

2019.5.28



ドローン×ディープラーニング によるインフラ損傷検出自動化

— ユースケースの捉え方とToolbox活用 —

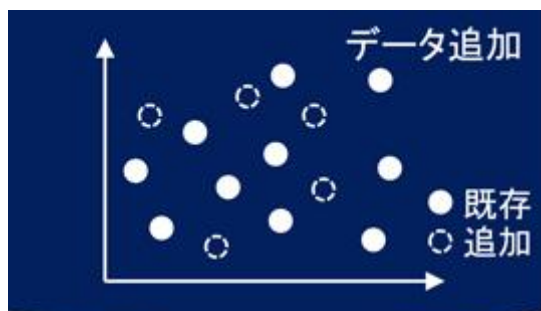
八千代エンジニアリング株式会社
技術創発研究所
AI解析研究室
安野貴人

<http://www.yachiyo-eng.co.jp/topics/post4.html>

はじめに

技術の創発とMATLABの契機





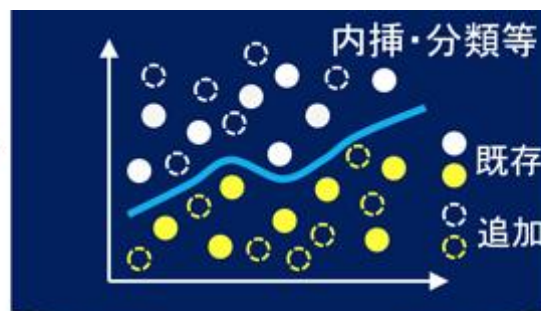
- ・既存DB活用技術
- ・センサー、ドローン技術
- ・ネットワーク技術
- ・データベース技術
- ・見える化技術

Data Collection

業務化

見える化

- ・交通・物流・施設空間の見える化
- ・災害発生/進行の見える化
- ・作業/活動の見える化
- ・現地・現場作業の省力化



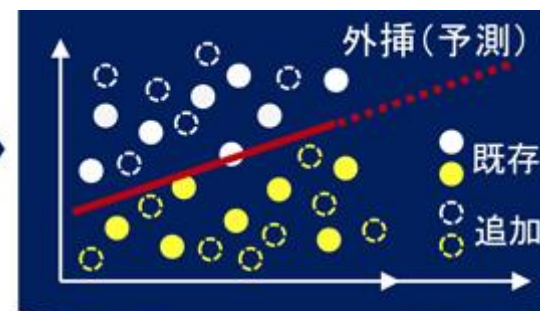
- ・静止画認識, 検出
- ・動画認識, 検出
- ・転移学習
- ・強化学習
- ・時系列データ検出

Recognition, Interpolation,
Classification, Detection

業務化

自動化/生産性向上

- ・維持管理・点検業務へ適用
- ・河川水位・流量予測へ適用
- ・防災・災害情報の自動収集
- ・暗黙知の形式知化(農業/水産業)



- ・物理モデル
- ・経済モデル
- ・人口分布予測
- ・施策影響予測
- ・都市の在り方

Extrapolation, Prediction

業務化

現場の将来予測

- ・社会資本の将来枠組み決定
- ・新規事業予測へ適用
- ・意思決定優先度へ適用
- ・予測情報の提供サービス



技術創発研究所が描く”blue print”

現在の都市



A: デジタル化



(社会資本空間デジタル化研究室)

(シナリオ解析研究室)



C: 将来予測



(AI解析研究室)

B: 都市成長の特徴量把握

沖縄で「MaaS」実証、八千代エンジニアリングがブロックチェーンを活用

<https://tech.nikkeibp.co.jp/atcl/nxt/event/18/00057/00025/>

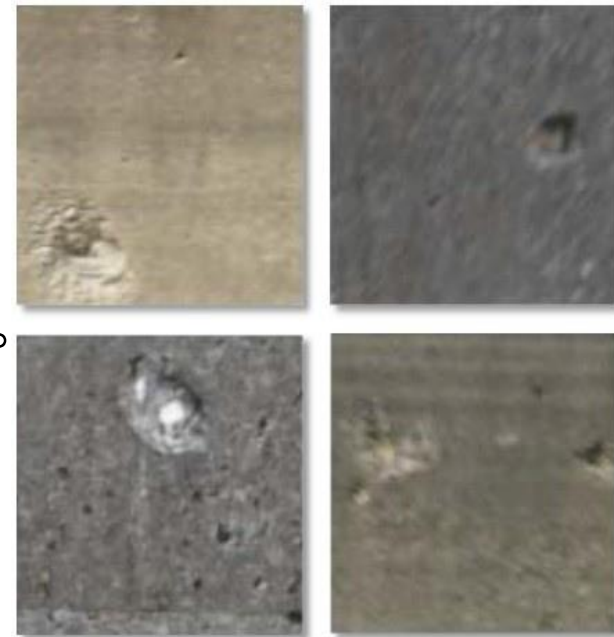
- 沖縄県で次世代の移動サービス「MaaS（Mobility as a Service）」実証が進んでいる。
- 総合建設コンサルタントの八千代エンジニアリング（東京・台東）は、「ブロックチェーン」を使ったMaaSの仕組みを開発した。
- マイカー利用が多い地域での駐車場不足や渋滞の緩和を目的に、ブロックチェーン上の記録データを分析して効率的な利用を促す。
- 2019年1月に沖縄国際大学と連携し実証した。



コンクリート表面の劣化サイズを定量化するAI 国の業務に適用

https://tech.nikkeibp.co.jp/atcl/nxt/column/18/00142/00415/?ST=nxt_techcareer

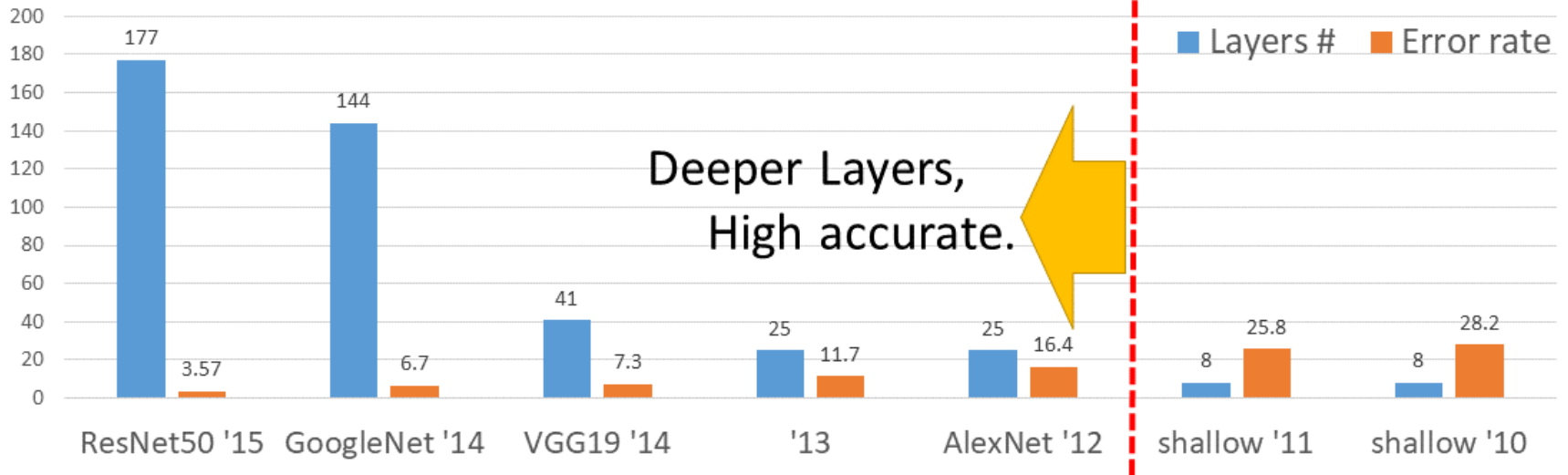
- 八千代エンジニアリングは人工知能（AI）を構築して、ダム外壁のコンクリートの剥落を定量的に判定する手法を適用した。
- 従来は双眼鏡による目視で確認していたダム堤体の劣化情報を、ドローン画像とAIで把握する。
- 構築した領域抽出器を、東北地方整備局の鳴子ダムでの点検業務の精査に用いた。
- 深層学習（ディープラーニング）を用いて、点在する損傷の位置と大きさを特定した。



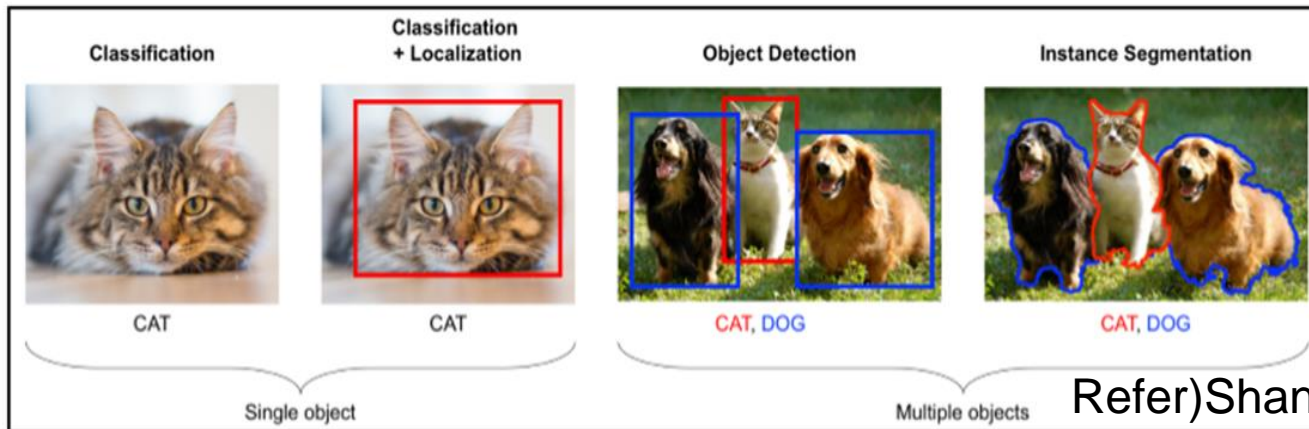
- きっかけは、ドローンで撮影したダム監視画像を用いて、AIを活用した高精度かつ効率よい分析を行う（2018.5）
- 早期に、教師画像の作成から損傷の数と面積の推論まで行い、補修面積の実寸評価に落とし込むことをめざした。
- 教師画像は、ワーカー5名を確保し、何を塗るか、教師画像の品質基準を定めて、着手しようとしていた。
- イメージラベラーアプリは配布不可なので、ワーカーが比較的使い慣れたPhotoshopで、ターゲットの損傷（ROI）を赤く塗った。
- MathWorksエンジニアのサポートで、カラースライス処理し、(ROI, background)の2クラスラベルのマスク画像に加工した。
- 学習方法の選択は、物体検出のbboxでは、損傷領域を的確につかめないため、セマンティックセグメンテーションを採用した。
- 画像処理からディープラーニングまでの汎用ツールボックスを紹介頂き、評価版で試行、継続導入し、本格計算を実行（2018.7）。

