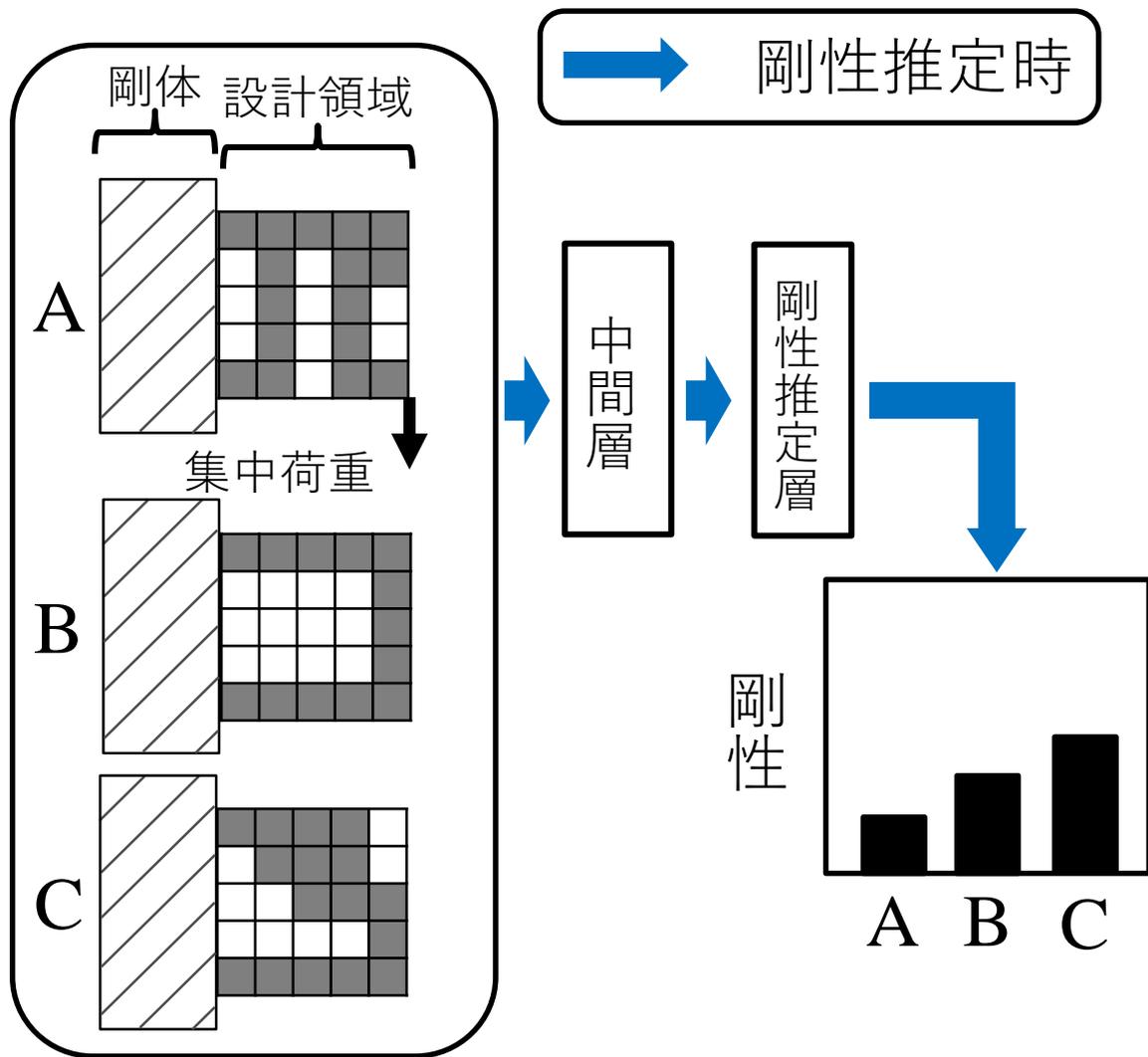
本研究における構造
→材料分布で表現



➤ 研究目的

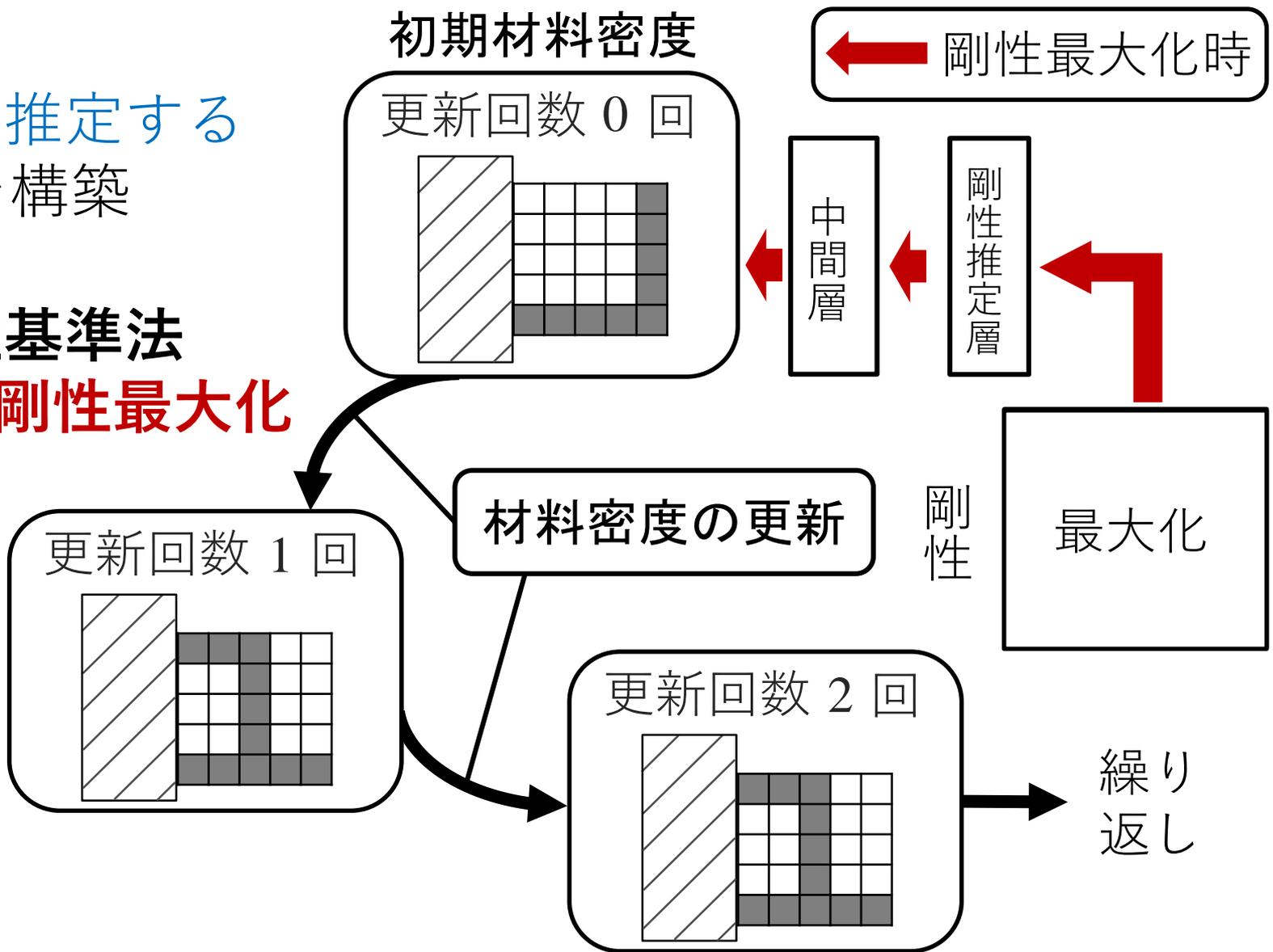
1. CNNが持つ高い画像認識能力を利用し，材料密度分布を画像のように認識して剛性を推定できるようにする
2. 構築したCNNを用いて剛性を最大化する材料密度分布を逆算する（最適な材料密度分布を探索する）

