

AI/深層学習を損傷・異常検知に使用するには ～方法論の整理と適用事例

- ① AI/深層学習でできること
- ② 令和元年土木学会全国大会でのAI研究事例(維持管理を中心に)

立命館大学工学部環境都市工学科

野村泰稔

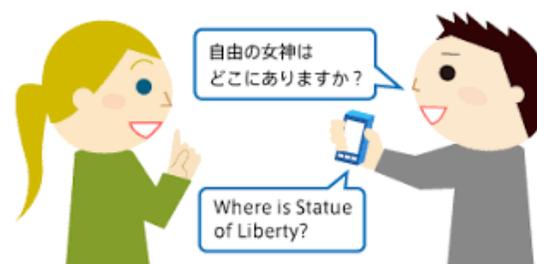
AI/深層学習でできること

- AIの基盤技術

音声認識



顔画像認識

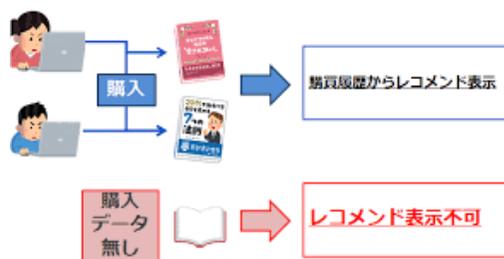


機械翻訳

手書き文字認識

対話システム

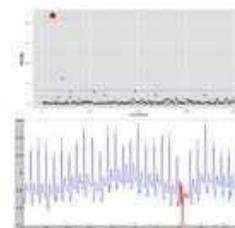
レコメンドシステム



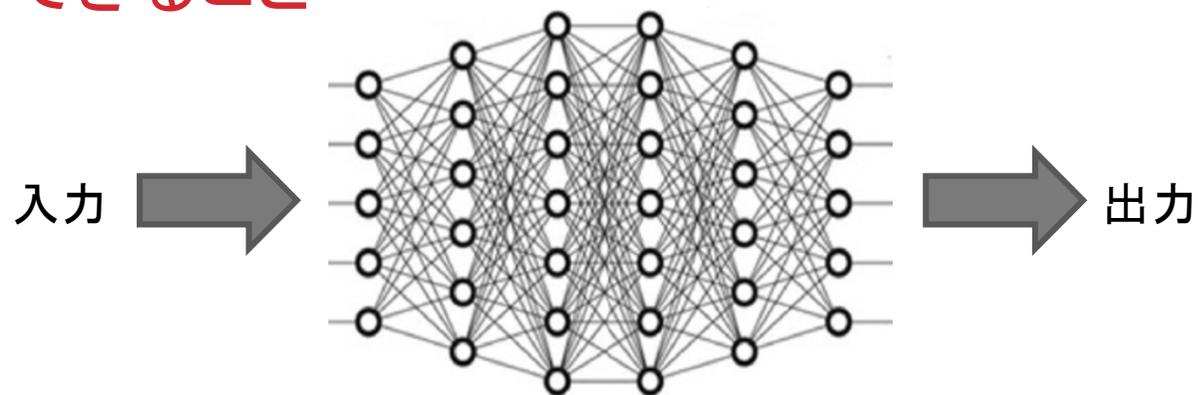
異常検出例

外れ値検出

変化検知



AI/深層学習でできること



実現する機能	入力データ	出力
画像認識 (物体認識)	画像	カテゴリ(それが何なのか?)
物体検出	画像	物体とその位置(画像の中に何がどこに 移っているのか)
文章の自動仕分け	文章	文章カテゴリ (記事の分類, スпамメールの判定など)
音声認識	音声	文字列
機械翻訳	英単語列(日本語列)	日本語列(英単語列)
対話システム	入力発語の単語列	期待応答の単語列
異常検知	センサ信号	異常度など
ロボット制御	センサ信号	アクチュエータ出力

深層学習(CNN)の利用例

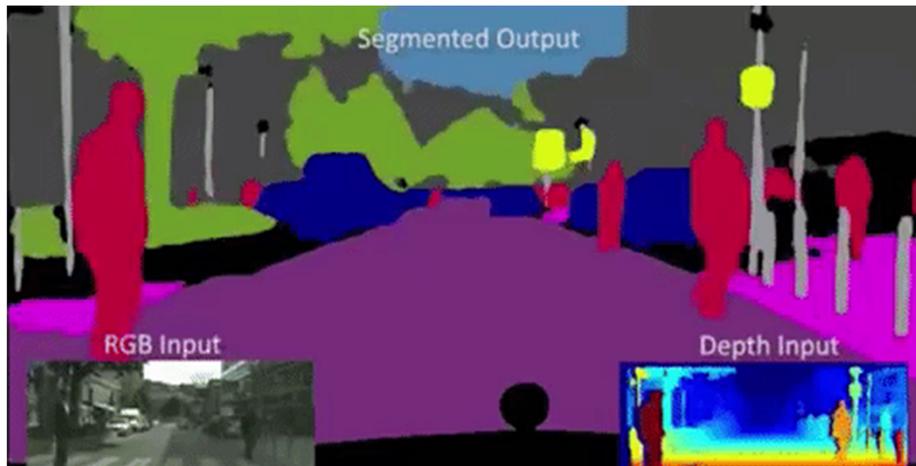
認識・分類...その画像に何が写っているのか、それは何なのか？

検出...その画像のどこに何が写っているのか？(物体の種類と位置を予測)