2012年、精度の躍進 画像解析のブレイクスルー

The Image Net dataset 14,197,122 images, 1,000 classes and competitions(ILSVRC2010-'15)

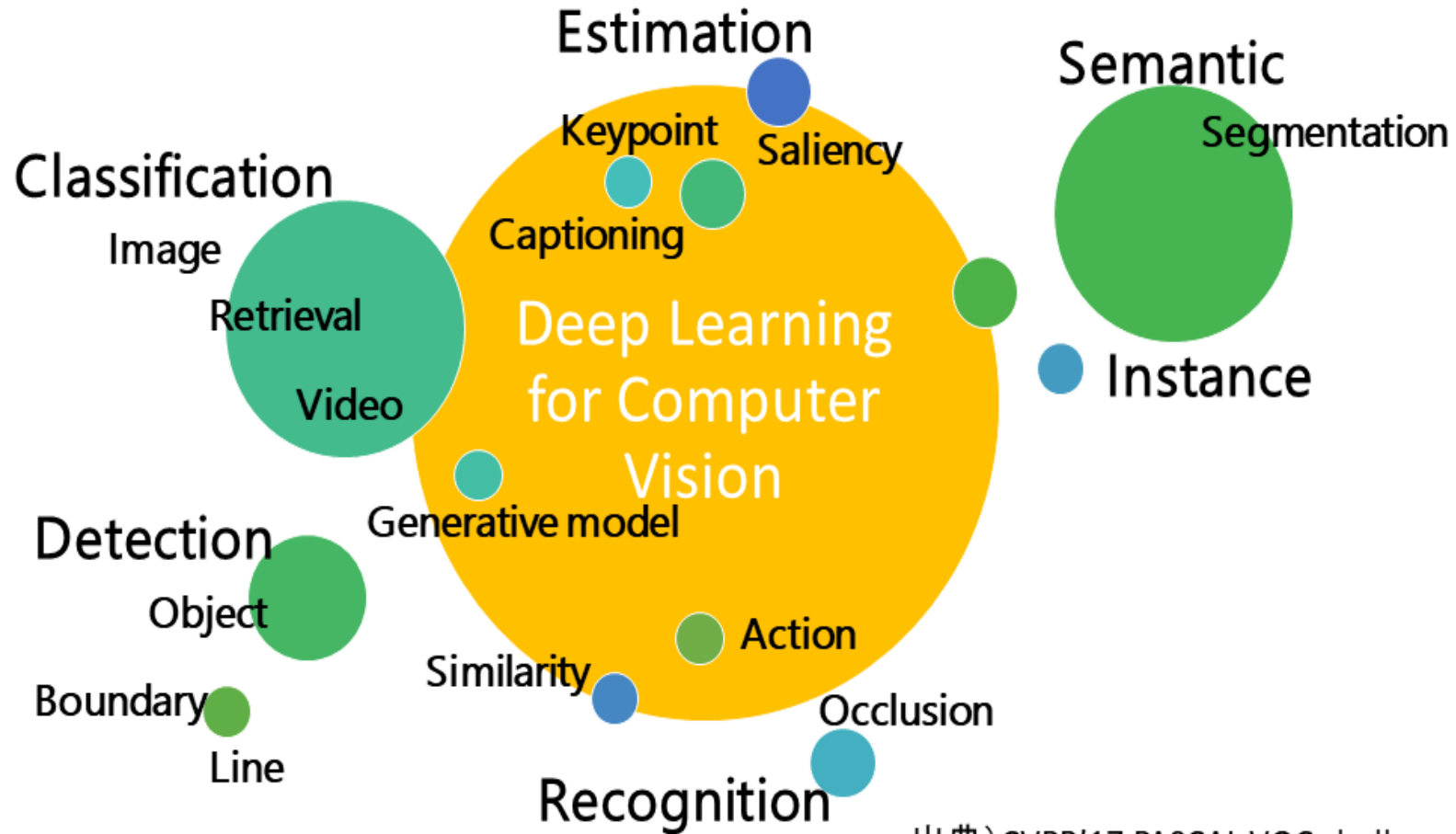


画像解析のレベル： 全体～ローカル～ボックス～セグメント



Refer)Shanmugamani,R. 2018.

画像解析タスク セマンティックセグメンテーション



出典) CVPR'17 PASCAL VOC challengeより図示.

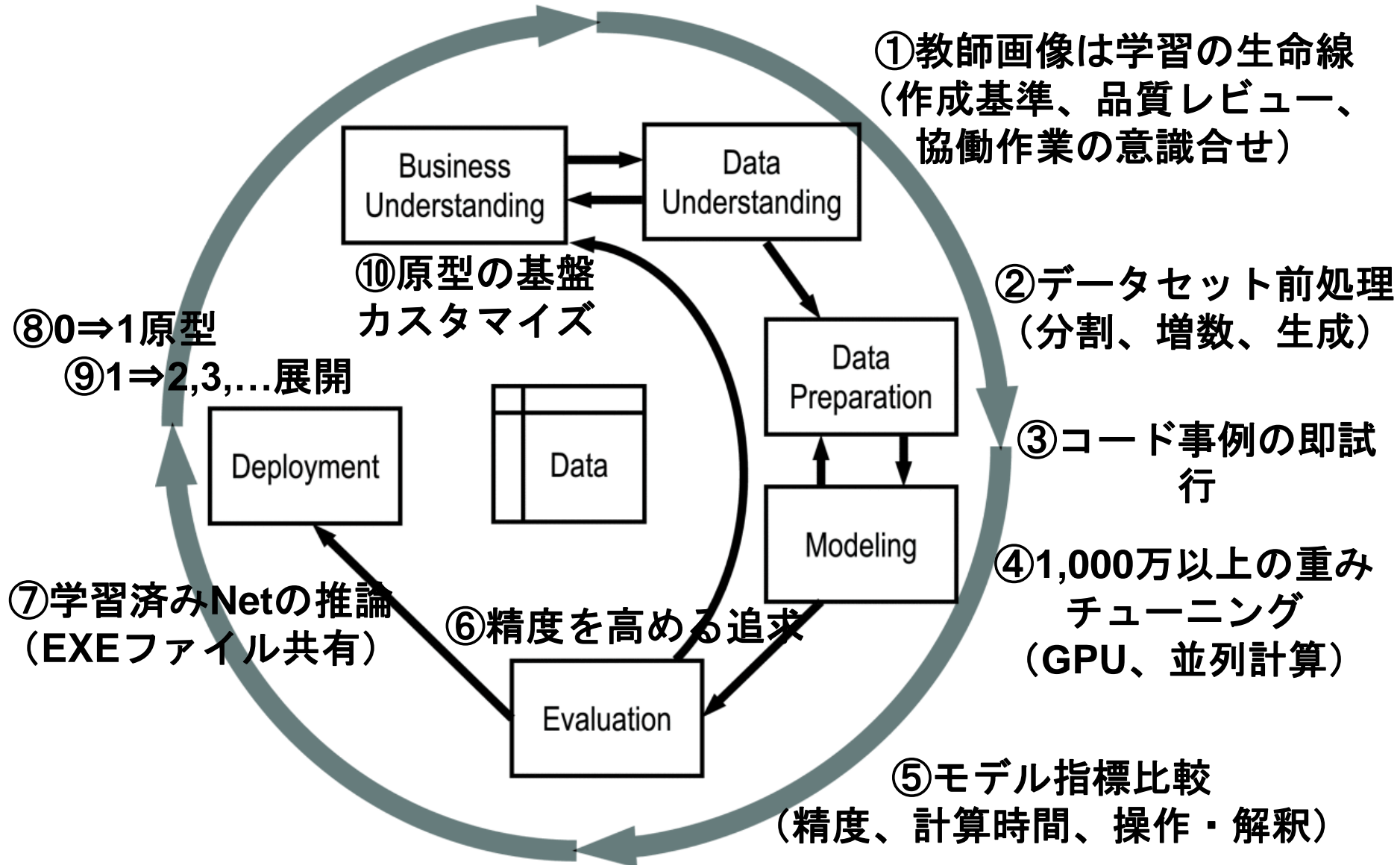


PoCの課題とアプローチ

画像のデータマイニング ユースケースの捉え方



業種横断 “CRISP” データマイニングプロセス



ユースケース (uc) の捉え方 たとえば . . .

