

### 3. 予防安全・自動運転のための環境認識

情報・知能工学系 教授 三浦 純

#### 3-1 移動ロボットの End-to-end モデルによる自動運転

**End-to-end 自動運転**：従来の自動運転システムでは、環境認識、経路計画、車両制御の3つのモジュールを個別に構成し、それらを繋げることによって自動運転を実現していた。これに対し、End-to-end 自動運転では、センサ入力から直接車両制御コマンド（アクセル開度、ブレーキ強度、ハンドル角）を出力するためのモデルを、深層学習を用いて獲得する [Ishihara 2022]。学習にはシミュレーション環境もしくは実環境で自動車を運転して得た、センサ入力と制御コマンドの組のデータを利用する。本稿では、End-to-end 自動運転を実ロボットの制御に適用した例 [Natan 2024]について述べる。

**End-to-end 自動運転モデル**：図 3-1-1 に提案するモデルの概要を示す。青色のブロックは認識部、緑色のブロックは制御コマンド生成部である。このモデルは、以前開発したシミュレータ環境での End-to-end 自動運転のためのモデル [Natan 2023a] を実ロボット用に改良したものである。認識部は RGB カメラ入力に対しセマンティックセグメンテーション処理を行い、さらに深度画像から得られるデータとあわせて、上空視点 (Birds-Eye View; BEV) の、意味情報を持った地図 (BEV Semantic Map) へ変換する。制御コマンド生成部は、それらから得られる情報を総合し、車両制御コマンドを生成する。シミュレーションではロボットの状態はすべて正確に得ることができるが、実ロボットではロボット状態に関連したデータを、IMU (慣性センサ)、車輪エンコーダ速度データ、GNSS 位置データから取得する。

**データセットと評価実験**：データセット構築のため、車椅子型のロボットに搭乗し手動で操縦しながら学内の特定区域内を繰り返し走行し、センサデータと制御コマンドの組を大量に取得した。区域を 2 つに分け、片方を学習用データ、他方をテスト用データとしてオフライン定量評価を行い、従来手法に比べ性能が向上することを示した。オンライン実験では、人が搭乗した状態で自動運転を行い、障害物への衝突や道路からの逸脱など、危険な状況になりそうな場合に、人が介入して危険を回避した。そして、危険回避の回数と時間で自動運転性能を評価し、こちらも従来手法に比べ性能が向上することを示した。図 3-1-2 に入力データと制御コマンドの生成例を示す。なお、実験動画は以下のサイトで見ることができる: <https://www.youtube.com/watch?v=AiKotQ-lAzw>

**まとめと今後の展開**：RGBD 画像を入力としロボットの操作コマンドを出力とする、End-to-end 自動運転モデルを構築し、実ロボットを用いた実験によってその有効性を示した。画像情報は照明条件に左右されるため、3D LiDAR データを入力とする新たなモデルを開発し評価を行っている [Natan 2023b]。照明の少ない夜間においても自動運転が可能なことが示されている。より広範囲な環境への適用が今後の課題である。

**[Natan 2024]** O. Natan and J. Miura, “DeepIPC: Deeply Integrated Perception and Control for an Autonomous Vehicle in Real Environments,” IEEE Access, Vol. 12, pages 49590-49601, 2024.

**[Natan 2023a]** O. Natan and J. Miura, “End-to-end Autonomous Driving with Semantic Depth Cloud Mapping and Multi-Agent,” IEEE Trans. on Intelligent Vehicles, Vol. 8, No. 1, pp. 557-571, 2023.

**[Natan 2023b]** O. Natan and J. Miura, “DeepIPCV2: LiDAR-powered Robust Environmental Perception and Navigational Control for Autonomous Vehicle,” arXiv preprint arXiv:2307.06647 [cs.RO]

**[Ishihara 2022]** K. Ishihara, A. Kanervisto, J. Miura, V. Hautamäki, “Multi-Task Learning with Attention for End-to-end Autonomous Driving,” Proc. CVPR2021 Workshop on Autonomous Driving, Jun. 2021.