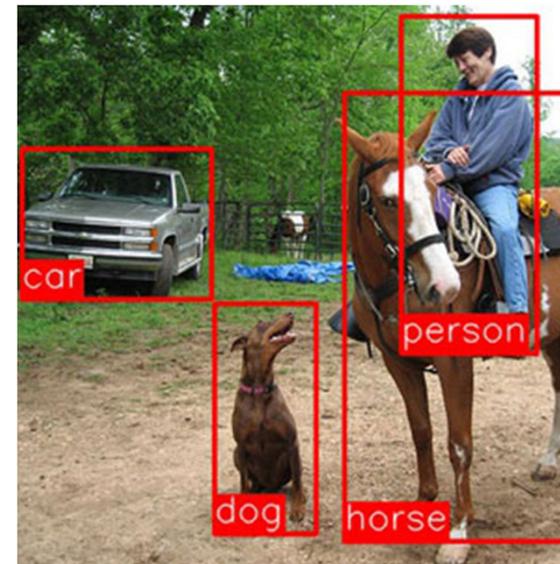
セグメンテーション...その画像領域の意味を識別. ピクセルごとにカテゴリを予測(人・木・車など, 自動運転などに応用)



認識・分類



セグメンテーション



検出

深層学習(CNN)の利用例

生成...(教師データ自体を深層学習で生成)これは, 教師なし学習で実現可.

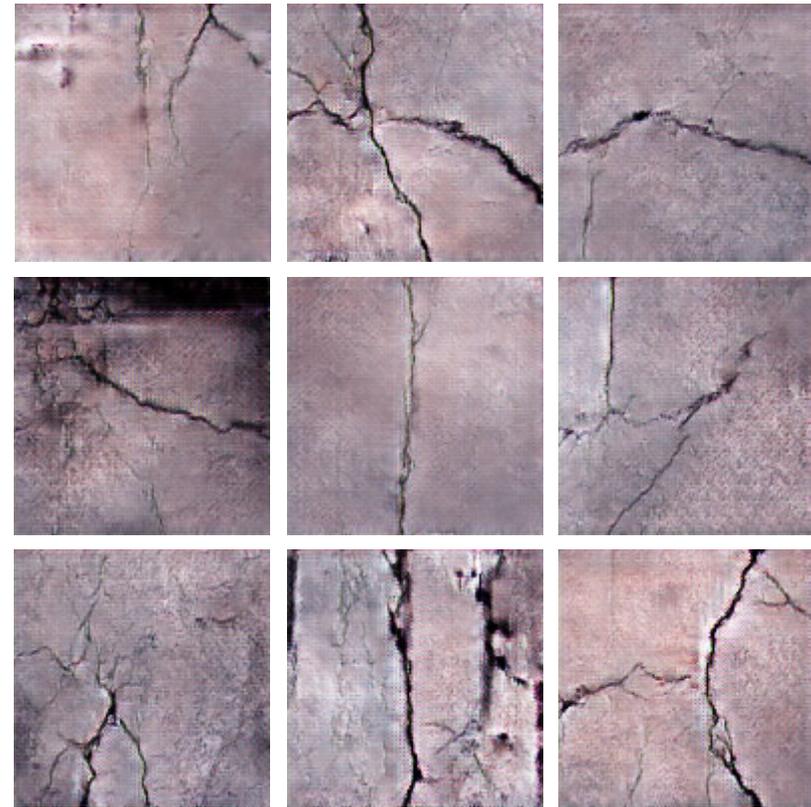
不足する教師データを補完する可能性

キャプション生成...画像を与えるとその画像を説明する文章を生成



a woman holding a tennis racquet on a tennis court

キャプション生成



生成

(人工的にひび割れの画像を生成する例)

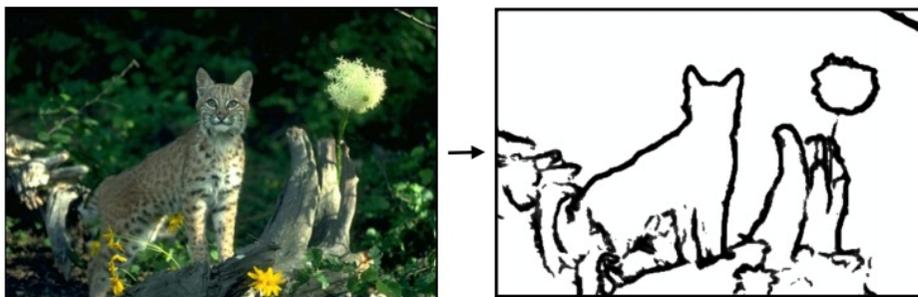
他にも,

- ノイズ除去
- 超解像(低解像度から高解像度化)
- 自動着色(カラー化)

など画像を対象としたものでも用途が非常に多い.

IMAGE-TO-IMAGE TRANSLATION

入力も出力も画像として学習する



エッジ検出 [Xie et al. 2015]



[Laffont et al. 2014]
Season change



[Gatys et al. 2016]

画風変換:
元の写真とスタイル画像を利用
元の写真の形状をほどほどに保存して
る情報を抽出し、スタイル画像のスタイル
(画風)を表現している情報を利用して、
新しい画像を生成する。