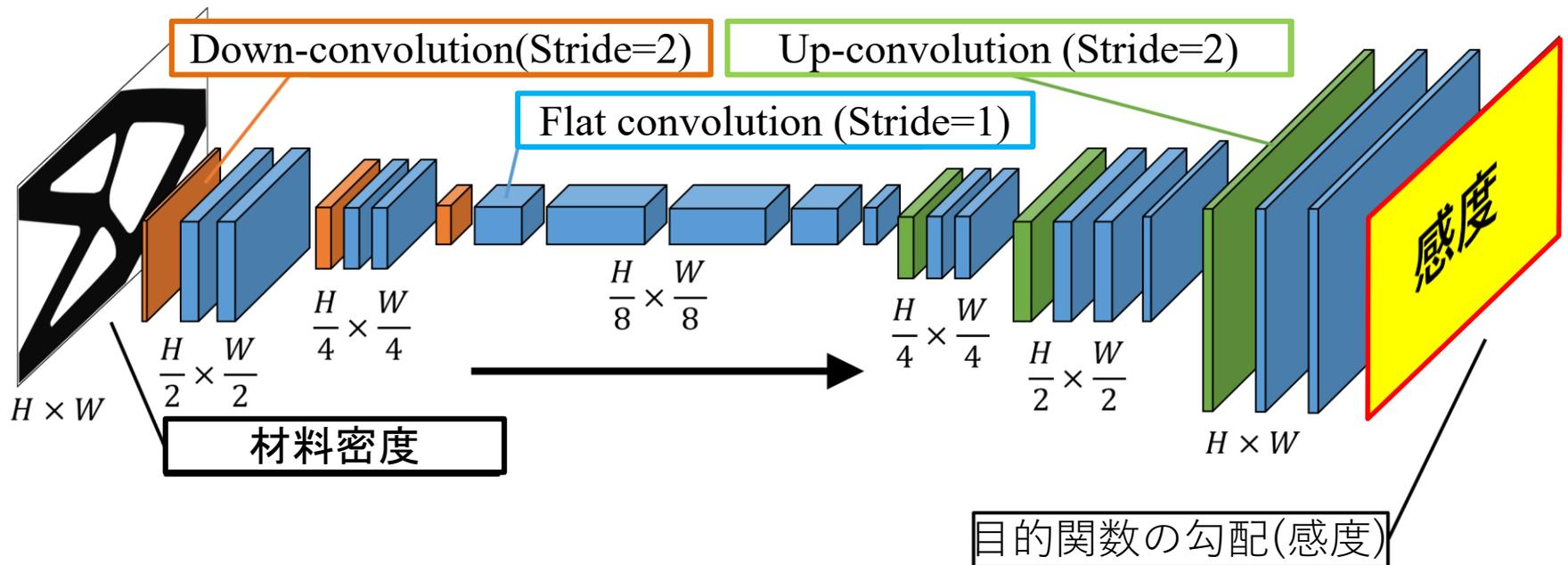
1. 設計領域を要素分割しランダムな密度布を作成
2. 荷重を与えFEMで剛性を算出
3. 剛性を推定する
CNNを教師あり学習



1.剛性を推定する
CNNを構築

2.最適性基準法
による剛性最大化

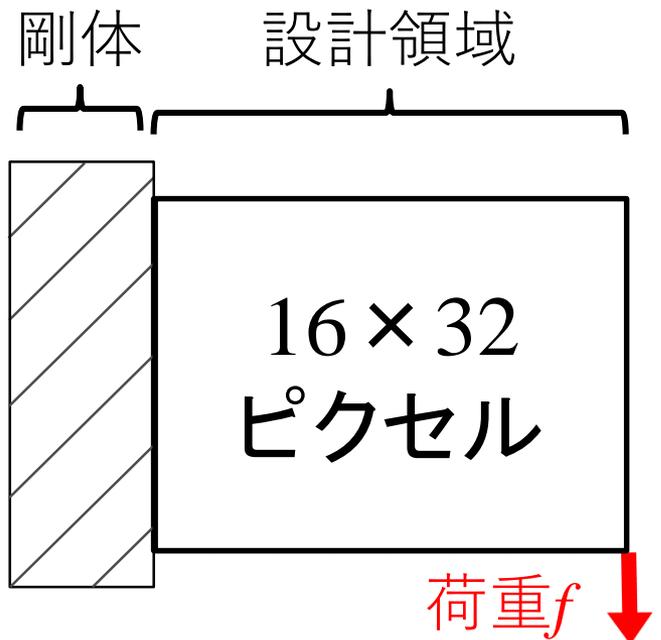
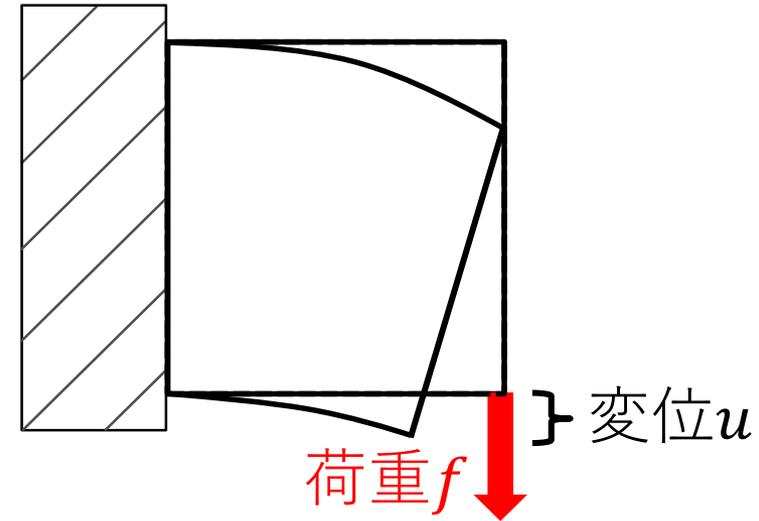




- Down-convolution, Flat-convolution, Up-convolutionを持つCNN
 - ・ 材料密度分布を入力, 剛性の勾配 (感度) を出力とする
 - ・ FEM解析により作成したデータを用いて教師あり学習
- 出力される感度を用いて最適性基準法により構造最適化を実施
- 獲得した最適化密度分布の連続性を高めるフィルタリング実施

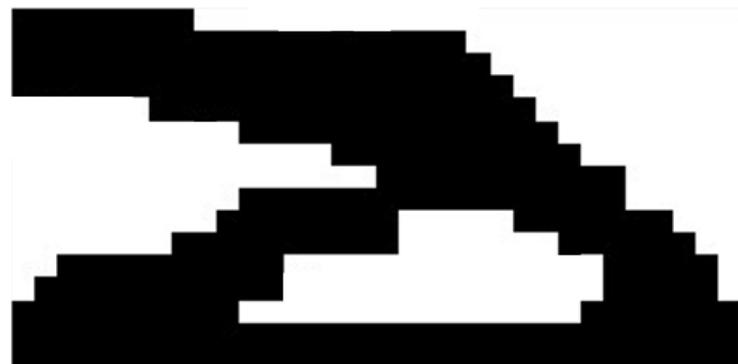
トポロジー最適化の各設定

- 最適化対象
平均コンプライアンスの最小化
= 剛性の最大化
- 制約条件
面積上限 設計領域の50%
- 境界条件





従来手法：SIMP法



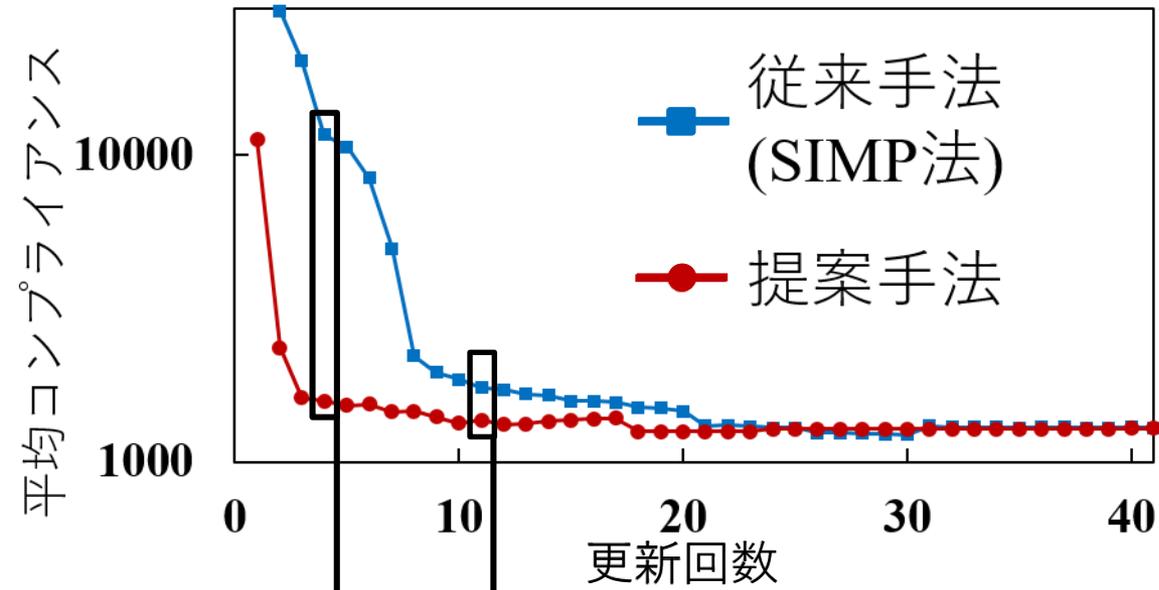
提案手法：CNN

平均コンプライアンス

従来手法	1294
提案手法	1287

従来手法と比較すると
提案手法の方が
コンプライアンスが低く
シンプルな
材料分布を獲得できた

材料密度の更新回数と比較



従来手法と比較し
提案手法は
少ない更新回数で
収束した



従来手法
(SIMP法)

