

情報をわけてまとめて意味理解 ～セグメンテーションの研究～

2022年6月9日 (木)

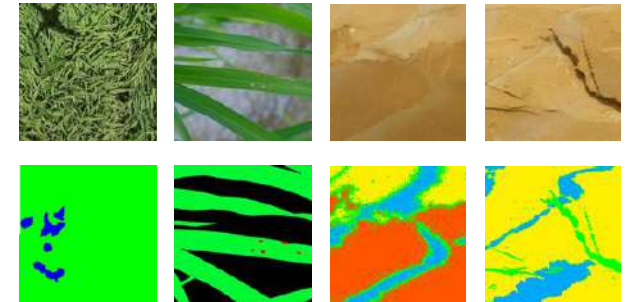
岩手県立大学 ソフトウェア情報学部
ソフトウェア情報学科人工知能コース
准教授 間所 洋和

百聞は一見に如かず？



M. Cordts et al., The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding, IEEE CVPR, pp. 3213-3223, 2016.
Bolei Zhou et al., Scene parsing through ADE20K dataset, IEEE CVPR, 2017.

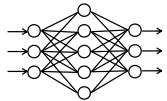
何が見えますか？



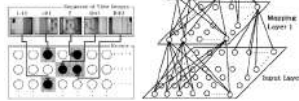
H. Madokoro et al., "Prototype Development of Small Mobile Robots for Mallard Navigation in Paddy Fields: Toward Realizing Remote Farming," Robotics, vol.10, no.2, 2021.
K. Sato et al., "Semantic Segmentation of Outcrop Images using Deep Learning Networks Toward Realization of Carbon Capture and Storage," Proc. ICCAS, pp.436-441, 2021.

深層学習の急速な発展 (第3次AIブーム)

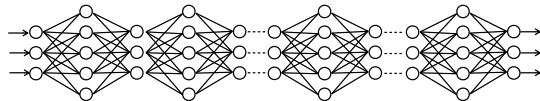
古典的な機械学習モデル



階層型SOM

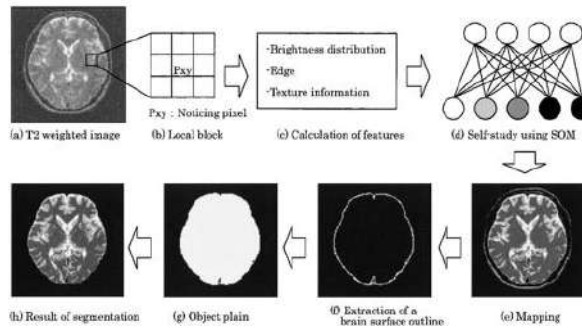


最新の深層学習モデルは1000層以上のネットワーク



間所洋和, 佐藤和人, 石井雅樹, "視野画像列を用いた世界像の獲得と自己位置の推定," 電子情報通信学会論文誌D-II, vol.J83-D-II, no.12, pp.2587-2596, Dec. 2000.
LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. "Deep learning," Nature, vol.521, pp.436-444, 2015.

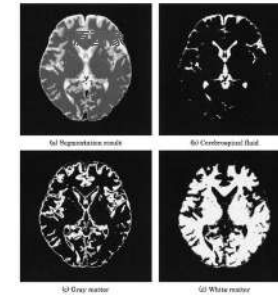
頭部MR画像のセグメンテーション



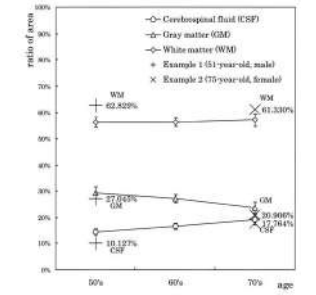
間所洋和, 佐藤和人, 石井雅樹, 門脇さくら, "自己写像特性を用いた頭部MR画像の組織分類," 電子情報通信学会論文誌D-II, vol.J87-D-II, no.1, pp.117-125, Jan. 2004.

