

自律走行台車を活用した2次元点群情報による人物検出手法

永井悠人¹ 澤野雄哉¹ 寺島美昭³ 鈴木孝幸² 清原良三²

概要: 自動運転技術の研究開発が活発であり、これらの技術の様々な分野への応用も期待されている。例えば、自動走行ロボットや台車など人以外のものを載せて運んだり、移動することに意味のある機能に活用することが期待されている。様々な応用が考えられる中、自律走行台車は、昼間は台車、夜間は警備、人が多いときにはデジタルサイネージなど複数の用途が期待される。そこで、神奈川工科大学では昼間は配送ロボットとして活用し、夜は悪意のある侵入者への抑止効果と悪意のない侵入者の検知に利用することを目的として、自律運転機能を備えた台車型の自動走行ロボットを開発している。本論文では、カメラのように光度の影響を受けず 3D-LiDAR と比べ比較的安価で情報量の少なから処理の削減が見込める 2D-LiDAR を利用し人物を検知する事を目的とし、まず 2D 点群情報と 3D 点群情報の情報量の比較を行い、取得した 2D 点群情報を点群として直接学習させるための検討を行ったので報告する。

1. はじめに

施設内の外部からの侵入に対する犯罪対策として、様々な警備、対策手法がある。その中でも不審人物、不審物の対策や抑止力として監視カメラを設置、警備員が巡回を行う状況確認するという手法が一般的である。

施設の規模に応じた警備員を配置することが必要であるが、規模が大きくなるにつれて人員規模が増加し、費用も増加する。また、図1に示すように、自由に出入りできる時間帯や、そのエリアの広さも影響する。しかし、コストダウンのために、警備員の人員削減といった要求もあり、これをいかに実現するかは様々な施設で重要な課題となる。

神奈川工科大学では高齢者が認知症などによって学内に悪意なく侵入してしまう事案が年に 1~3 回ほど発生している。これは他の施設でも同様であると容易に推定され、今後高齢化者社会になるにつれ、このようなケースの増加は免れないと考えられる。

人材不足の解消策として、自律走行の警備ロボットの導入が様々な企業で進められている。開発、導入が進められている警備ロボットは、画像処理や機械学習などにより不審物、不審人物の感知や施設案内などのコミュニケーションを行うことができ、警備員の負担を減らしつつロボットと人間で業務を遂行することを目的としている。

導入事例として、成田空港に 2019 年よりセコム(株)のセコム X2 が導入されている [1]。また、2020 年より SEQSENSE(株)の SQ-2 SECURITY ROBOT が導入されている [1]。この SQ-2 は三菱地所本社にも運用されている [2]。さらに、成田空港は 2020 年中に多言語情報発信を行うサイネージロボットや案内ロボットを導入予定である [1]。

既存の監視ロボットは、高性能カメラや 3D-LiDAR などを搭載し、高性能ではあるが、高価である。比較的自由に

人が出入りできるような構造の場所は、公共機関や、教育機関など予算的に厳しい場合が多く、安価に導入できる器材の開発が望まれる。また、主にカメラによる画像処理によってオブジェクトを認識しているため夜間の状況判断での精度向上が大きな課題となる。

神奈川工科大学では、KAIT モビリティリサーチキャンパス [3] の構築の一環として、ローカル 5G を導入し、配送用の台車の自律走行化を行い昼間の学内配送に利用する予定で研究開発中である。また、様々な企業で予め走行ラインを準備しておきこれに従って自動走行を行う配送用のロボットが導入されている。そこで、このような自律走行台車を夜間に警備ロボットとして運用することができれば警備員の負担を減しつつ、さらに導入コストを削減することができる。

本論文では、比較的安価で取得する情報量が少ない LiDAR(Light Detection and Ranging)である 2D-LiDAR や GNSS,BLE(Bluetooth Low Energy)を用いて不審人物を発見するためにまず、2D-LiDAR を用いて取得した点群情報を用いて人間を検出することでコストダウンを図った自律走行警備ロボットの可能性を示すことを目的とする。