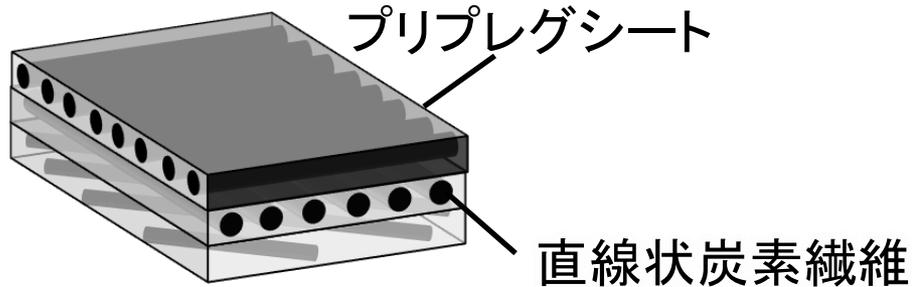
提案手法

「⑤ DLによるトポロジー最適設計」のまとめ ²⁴

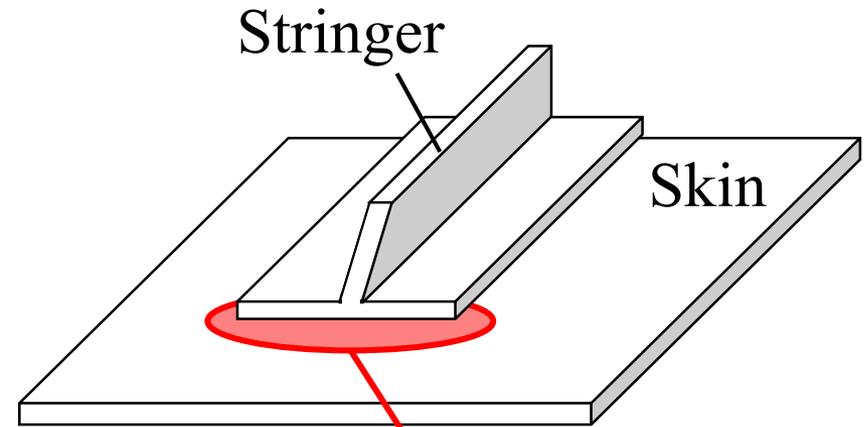
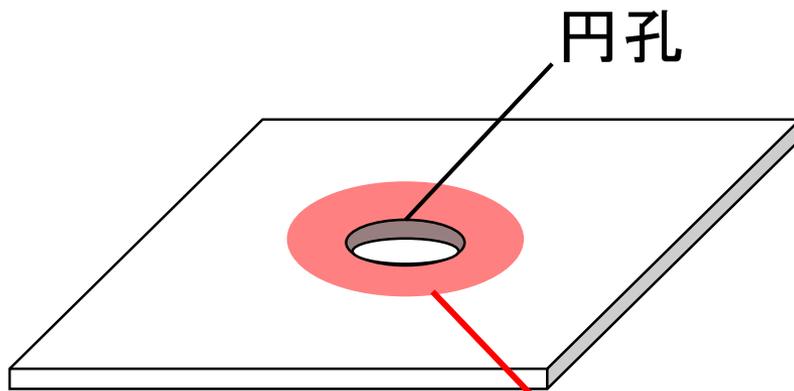
- DLの一技術であるCNNを用いたトポロジー最適化手法を提案した
- 提案法を剛性最大化問題に適用した結果、従来手法と比べ
 - ・優れた（コンプライアンスの小さい）構造を
 - ・少ない更新回数で獲得できることを示した

⑥ 曲線状繊維を持つ CFRPの最適設計

直線繊維から成る従来のCFRP



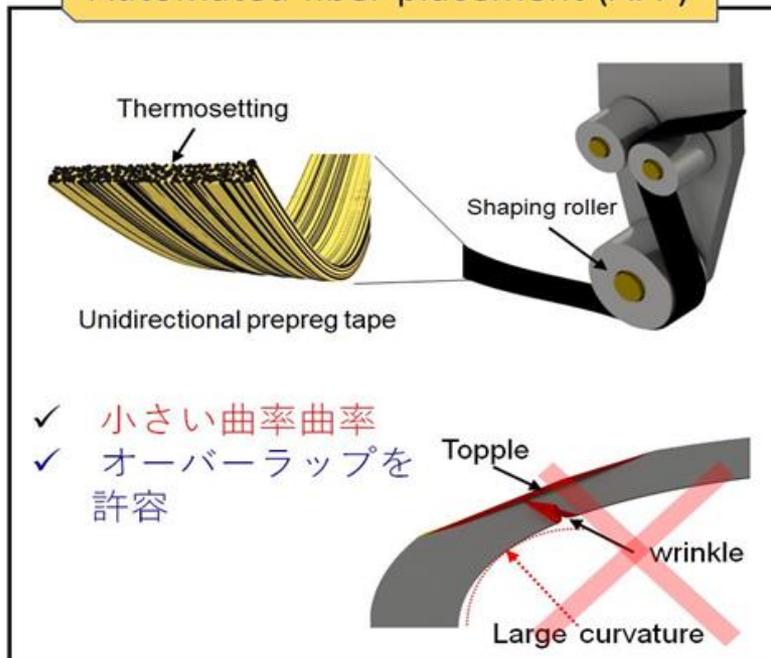
- ・直線状に繊維を配置
- ・積層構成のみ最適化する



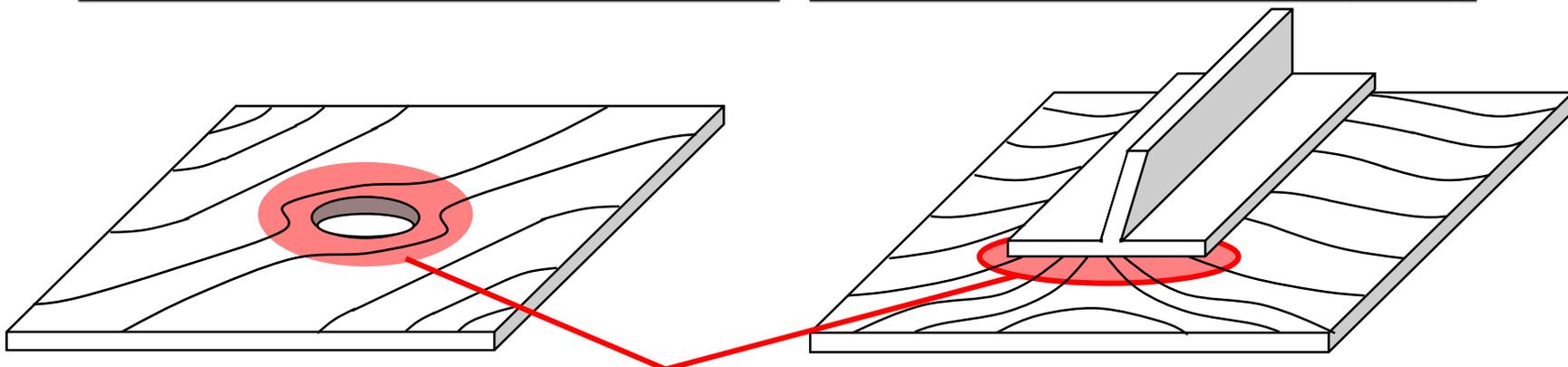
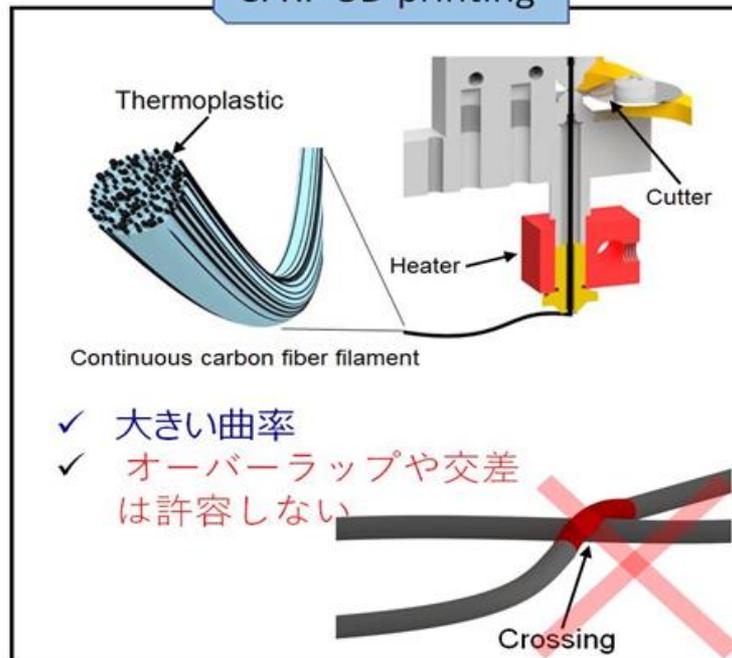
直線状繊維では「円孔周り」や「ストリンガーの終端部」に大きな応力集中が生じて破壊の起点になりやすい