頭部MR画像のセグメンテーション

MR画像セグメンテーション結果

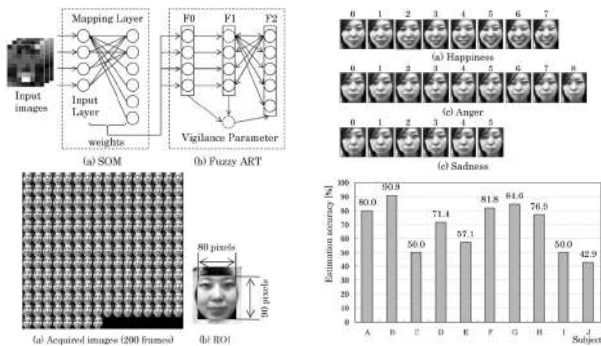


加齢に伴う脳萎縮傾向の定量化



間所洋和, 佐藤和人, 石井雅樹, 門脇さくら, "自己写像特性を用いた頭部MR画像の組織分類," 電子情報通信学会論文誌D-II, vol.J87-D-II, no.1, pp.117-125, Jan. 2004.

表情表出パターンのセグメンテーション



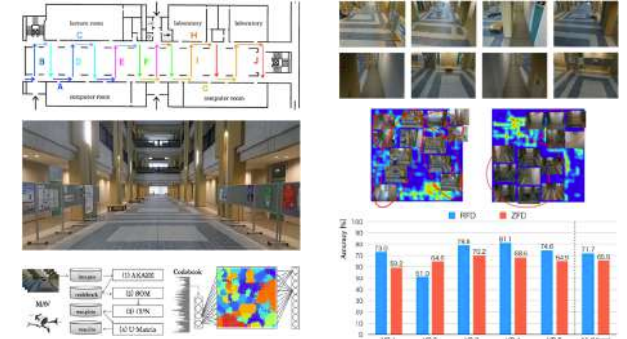
間所洋和, 佐藤和人, 門脇さくら, "表情の時系列変化を可視化する表情空間チャート," 日本知能情報ファジィ学会誌, vol.23, no.2, pp.157-169, Apr. 2011. (doi:10.3156/jsoft.23.157)

車内外画像の時系列セグメンテーション



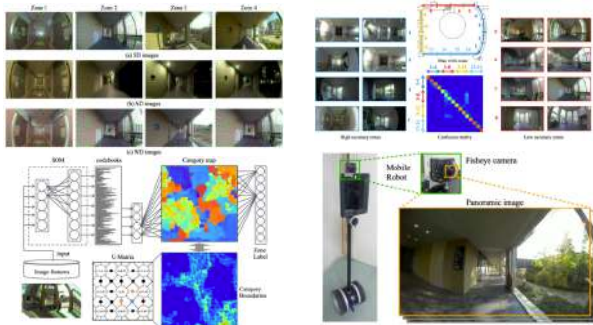
H. Madokoro, K. Sato, and N. Shimoi, "Category Maps Describe Driving Episodes Recorded with Event Data Recorders," MDPI Machine Learning and Knowledge Extraction, vol.1, no.3, 2018. (doi:10.3390/make1010003)

飛行映像の時系列セグメンテーション



H. Madokoro, K. Sato, and N. Shimoi, "Vision-Based Indoor Scene Recognition from Time-Series Aerial Images Obtained Using a MAV Mounted Monocular Camera," MDPI Drones, vol.3, no.1, 2019. (doi:10.3390/drones3010022)

屋内外特徴混在画像のセグメンテーション



H. Madokoro, H. Woo, S. Nix, and K. Sato, "Benchmark Dataset Based on Category Maps for Indoor-Outdoor Mixed Features for Positional Scene Recognition by a Mobile Robot," MDPI Robotics, vol.9, no.2, 2020. (doi:10.3390/robotics9020040)

深層学習によるセグメンテーション

原画像



セグメンテーション:

- 画素単位の分割とラベリング
- コンピュータビジョン分野における**挑戦的課題**のひとつ



セマンティック
セグメンテーション



インスタンス
セグメンテーション



パノプティック
セグメンテーション

A. Kirillov, K. He, R. Girshick, C. Rother, P. Dollár, "Panoptic Segmentation," Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019.

