

AI活用によるコンクリート床版の余寿命予測技術

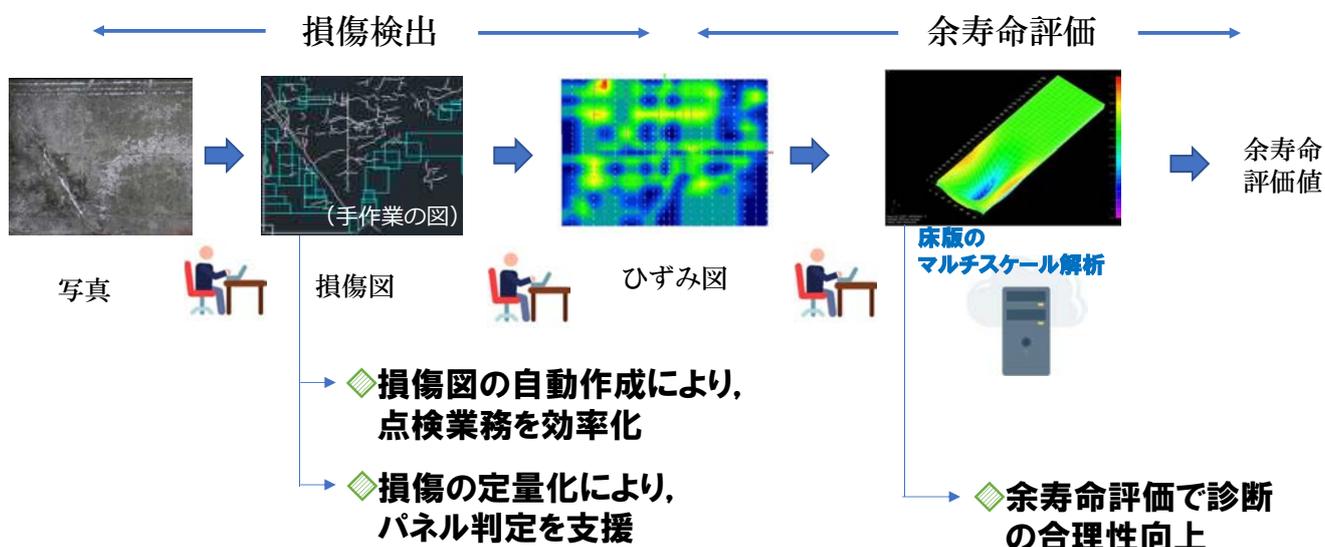
横浜国立大学 櫻井彰人
金沢工業大学 田中泰司

横浜国立大学 前川宏一
東京大学 Mahmoud Eissa
慶應義塾大学 篠沢佳久
地域実装支援チーム
道路の安全性向上協議会 大田孝二

目的

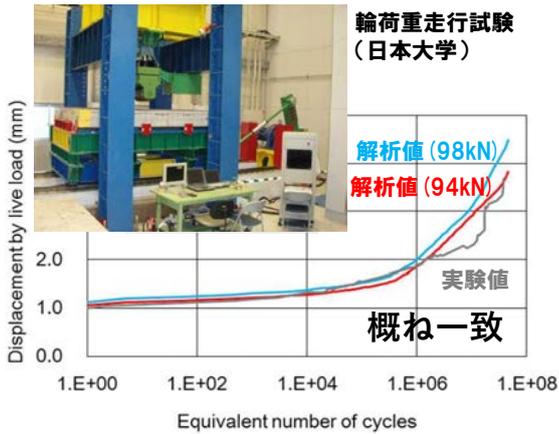


目標1: 床版裏面のひび割れ状況から、その余寿命を評価する方法を開発する。



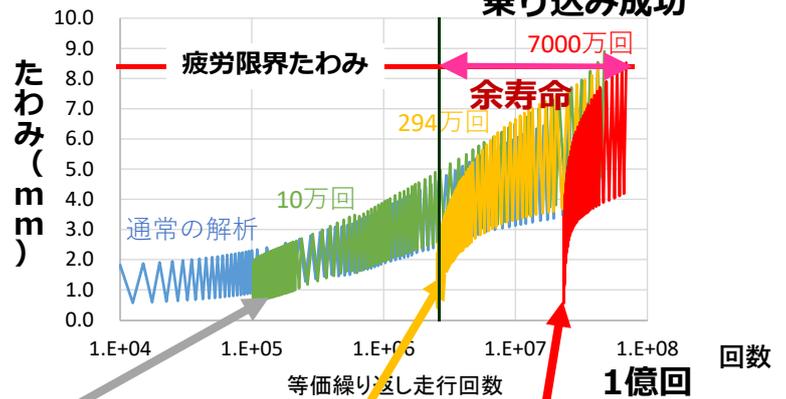
マルチスケール解析による余寿命評価

実験値との比較 (活荷重たわみ)