AFPや3Dプリンタによる曲線CFRPの登場 27

Automated fiber placement (AFP)



CFRP 3D printing



曲線繊維導入により応力集中を緩和して強度を向上させたい

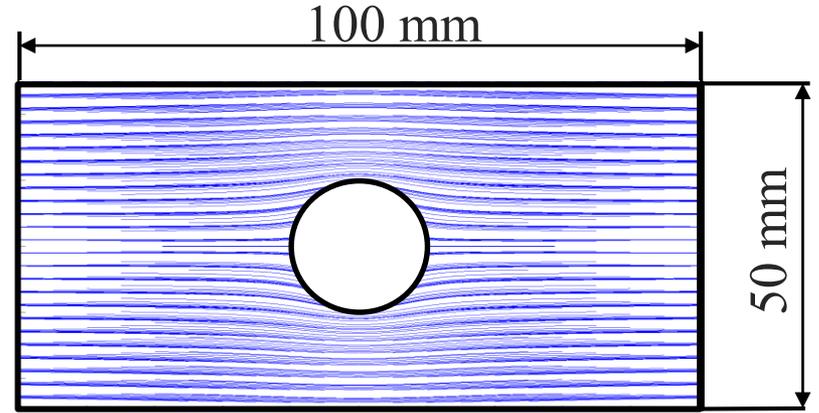
研究目的

- ・曲線状繊維を導入してCFRPを高強度化する
- ・遺伝的アルゴリズム(GA)により破壊強度が最大となる
曲線繊維配置を探索する
- ・曲線繊維は設計自由度が高く, 最適化に時間がかかる
→ GAとディープラーニングを組み合わせ高速化する

最適化対象

① 有孔単層板

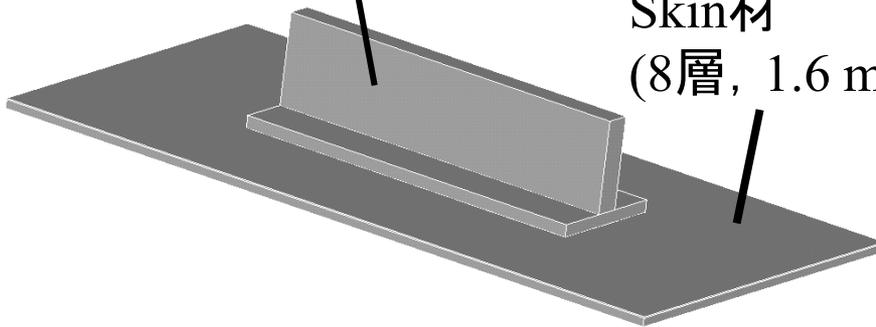
解析モデル全体に曲線状
繊維を配置・最適化



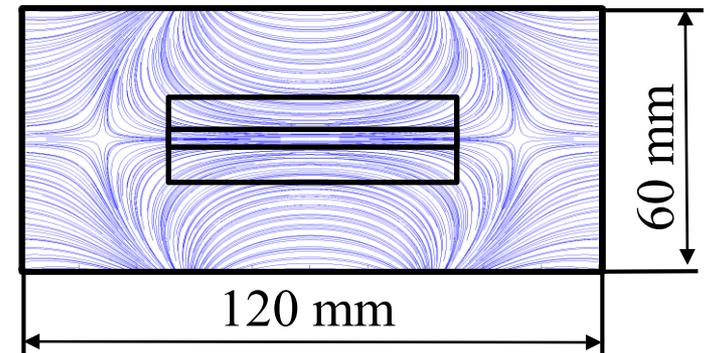
② ストリンガー付き積層板

ストリンガー(逆T字型)

Skin材
(8層, 1.6 mm厚)