深層学習によるセグメンテーション

充実したベンチマークデータセット

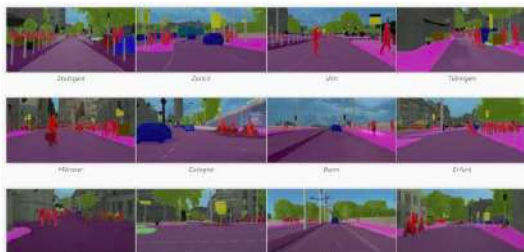


- **things**: objects with a well-defined shape, e.g. car, person.
- **stuff**: amorphous background regions, e.g. grass, sky.

H. Caesar, J. Uijlings and V. Ferrari, "COCO-Stuff: Thing and Stuff Classes in Context," 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1209-1218, 2018

アノテーション作業

ベンチマークデータセットのアノテーション作業
= 1枚あたり約1時間



M. Cordts et al., The Cityscapes Dataset for Semantic Urban Scene Understanding, IEEE CVPR, pp. 3213-3223, 2016.

セグメンテーションの課題と着眼点

一方、**少数カテゴリ画像**に対しては？

- 農作物画像のセグメンテーション
- 地質露頭画像のセグメンテーション
- 希少水生動物のセグメンテーション

→ 深層学習は**大量のデータ**の使用が前提



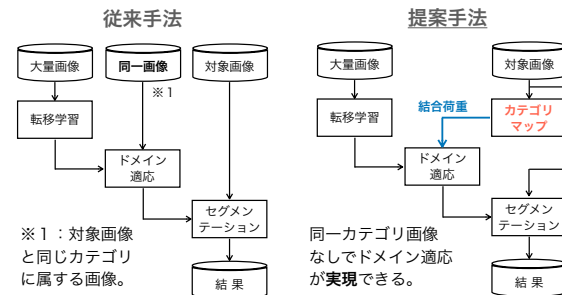
少数カテゴリ画像のセグメンテーション精度向上

- 転移学習 (TL) とドメイン適応 (DA)
- 敵対的生成ネットワーク (GAN)

S. J. Pan and Q. Yang, "A Survey on Transfer Learning," IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, vol. 22, no. 10, pp. 1345-1359, 2010.
I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza et al., "Generative Adversarial Networks," arXiv:1406.2661, 2016.

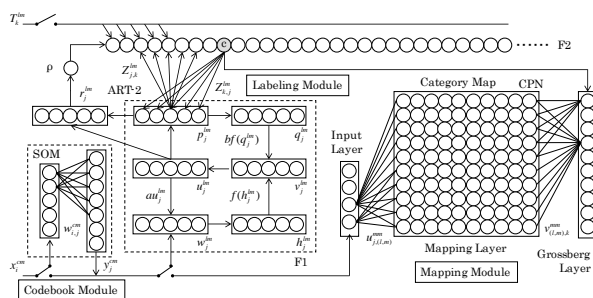
セグメンテーションの新しい手法

(a) カテゴリマップの結合荷重を用いた**転移学習**とドメイン適応によるセグメンテーション



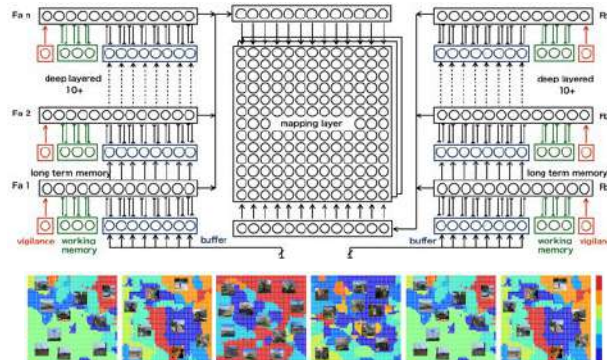
※1: 対象画像と同じカテゴリに属する画像。

適応共鳴写像ネットワーク (ArtNet-v1)