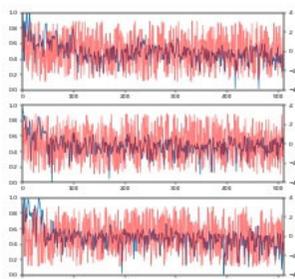
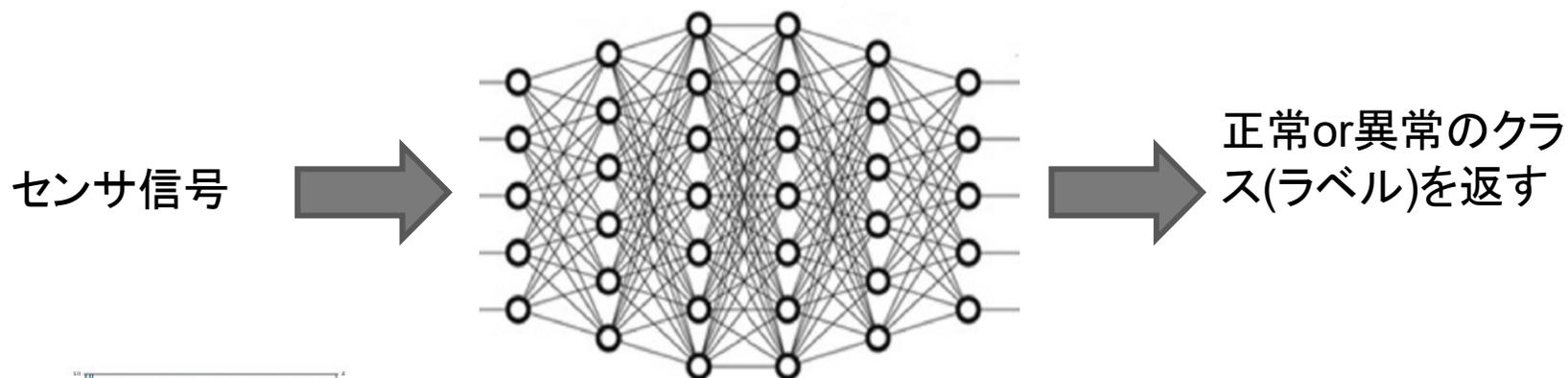
衛星画像から地図の出力(逆もある)

他にも、

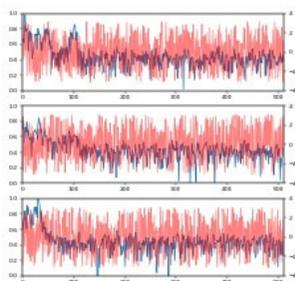
- ノイズ除去
- 超解像(低解像度から高解像度化)
- 自動着色(カラー化)

など画像を対象としたものでも用途が非常に多い。

その他の応用例: 教師あり異常検知



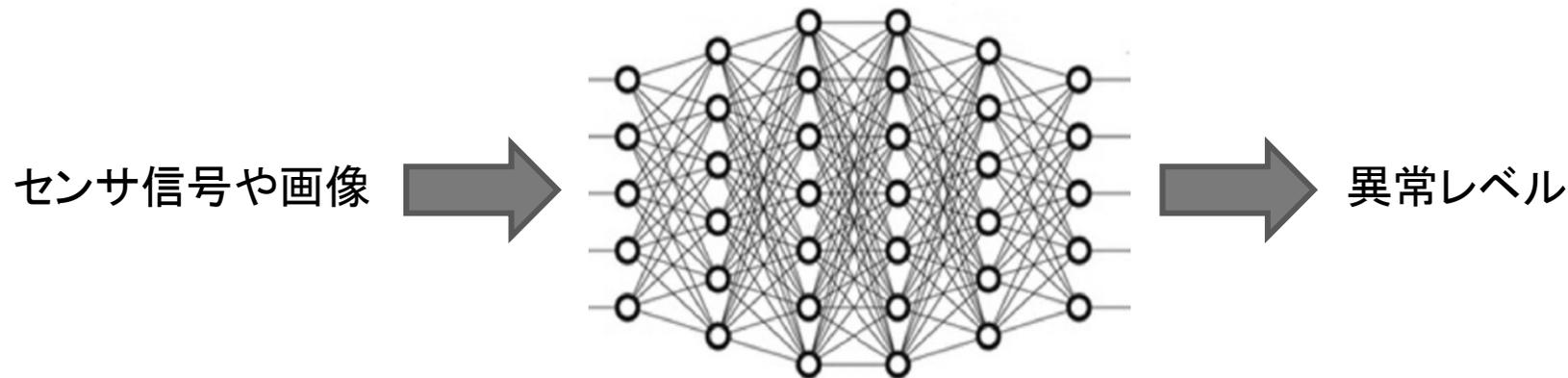
正常



異常

教師あり学習: 正常と異常のサンプルが大量にある場合は極めて有効

その他の応用例: 教師なし異常検知



正常データのみを利用

教師なし異常検知が期待できるケース

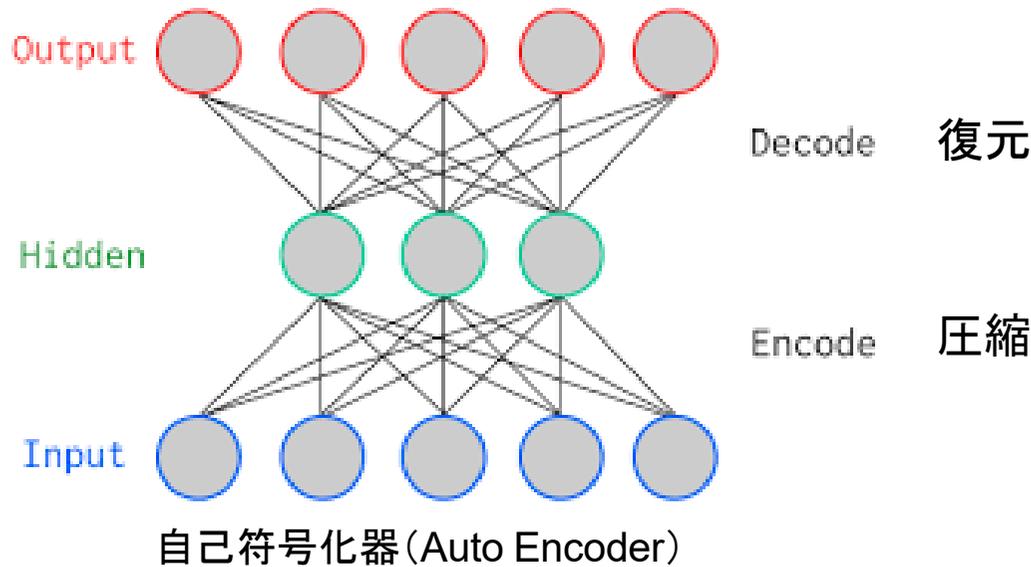
- 異常が滅多に発生しない場合の異常検知(この場合のほうがそもそも多い)