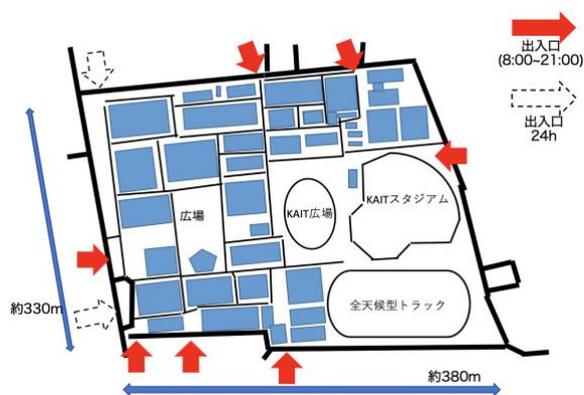


図1. 警備にコストのかかる例(神奈川工科大学構内図)

1 神奈川工科大学大学院
Graduate School of Kanagawa Institute of Technology
2 神奈川工科大学
Kanagawa Institute of Technology
3 創価大学
Soka University

2. 監視システムの現状

現在の監視システムは、主に警備員の巡回警備と監視カメラによって行われている。監視カメラによる監視は有事の際の証拠や警備員が常に確認することにより不審物、不審人物を事前に発見し犯罪の抑制に努めるというものである。また、監視カメラが設置されていることや、警備員が定期的に巡回すること自体が犯罪の抑止につながっている。

この方法は不審物、不審人物の判断などを全て警備員が行う必要がある、もちろん常時見ているわけではなく、映像の処理手法などによって、怪しい時を特定し、警備員が映像で確認することもできる。しかし、カメラの死角などに入る場合もあり、全域を網羅するのは難しい場合が多い。

また、カメラの映像の場合、対象物までの距離が不明なことや夜間、悪天候時に遠距離にある物を見ることが困難である。そこで、LiDARを使用することで、悪天候時に捕捉しづらいという点は変わらないが、昼夜問わず正確な測定をすることが可能となり、さらに、高性能な物を利用した場合その物の形を認識できる程になる。

低解像度のLiDARを利用した場合、その場所に物体があることや、そこまでの距離は認識可能である[4]。そこで、カメラとLiDARを組み合わせて短所を補完することができる。

カメラや様々なセンサを搭載したロボットに警備員の業務の一部を置き換えることが検討されており様々なロボットが開発されている。株式会社セコムは障害物を回避しながら自律走行し巡回を行い、カメラによる映像の取得、監視や取り付けられたアームにより不審物やゴミ箱などを赤外線センサ、熱画像センサ、金属探知機を使用して点検を行うX2、自律走行だけでなく人とのコミュニケーションやAEDを搭載し周りの人に使用を促す機能が搭載されているX3が開発されている[5]。

Knightscope Inc.は屋外自律型セキュリティロボットのK5[5]を開発している。これは、カメラ、LiDAR、熱画像センサなど様々なセンサが搭載されており周囲の異音や環境の変化、指名手配者などを認識しコントロールセンターに知らせることができる。警官の代替えや病院、商業施設、空港などへの配備が想定されており実際に2018年6月から12月の期間にハンティントンパーク警察はソルトレイクパーク地域では48件の犯罪または事件の報告、11人の逮捕者があったが、導入後の2019年6月から12月の期間では26件の犯罪または事件報告、14人の逮捕者となり警備ロボットは犯罪の抑止に繋がるということが分かっている[6]。このように様々な会社で特定の用途に向けて警備ロボットが開発され、市場に投入されているという点からも警備ロボットにニーズがあり、犯罪の抑止

として効果が期待されていることがわかる。そのため、警備の必要性が高いわりには、警備業は給与の低さや拘束時間の長さから従業員が集まらず、人員不足や個人個人の負担が増加していることや、コスト的な面で負担が厳しい大学や公共機関などを対象にコストダウンの要求は高いと考えられる。

3. 2D点群情報の有用性

物体認識を目的とした機械学習や深層学習では画像情報を用いることが多い。認識精度を向上させるためには、一定の解像度が求められる上の場合によっては色彩情報も必要となり情報量の増加が懸念される。これは、学習時だけではなく、検出の際にもその情報量の多さから処理を可能とする高性能コンピュータが必要となる。また、距離の情報を持たない。さらに夜間など一定の明るさを得ることができない場合、周囲の状況の取得が困難になる。