上面図



Skin材の最上層: 曲線状に繊維配置

その他: 長手方向の直線繊維を配置

曲線状繊維の生成法

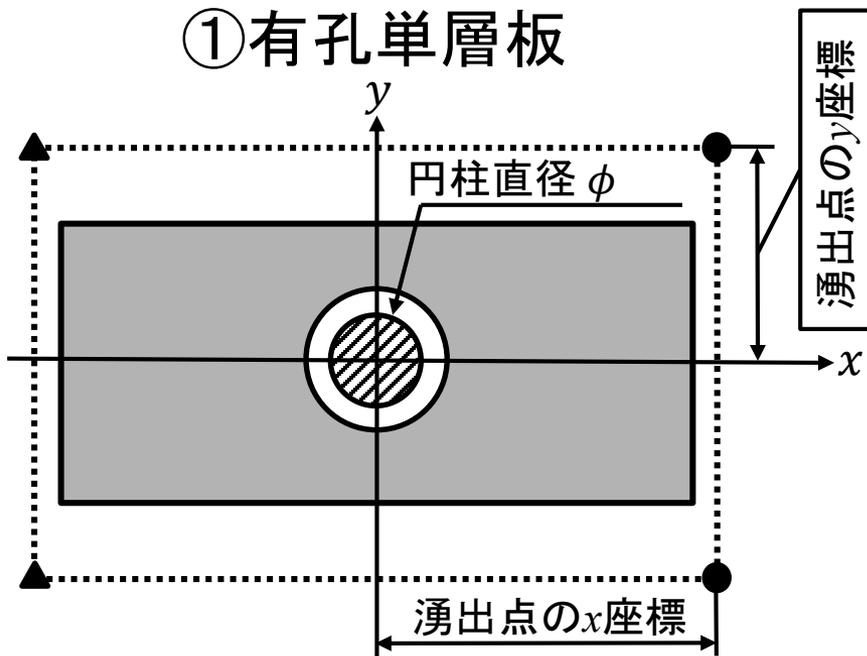
- 完全流体の流線により曲線状繊維を表現する

滑らかな
交差しない
複雑な

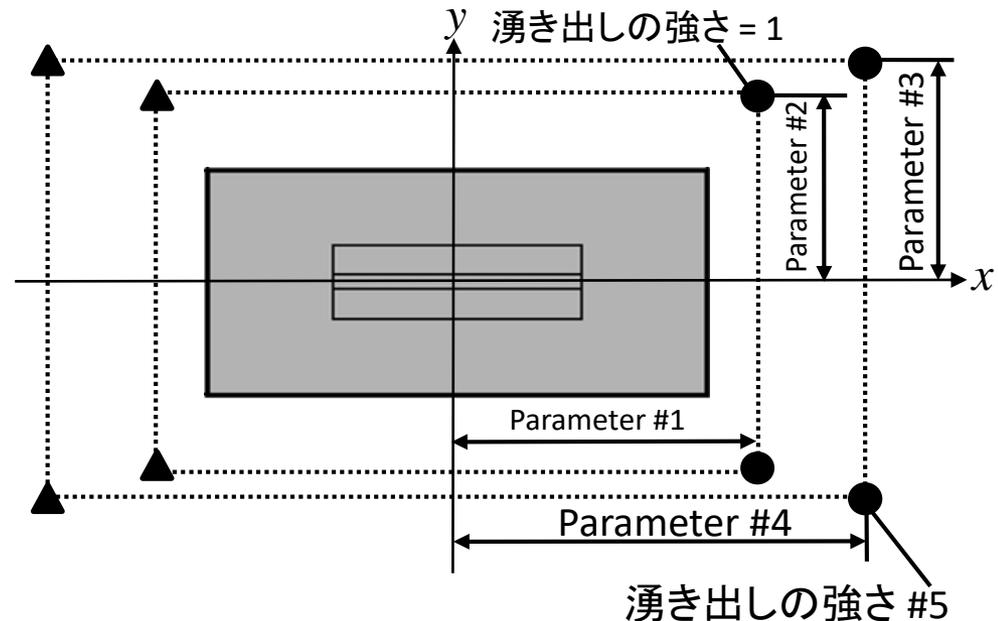
曲線を少ないパラメータで表現可

- 流体場パラメータ(曲線繊維パラメータ) → GAの設計変数とする

①有孔単層板



②ストリンガー付き積層板

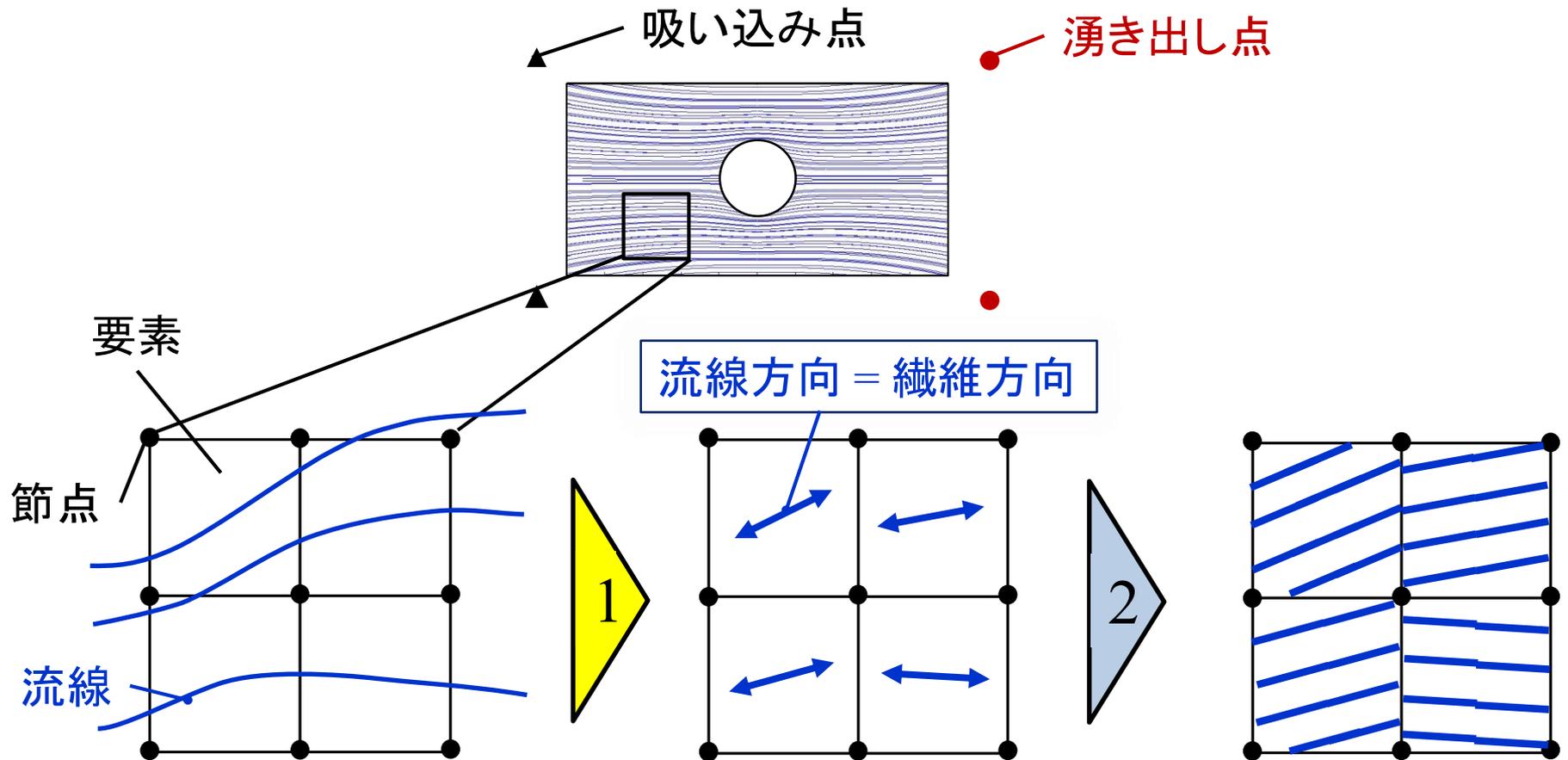


湧き出し点 ● 吸い込み点 ▲ 円柱 ⊙

FEM解析モデルの作成法

31

繊維角度が連続的に変化するCFRPのFEMモデル化は困難
→ 繊維角度を離散化する必要有



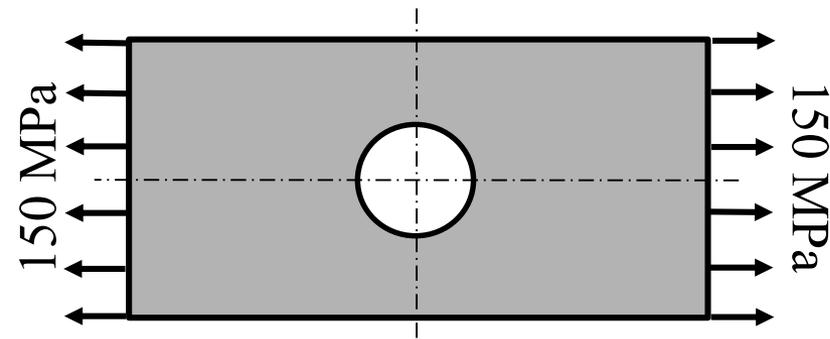
1. FEMの各要素中心での流線方向を取得

2. 異方性を考慮したCFRPの物性値を各要素に設定

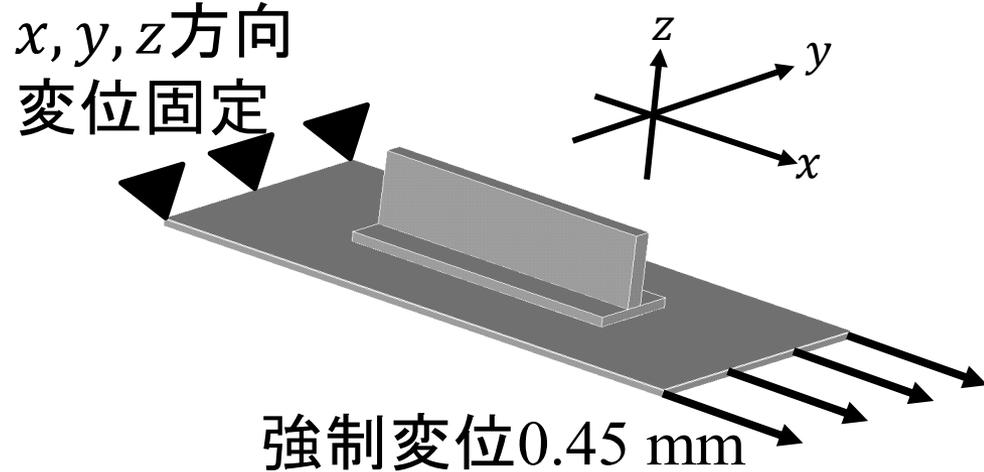
解析手法と破壊強度の評価法

FEM解析モデルの境界条件

① 有孔単層板



② ストリンガー付き積層板



最適化目的 : 有孔単層板 } の引張強度最大化
 ストリンガー付き積層板 }

破壊基準: Hashin則 (応力と一方向材の破壊強度から導出)

Hashin値 ≥ 1 : 破壊状態

Hashin値を目的関数としてGAで最小化する

提案手法

遺伝的アルゴリズム(GA) + ディープラーニング(DL)