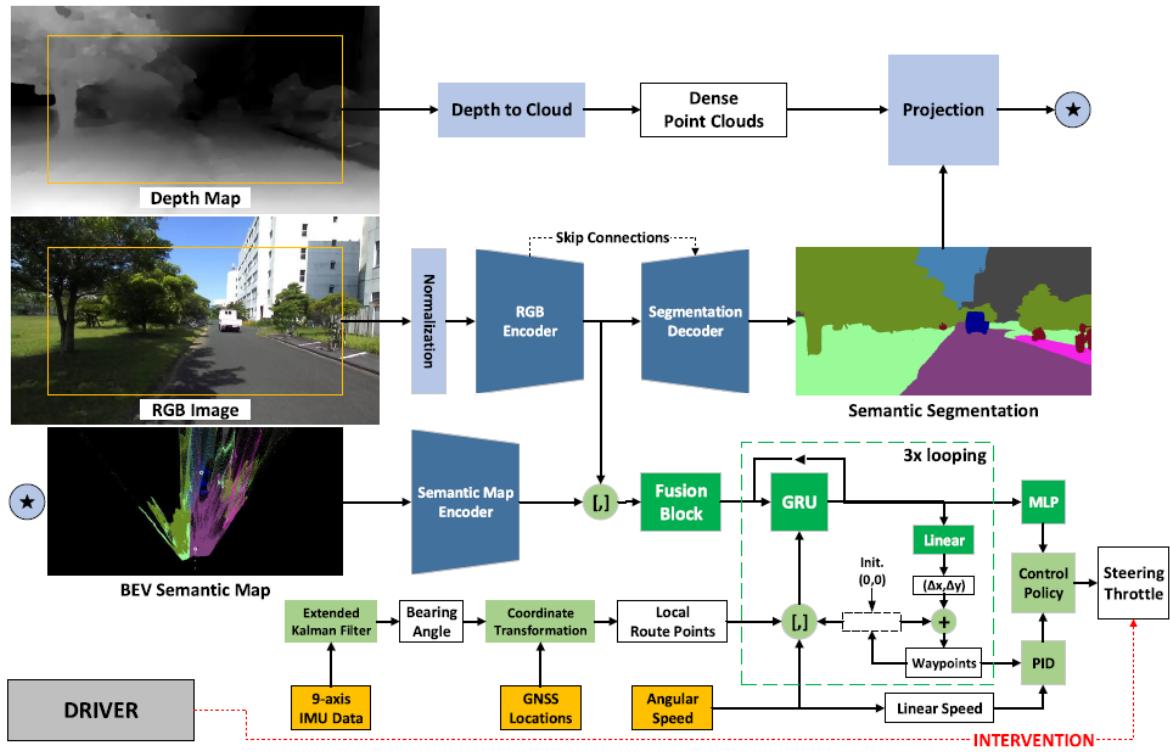


図 3-1-1: End-to-end 自動運転モデル[Natan 2024]. 入力はRGB画像と深度画像. 中間表現としてRGB画像のセマンティックセグメンテーション結果とセマンティック情報付き鳥瞰画像を用いる. 青いブロックが認識部, 緑ブロックが制御コマンド生成部.

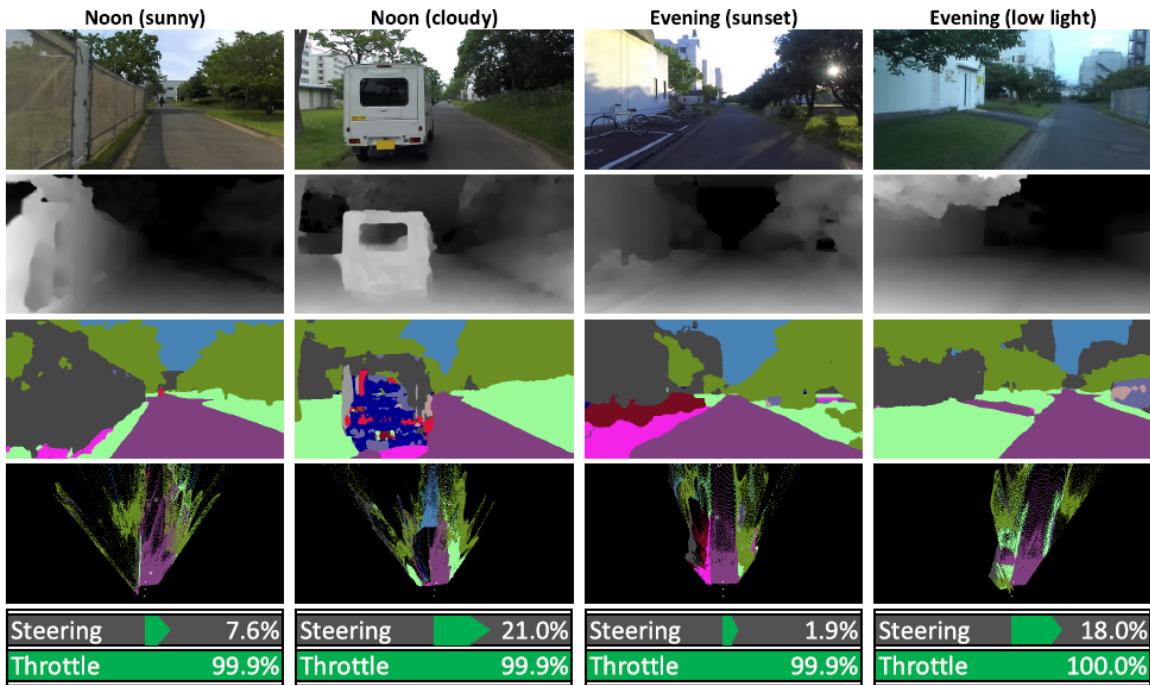


図 3-1-2: End-to-end モデルによる制御出力の例 [Natan 2024]. 1段目: 入力RGB画像, 2段目: 入力深度画像, 3段目: セマンティックセグメンテーション結果, 4段目: 鳥瞰(BEV)地図, 5・6段目: ハンドルとアクセルの出力値