定期監視

uc2 ■ 橋梁の目視画像
損傷の自動検出
点検の効率化

uc3 ■ 老朽化ダム
ドローン撮影画像
損傷の自動検出

維持管理

uc1 ■ 河川景観評価
要素の自動検出
調査の省力化

災害初動

uc4 ● CCTV画像
地震被害の検知
初動対応の迅速化

Machine Learning

AIの活用場面

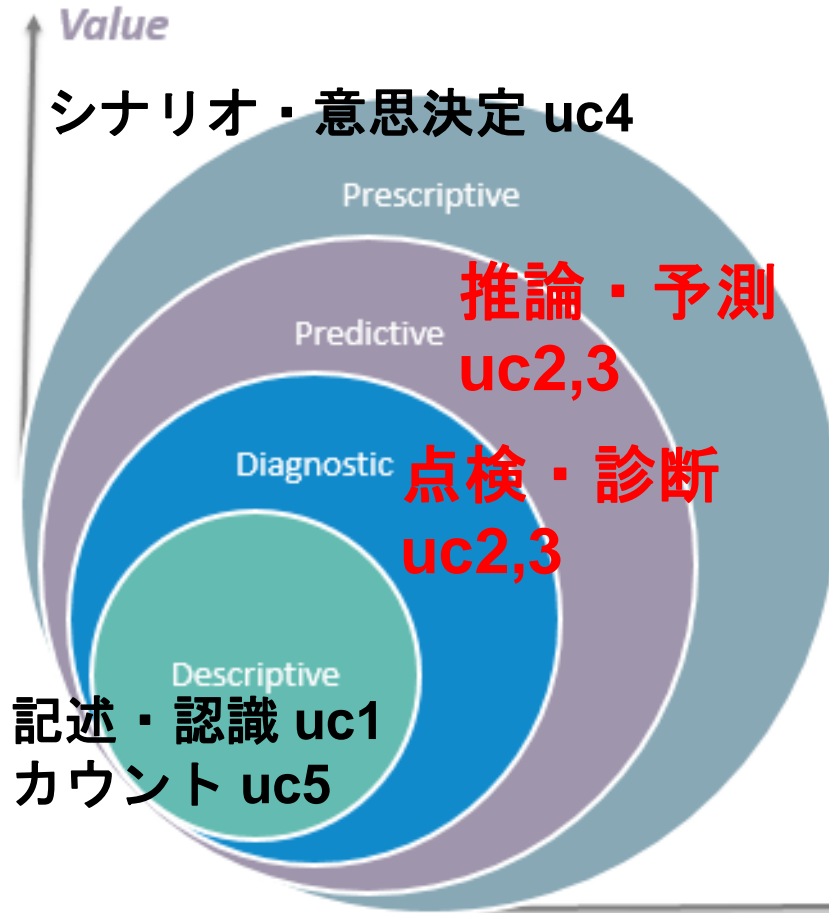
Deep Learning

心理評価

uc5 ● 車両・歩行者の認識
台数・人数カウント
調査の効率化

交通調査

4 types of Data Analytics



What is the data telling you?

Descriptive: What's happening in my business?

- Comprehensive, accurate and live data
- Effective visualisation

Diagnostic: Why is it happening?

- Ability to drill down to the root-cause
- Ability to isolate all confounding information

Predictive: What's likely to happen?

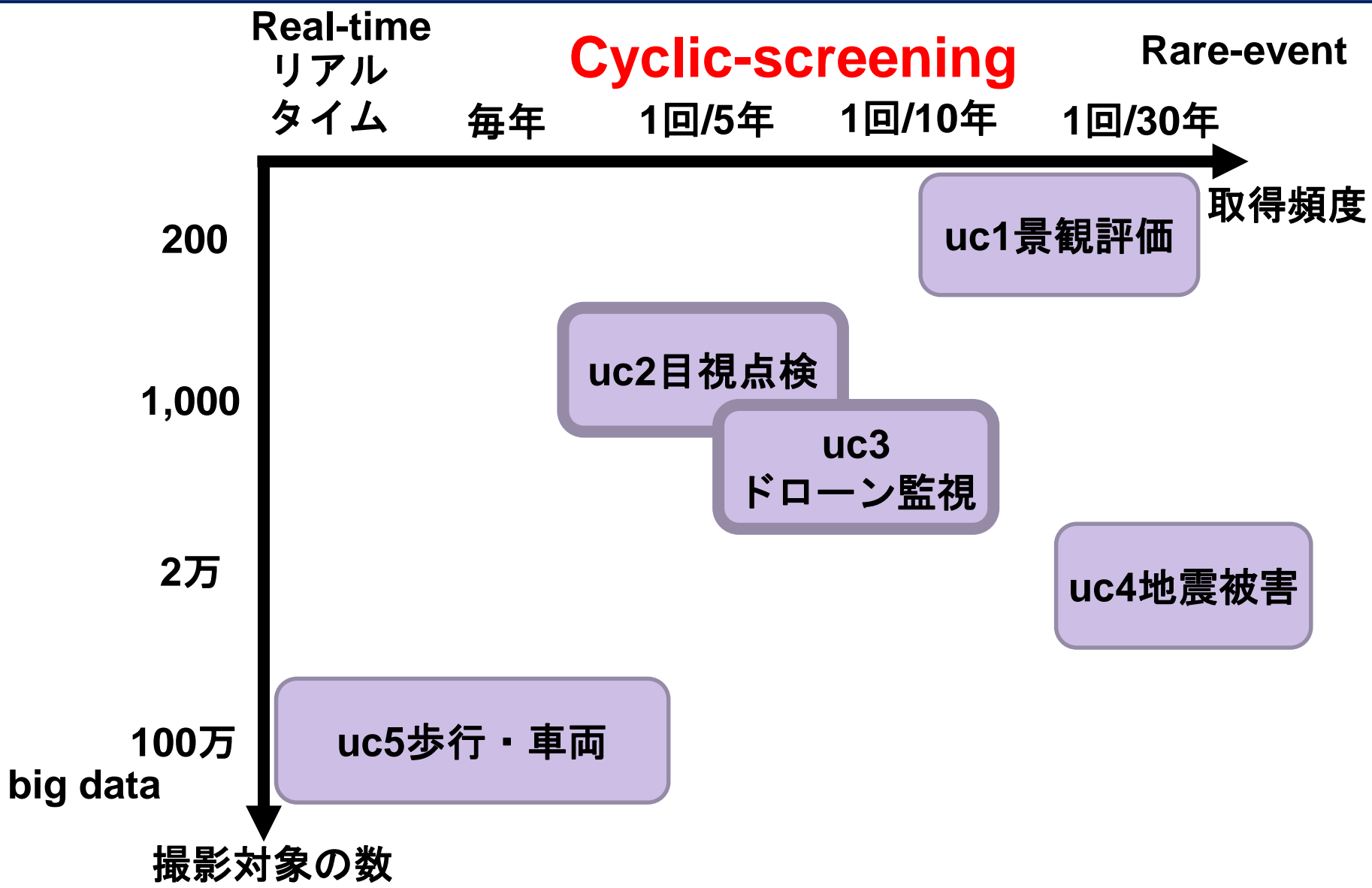
- Business strategies have remained fairly consistent over time
- Historical patterns being used to predict specific outcomes using algorithms
- Decisions are automated using algorithms and technology

Prescriptive: What do I need to do?

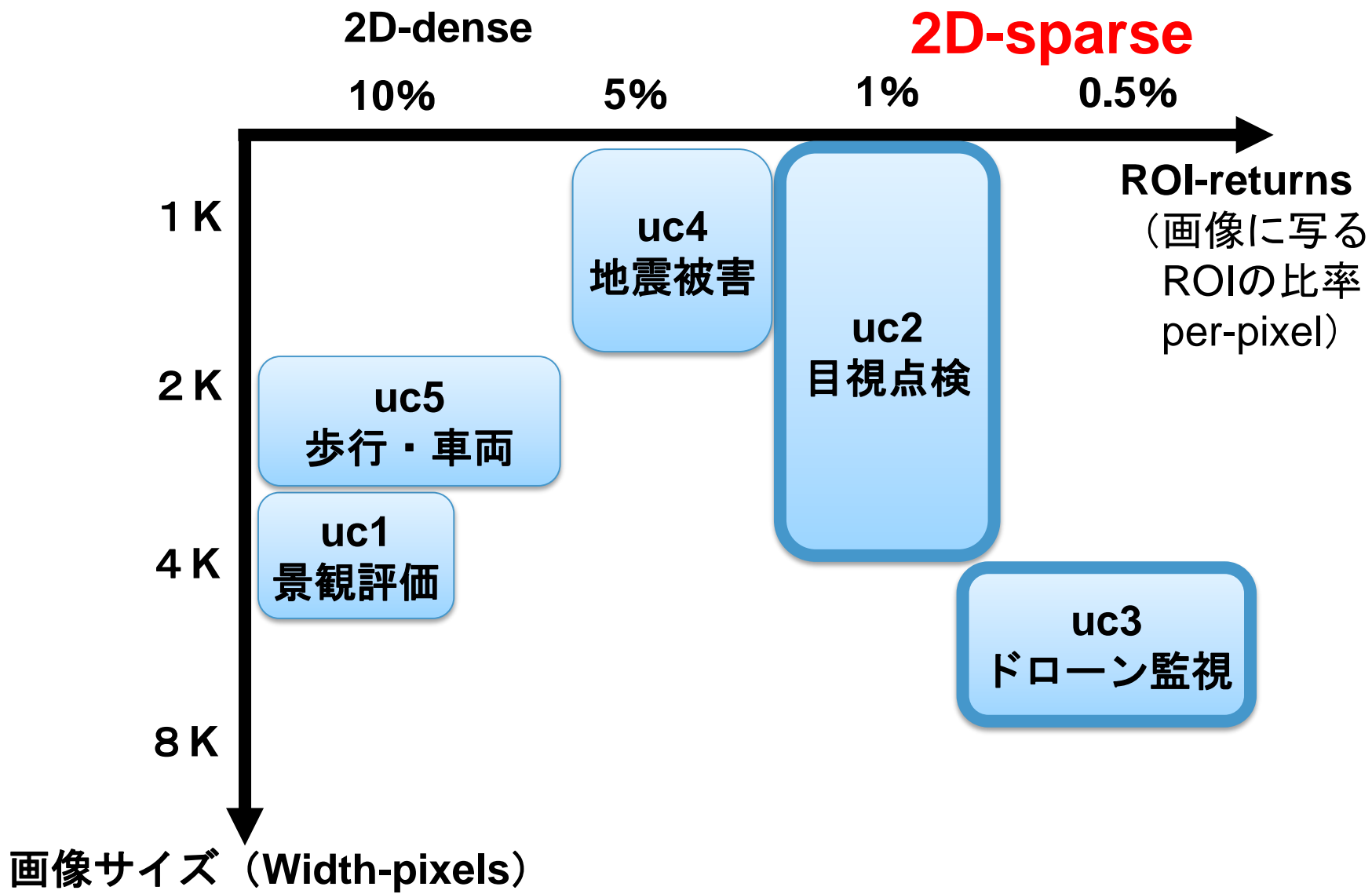
- Recommended actions and strategies based on champion / challenger testing strategy outcomes
- Applying advanced analytical techniques to make specific recommendations