Auto Encoder(AE:自己符号化器)を利用して再構成誤差を評価することで, 異常レベルを推定する

その他の応用例:教師なし異常検知 AUTOENCODER (AE:自己符号化器)

AEとは, 入力データを圧縮し, そこから再度入力データを復元するようなニューラルネットワーク

入力データと出力データが一致するように学習する



学習に用いたデータはほぼ元通りに復元(再構成)される

学習に用いられていないデータは元通りに復元されない



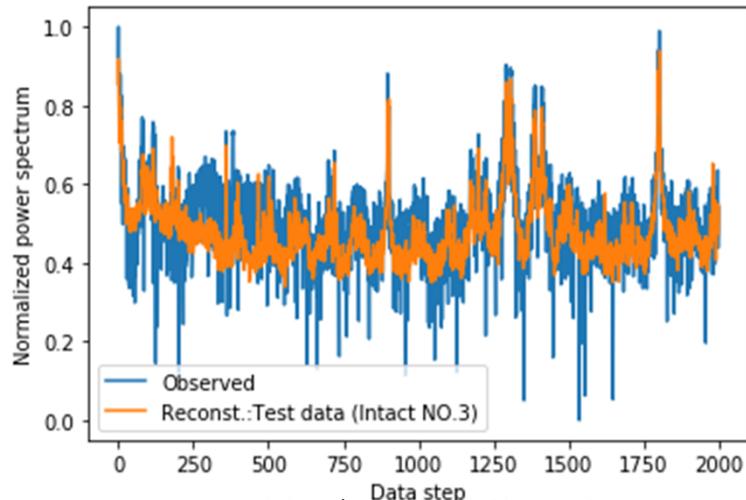
正常データのみを学習したAEで入力データを復元し, 元通りに復元できるかどうかで正常か異常か判定できる.

元通りに復元されないほど, 異常データであると言える.

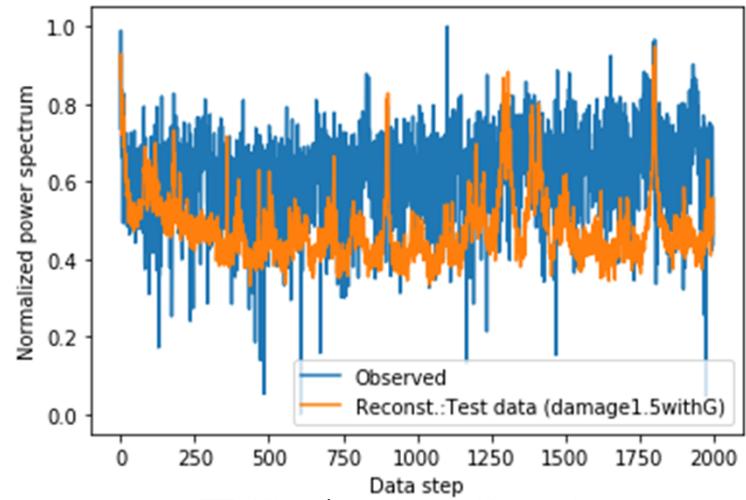
復元できたかどうかは, 入力データと出力データの平均2乗誤差などで判断する.



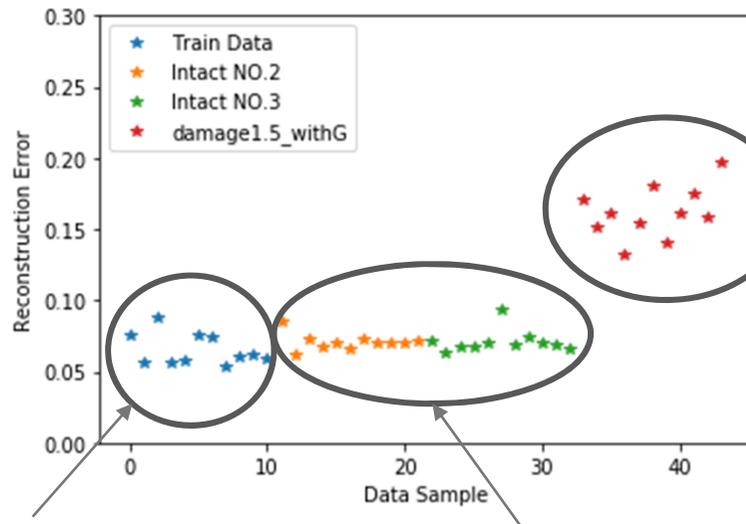
その他の応用例:教師なし異常検知 AUTOENCODER (AE:自己符号化器)