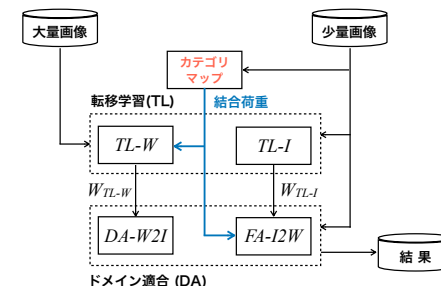
間所洋和, 佐藤和人, "データの位相構造をカテゴリマップとして可視化する適応的写像ネットワーク," 日本知能情報フジイ学会誌, vol.26, no.6, pp.903-912, 2014.

適応共鳴深層ネットワーク (ArtNet-v2)



セグメンテーションの新しい手法

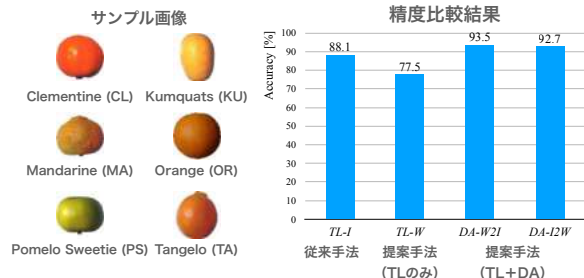
(a) カテゴリマップの**結合荷重**を用いた**転移学習**とドメイン適応によるセグメンテーション



ドメイン適応 (DA)

オリジナルデータセットを用いた評価実験

Fruit360 Datasets



H. Muresan and M. Oltean, "Fruit Recognition from Images using Deep Learning," Acta Univ. Sapientiae, Informatica, vol.10, no.1, pp.26-42, 2018.

19

セグメンテーションの精度改善

リモート農業の実現に向けた
水稲間移動ロボットの開発

→ セグメンテーションの精度改善が課題

水稲間: 30cm

●: いもち病変部



水稲間を自律移動する小型ロボット

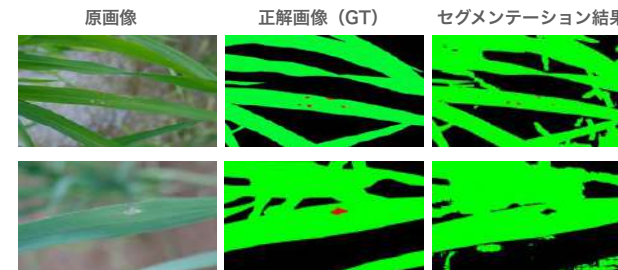
ロボット視覚映像

H. Madokoro, S. Yamamoto, Y. Nishimura, S. Nix, H. Woo, and K. Sato, "Prototype Development of Small Mobile Robots for Mallard Navigation in Paddy Fields: Toward Realizing Remote Farming," Robotics, vol.10, no.2, 2021.

20

オリジナルデータセットを用いた評価実験

いもち病のセグメンテーション (DeepLabv3+)



■: 背景 ■: 稲 (の葉) ■: いもち病

21

リモート農業の実現を目指した研究

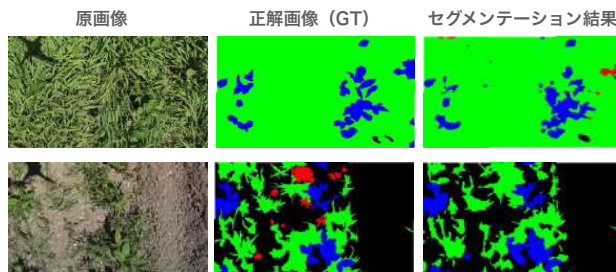


科研費基礎研究(B)「エネルギー自給型の自律走行ロボット群による超精密選択除草技術の開発」
山本聡史 (代表)、間所洋和、西村洋、保田謙太郎 (分担)、2021~2023年度

