スモールスケール上での自動運転(最終発表)

目的

マイクロスケール(RCカースケール)上での 自動運転プラットフォームの開発



プロジェクトに於いて学ぶこと

- ・組み込み開発
- リアルタイム制御
 - ->クライアント-サーバ間通信構築
 - ->PID制御の実装法
- · 画像処理手法
 - ->OpenCV/NNによる画像処理/認識/推論方法

プロジェクト内容

自動運転において実装すること



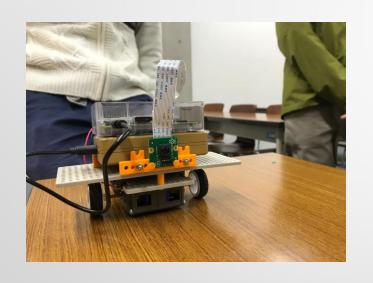


· 路面認識/操舵制御

· 標識検知

環境

車両(クライアント)紹介



二輪駆動三輪車

駆動系:左右独立モーター制御

奥行:160 mm,

タイヤ間距離:115 mm

カメラ高:60 mm

最高速度:30 cm/s

Raspberry Pi 3B+ 搭載

環境

サーバ側PC紹介



CPU:インテル® Core™ i7-6700HQ プロセッサー

GPU:Nvidia GeForce 960M (CUDA 640コア搭載)

OS:Linux Ubuntu 18.04 LTS

RAM:16GB

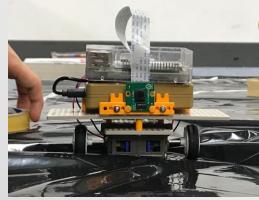
採用理由 ->可搬性に優れる LAN構築により遅延抑制が期待できる

システム構成

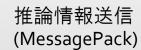
推論情報に 基づくPID制御

カメラ画像送信 (MJPEG-Streamer) 画像認識· 推論 (OpenCV, Pytorch)











サーバー (Python)



画像認識



路面検出 (セマンティック セグメンテーション)

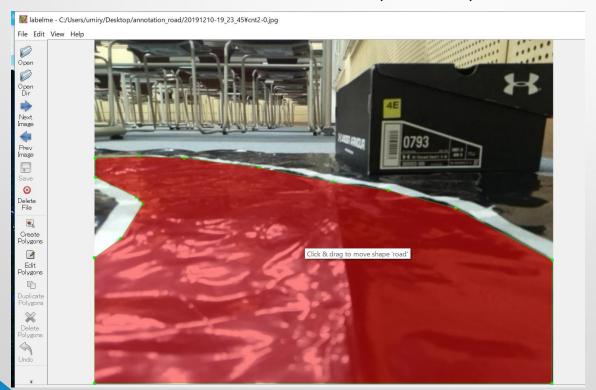


標識検出 (selective search, CNN)



セマンティックセグメンテーションについて

- ・画像内の各ピクセルについてカテゴリ分類する手法
- ->今回はESPNetを採用
- ·自作したデータセットを用いて学習(約800枚)

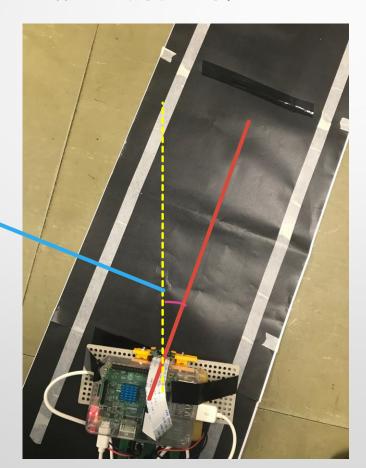


学習用データセットの例

推論(制御用パラメータの算出)



今回は路面の角度を採用



推論

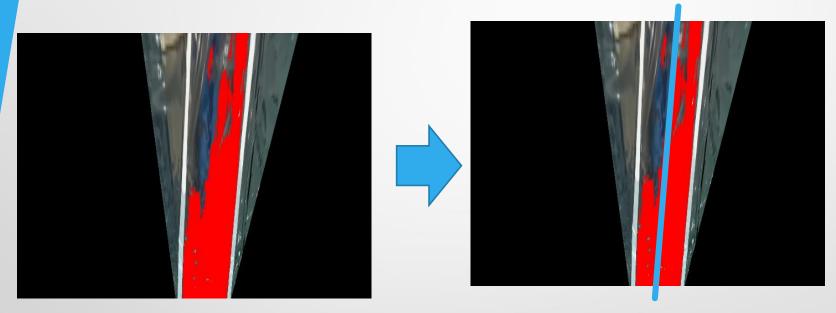


元画像

セグメンテーション

鳥瞰図変換

推論



鳥瞰図変換後

最小二乗法による 一次近似 tan⁻¹での角度算出

推論:標識認識

以下の三種類を分類する



速度変更

運転開始

止まれ

推論:標識認識

認識の流れ



元画像



ROI抽出

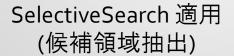


SelectiveSearch 適用 (候補領域抽出)

