

組込型 AI デバイスを利用した道路状況認識に関する研究

S17044 大久保 一貴

1. はじめに

現在,いくつかの組込型の AI デバイスが開発されており,本研究では,それらのデバイスを利用した自動車の検出に関する検証実験を行なっている.これまでの研究において, NVIDIA 社製の Jetson Nano を用いた物体検出を行った.その結果,スマートフォンを利用した実験とと比較して,高速処理が実現されていることを明らかにした.本研究では,別の組込型 AI デバイスである Google 社製の Coral Dev Board を利用し,結果にどれほどの差が生まれるのかを検証した.

2. Jetson Nano での検出結果

自動車の前方の様子をスマートフォンで撮影した動画をもとにオフラインでの解析を行なった.1秒毎にデータを取り,検出率と誤検出数を記録した.1車線道路と2車線道路,走行車線と対向車線の2種類に分けて比較を行った.表1と表2は,それぞれの結果である.

表1 Jetson Nano での結果(1車線と2車線)

		近距離	中距離	遠距離
1車線	検出率(%)	54.4	62.2	9.1
	誤検出数(数)	0	2	3
2車線	検出率(%)	78.9	37.3	13.1
	誤検出数(数)	0	3	13

表2 Jetson Nano での結果
(走行車線と対向車線)

		近距離	中距離	遠距離
走行車線	検出率(%)	78.9	42.2	7.2
	誤検出数(数)	0	1	10
対向車線	検出率(%)	54.4	39.4	9.7
	誤検出数(数)	0	4	6

3. 対象デバイスと物体検出アプリケーション

本研究では,エッジデバイス向けの Google Edge TPU 搭載の小型のコンピュータボード Coral dev Board を利用した(図1). OS は Google 社から提供されている Mendel Linux を利用する.



図1 Coral Dev Board

そして,物体検出アプリケーション(以下,アプリ)は,セットアップ時にインストールしたデモプログラム「Edge TPU Performance Demo」を利用した. Jetson Nano で用いたアプリ同様に MobileNet v2 を実装して利用した.

図2は出力例である.物体を検出すると四角で検出した物体の領域を示し,検出した物体の名称と適合率が表示される.



図2 物体検出アプリの出力例

4. 実験

Jetson Nano の実験と同じ動画と手法を用いてデータ解析を行った。そして、Jetson Nano と Coral Dev Board のそれぞれの検出結果を用いて、検出率と誤検出数がどれほどの差が生まれるのかを検証した。

表 3 1車線と2車線の比較

		近距離	中距離	遠距離
1車線	検出率(%)	54.4	62.0	4.5
	誤検出数(数)	1	0	2
2車線	検出率(%)	86.8	39.4	2.9
	誤検出数(数)	0	4	5

表 4 走行車線と対向車線の比較

		近距離	中距離	遠距離
走行車線	検出率(%)	86.8	46.1	1.8
	誤検出数(数)	0	4	7
対向車線	検出率(%)	54.4	34.3	3.1
	誤検出数(数)	1	0	0

表 3 は 1 車線道路と 2 車線道路に分けて記録した結果である。Jetson Nano の結果と同様に、近距離と中距離の検出率は、2 車線道路の中距離以外は 50%を超える結果になった。しかし、遠距離は 10%前後の Jetson Nano の結果と比較すると、5%未満と非常に低い数値になった。誤検出数は 1 車線道路の方が 2 車線道路より少ない結果となっている。

表 4 は、走行車線と対向車線に分けて記録した結果である。近距離と中距離は、走行車線と対向車線の結果も Jetson Nano での結果に近い数値が記録された。遠距離は 1 車線道路と 2 車線道路の結果と同様に、Jetson Nano の結果より非常に低い数値になっている。

表 5 1車線と2車線における結果の差

		近距離	中距離	遠距離
1車線	検出率(%)	±0	-0.2	-4.6
	誤検出数(数)	+1	-2	-1
2車線	検出率(%)	+7.9	+2.1	-10.2
	誤検出数(数)	±0	+1	-8

表 6 走行車線と対向車線における結果の差

		近距離	中距離	遠距離
走行車線	検出率(%)	+7.9	+3.9	-5.4
	誤検出数(数)	±0	+3	-3
対向車線	検出率(%)	±0	-5.1	-6.6
	誤検出数(数)	+1	-4	-6

表 5 と表 6 は、Jetson Nano の結果をもとに、Coral Dev Board の結果の差をまとめたものである。近距離と中距離は、一部を除いて差が 5%以下であり、遠距離は 5%を超えるため、中距離と遠距離の間で正確性が大きく変わると考えられる。しかし、距離にかかわらず、10%未満のものが多いため、デバイスが変わっても検出率にそこまで影響しないと考えられる。

5. 考察

Jetson Nano と Coral Dev Board のどちらの結果を見ても、距離で数値が大きく変化するのは中距離と遠距離の間である。このことから中距離以降は、検出の確実性が悪くなると考えられる。

Jetson Nano と Coral Dev Board の比較結果では、検出率と誤検出数のどちらも大きな差は見られなかった。今回、どちらのデバイスにおいても MobileNet v2 を利用した。したがって、どちらのデバイスにおいても、モデルの性能を十分に発揮することができたものと考えられる。

6. おわりに

本研究では、Jetson Nano と Coral Dev Board の 2 つのデバイスを用いて、自動車の検出にどの程度違いが現れるかを検証した。検証の結果、大きな差は見られず、同等の性能が得られることがわかった。

参考文献

- 1) 山田康太, “ディープラーニングを利用した道路状況の認識に関する研究”, 足利大学工学部創生工学科システム情報分野卒業論文, 2020.