Complexity

視点2：画像の取得頻度と撮影対象の数



視点3：画像サイズと対象領域の取れ高



AI活用ユースケース

1. 景観要素の領域抽出



- ・ 河川景観の「心理評価」は，被験者の主観に依存し，その負担が大きい。
- ・ 「物理評価」は，定義が明確で，客観的に把握でき，結果の信頼性も高い。
- ・ 物理指標の計算では，人手により一枚一枚の写真から要素を抽出していた。
- ・ 物理指標の情報抽出を自動化できれば，費用や労力の軽減が期待される。

河川景観の元画像



建物の領域抽出



みどりの領域抽出



撮影年	撮影内容	枚数	画像サイズ 横幅 x 高さ	1枚の画素数	データ形式
2016	1) 太田川の対岸	26	4,752 x 3,168	15,054,336	JPG
2016	1) 太田川の対岸	22	5,184 x 3,456	17,915,904	JPG
2012	2) 韓国新川の対岸	28	4,288 x 2,848	12,212,224	JPG
1981	3) 太田川で角度の異なる 30年前の画像	66	1,840 x 1,232	2,266,880	JPG
2011	4) 太田川で角度の異なる 現代の画像	60	4,752 x 3,168	15,054,336	JPG

出典) 安野・姜・西名・金子：「都市河川景観評価におけるDeepLearningの応用について検討その1—景観構成要素の領域抽出手法の提案—」、日本建築学会、景観OS、2019.2.28投稿。

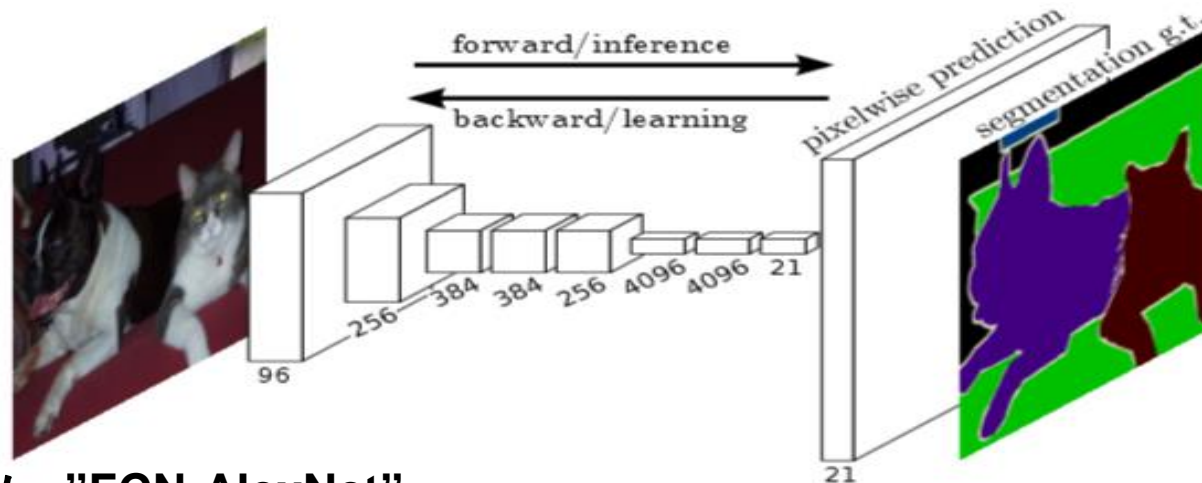
表 入力画像の対象領域ピクセルカウントとROI割合

対象領域	ピクセル カウント(30枚計)	ピクセル カウント(1枚単位)	領域の 割合
建物ROI	57,567,924	1,918,931	12.6%
緑ROI	45,319,234	1,510,641	9.9%
背景	353,719,562	11,790,652	77.5%
画像全体	456,606,720	15,220,224	100.0%

■コツ : "Class weights"

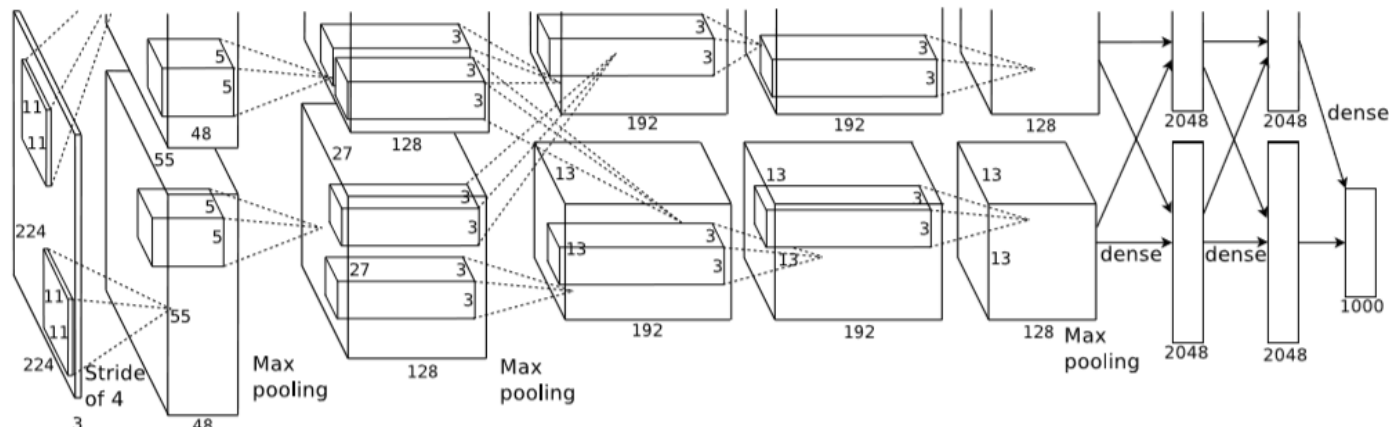
- ・ **countEachLabel** : 各クラスをピクセル単位でカウント.
- ・ **PixelCount** : 入力画像 1 枚あたりのクラスのカウント.
- ・ **ImagePixelCount** : クラスを含む有効な入力画像の条件付きカウント.

出典) 安野・姜・西名・金子 : 「都市河川景観評価におけるDeepLearningの応用について検討その1
—景観構成要素の領域抽出手法の提案—」、日本建築学会、景観OS、2019.2.28投稿.



■コツ：“FCN-AlexNet”

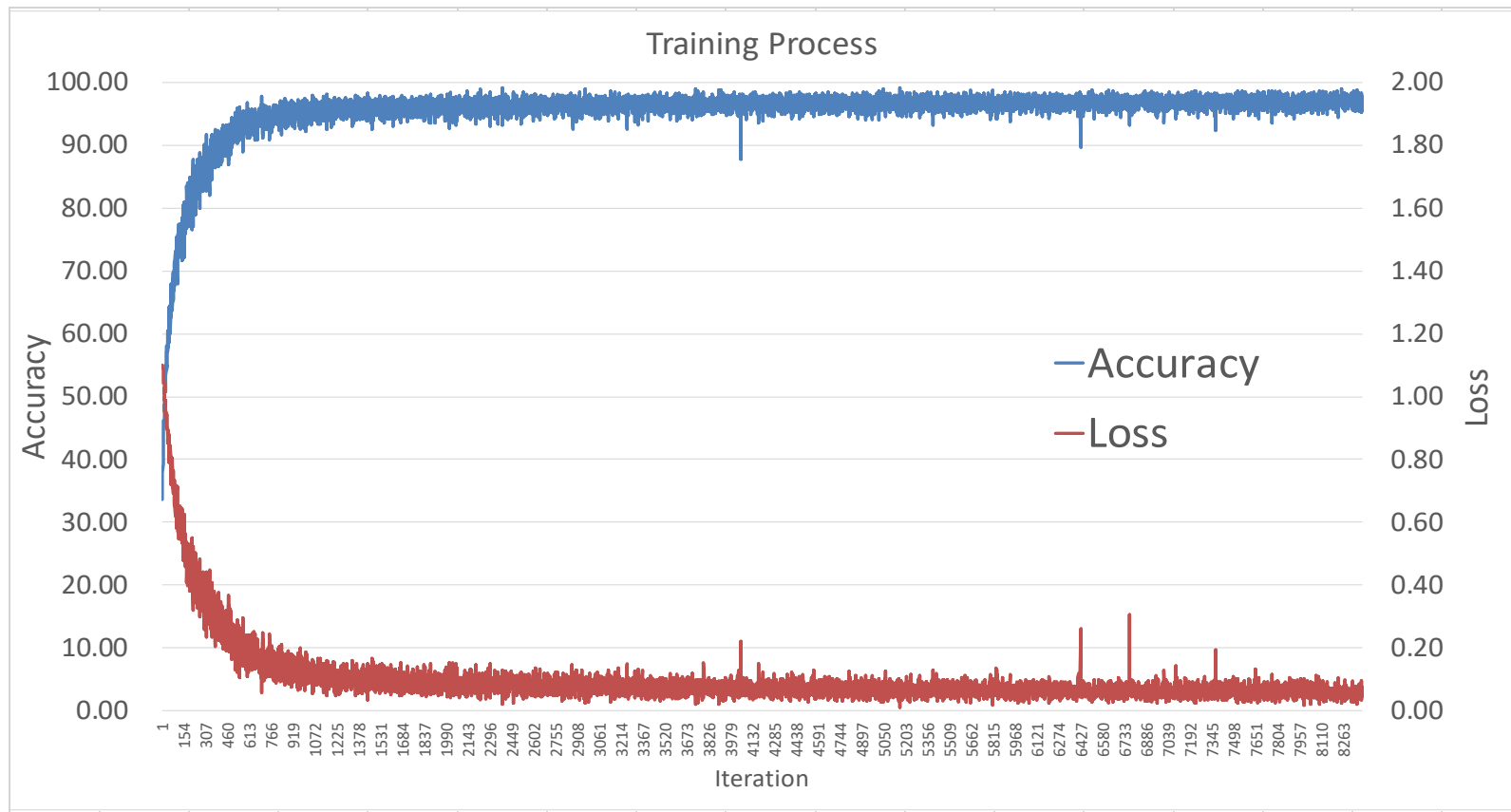
- ・ 'fc6', 'fc7'をConvolution2dLayerに置き換え。
- ・ アドオンからMathWorks エンジニアの見本codeをDL即試行できる。



■文献) J. Long, E. et al. : Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation, CVPR, pp3431-3440, 2015.