推論:標識認識

認識の流れ





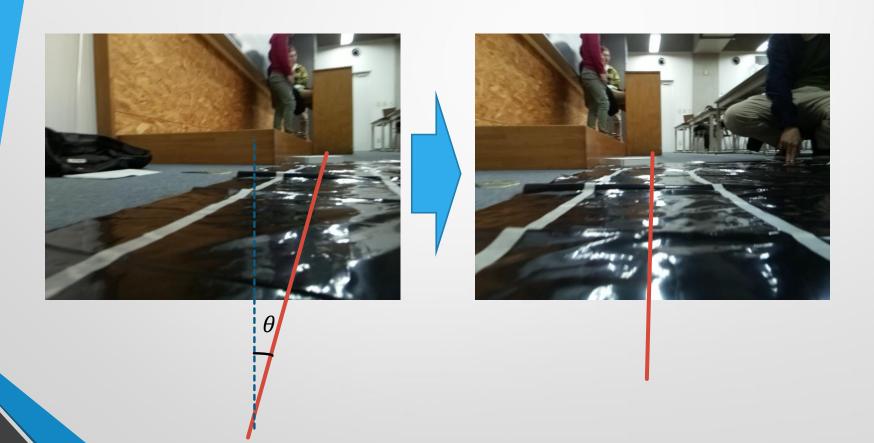




Vgg19(学習済みモデル)で推論 3class-分類問題を解く

内容

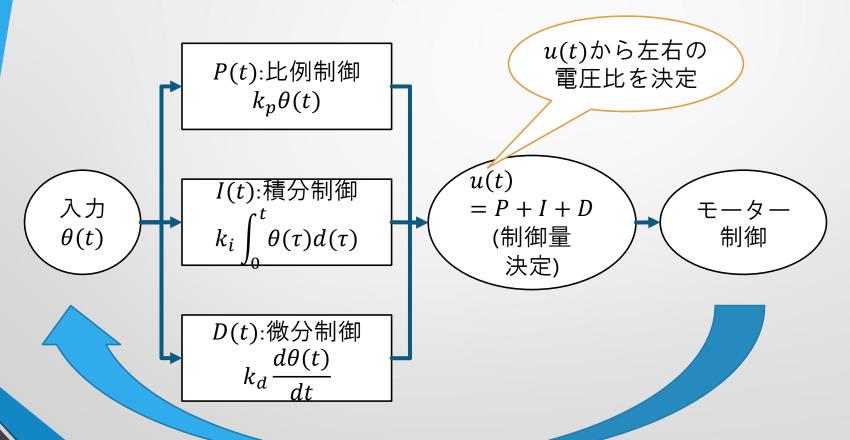
PID制御 得られるパラメータ θ (路面角度)を0にしたい



内容

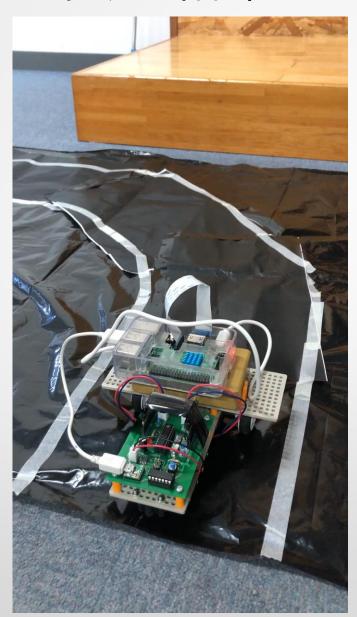
PID制御

時刻tでの制御用パラメータu(t)の算出



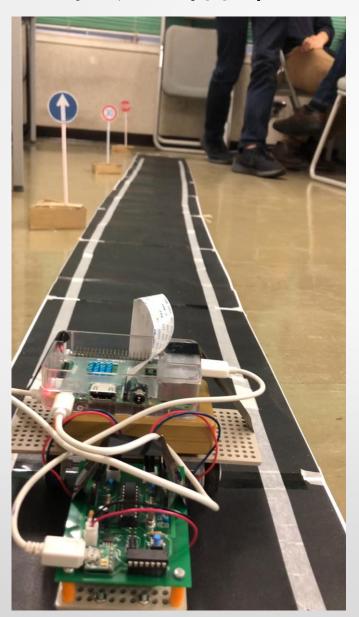
実行結果

カーブに対する応答



実行結果

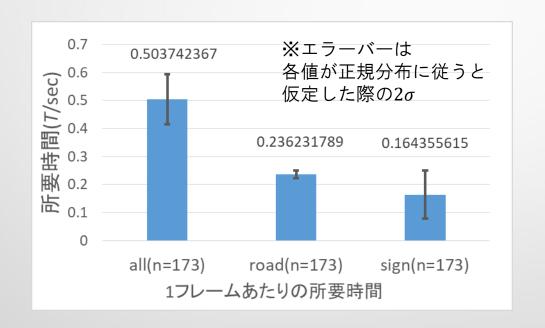
直線に対する応答, 標識認識



システムの評価

処理時間の計測

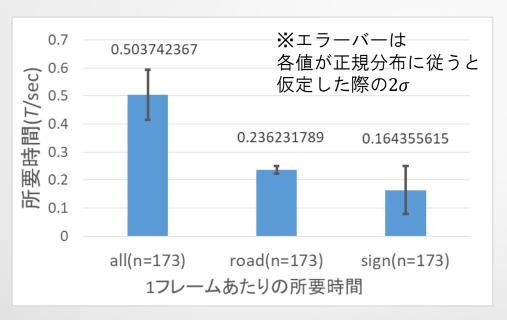
1フレームに対する所要時間





2fps下での自動運転が可能

処理時間の検証



all:1フレームの全処理の所要時間

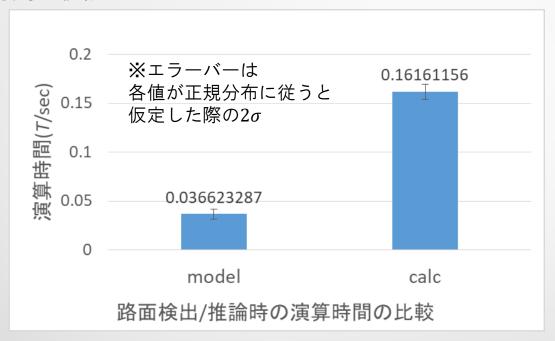