正常データの復元例



異常データの復元例



学習データ:正常

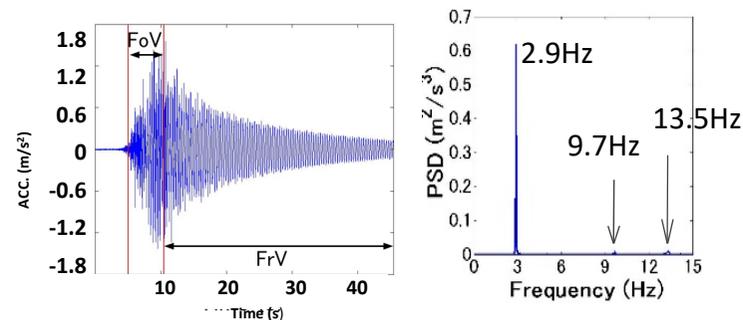
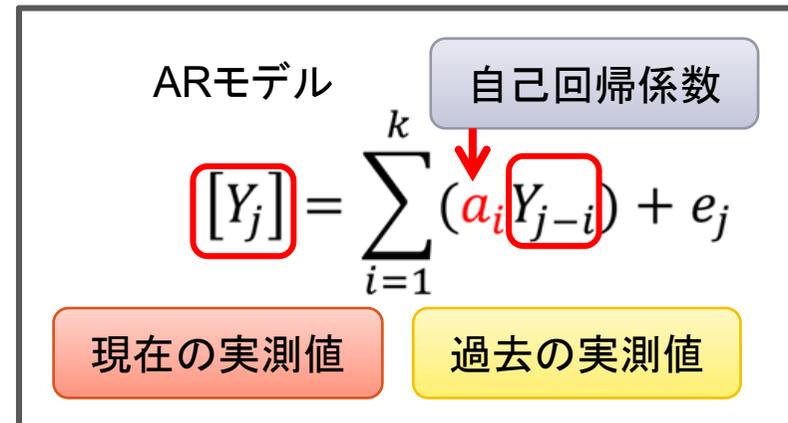
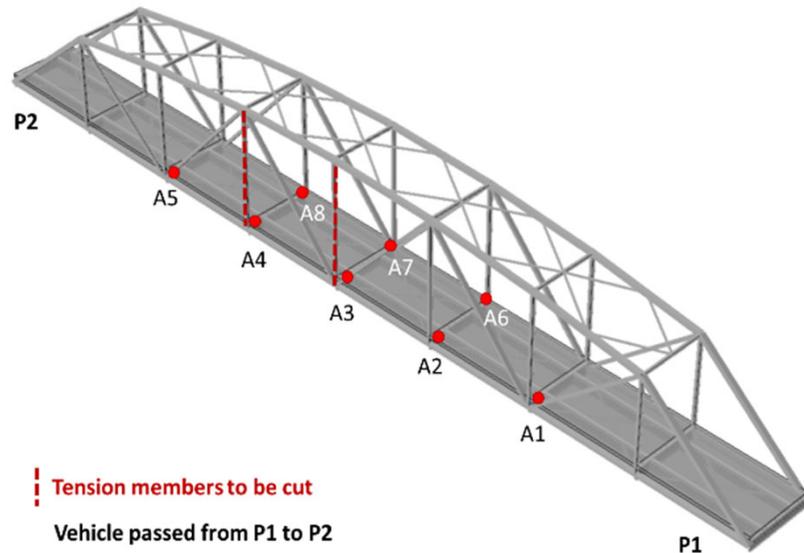
テストデータ:正常

テストデータ:異常
復元誤差が明らかに大きい
→異常と判定できる.

維持管理における異常検知に関して (振動モニタリング:時系列問題)

応答情報のみから異常(突発的な破断等)を検知する

- 振動特性(振動数・減衰)の同定履歴から異常発生を疑う方法が研究されている
- 多次元ARモデルなどを利用する(金哲佑他, 土論集A2, Vol.70, No.2, pp.l_63-l_72, 2014.)

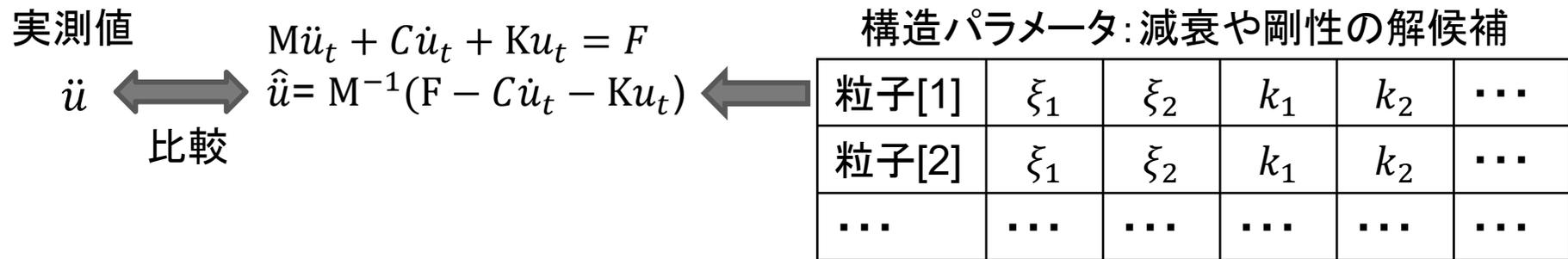


維持管理における異常検知に関して (振動モニタリング: データ同化)

荷重など入力情報と応答情報を利用して構造パラメータを同定する過程で異常を検知する。

データ同化: 物理法則を記述する数値シミュレーションモデルに実測データを導入することで, 実現象を再現するモデルを構築しようとするもの。

- カルマンフィルタ・粒子フィルタなどを利用する



地震応答から剛性・減衰を同定するもの

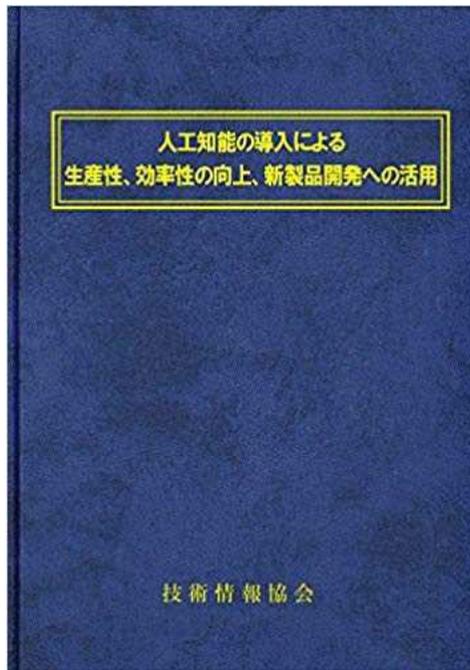
- 佐藤・梶, 土木学会論文集, No.675/I -55, 2001.4
- Yoshida, Satoh, J. of Natural Disaster Science, Vol.24, No.2, 2002.