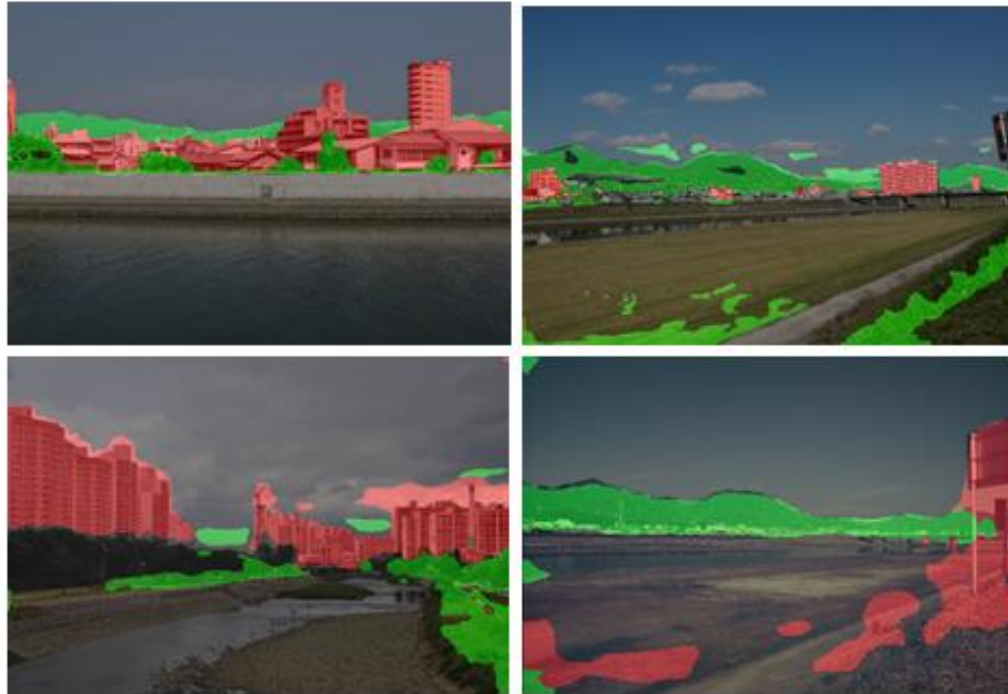


- 精度を最大に、予測誤差を最小にする最適探索の計算。
- 8,475回、3時間14分の反復計算（GPU並列処理）。
- 精度・予測誤差ともに安定収束している。



出典) 安野・姜・西名・金子：「都市河川景観評価におけるDeepLearningの応用について検討その1—景観構成要素の領域抽出手法の提案—」、日本建築学会、景観OS、2019.2.28投稿。

- 教師画像30枚に含まれた特徴は、うまく予測出力できている。
- 一方、教師に含まれない盲点の特徴は、追加の再学習が課題。



左上：同じ河川の対岸を向いた出力、 右上：同じ河川の異なる角度
左下：異なる樹木、曇り空の出力、 右下：30年前、古い建物、冬季の出力

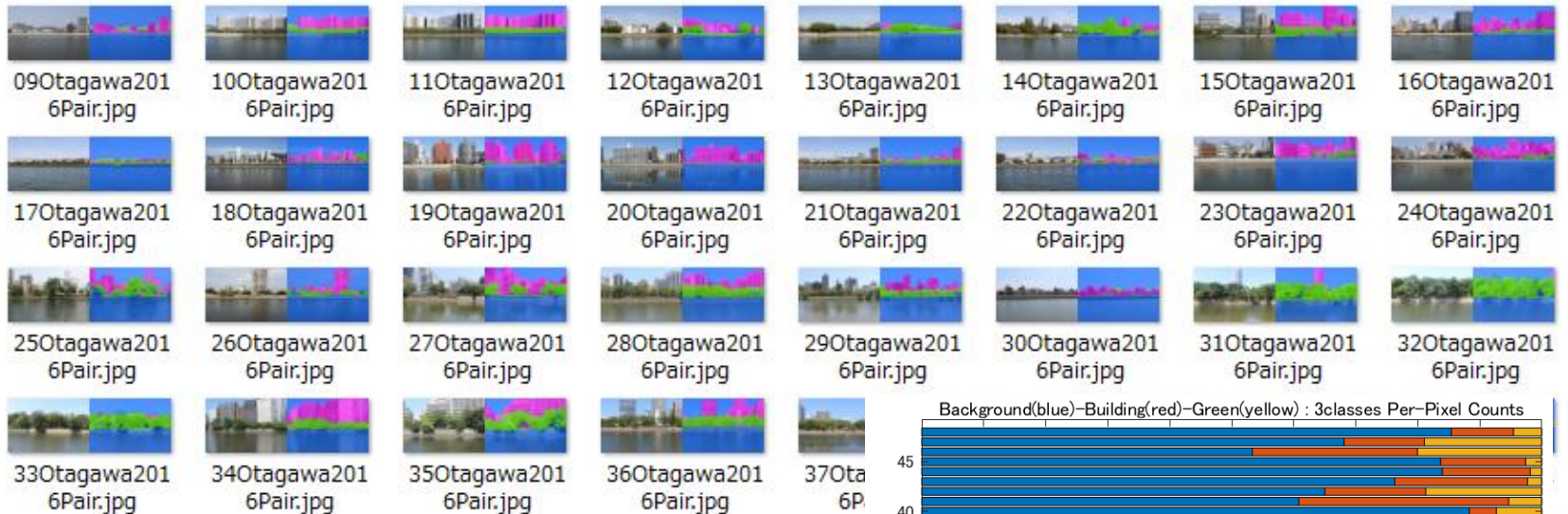
■コツ：“Pred = semanticseg(imTest, net)”

・学習を終えたAI 'net.mat'によるテスト画像'imTest'の推論。

出典) 安野・姜・西名・金子：「都市河川景観評価におけるDeepLearningの応用について検討その1
—景観構成要素の領域抽出手法の提案—」、日本建築学会、景観OS、2019.2.28投稿。

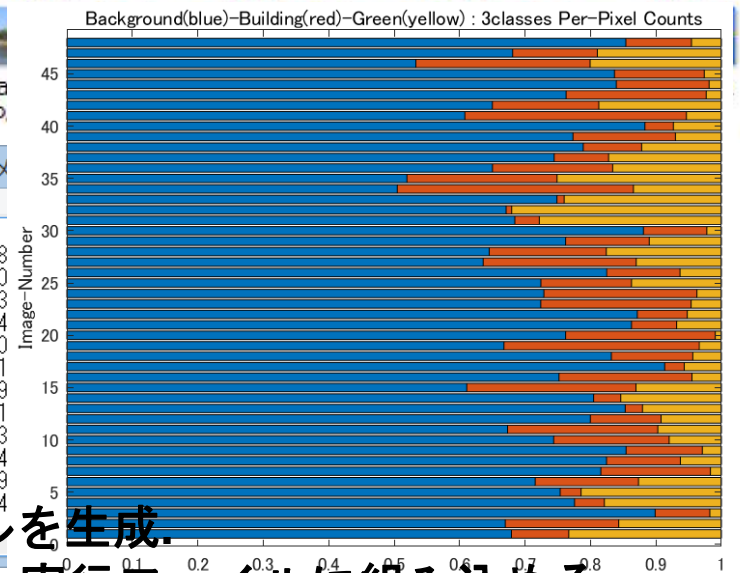
推論出力の実行ファイル共有

- 同一河川の多地点で撮影した（学習に含まれない）テスト画像に適用し、建物・緑の領域を自動抽出し、比率指標を心理評価に用いたい。



GreenBuildRatioIndices.txt

imgNo_	Wsz	Hsz	TotalResol	BuildPix	Build_Rate	GreenPix
1	4752	3168	15054336	1319842	0.0876718840339	3510368
2	4752	3168	15054336	2609966	0.173369718864	2361078
3	4752	3168	15054336	1259035	0.083632715518	266030
4	4752	3168	15054336	687369	0.0456592040991	2691556
5	4752	3168	15054336	480896	0.0319440193178	3227244
6	4752	3168	15054336	2377226	0.157909721159	1906498
7	4752	3168	15054336	2518398	0.167287218779	253575
8	4752	3168	15054336	1699232	0.112873261232	943518
9	4752	3168	15054336	1752332	0.116400484219	439502
10	4752	3168	15054336	2858599	0.17646718864	1235832
11	4752	3168	15054336	341852	0.022919009632	33777
12	4752	3168	15054336	1626562	0.108046080545	1388408



- コツ：MATLAB Runtime エンジンの活用
- ・'MATLAB Compilerを用いて、実行ファイルを生成。
- ・例えば、R2019a Runtimeを無償DLできて、実行ファイルに組み込める。