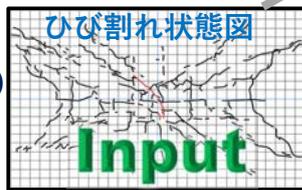
RC床版の疲労たわみ予測

データ同化による
乗り込み成功

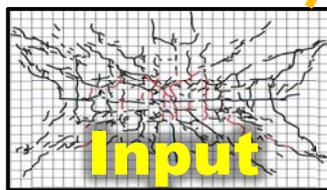


RC床版裏面の
ひび割れ図 (実験値)
を初期値としてMS
解析に入れる

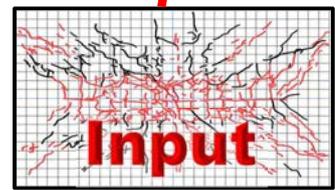
载荷回数



10万回



294万回

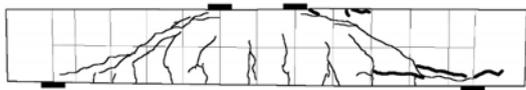


2306万回

伝統的な方法との比較

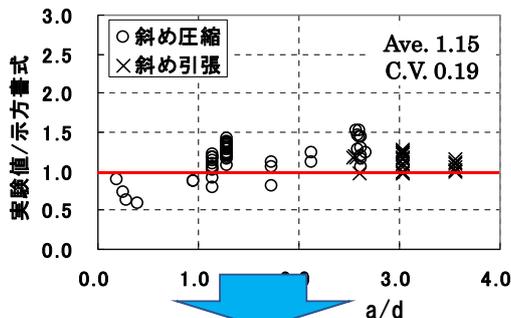
はり部材のせん断耐力

数多くの実験を実施・データ収集



数百~数千

統計的に評価式を作成



実構造物の設計

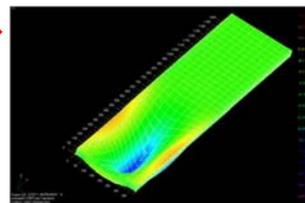
実験的, 多大な労力と時間

床版の輪荷重走行試験

数多くの実験を行うことは不可能
(1千万円・2か月・3~4人/1試験体)