鉄道車両走行下の桁振動からの剛性・減衰を同定するもの

- 松岡・貝戸, 他, 土木学会論文集A1, Vol.69, No.3, 2013.

広く産業界を見渡せば

AIの基礎・産業応用事例・諸外国の取組み



大学機関, 国立研究機関(産総研, 情報学研究所), 大手電気通信メーカー様が執筆, 2018年5月31日出版, 444頁, 8万円

人工知能の導入による生産性, 効率性, 新製品開発への活用, 技術情報協会

目次:

人工知能の現状、課題と未来像

人工知能技術活用の取組み

人工知能・機械学習に関連する知財の現状と問題点

人工知能と法的問題 ~AIビジネスを始めるにあたっての一般的な法的留意点~

人工知能の研究開発動向~日本と世界の比較~

機械学習とディープラーニング

ディープラーニングを用いた画像解析

人工知能における音声認識・音声対話技術

機械学習による異常検知

人工知能エンジニアの育て方

人工知能の自動車への活用

人工知能の医療・ヘルスケアへの応用

人工知能の工場、品質管理への活用

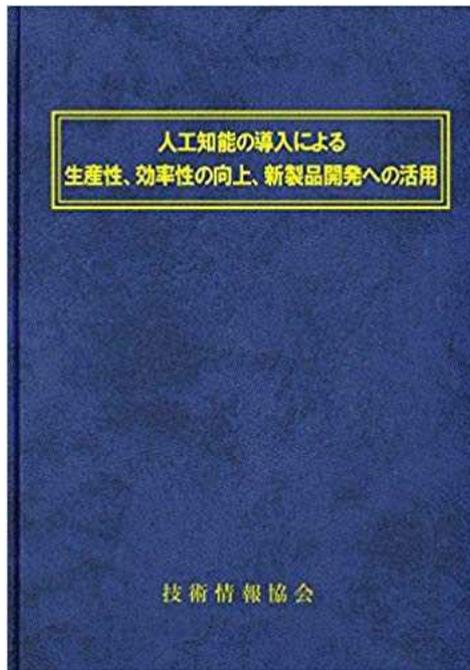
マテリアルズ・インフォマティクス

人工知能による新規事業、商品企画、研究開発への活用

人工知能とセキュリティ

人工知能の農業への活用

広く産業界を見渡せば AIの基礎・産業応用事例・諸外国の取組み



大学機関, 国立研究機関(産総研, 情報学研究所), 大手電気通信メーカー様が執筆, 2018年5月31日出版, 444頁, 8万円

人工知能の工場, 品質管理への活用
[1] 工場の設備監視／保全におけるAI
適用領域:

製造プラントの故障予兆監視
大規模装置の故障分析
建造物劣化診断

インバリエント分析という考え方

- 複数センサ間の関係性の自動抽出
- 関係性の崩れ→異常発生

ほぼ正常データの中から, $y=f(x)$ を作り, 現在のプロセス値を代入し, 対応センサの値 y を予測する. この予測した値と現在の値が, モデル作成時に学習した「ゆらぎ」であるいつもの範囲を逸脱した段階で異常と見なす.

$y=f(x)$ の構築は, 教師あり学習手法なら何でも可.
例えば, NN, SVR, Random Forestなど

まとめ(AI・機械学習・深層学習)

AI機械学習・深層学習について基礎を紹介した.

- 深層学習は色々なことができる
- AI・機械学習・深層学習は誰でも簡単に実装可能(手間暇掛ければ)

深層学習はブラックボックスと言われる

- 今は, 結果からプロセス・論理を解釈する研究も進められている. (なぜ精度が高いのかor何を根拠に解を出力しているのかを解釈)
- 目的にあったデータが大量にあるなど, 条件が満たせばぜひディープラーニングの使用を勧めます.

AI・機械学習・深層学習を工学分野に利用すると, ...

- 技術者の作業省力化を目指す場合, AI・IoTは役に立つはず.
- 各種力学とAIを適材適所に利用することが今後のトレンドになるはず.

令和元年土木学会年次学術講演会における AIの研究事例紹介

2017年度, 2018年度, 2019年度の土木学会年次学術講演会の講演論文よりAIに関連すると思われる論文を調査

検索キーワードは以下の通り

- SVM, ニューラルネットワーク, 機械学習, 強化学習
- 自己組織化マップ, 深層学習(ディープラーニング), 人工知能(AI)

AI関連論文数(複数分野・重複あり)

キーワード	2017	2018	2019
SVM	0	1	2
ニューラルネットワーク	8	12	15
機械学習	4	16	34
強化学習	0	2	1
自己組織化マップ(SOM)	6	8	4
深層学習(ディープラーニング)	4	21	38
人工知能(AI)	9	16	35
合計	23	57	89
全体論文数	3,656	4,037	3,622
割合(%)	0.629	1.412	2.457

部門別論文数

	2017	2018	2019
第1部門(構造・力学)	3	5	3
第2部門(水)	3	9	11
第3部門(土)	5	6	4
第4部門(計画)	2	4	1
第5部門(コンクリート)	3	9	1
第6部門(建設)	5	10	38
第7部門(環境)	0	0	1
共通セッション	2	14	23
合計	23	57	82

土木分野におけるIoT

土木分野におけるIoT/AIのあり方

建設作業における論文数

	2017	2018	2019
計画・設計・事務	1	4	2
施工	5	8	25
維持管理	10	25	39
その他	7	20	23

ちなみに 著者の割合 (AI関連すべて)