22

オリジナルデータセットを用いた評価実験

雑草と大豆葉のセグメンテーション (DeepLabv3+)



■: 背景 ■: 大豆葉 ■: 雑草(イネ科) ■: 雑草(それ以外)

23

雑草と大豆葉の動画セグメンテーション

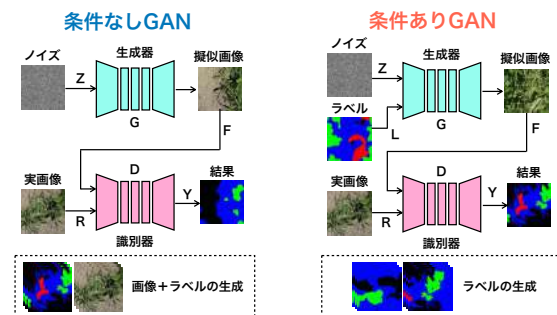


H. Madokoro et al., "Prototype Development of Small Mobile Robots for Mallard Navigation in Paddy Fields: Toward Realizing Remote Farming," Robotics, vol.10, no.2, 2021.

24

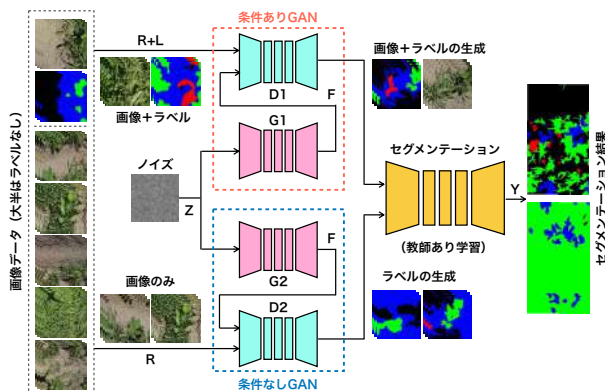
考案中の新手法 (Twin-GAN)

(b) 条件なしGANと条件ありGANを用いた半教師あり学習によるセグメンテーション



25

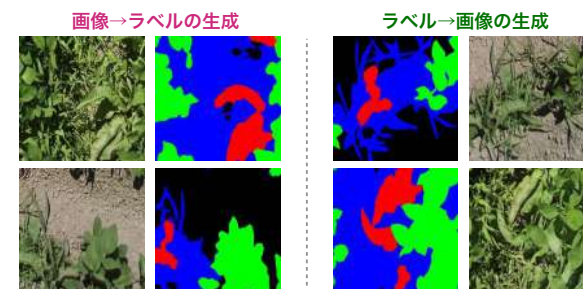
考案中の新手法 (Twin-GAN SSLSS)



26

Twin-GANによるセグメンテーション

Pix2PixHDで生成した作物画像 (大豆)

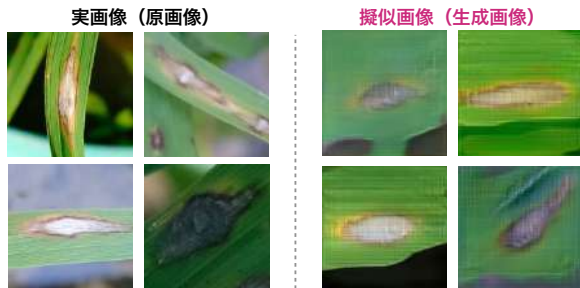


T. C. Wang, M. Y. Liu, A. Tao, J. Kautz, and B. Catanzaro, "High-Resolution Image Synthesis and Semantic Manipulation with Conditional GANs," CVPR, 2018.