バラエティに欠ける実験水準, ひび割れパターン

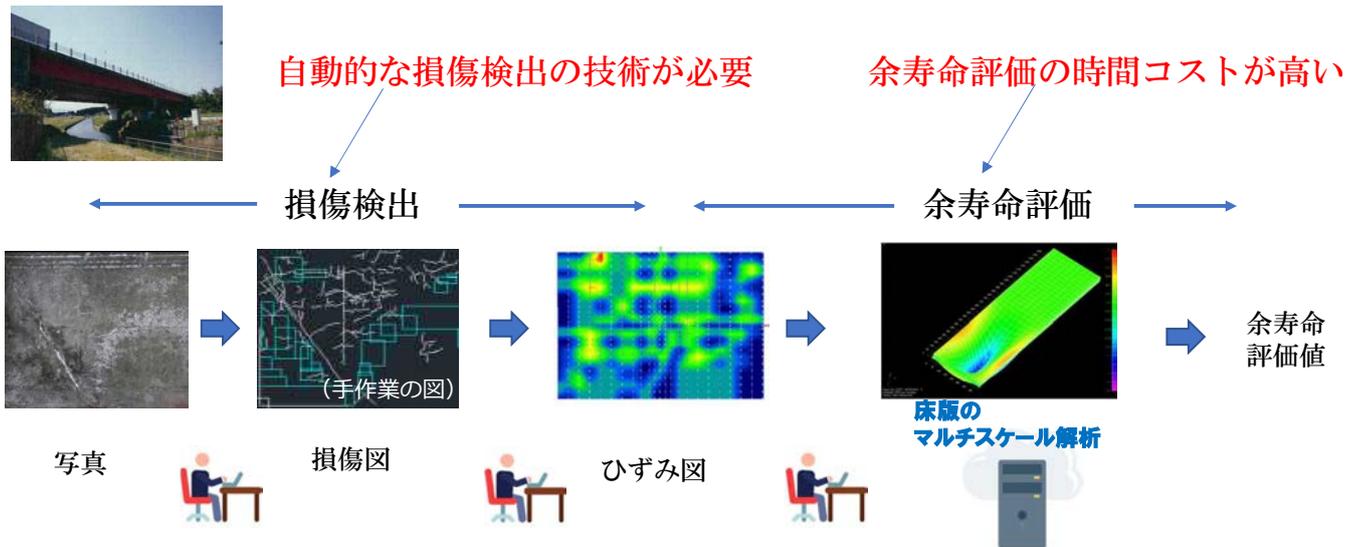
マルチスケール解析



- ・解析方法のガイドライン
- ・統計的な評価式
- ・機械学習モデル

実構造物の設計

解析的, 労力と時間を削減



- 目標1: 床版裏面のひび割れ状況から、その余寿命を評価する方法を開発する。
 目標2: AI 技術等を活用して、低コスト、短時間で結果が得られるようにする

AI 技術活用 の条件

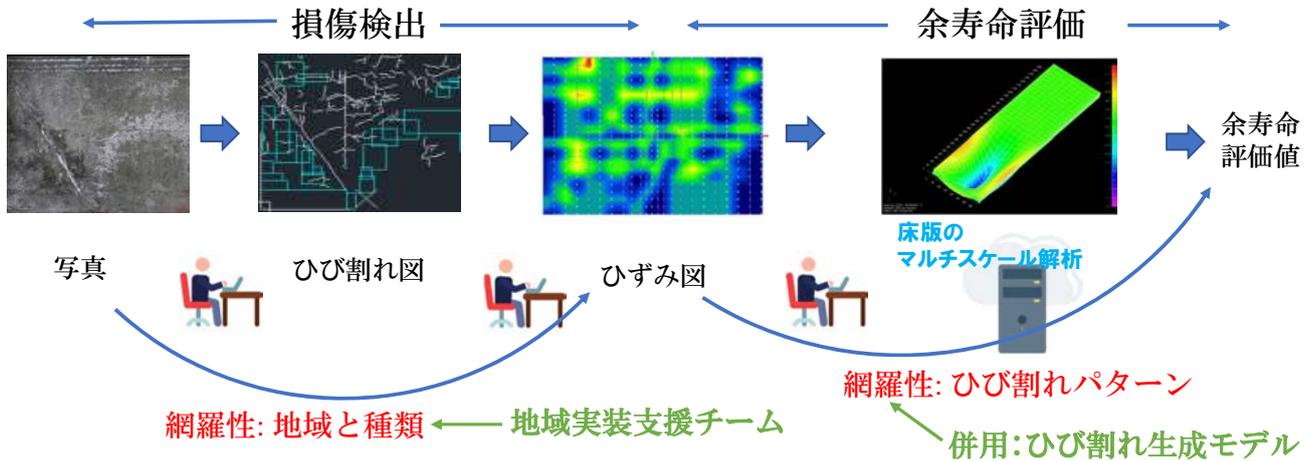
- 対象領域が **bounded**
 - 限定された範囲
 - 「意味世界」を持たない
 - 人間が意味付与するならよい
 - 人間が感情移入するならよい
 - 対象領域が **covered**
 - データが網羅的に得られる
 - 対象の多様性が覆われている
 - ノイズがフィルタされるほど
- AI研究者は「持つ」世界を目指す