	2017	2018	2019
産	6	16	43
官	0	4	2
学	6	16	21
産学	8	17	17
官・学	3	2	2
産・官	0	1	3
産官学	0	1	1
合計	23	57	89

2019年度は企業単独による研究が多く、実用化を視野に入れている

維持管理分野における39編

- I-191 深層学習とレーザー超音波可視化試験による欠陥の自動判定法 (CNN)
- I-198 構造部材破壊音判定におけるNNとSVMの比較 (3層NN, SVM)
- V-222 送電用トンネルにおけるAIによる画像点検の導入
- V-435 道路画像の深層学習に基づく路面ひび割れ状況の把握に向けた基礎検討
- V-439 MMSを用いた舗装の評価手法(その1)
- V-544 表面振動測定機構を搭載した打撃試験装置を用いた道路橋遊間部における劣化領域評価
- V-549 打音探査への機械学習の適用について
- V-561 深層学習およびFDTDシミュレーションを用いたレーダ画像からのコンクリート内部の欠陥識別に関する基礎的検討
- VI-86 機械学習によるコンクリート打継面の良否判定技術に関する基礎的検討
- VI-241 画像によるレール継目部の異常抽出技術の基礎的検討
- VI 389 コンクリート表層品質のAI画像診断に基づくトンネル施工
- VI 445 画像認識アルゴリズムによる溶接不良自動検出に関する検証
- VI 470 構造物診断のためのIoT最先端通信技術(LPWA)導入に向けた調査研究
- VI 474 社会基盤の維持管理に関するIoTとAIによる支援化の課題と考察

維持管理分野における39編

- VI 480 コンクリート構造物のデジタル画像に含まれるひび割れ検出
- VI 482 深層学習を用いた画像分類のひび割れ部位の判別
- VI 483 AIを用いた画像解析技術によるひび割れ点検業務の生産性向上に関する検討
- VI 485 ひび割れ画像解析におけるAIを用いたひび割れ検出技術の検出精度と作業向上効果の確認
- VI 695 ダム基礎岩盤における機械学習を用いた割れ目判定技術の開発
- VI 775. 深層学習を用いた鋼橋における塗膜劣化の画像処理技術
- VI 776. 深層学習による画像認識を用いた橋梁添架設備の領域検出技術の研究
- VI 777. 深層学習によるアーチダムの表面変状の検出とその分布特性
- VI 778. ダム堤体管理における深層学習検出情報の定量化の実現
 - 技術: 深層学習モデルsemantic segmentationを用いた物体検出
- VI 779. Deep LearningおよびAIによる変状自動抽出
 - 技術: Deep Learningによる自動抽出技術
- CS7-07 橋梁メンテナンスイノベーションのためのAI活用

維持管理分野における39編

- CS10-03 ディープラーニングによる耐候性鋼の外観評点モデルの構築
- CS10-04 ディープラーニングを用いたアスファルト舗装のひび割れ自動検出
- CS10-05 深層学習を用いた道路舗装種別の画像判定技術に関する基礎的研究
- VI-781 AIによる打音データ判定フロー
- VI-783 自己組織化マップを用いた打音診断
- VI-824 地方自治体の管理橋梁におけるAI活用の一考察
- VI-832 諸元情報等を考慮したディープラーニングモデルによる橋梁(コンクリート部材)の劣化原因・健全度判定
- CS10-06 道路舗装ひび割れ判読工程での機械学習技術適用検討 国際航業
- CS10-07 LightGBMによるコンクリート表面のひび割れ自動検出
- CS10-08 ディープラーニングによるダムポップアウトの自動検出手法の提案
- CS10-13 ranKSVMを用いた不均衡な訓練データからの機械学習と地震被害検知への応用
- CS10-17 深層学習とSfMを用いた河川護岸の劣化診断支援手法
- CS10-19 Semantic Segmentationを活用した橋梁3次元モデルへのひび割れ位置反映
- CS10-20 セマンティックセグメンテーションによるトンネルの損傷検知に関する取り組み

維持管理系論文でのAIの活用例(1)

画像や音を対象とした研究がほとんど。点検支援技術が多い。診断支援もある

- **画像:認識・検出・セマンティックセグメンテーション**
 - ひび割れ・剥落・遊離石灰・漏水・ダムポップアウトなど
 - レール継目部・溶接不良・塗膜劣化・腐食・橋梁添架設備
 - 超音波伝播特性から欠陥位置
- **時系列信号**
 - 打撃音・破壊音

**画像・構造物諸元・損傷情報のマルチタスク・マルチビュー学習の実施
教師データが不均衡である場合の検討**

方法論の整理

音・画像認識	CNN, NN, SVM, Inception ResNet v2, VGG16, VGG19, Random Forest, LightGBM, rankSVM, SOM(教師なし学習)
物体検出	YOLOv3, Faster R-CNN,
セグメンテーション	SegNet, U-Net++, Mast R-CNN
信号変換	LSTM(リカレントニューラルネットワークの一つ)
Image to Image Translation	GAN, pix2pix

維持管理系論文でのAIの活用例(2)