そこで、周囲の明るさに影響されず、色彩情報を持たず形状の表現が可能かつ、距離情報を保持する点群情報に着目する。点群情報を取得する機材の種類として、単体レーザーを照射し1つの高さのみを点で表現する2D-LiDAR、複数レーザーを照射し複数の高さを点で立体的に表現することのできる3D-LiDAR、これにRGB情報を加えて表現することが可能であるKinect[17],iPadProがある。2D-LiDARより得られる2D点群情報は、情報量が少ないためリアルタイム処理に適しているが、特徴量が少ない。一方3D-LiDARやKinectより得られる3D点群情報は立体的な点群情報を取得することが可能であるため、その分特徴量も多くなる。しかし、情報量が多くなるため、リアルタイム処理を行うためには高性能なコンピュータが必要となる。

2D-LiDAR,3D-LiDAR,iPad Pro,カメラを用いて屋外と屋内で装置から2mの位置に人間を1人立たせた状態の情報を取得した。また、3D-LiDARはVLP16を使用し、取得範囲を直径6.0mに制限し、2D-LiDARと取得範囲を統一させている。画像は、一般的に深層学習や機械学習に用いられることの多いjpeg方式により保存され、解像度は480pxである。取得したデータの情報を比較したグラフをそれぞれ、屋内を図2、屋外を図3に示す。屋内と屋外を比較

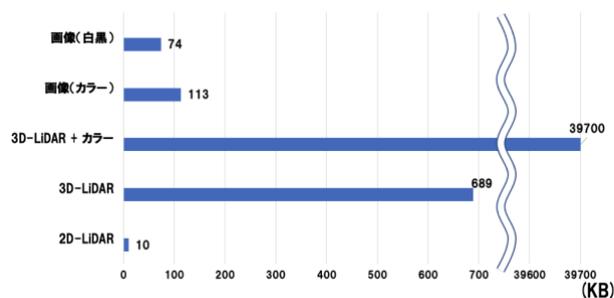


図2. 屋内で取得した場合の情報量

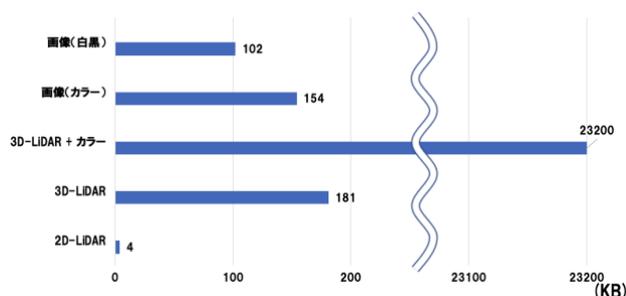


図3. 屋外で取得した場合の情報量

すると、画像以外屋外で取得した場合の方が情報量が少なくなっている。これは、周囲に壁や柱などの物体に周囲を囲まれていないからである。一方、周囲を壁で囲まれている屋内の場合は、余分な情報を取得している。3D-LiDARが得た情報を屋内と屋外で比較した場合、約4倍になっている。

しかし、2D-LiDARの場合は約3倍である。また、2D-LiDARで得られた情報量と3D-LiDARで得られた情報量を比較した場合、屋外で約45倍、屋内で約69倍となっており、3D-LiDARの場合周囲に建物などがある場合その分取得される情報量が2D-LiDARと比較して大幅に増加すると想定する。そのため、2D点群情報は、処理速度の向上やコンピュータへの負荷低減に有用である。

4. 関連研究

車載レーザレンジセンサによる複数移動物体の検出・追跡法が研究されている[7]。屋内環境において、2次元レーザレンジセンサを全方向移動ロボットに搭載し、走行時における観測地情報を独自のルールと占有グリッド法を利用して壁、静止物体と移動物体を区別し、カルマンフィルタを用いて移動物体の追跡をするというものである。ロボットの視野から出ないように人間2人が移動した場合その2人を移動物体として認識した。しかし、より大きな移動物体を検出、追跡を行う場合対象を剛体として取り扱い形状と位置などを認識する必要があるとしている。移動物体の検出は可能であるものの、その移動物体が人間であるかどうかの判断は不可能でありまた、移動しない物体に対しては背景として削除されてしまうためこれらを考慮し検討する必要がある。

LiDARを用いた形状的特徴による人認識について研究されている[8]。3D-LiDARで取得した3次元データに対してクラスタリングを行いその中でも立体物に対して特徴点抽出を行い実時間性の高い人認識を行う。更に、得られた形状的特徴に対してSVMを用いて評価を行うことでより高精度な人認識を行い結果として人として認識された対象物体を候補に追跡することが可能であるとしている。LiDARを利用し人の検出は可能であるが、3D-LiDARを利用しているため費用の増加やデータ量の増加が考え