27

Twin-GANによるセグメンテーション

LightweightGANで生成したいもち病の擬似画像



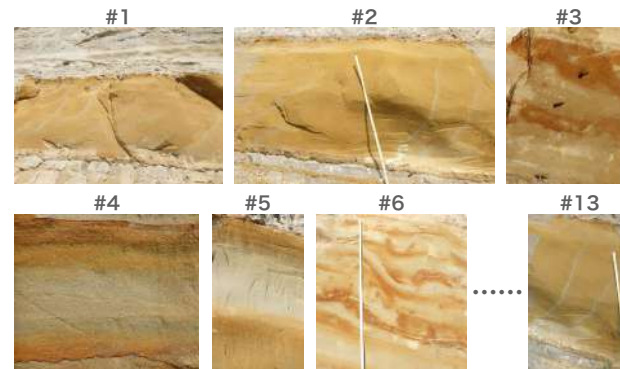
HM. A. I. Fahim and H. Y. Jung, "A Lightweight GAN Network for Large Scale Fingerprint Generation," IEEE Access, vol. 8, pp. 92918-92928, 2020.

地質露头画像に着目

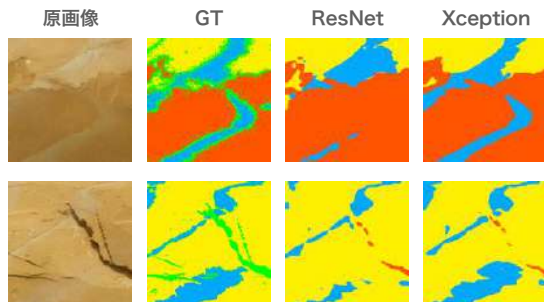


男鹿半島南端生鼻崎大規模地質露头

固定カメラにより撮影した露头近接画像

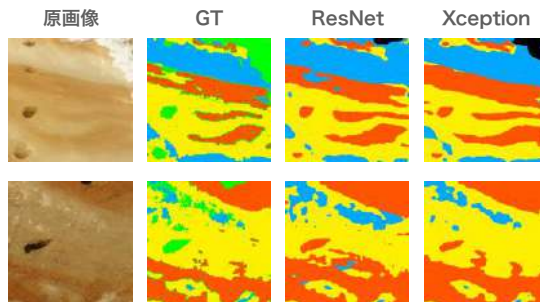


セグメンテーション結果



K. Sato, H. Madokoro, T. Nagayoshi, S. Chiyonobu et., al., "Semantic Segmentation of Outcrop Images using Deep Learning Networks Toward Realization of Carbon Capture and Storage," Proc. 17th ICCAS, 2021.

セグメンテーション結果



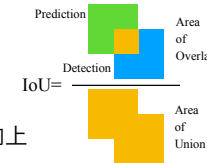
K. Sato, H. Madokoro, T. Nagayoshi, S. Chiyonobu et., al., "Semantic Segmentation of Outcrop Images using Deep Learning Networks Toward Realization of Carbon Capture and Storage," Proc. 17th ICCAS, 2021.

セグメンテーション精度

	SegNet	U-Net	ResNet-18	Xception-65
MA [%]	84.95	87.73	91.80	95.88
GA [%]	84.95	80.97	90.55	94.33
mIoU [%]	75.02	70.42	83.64	90.40

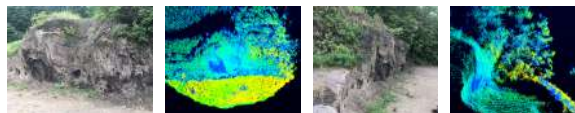
- MA: Mean Accuracy
- GA: Global Accuracy
- mIoU: mean Intersection over Union

機械学習 : 74.79%
 深層学習 : 95.88%
 ↑ 28.2%向上



K. Sato, H. Madokoro, T. Nagayoshi, S. Chiyonobu et., al., "Semantic Segmentation of Outcrop Images using Deep Learning Networks Toward Realization of Carbon Capture and Storage," Proc. 17th ICCAS, 2021.

ドローン+LiDARによる3次元露头計測



情報を わけてまとめて 意味理解

真理を目指す 機械の視覚