従来のGA

次世代個体作成

曲線状繊維
配置の作成

FEM解析による
Hashin値算出

FEM解析 : 長時間
最大世代数: 膨大
→ 計算時間: 膨大

CFRP個体のHashin値を得るための計算時間

FEM解析 >> DL

であるため, DLにより計算時間を大幅に削減可能

提案手法

従来のGA 早期終了

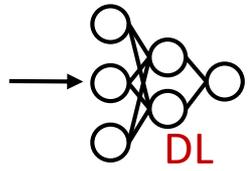
次世代個体作成

曲線状繊維
配置の作成

FEM解析による
Hashin値算出

DLの学習

繊維配置
パラメータ



Hashin値

100
回
繰
り
返
し

DLを用いたGA

次世代個体作成

曲線状繊維
配置の作成

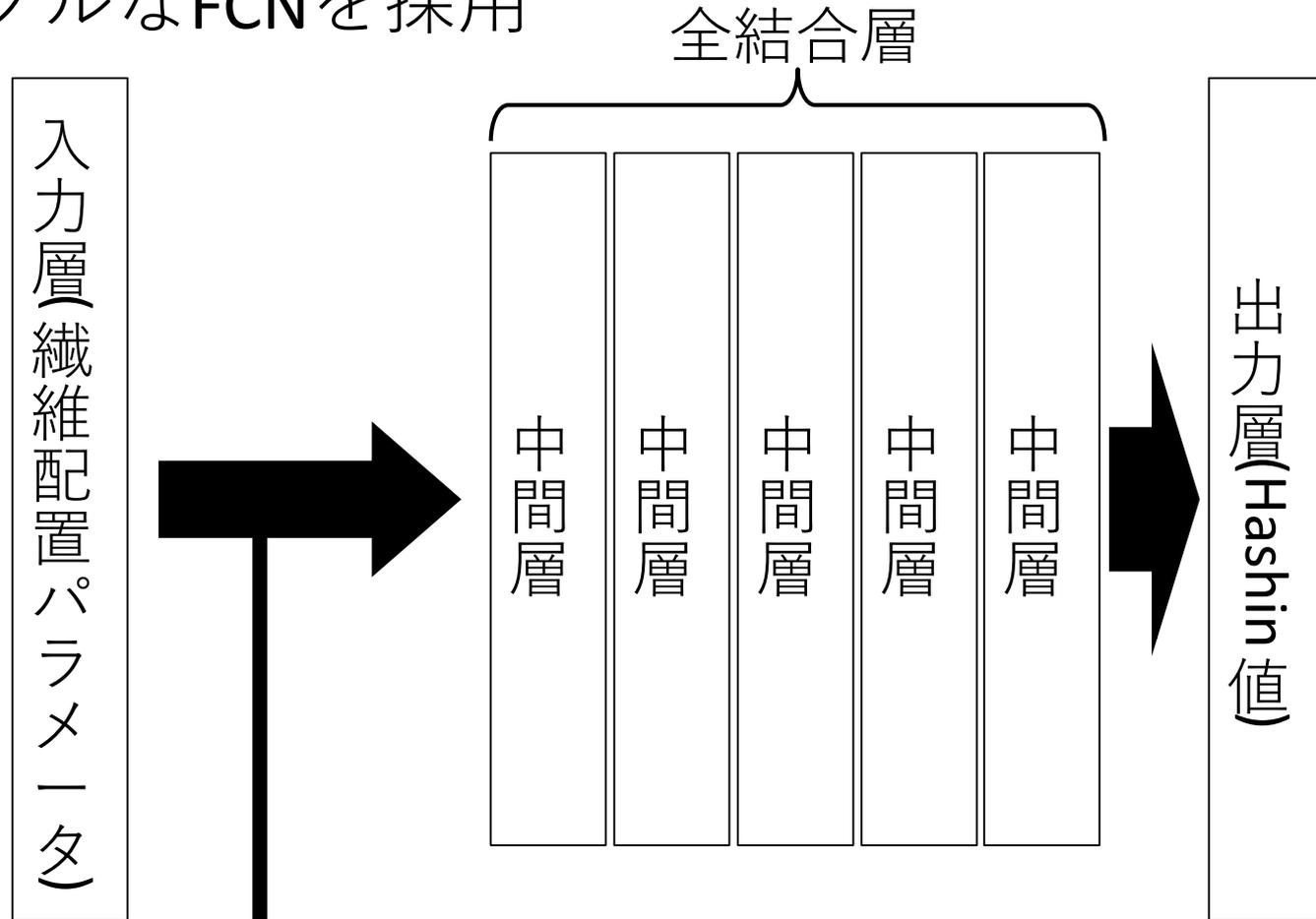
DLによる
Hashin値算出

100組の最適繊維配置の候補を獲得

最適解候補をFEM解析してHashin値算出
候補の中でHashin値が最小⇒最適繊維配置

曲線状繊維配置からHashin値を推定するDL

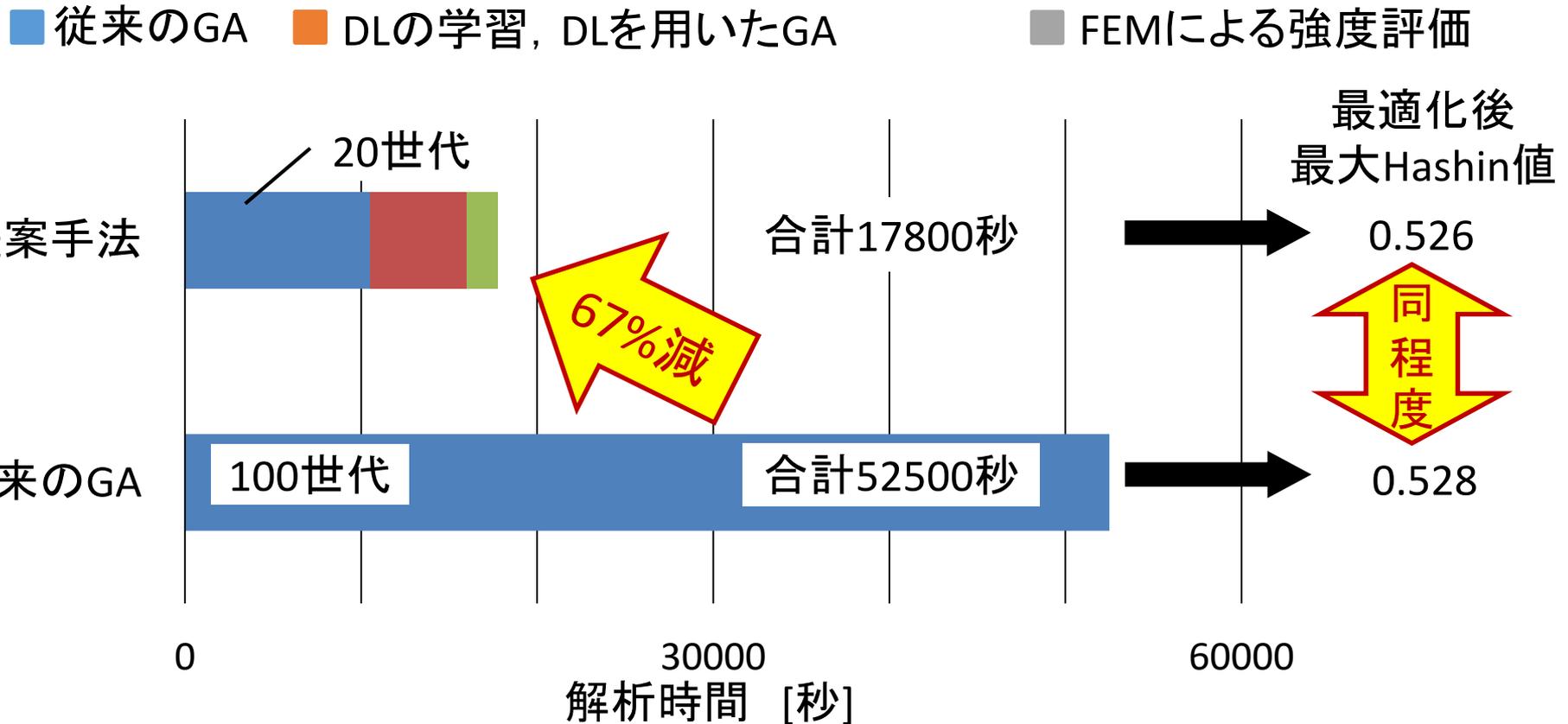
シンプルなFCNを採用