られるためこれらを削減することの出来る2D-LiDARでの検討が必要である。

センサフュージョンを用いたSLAMによる障害物検出に関する研究が行われている[9]。レーザレーダを利用し、SLAMを行いフレームマッチングを行うことで移動障害物の検出を行い検出された障害物をカメラの映像に投影し関心距離を検出し移動障害物と判断された場合は距離を表示するというものである。SLAMを利用することで高い精度での人及び障害物の検出を可能にしているが、マップマッチングを行うため事前にマップを取得していなければならない。また、前後のフレームでマップマッチングを行っているため、センサの移動をすることが不可能である。そこで移動し続ける場合であっても物体を検出できる手法を検討する必要がある。

不審人物を発見した際対象の場所を警備員に通知する際にGNSSなどを利用し位置情報を取得するがマルチパスによって正確な位置情報が取得できない可能性が考えられる。そこで、GNSSの他にBLEビーコン、LiDARを利用した位置情報測位の研究が行われている[10]。

2D点群情報を利用して人を検出し対象者を追跡する研究として、人検出タスクにおける単体LRF環境での深層学習モデルの提案とその評価が行われている[11]。ここでいうLRFとはLiDARと同じ装置を指している。単体LRFより取得したデータに対してPCL(Point Cloud Library)のクラスタリングを利用しこのデータをPointNet-AutoEncoderを用いて深層学習を行った結果、hand-crafted特徴量を利用した検出率と比較し胴体と足のそれぞれの検出率を向上し追跡対象者を検知し追跡が可能であると示している。胴体と足を別々に識別しており足の検出については一部hand-crafted特徴量と比較して劣る場合が存在する。

そこで、本論文では、低解像度な2D-LiDARを用いて人間を検出し、この検出率の向上を目指す。

5. 不審人物発見手法

本論文では昼間のみ運用を予定されている自律走行台車の有効活用を目的に夜間における不審人物の検出を目的とする。不審人物の検出には2D-LiDARから得られる点群情報及び、BLEを用いる。BLEを用いる理由として、現在、スマートフォンが広く普及し、学生証や社員証がアプリケーションとして管理される場合が増加しており、その中の機能の一つとしてBLE通信機能を組み込むことが容易かつ、スマートフォンの消費電力を極力抑えることが可能だからである。

不審人物の種類として悪意のある不審人物、悪意のない不審人物の2種類が挙げられる。前者は、盗みや器物破損など意図して悪事を働こうとする者で、後者は、意図せずに侵入禁止区域や侵入禁止時間に侵入、滞在また、滞在の

延長届や BLE が反応しない者などがある。

悪意のある不審人物は、警備に見つからぬよう行動するため警備員や警備ロボットの死角をつくように行動する。よって検出が困難であるため、本論文では対象としない。

以下の(1)~(4)の手順で不審人物の検出を行う[12].

(1)2D-LiDAR から得られる情報より周囲の人間の有無を検出する。

(2)人間の可能性がある場合は確実性を向上させるため自律走行によって近づいたり様々な角度から観測する。

(3)人間であると判断された場合、自律走行台車とスマートフォンの BLE 通信を行い許可されている人間かを判定する。

(4)許可されていないことが判明した場合、自らの位置情報と不審人物検出の通知を警備員の端末に送信する。

自律走行台車は、走行のための周囲情報の測位、処理に加えこれを行うコンピュータ、走行に用いるモータの駆動などを搭載されているバッテリーによって行っている。また、制御を行うコンピュータはその処理に処理能力を利用しなければならないため、追加の処理を行うには性能不足である。そこで、不審人物の検出処理を行うコンピュータの導入が必要となる。しかし、画像処理や3D点群情報の処理を行うことのできるコンピュータは、高性能になるため消費電力が大きい。これは、自律走行台車の連続行動時間の短縮に繋がり、好ましくない。また、人間は動き続けるためリアルタイム処理が求められる。そこで、低性能コンピュータでリアルタイム処理のできる低情報量の人間の情報が必要となる。そこで、2D点群情報を得ることのできる2D-LiDARを利用する。

6. 提案手法

低性能コンピュータで高速処理が可能である情報量の2D点群情報を用いた人間の形状学習を行う。また、情報量、金銭的成本を削減するため、低解像度2D-LiDARを用いる。また、点群情報の学習及び分類は、小原らが提案している手法[11]を参考に行う。