限定性：見る変状の限定とラベルつけ ← 解く範囲の限定

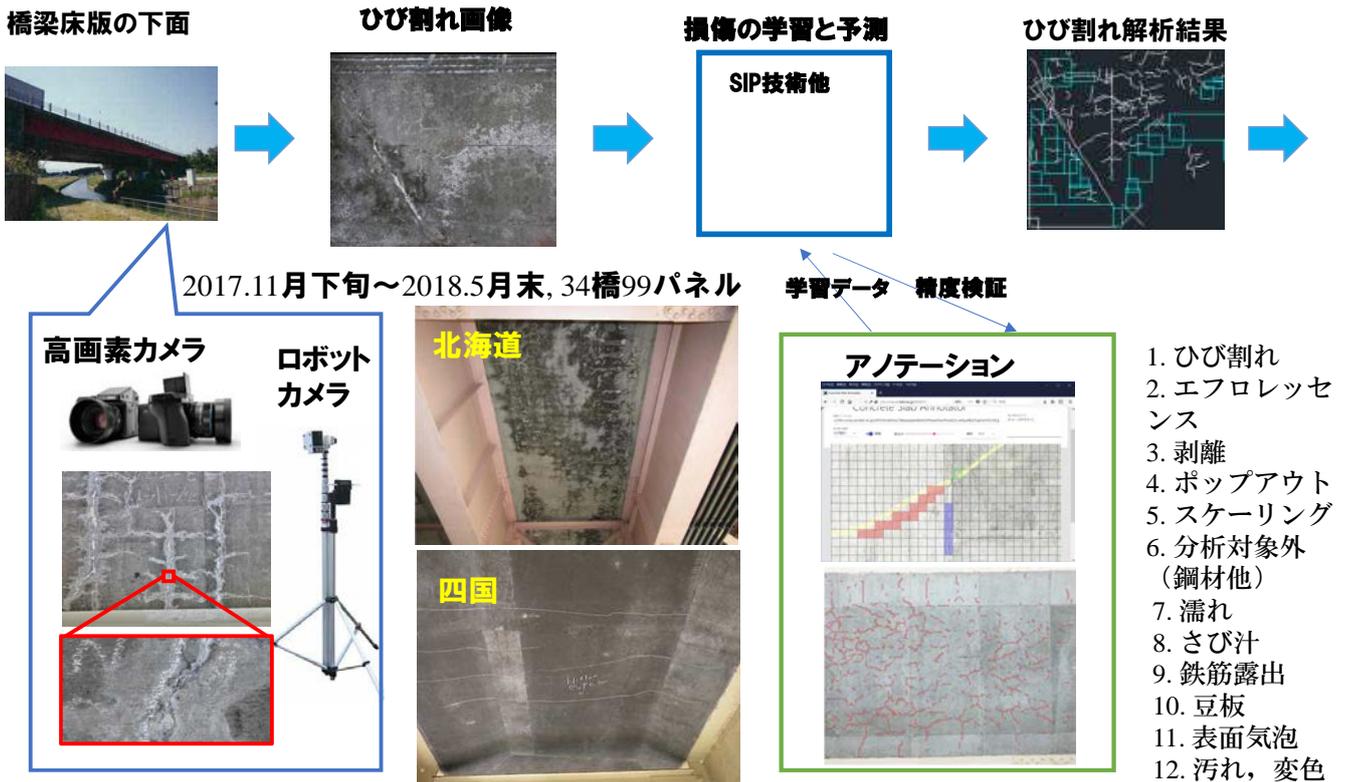
- | | |
|---------------|-----------|
| 1. ひび割れ | 7. 濡れ |
| 2. エフロレッセンス | 8. さび汁 |
| 3. 剥離 | 9. 鉄筋露出 |
| 4. ポップアウト | 10. 豆板 |
| 5. スケーリング | 11. 表面気泡 |
| 6. 分析対象外（鋼材他） | 12. 汚れ、変色 |