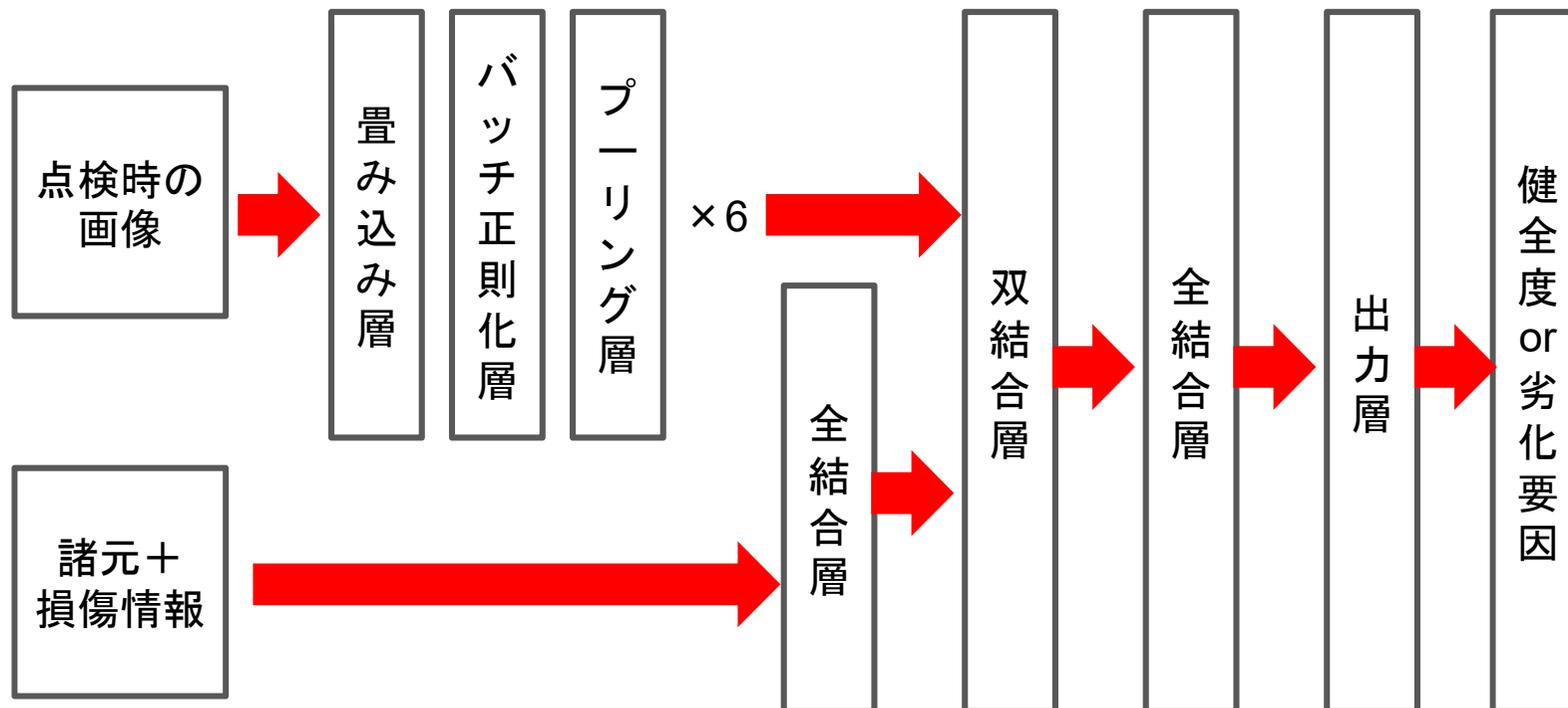
画像: 認識・検出・セマンティックセグメンテーションを用いたもの

- 1入力1出力系の学習が多い。(使用するシステムは複数の実績のあるものから選定していたり, 独自で構築されているものもある)
 - 複数の技術を併用している研究もある.
- ① 画像からレール継目部を検出(物体検出)し, 検出されたレール継目部に対してボルト脱落が生じているか判定(画像認識)(VI-241)
 - ② 画像からひび割れの有無判定(画像認識)とひび割れの本数を評価(画像認識)(CS10-06)
 - ③ Structure from Motion (SfM)技術で3次元モデルを作成し, SfM合成画像に対して, 損傷の検出やセグメンテーションを行い, 点検記録を3次元管理(VI-777, 778, CS10-17)
 - ④ 画像からコンクリート部のみをセグメンテーションし, その領域に対してひび割れを検出する. 最後に, ひび割れ位置を示した複数の画像からSfMで被写体の3次元モデル化を行い, 点検記録を管理(CS10-20)

維持管理系論文でのAIの活用例(2)

画像・構造物諸元・損傷情報のマルチタスク・マルチビュー学習の実施(VI-832)

- 通常, 1入力1出力系の学習が多いが, 画像+構造物諸元+損傷情報を入力として, 健全度or劣化要因を出力とする系を学習
- AI+診断支援システムの構築は珍しい?



維持管理系論文でのAIの活用例(3)

教師データが不均衡である場合の教師あり学習の検討(CS10-13)

- 不均衡データをそのまま訓練データに用いることは、深刻な性能低下につながる
- 異常検知タスクでは正常データに比べて異常データの取得が難しいことが多い。



今後必ず重要な技術となる

- データ数の調整を行わず不均衡データをそのまま学習に利用できる機械学習モデルとして**rankSVM**の利用が提案
- rankSVM以外にも、不均衡データの対する対策として、**kerasのライブラリで用意されている**.
 - 学習時にデータ数の希少なクラスを誤った際、大きなペナルティを課す
 - <https://keras.io/ja/models/sequential/>

まとめ

AI/深層学習でできることを改めて振り返った.

維持管理分野における異常検知(ヘルスマonitoring)について触れた

土木学会全国大会のAI研究の動向を紹介

- AI関連論文は2017年度:23件, 2018年度:57件, 2019年度:89件
- 維持管理や半数以上を占めており, 計画系は少ない
- AIの単独使用だけでなく, 周辺技術とのAI利用によりかなり実用化に近い研究報告もある

最後に: AI/深層学習をインフラメンテナンスに活用するには,

- 点検業務を省力化・省人化することはもちろん, その結果の蓄積だけでなく, 物理的な動的現象を監視することができるなら, それも活用.
- 点検データ・モニタリングデータを利用した維持管理戦略を最適化すべき