6.1 2D点群情報を利用した人間の検出

LiDARはカメラのように光度の影響を受けづらいため夜間における人間や物体を検出することに適していると考えられる。LiDARの中でも2D-LiDARは比較的安価であり3D-LiDARと比較してデータ量も少なく高速処理に向いていると考えられる。しかし、データ量の少なさから個々の特徴を抽出することが困難と考えられるため、2D-LiDARの認識精度の調査を行いその結果から人間を認識するために必要な手法の検討を行った[12]。2D-LiDARから取得したデータを可視化した際、その形状から人間だと判断することが可能であったが、ここで得られた点群情報を画像として扱ったと多くの誤認識が検出されたため、深層学習で点群情報そのものを学習することで精度の向上を目指す

表 1. 2D-LiDAR のスペック

機種	RPLIDAR A1M8
サイズ	98.5mm x70mm x60mm
測定可能距離(半径)	0.15-6.0m
測定範囲	0-360°
サンプリング周波数	2000~2010Hz
サンプリング間隔	0.5ms
スキャンレート	1~10Hz
距離分解能	< 0.5mm
角度分解能	≤ 1°

ことにした。点群情報を取得するために使用した2D-LiDARのスペックを表1に示す。

6.2 点群情報の学習手法

点群情報は通常の画像と違い、データに順序を持たないため、画像を用いた学習方法を用いることは不可能である。そこで、Volumetric CNN[13]が提案された。これは、点群をボクセルにまとめ、それを画像と同じように学習するというものであった。これにより、点群情報の学習が可能となったが、ボクセルにまとめる段階での点群情報の損失が欠点であった。そこで、この問題を解決したものがPointNet[14]である。これは、データの順序に関係なく直接点順情報を入力することが可能となっている。そこで、本研究では、モデルの作成にこのPointNetを利用する。

本論文では、人間であるものか、そうでないものかを判断できれば良いため、1クラス分類を用いることが最適であり深層学習では、AutoEncoderが1クラス分類に用いられることがある。これは、AutoEncoderは訓練を行った対象のみが正常に再出力できるという特性があるからである。つまり、正常に再出力できるものが正であり、以上に出力されるものが偽であるという1クラス分類が可能である。そこで、PointNetとAutoEncoderを組み合わせたPointNetAutoEncoderがCharles氏によって実装[15]されており、これを利用する。

6.3 2D点群情報の取得

まず、点群情報を取得するにあたって、最適な高さの検討を行った。2D-LiDARの高さを変更しながら人間の情報を取得し続けた結果、地上から約90cmで取得される情報が他の物体と明確な差が生まれたためこの高さが2D-LiDARを利用して人間を検知するのに適しているといえる。LiDARからの距離は2mで正面から取得を行った。取得した情報を図4に示す。90cmは殆どの成人の腰ほどの位置となり、腰、腕が情報の対象になっている。これにより、取得される情報は”凸”の様な形になった。

これは、人間と大きさや形の似ている木や柱などとの相違点でありこの特徴から人間を検知できるのではないかと考える。また、側面から取得した場合は”く”の字に見えることが多い。また、歩行する際左右で手を振る際両端

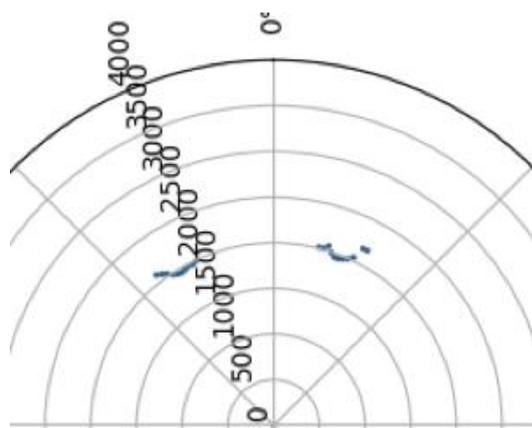


図 4. 2D-LiDAR による点群情報の取得例

に腕が振られている動作を確認することが出来た。背面から取得した場合は、正面から取得した時同様”凸”の姿に見える。これらのことから“く”の字と“凸”の字という点を特徴とすることで 2D-LiDAR で人間を検知することが可能であると想定した。