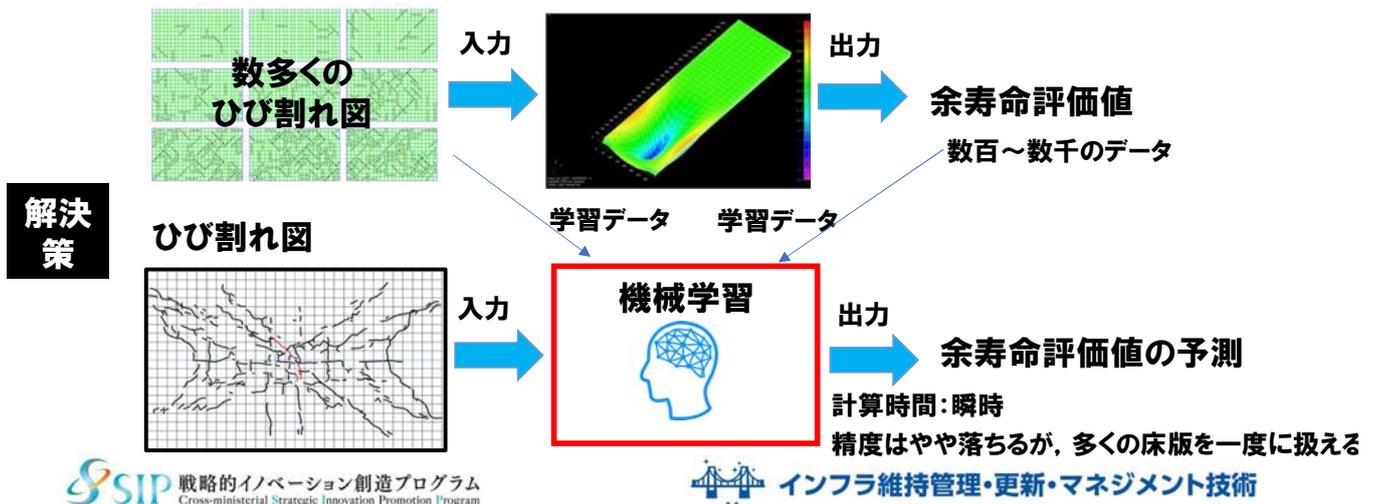
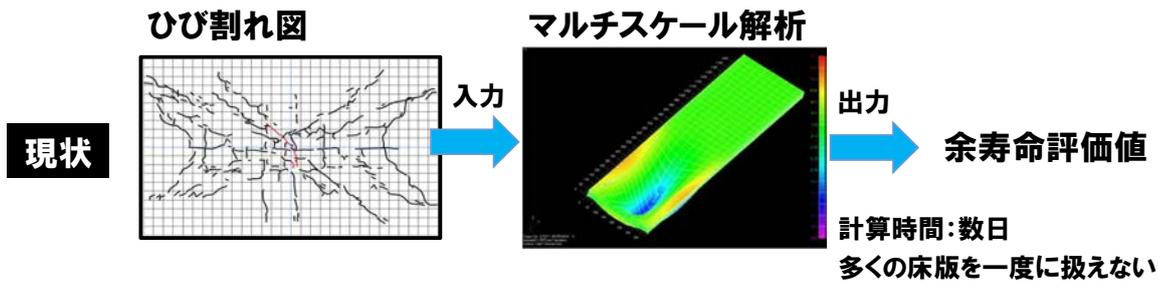
解く環境条件の限定

限定性：環境条件



損傷検出





3つの手法

- 深層ニューラルネットによる回帰
 - 特微量: 各セルの歪値 (3値), $14 \times 24 \times 3 = 1008$ 個の実数値
 - ネットワークのパラメータとして、数1000個
 - 高精度を目指して
- 単層ニューラルネットによる回帰
 - 特微量: 各セル(大きい)の歪値 (3値), $4 \times 6 \times 3 = 72$ 個の実数値
 - パラメータ数: ほぼ、 $72 \times 2 \approx$ 約150個
 - 物理的解釈が可能となるように
- 単純な回帰モデル
 - (手作りの) 特微量による回帰
 - パラメータ数 \div 特微量数は 2~5個
 - 特微量は工夫する、物理的意味を考えながら

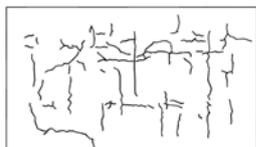
ひび割れ		パターン数	ひび割れ回数	
断面	下面			
非貫通	実	88	264	テストデータ
	ランダム生成	1000	1000	学習データ, c.v.

外挿の
試み

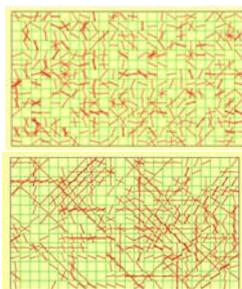


ひび割れの形状: 下面

実ひび割れ



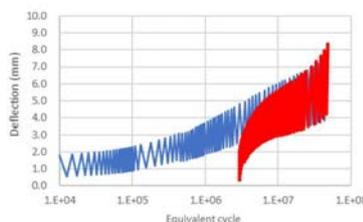
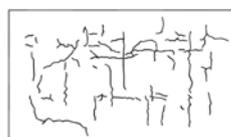
ランダム生成