バッチノーマライゼーション

- ・ 前の層の値(繊維配置パラメータ)を正規化
- ・ 算出される出力値(Hashin値)の精度向上

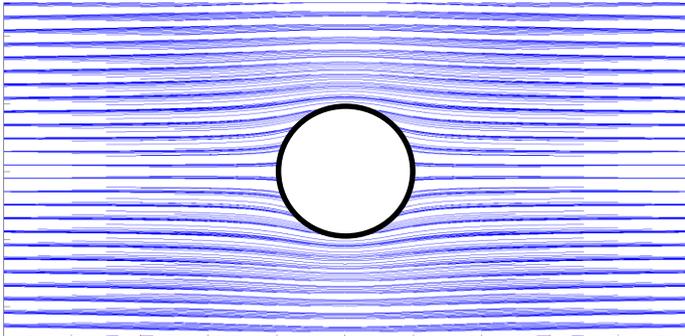
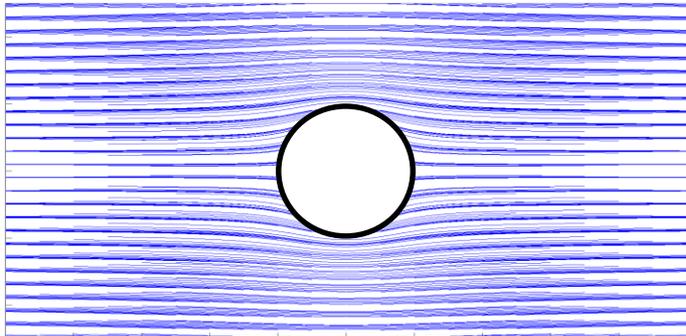
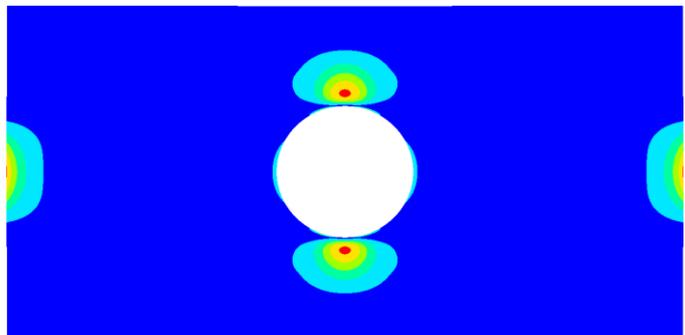
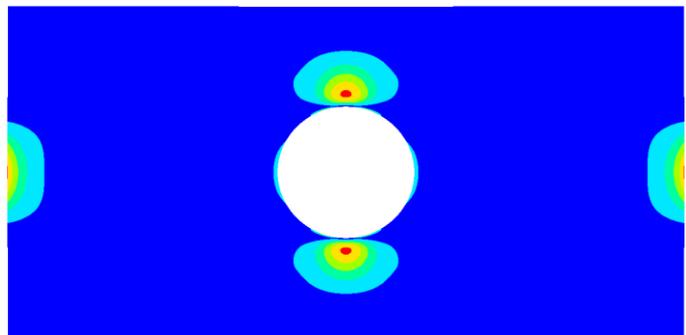
有孔単層板の最適化結果



提案手法

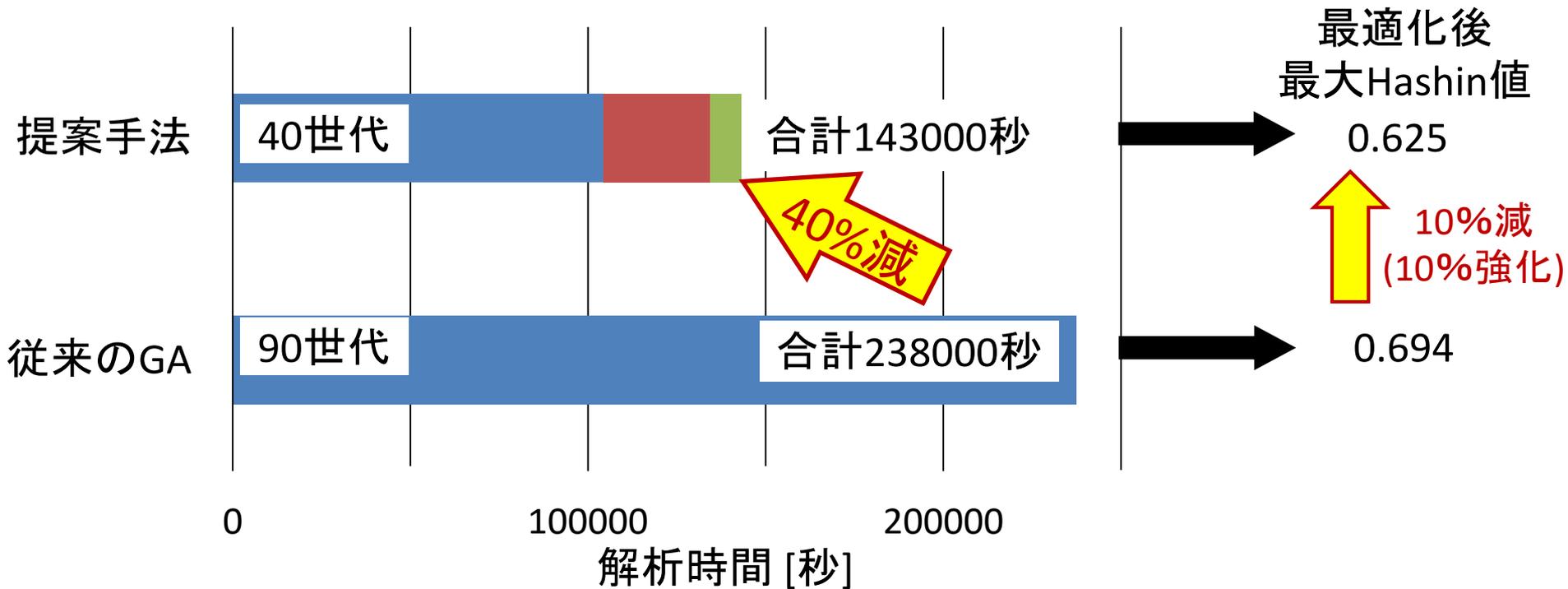
- ・従来のGAに対して計算時間を67%削減
- ・従来のGAと同程度の強度(Hashin値)を持つ曲線CFRPを取得

有孔単層板の最適化結果

	提案手法 (17800秒)	従来のGA (52500秒)
最適繊維配置 流線		
Hashin 値分布	<p>最大Hashin値 : 0.526</p>  <p>0 0.1 0.2 0.3 0.4 0.5 0.6</p>	<p>最大Hashin値 : 0.528</p>  <p>0 0.1 0.2 0.3 0.4 0.5 0.6</p>