つぎに、LiDAR のデータ取得有効範囲の検討を行った。LiDAR は構造上、物体との距離が遠くなるほど計測データが減少するため距離に比例して精度が低下するという問題がある。そこで、地面から 90cm の高さに LiDAR を設置し計測距離を 1m~6m 変化させた場合の取得状態の確認を行った。2m~5m では人間は“凸”の字の姿に見えている。6m になると“凸”の字には見えなくなった。このことから、距離による計測データの減少により取得できる情報が減少しているため必ずしも同じ条件で取得できることではないことが分かった。

データの取得には、表 1 に示した 2D-LiDAR を用いて点群情報の取得を行う。8.1 及び 8.2 の結果から、2D-LiDAR

を地上より 90cm の高さに設置し、正面 1m から 5m にかけてそれぞれの距離で立ち止まったまま 10 秒間の間に 1 回転したデータを保存する。次に、人間の形状を 2D-LiDAR を用いて点群情報を取得し、直接学習及び実験に利用するために、人間のみのデータを取得するためクラスタリング処理を行った。周囲に映り込んだ人間以外の情報を削除する。

クラスタリングには PCL のクラスタリングを使用した。設定として、その点が所属するクラスタを判断する許容範囲を 0.06m、クラスタの点の最小値を取得距離 1m~3m までを 10,4~5m を 5 とし、最大値を 200 とした。距離に応じてクラスタの最小値を変化させる理由として、本研究で利用する 2D-LiDAR は低画質であり距離による劣化が顕著であり点群情報が取得できなくなるからである。クラスタリングを施し人間部分を抽出した点群情報を可視化したものを図 5 に示す。

7. 実験

特徴量の少ない 2D 点群情報を用いて深層学習が可能であるかの実験を行った。PointNetAutoEncoder にて学習させた AutoEncoder の出力結果を用いて 1 クラス分類を行うため低解像度の 2D 点群情報を訓練することが可能であるかを明確にする必要がある。まず、6.3 節で示した方法で点群情報の取得及び人間のみを残すようにクラスタリングを行う。

今回は、1 人の男性の一周分の情報を 321 個取得した。次に Charles 氏によって実装された PointNetAutoEncoder にて学習を行う。主なパラメータとしてエポック数 201、学習率は 0.001 をベースとして 200000 ステップごとに減衰するよう設定されている。また減衰率は 0.7 に設定されている。

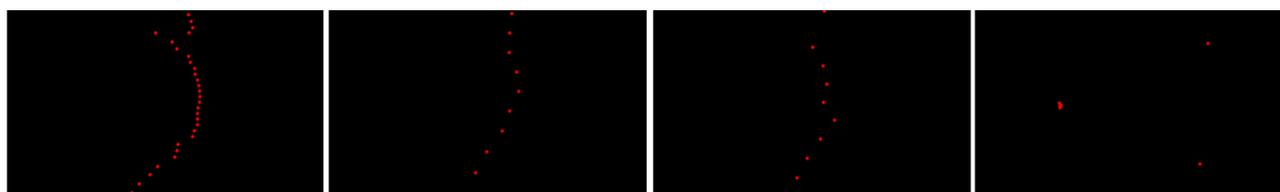


図 5. 処理の終了した点群データ



図 6. AutoEncoder による復元

学習を完了した AutoEncoder にテスト点群情報を読み込ませ出力情報の確認を行った(図 6). 上の 2 つが学習に用いていないテスト用の点群情報で下が入力情報より出力された点群情報である. 学習により入力と出力の形状の変化は見られるが, 凸の部分や凹の部分など特徴を反映させることが可能であることが分かった. このことから, 低解像度の 2D-LiDAR であっても, 深層学習は可能であり, 十分に人間の検出の過程として利用が可能であることが分かった.

8. まとめ

2D-LiDAR を用いて取得した 2D 点群情報を用いて PointNetAutoEncoder を利用し, 低解像度の 2D 点群情報が深層学習することが可能であるかの検討を行った. 画像情報や 3D 点群情報に比べ情報量が少なく結果として特徴量が少なくなってしまう 2D 点群情報であるが, PointNetAutoEncoder を用いることで深層学習が可能であることが分かった. これは, 導入費用の削減だけでなく, 計算量の削減, 消費電力の削減, 処理速度の向上など様々な効果が期待される.