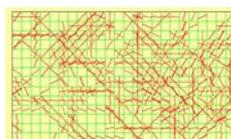
疑似ひび割れの作成:
データの網羅性不足問題の解消

疑似ひび割れの作成

単純な確率モデルに基づくひび割れ生成モデルで
(人工) ひび割れを作ろう

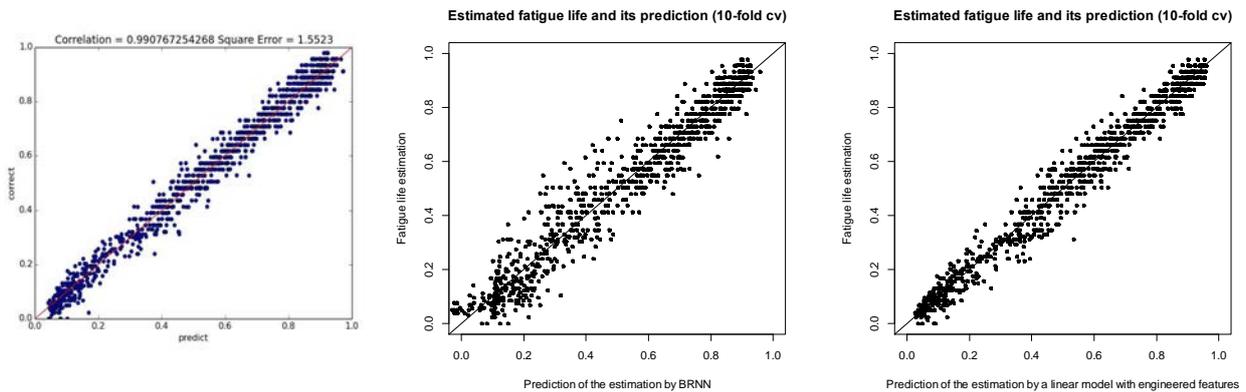


余寿命評価値



実物とは大きく異なる。
しかし、余寿命評価とい
う点においては、類似

疑似ひび割れデータでの学習・テスト結果。10-fold cross validation を行う



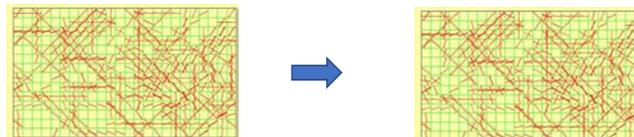
深層ニューラルネット

単層ニューラルネット

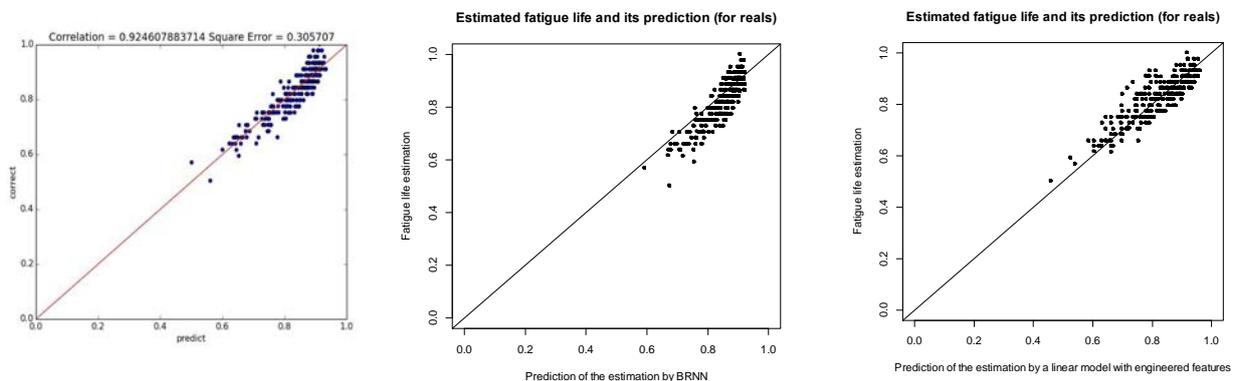
単純回帰モデル。工夫した特徴量を使用

学習データ

テストデータ



疑似ひび割れデータで学習したモデルを、実パターンに適用



深層ニューラルネット

単層ニューラルネット

単純回帰モデル。工夫した特徴量を使用

学習データ

テストデータ



- 枠組み
 - 2段階：損傷（主にひび割れ）の自動検出と余寿命予測
 - AI技術の得意・不得意 → 使い方
 - 適用条件：対象領域が限定的、網羅的なデータが取得可能
- 損傷検出
 - 全国各地の損傷した床版写真（34橋，99パネル）
 - アノテーション用ソフトを作成し、教師データを作成中
- 余寿命評価値の予測
 - マルチスケール解析による余寿命評価値を高速で予測
 - データの網羅性確保のため、疑似ひび割れ生成・有効性確認
 - 深層NN・単層NN・単純回帰モデルとも、予測可能