AI活用ユースケース

2. 多数の橋梁点検



Machine Learning

- ・立地・諸元・履歴のデータからルールベースで、劣化要因と対策を推奨する

Image Processing, Computer Vision

- ・点検の現場写真の画像から、ある種類の損傷があることを自動で認識する

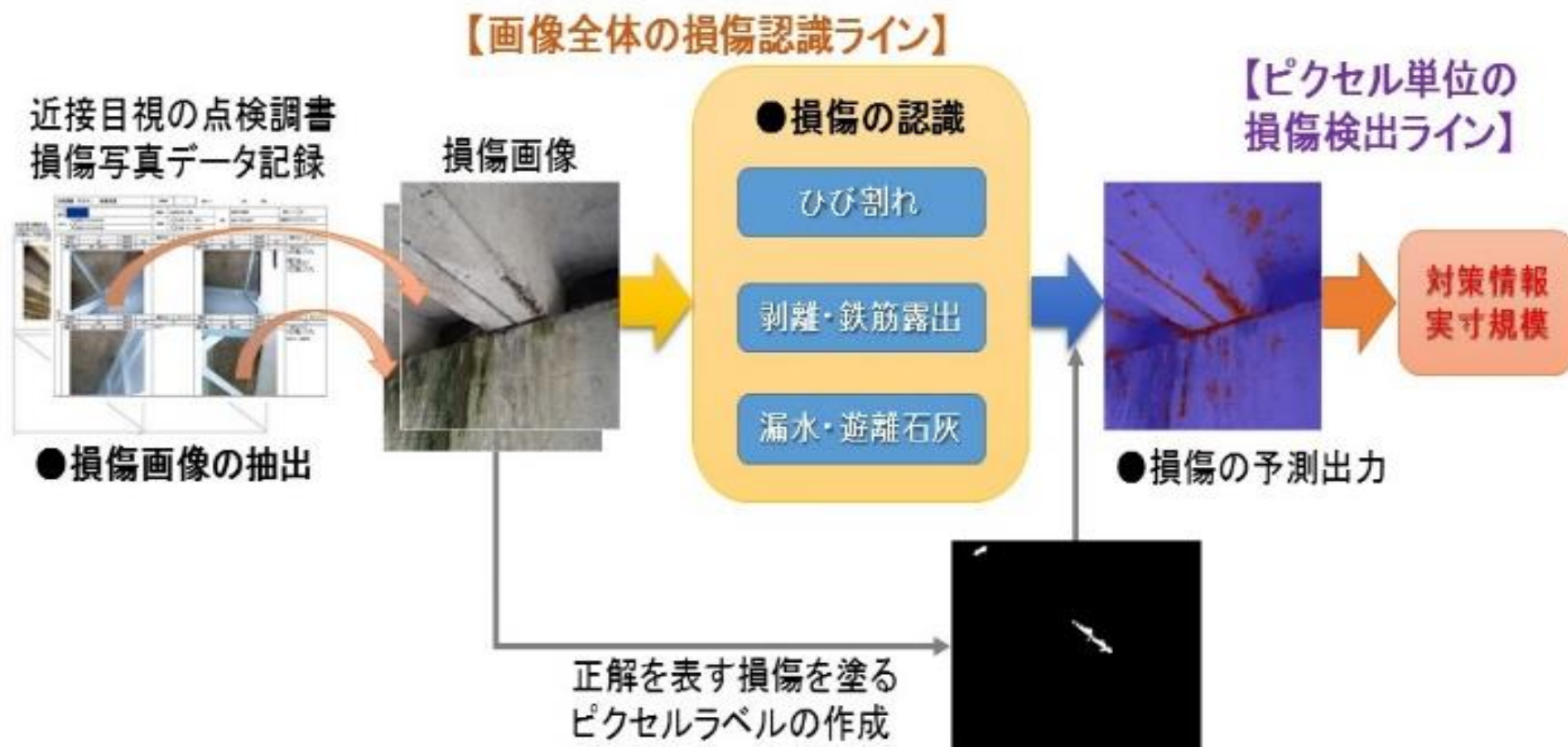
Deep Learning

- ・ボックス・領域により損傷に照準を合わせ、個所数や面積の対策情報を得る



大分類	点検項目
<u>コンクリート部材損傷N=6</u>	<ul style="list-style-type: none"> ・ ひびわれ⑥ ・ 剥離・鉄筋露出⑦ ・ 漏水・遊離石灰⑧、 ・ 抜け落ち⑨ ・ 床版ひびわれ⑪、 ・ うき⑫
<u>鋼部材の損傷N=5</u>	<ul style="list-style-type: none"> ・ 腐食①、 ・ 亀裂② ・ ゆるみ・脱落③ ・ 破断④ ・ 防食機能の劣化⑤
<u>共通の損傷N=10</u>	<ul style="list-style-type: none"> ・ 補修・補強材の損傷⑩ ・ 定着部の異常⑱、変色・劣化⑲、 ・ 漏水・滞水⑳、異常な音・振動㉑ ・ 異常なたわみ㉒、 ・ 変形・欠損㉓、 ・ 土砂詰り㉔、沈下・移動・傾斜㉕、 ・ 洗堀㉖
<u>その他の損傷N=5</u>	<ul style="list-style-type: none"> ・ 遊間の異常⑬ ・ 路面の凹凸⑭、舗装の異常⑮ ・ 支承部機能障害⑯、その他⑰





■コツ：アプリ“イメージラベラー”

- ・アプリを起動して、ペイント機能を使って、対象ROIを手早く塗り分け、ピクセル単位でラベリングしたマスク画像（学習用）を即出力できる。

出典) 中島・安野・永富・野田他：「目視点検の損傷画像による鉄筋露出セグメンテーションの転移学習」、人工知能学会、新潟大会、2019.6.4.

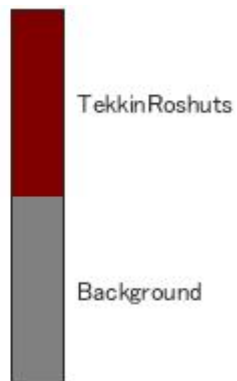
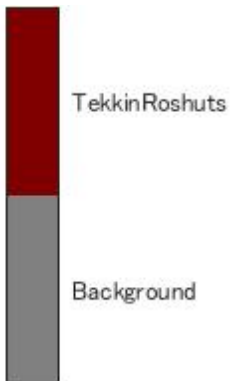
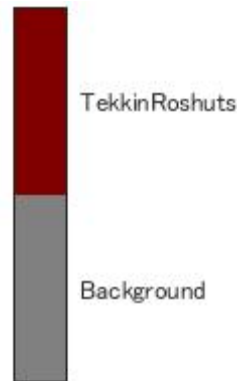
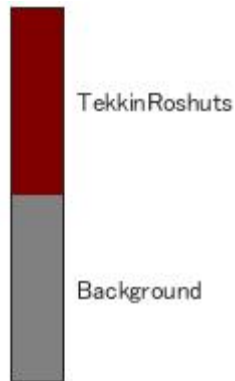
208枚、取れ高1%、領域抽出器の構築 yec 総合建設コンサルタント 八千代エンジニアリング株式会社

縦	横	1枚の ピクセル総数	最小画素 に対する 倍率	枚数
378	504	190,512	1.00	163
540	720	388,800	2.04	12
852	1,113	948,276	4.98	33

208枚の鉄筋露出が映る 損傷写真の例	損傷画像の ピクセル総数	1枚当たり 平均ピクセル数	1枚に占める 割合
背景(Background)	63,683,619	306,171	98.9%
検出対象の損傷(ROI)	725,251	3,487	1.1%
1枚の合計	64,408,870	309,658	100.0%

出典) 中島・安野・永富・野田他: 「目視点検の損傷画像による鉄筋露出セグメンテーションの転移学習」、人工知能学会、新潟大会、2019.6.4.





■コツ：“RandomCropsExtraction”

- ・データの少なさを補強するため、指定の入力サイズ（例.224 x 224）で、Augmenter（回転、反転等）をかけたパッチを生成できる（例.64倍）。

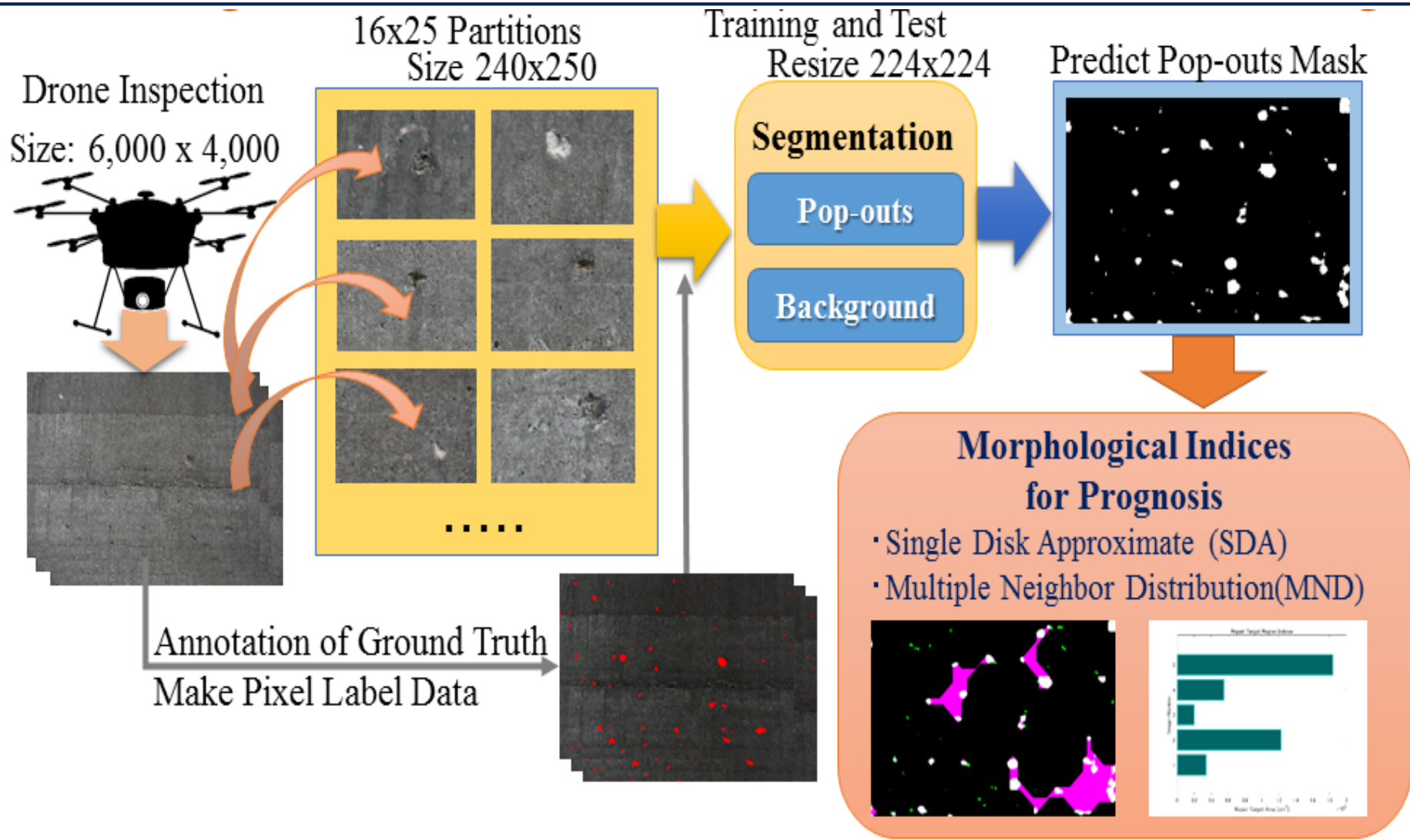
出典）中島・安野・永富・野田他：「目視点検の損傷画像による鉄筋露出セグメンテーションの転移学習」、人工知能学会、新潟大会、2019.6.4.