今後の展望として, 1 クラス分類を行い低解像度の 2D 次元点群情報であっても正確に人間を検出することが可能であるかの検討を行う. また, 自立走行台車運用の際に実際に消費される電力を計測し 2D 点群情報による人間の検出を実現に近づけていきたい. また, 人間の周囲を 2D-LiDAR を用いて観測した場合向きによって凸, ”く”, 凸, ”く”の様にある程度法則性を持って変化することが分かっているので, この情報を時系列の特徴量として学習することが可能であると想定する.

また, 人間の形状以外の特徴を利用することで人間の検出精度, 頻度を向上させることが可能であると想定している. 例えば, 人間は殆どの場合移動をしている. その際に手を振るのでこの動作を特徴量として組み込むことが可能であると想定する.

参考文献

- [1] 成田空港 第3ターミナルへの最新型警備ロボット導入による更なる館内警備の強化
<https://www.naa.jp/jp/20200123-keibirobot.pdf?fbclid=IwAR1t1SJNO3N16NfAfb6J3146YbylyYMkKAfXFPrgRYYiaeAG8LZP-KqFMIY><2020/5/28 accessed>
- [2] SEQUENCE が開発する自律移動警備ロボット「SQ2」東京・大手町のオフィスビルにて 8 月末より全国初の運用開始
https://www.mec.co.jp/j/news/archives/mec190827_sq2opb.pdf<2021/5/10 accessed>
- [3] 神奈川工科大学 先進技術研究所 KAIT モビリティリサーチキャンパスの構築
<https://www.kait.jp/topics/atrc/report07.html><2021/1/6 accessed>
- [4] 画像センサーと LiDAR によるセンシング融合技術を用いた現場監視ソリューション OKI テクニカルレビュー第 230 号 Vol.84 No2.pp14-17.(2017-12)
- [5] 不審物点検およびコミュニケーションが可能な自律走行型セキュリティロボットを 2 種開 https://www.secom.co.jp/corporate/release/2017/nr_20180305.html<2020/5/29 accessed>
- [6] KNIGHTSCOPE K5 <https://www.knightscope.com/knightscope-k5><2020/5/29 accessed>
- [7] 橋本雅文, 緒方聡, 大場史憲, 岡田三郎: 「車載レーザレンジセンサーによる複数移動物体の検出・追跡法」 日本機械学会論文集(C編)72巻 717号 pp162-169(2006)
- [8] 横田隆之, 黒田洋司: 「LIDAR を用いた形状的特徴による人認識」 ロボティクス・メカトロニクス講演会演習概要集 3P1-K04(2014)
- [9] 黒木研太郎, 胡振程: 「センサフュージョンを用いた SLAM よる障害物検出に関する研究」
http://www.iri.pref.kumamoto.jp/sgk/2011/cdrom/thesis/04_hall/05_session/453.pdf<2020/11/18 accessed>
- [10] 澤野雄哉, 永井悠人, 鈴木孝幸, 清原良三: 「構内巡回警備自動ロボット向け自己位置推定方式」 情報処理学会研究報告 MBL-97 pp1-4(2020)
- [11] 小原裕輝, 中沢実: 「人検出タスクにおける単体 LRF 環境での深層学習モデルの提案と評価」 情報処理学会論文誌 Vol.62 No.1 246-251(2021)
- [12] 永井悠人, 澤野雄哉, 鈴木孝幸, 清原良三: 「ロボットによる構内巡回時の不審者判定手法」 情報処理学会研究報告 MBL-96 No5 pp1-6(2020)
- [13] D. Maturana and S. Scherer, "VoxNet: A 3D Convolutional Neural Network for real-time object recognition," 2015 IEEE/RISJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp. 922-928(2015)
- [14] R. Q. Charles, H. Su, M. Kaichun and L. J. Guibas, "PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation," 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 77-85(2017)
- [15] charlesq34: charlesq34/pointnet-autoencoder
<https://github.com/charlesq34/pointnet-autoencoder><2021/05/07 accessed>
- [16] SLAMTEC RPLIDAR A1 Introduction and Datasheet
<https://www.generationrobots.com/media/rplidar-a1m8-360-degree-laser-scanner-development-kit-datasheet-1.pdf><2020/8/5 accessed>
- [17] Microsoft Azure Kinect DK <https://azure.microsoft.com/en-us/services/kinect-dk/><2020/5/10 accessed>