ストリンガー付き積層板の最適化結果

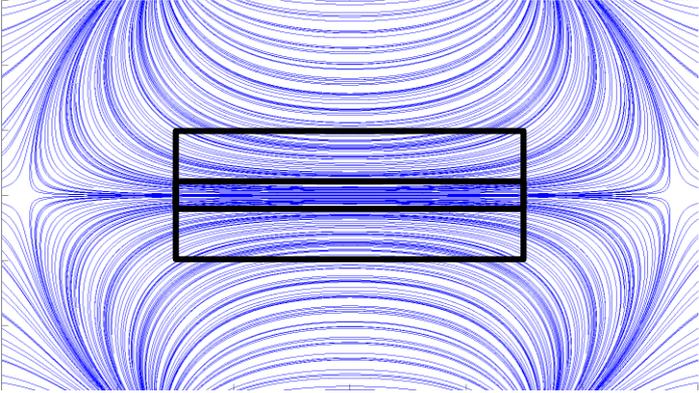
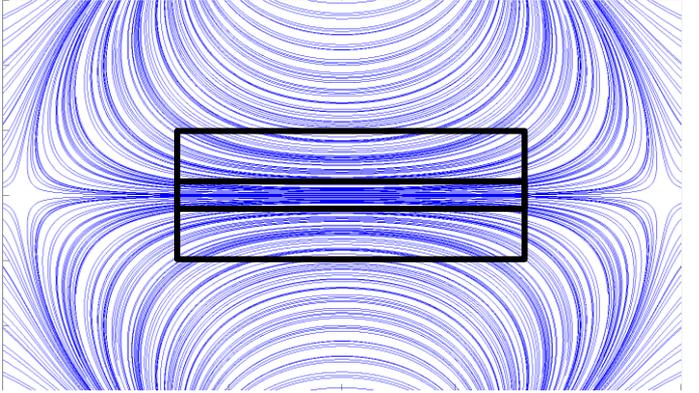
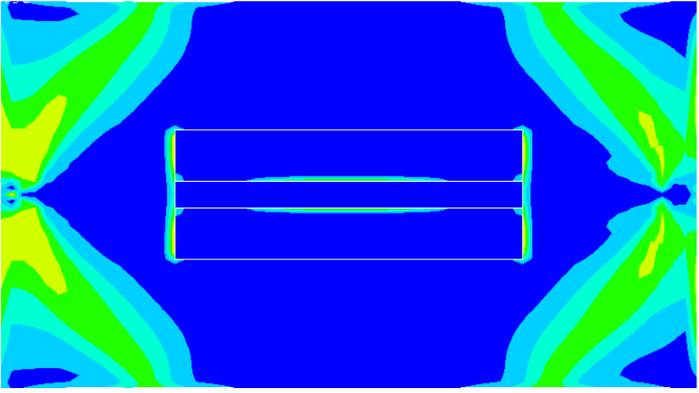
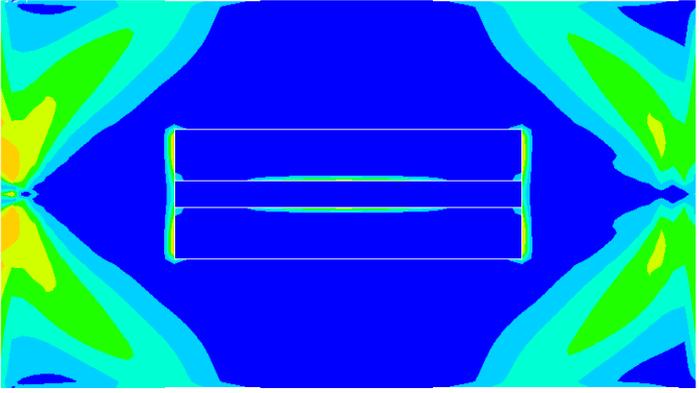
■ 従来のGA ■ DLの学習, DLを用いたGA ■ FEMによる強度評価



提案手法

- ・従来のGAに対して計算時間を40%削減
- ・従来のGAより高強度な曲線CFRPを取得

ストリンガー付き積層板の最適化結果

	提案手法 (143000秒)	従来のGA (238000秒)
最適繊維配置 流線		
Hashin 値分布 上面図	<p>最大Hashin値 : 0.625</p>  <p>0 0.1 0.2 0.3 0.4 0.5 0.6 0.7</p>	<p>最大Hashin値 : 0.694</p>  <p>0 0.1 0.2 0.3 0.4 0.5 0.6 0.7</p>

まとめ

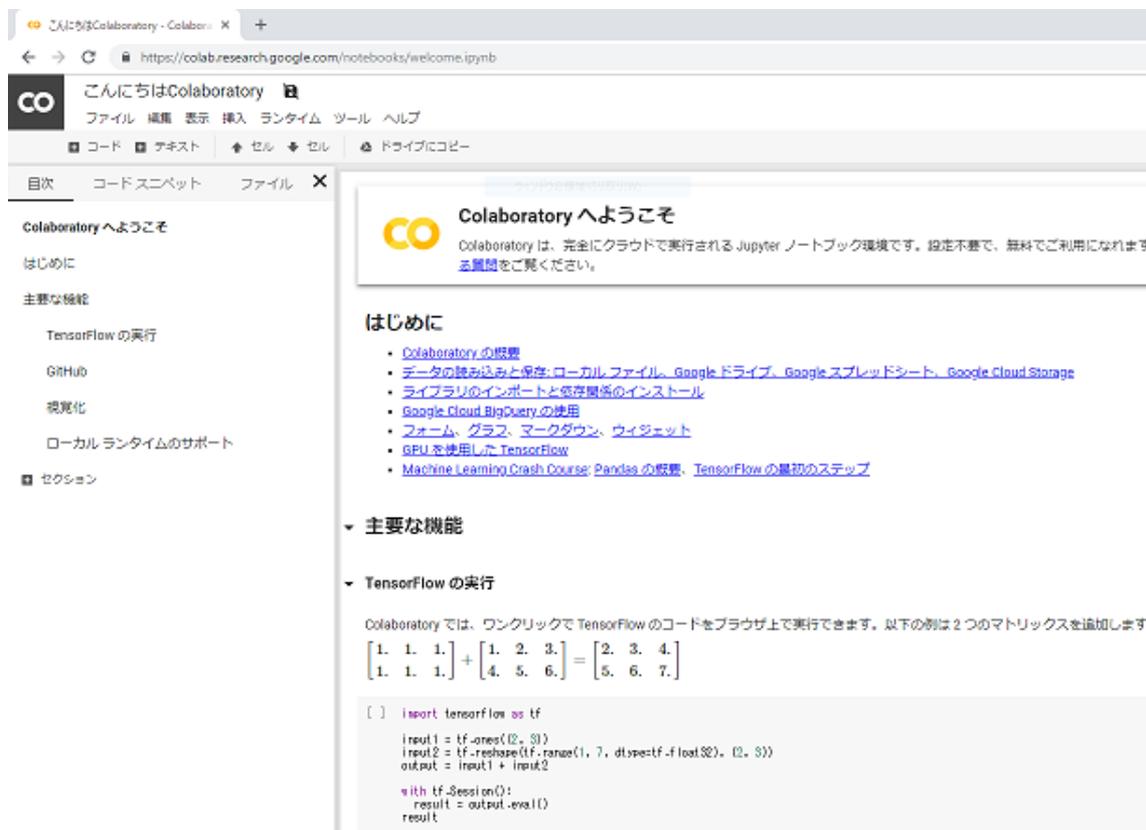
- 遺伝的アルゴリズム(GA)とディープラーニング(DL)を組み合わせ、最適解の獲得時間を削減する手法を提案した
- 提案法を有孔単層板, スtringer付き積層板に適用した

		従来のGA		提案手法
有孔CFRP板	最適化時間	52500秒	66%減	17800秒
	CFRP内最大Hashin値	0.528	同等	0.526
Stringerを設置したCFRP板	最適化時間	237500秒	40%減	143000秒
	CFRP内最大Hashin値	0.694	10%減	0.625

- 提案法は, 従来のGAと同等, 又はより優れた曲線繊維配置を, 従来のGAより短時間で獲得できることを確認した.

AI参入障壁の低下 (参入サポートの充実)

- Googleが無償提供
 - GPUを使って機械学習のコードを実行できる
 - ブラウザ上で動作するJupyterノートブック環境
 - GPU等の設定不要
 - 必要ライブラリ(Python, TensorFlowなど)インストール済み
 - DLのチュートリアルも豊富
- DL参入の金銭的コストが0に



5分で
手書き数字認識の
チュートリアル
を実行可能と話題に

- 東大松尾研
- 2018年のDL技術者向け教育プログラム「DL4US」の演習コンテンツがオンライン上で無償公開された
- DLの学習を実行しながら演習を進めていくにはGPU環境を用意する必要がある



DL4US コンテンツ紹介

✈️ 演習中心で効率良く学習

本プログラムの最大の特徴の一つは、全てのトピックについて、演習を中心に構成されている点です。実際に手を動かしながら理解を進めることで、効率よく学習することができます。

📈 モデルの学習

実際にモデルを学習させながら技術を習得する本格的な演習内容となっています。Deep Learningは、モデルが実際に学習する様子を観測し、パラメータを調整することでアプリケーションに応じたパフォーマンス最大化を行うことが非常に重要な技術ですが、この一連の流れを全ての演習で経験しながら重要な要素を身につけることが可能です。

⚡ GPU

Deep Learning技術は機械学習手法の一種ですが、GPUを利用して学習するのが重要です。本コンテンツはGPUを利用したモデル学習をしながら学ぶ本格的な内容になっています。

発表全体のまとめ

- 機械工学の分野に, DLが誇る高い

画像認識能力や音声認識能力を活かす研究を紹介した.

DLによるトポロジー最適化,
車体形状から空力性能を予測するDL

DLを用いた超音波による
非破壊検査

- 一見, DLは機械工学とは無関係の分野(画像, 音声など)で成長しているようにみえるが, 両者は接点を持つこともある. 今後, 意外性のある接点を探して, DLの新しい応用方法を考案していきたい.