AI活用ユースケース

3. 構造物の定期監視

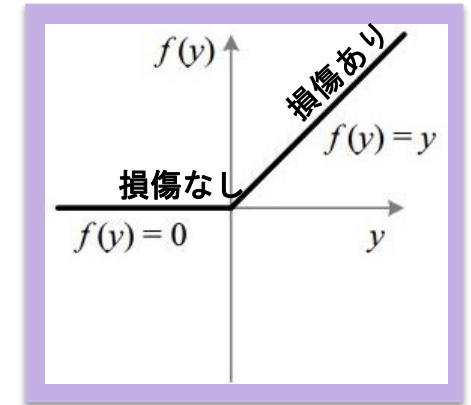
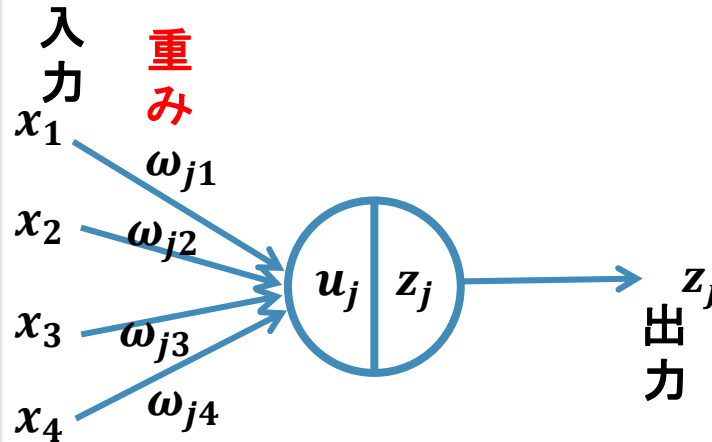
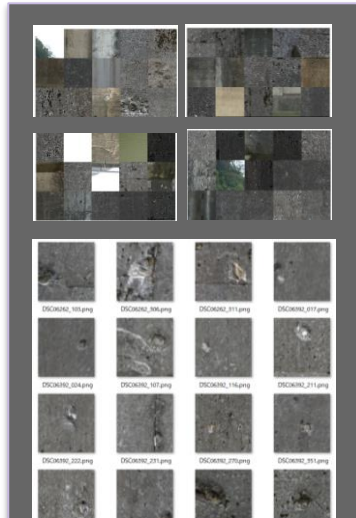


ダム提体監視、補修対策の実寸評価



Refer) Yasuno T., Fujii J. et al. : Pop-outs Segmentation for Concrete Prognosis Indices using UAV Monitoring and Dense Dilated Convolutions, IWSHM, 2019 Sept.

●骨材の露出か、背景かを検出するニューラルネットワーク

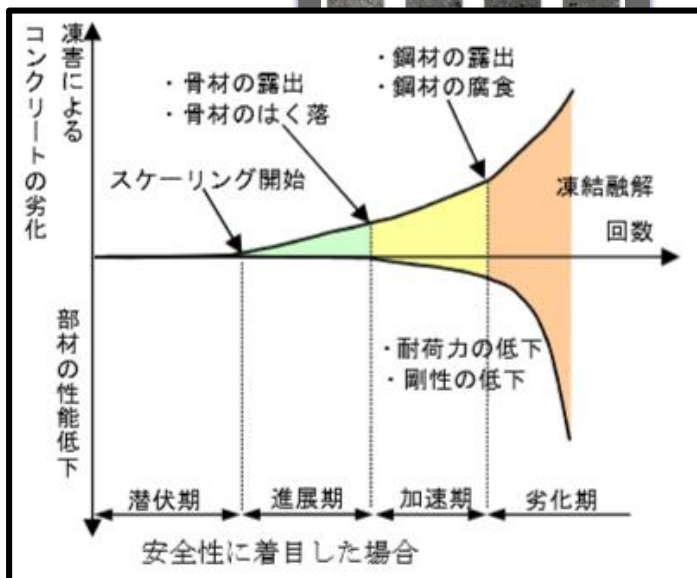


$$u_j = (\omega_{j1}x_1 + \omega_{j2}x_2 + \omega_{j3}x_3 + \omega_{j4}x_4)$$

$$z_j = f(u_j)$$

$f()$: 活性化関数

- ・ 損傷が写っているか、背景画像か的事实に近づくように重みを学習させる



「凍害が疑われる構造物の調査・対策手引書（案）」
H28.1寒地土木研究所より

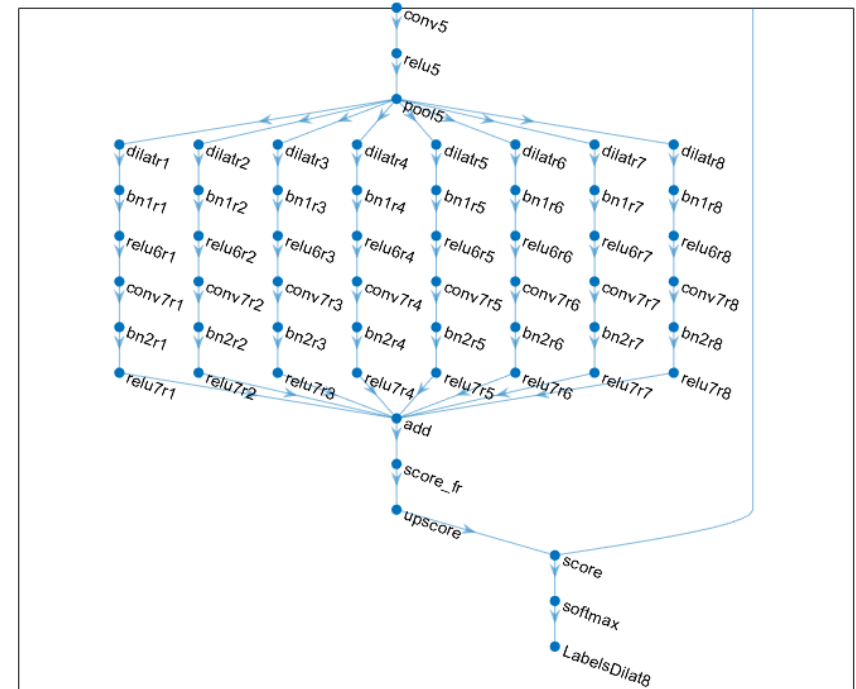
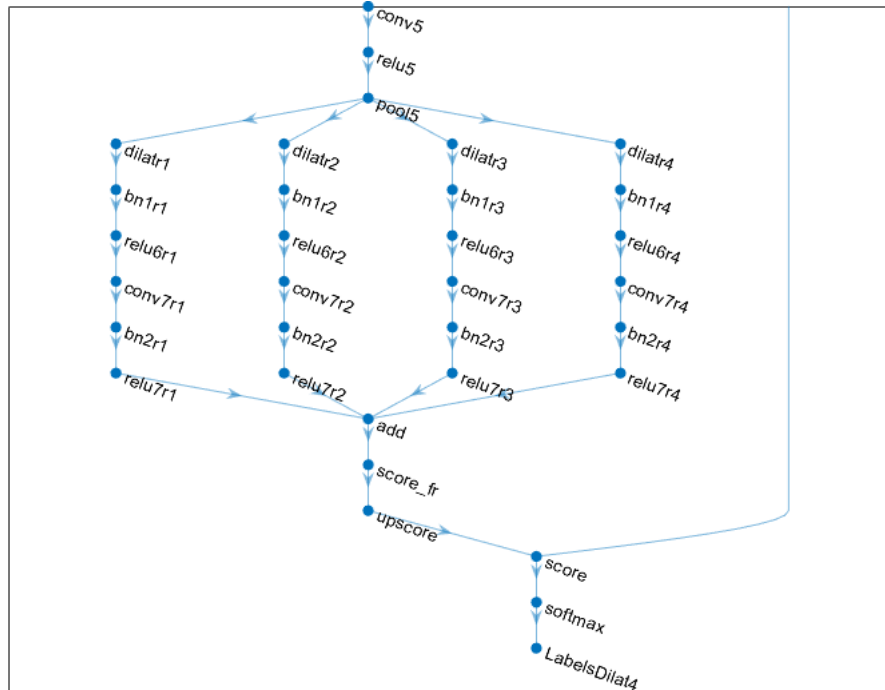
Table 1: Comparison of the per-pixel counts between the target pop-outs region and the background region.

Example consisting of 40 damage drone inspection images	Total number of pixels per damage image	The number of pixels per image	Percentage per image
Background	954,339,801	23,858,495	99.4%
Pop-outs region of interest (ROI)	5,660,199	141,505	0.6%
Total per image	960,000,000	24,000,000	100.0%

出典) Yasuno T., Amakata M. et al. : Sparse Damage Per-pixel Prognosis Indices via Semantic Segmentation, JSAI2019, International Session, Submission.