road: 路面検出/推定の所要時間

sign:標識検出の所要時間

・標識検出の分散

->SelectiveSearch後の候補数が影響

処理時間の検証



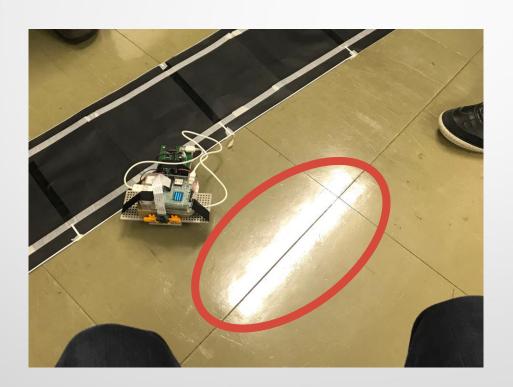
model: NNモデルでの推論時間 calc: model適用後の演算時間



- ・鳥瞰図変換
- ・線形近似アルゴリズムにボトルネック

走行精度について

ノイズ(環境光)による影響が無視できない



走行精度について

Q.精度を向上させるにはどうすればよいか

- ・路面推定精度の向上 ->ノイズを含んだより多くのデータセットでの学習
- ・画像処理順序の変更 ->学習データへの前処理の追加
- ・画角の変更、カメラの追加 ->路面認識範囲の拡大
- · PID制御のパラメータ調整 ->微分制御パラメータの変更

得られた知見

- ・ハードウェアの(通信)制御の手法 ->マイクロコントローラ上のアセンブリ実装
- ・NNを用いたリアルタイム制御の難しさ->時間制約下でのパフォーマンス確保
- ・実機と仮想空間上での差異->環境光の厄介さ,マシントラブル