- FCN-AlexNetを拡張して、2D-sparseの課題を克服するため、Dilated Convolution を導入したレイヤーグラフを構成した。

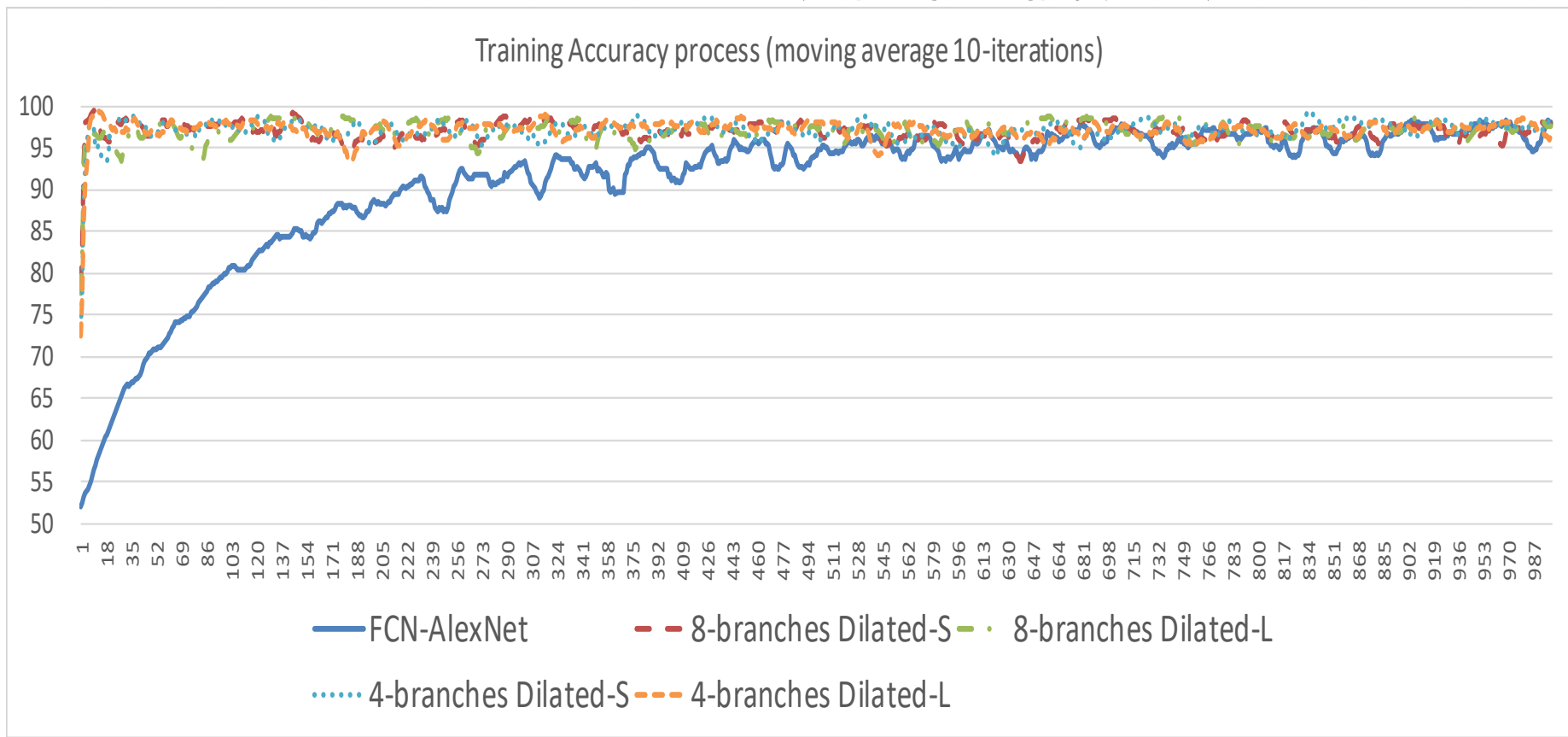


■コツ : "AnalyzeNetwork"

- ・ 起動して、深い複雑なレイヤーグラフを視覚化できて、畳み込み後のサイズ、チャンネル等を確認し、エラー解消等フィードバックが円滑。



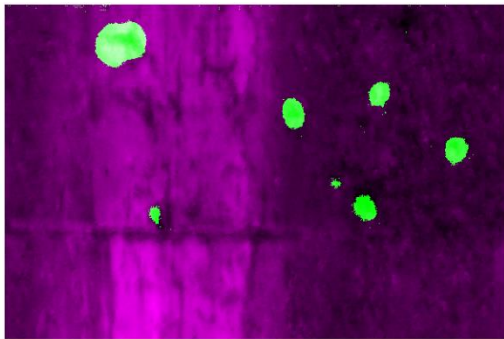
- 疎な損傷の分布を、密に捉えるため、8ブランチを試みた。
- 4,995回、2時間38分の反復計算（GPU並列処理）。
- ベンチマークFCN-AlexNetよりも、早く高い精度で安定収束している。



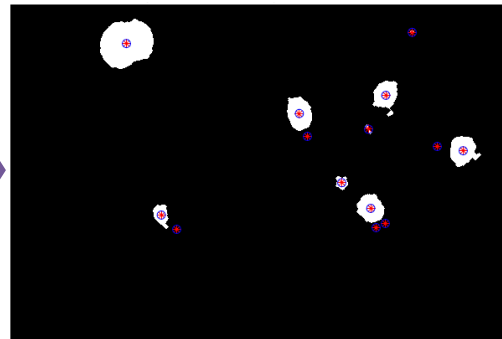
Refer) Yasuno T., Fujii J. et al. : Pop-outs Segmentation for Concrete Prognosis Indices using UAV Monitoring and Dense Dilated Convolutions, IWSHM, 2019 Sept.

●骨材の露出の個数カウント、損傷領域の数値化

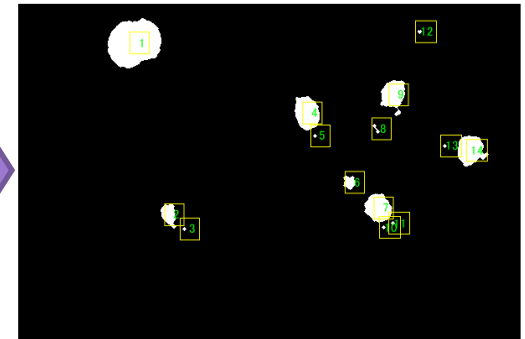
- ✓ ユニット画像から骨材の露出を予測出力し、個数を自動カウントする。



ユニット画像に
領域抽出器を適用
骨材の露出を予測出力
(緑：骨材の露出
紫：背景)



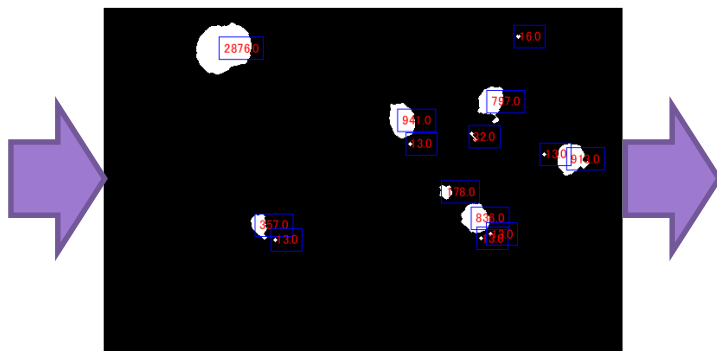
背景画像をマスク処理
骨材露出がある領域の
中心点を捉える



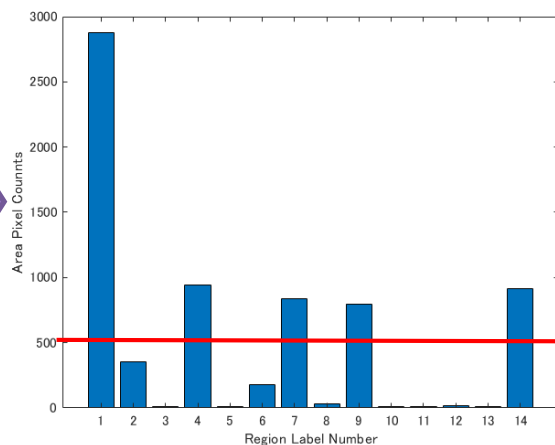
骨材の露出箇所
のナンバリング
自動カウント

●骨材の露出箇所で、損傷領域の数値化

- ✓ 各損傷領域のピクセル数を自動算出し、実寸単位で換算した面積指標を近似計算する。

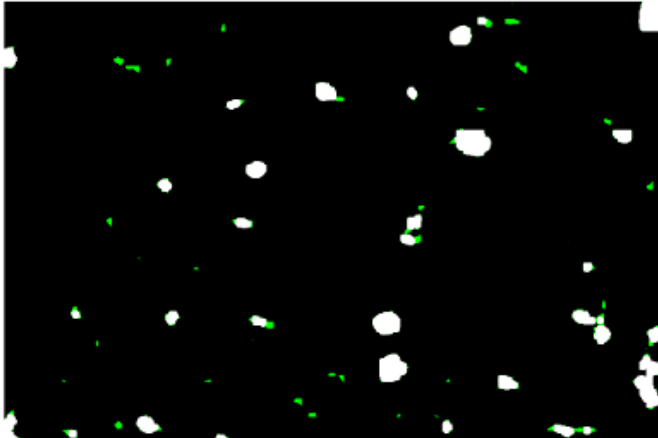


損傷領域のピクセル数
画像処理で自動算出
(1pixel 単位 2mm)

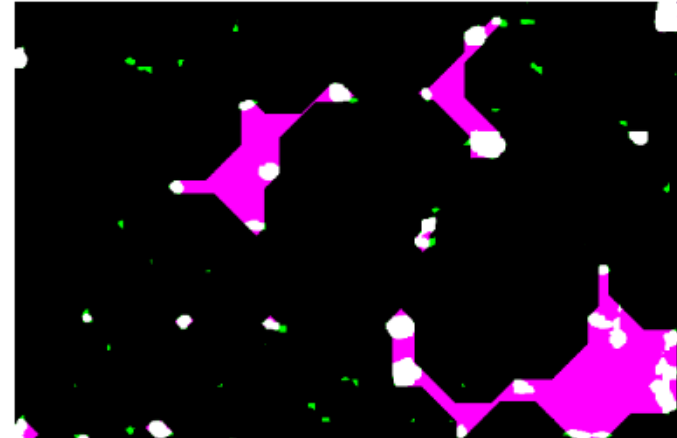


各損傷の実寸比較
補修対策の情報

- あるサイズ未満の小さ過ぎる損傷領域を除外したい。"imopen"
- 近隣に位置する損傷領域を一括補修する目安の面積指標を計算。"imclose"
- 棒グラフで指標を視覚化し、補修の優先順位の比較設定をサポート。



Opening Operations to Reduce
Small-size Single Pop-outs.



Closing for Index for
Multiple Pop-outs Repair



Repair Target Bars for Multiple Neighbor Distributed Pop-outs



おわりに

更なる創発研鑽にむけて



- データマイニング・プロセスのペースアップ
- 目視画像の有効活用、ドローン画像の全貌監視
- ドローン動画の分類、特徴取れ高の豊かなROIの切り出し
- 精度の生命線、教師画像の品質管理、盲点の再学習
- セマンティックセグメンテーションのケース蓄積と技術研鑽
- ディープネットワークのカスタマイズ、ベイズ最適化
- 学習を終えたディープネットワークの実行ファイル共有と普及
- 目的と課題に即した俊敏なプロトタイピング、柔軟かつ頑健

