

プロアクティブセンシング・動的プランニングによる視覚障がい者のための実環境における歩行支援システムの提案

大崎 湧也^{1,a)} 徳井 太郎¹ 平塚 義宗² 長岡 雄一³ 栗原 聡⁴

概要: 視覚障がい者の歩行支援において物体検出技術は周囲の物体情報を伝達する技術として大きな役割を果たすが、小物体の検出は困難な課題とされている。本研究では動的プランニングを基に決定した目的物体の検出に絞ったプロアクティブセンシングをおこなうことで高速で高精度な検出を可能にする。それぞれの有効性を確かめる実験により、ユーザに必要な情報を必要な時により高速に検出できることが確認できた。

Proposal of Walking Support System for the Visually Impaired in a Real Environment based on Proactive Sensing and Adaptive Planning

1. はじめに

視覚からの情報が限られている視覚障がい者にとって単独歩行は困難な課題である。そのため視覚障がい者の歩行を支援するために周辺の状態を理解するための研究が進められてきた。交差点を渡る際の歩行者や車両との衝突回避や、点字ブロックや横断歩道の有無、信号機の色などを確認する必要がある。その中で物体検出技術は大きな役割を果たしている。得られた画像に対して物体が存在しそうな位置の推測と、その物体ラベルの識別を同時におこなうことで、どの物体がどこに存在するかを理解する。しかしこのような技術を視覚障がい者のナビゲーションに利用する際の問題点として、画像内に小さく写る物体に対する検出精度が下がることが挙げられる [1]。これには畳み込みニューラルネットワークにおける入力画像のリサイズ処理が要因の一つになっている。交差点における信号機のような小さな物体や、特に屋外でのナビゲーションにおいては必要な物体との距離が離れた状態でも高精度に認識することが求められる。そのため視覚障がい者の支援をおこなう上で、小さな物体に対する検出精度の低下の課題に取り組むこと

は重要であると考えられる。また既存の物体検出技術では画像に写る全ての物体を正確に認識することが目標となっている。しかしそれらの全ての物体情報をフィードバックすることはシステムユーザの負担にもつながる。以上より視覚障がい者の支援システムに物体検出技術を利用する上では、必要な情報に絞ってかつ小さな物体でも高精度に検出することが重要となる。このような問題は人間の視覚でも同様のことが言えると考えられる。人間の視野は中心から 1° 程度の中心視野と呼ばれる非常に狭い範囲でのみ高解像度で詳細な映像が伝達されている。そのため人間は常に視野を動かしあらゆる物体を中心視野で捉えることで、適宜必要な情報に絞って正確に認識している。本研究ではこのような目標物体に対する正確な探索行動を動的プランニングとプロアクティブセンシングによって導入する。Agent Network Architecture [2] により動的に変化する環境に対してユーザが求める物体を選択し、その物体に適したプロアクティブセンシングを実行することにより、必要な情報に限定した高精度な認識システムを構築する。

2. 関連研究

2.1 物体検出による視覚障がい者支援システム

視覚障がい者にとって初めて訪れる場所での単独歩行は非常に危険を伴う困難なタスクである。そのために視覚障がい者のナビゲーションを目的としたあらゆる技術を利用したシステムが提案されている [3]。その中で RGB 画像に

¹ 慶應義塾大学大学院理工学研究科, 〒 223-8522, 神奈川県横浜市港北区日吉 3-14-1

² 順天堂大学 眼科学教室

³ 日本盲人社会福祉施設協議会

⁴ 慶應義塾大学理工学部

a) osaki@keio.jp

よる物体検出技術は、歩行者の周囲の障害物やユーザが目印として使用するランドマークなどの物体についての情報を伝達するシステムとして重要な役割を果たす。近年では視覚障がい者のスマートフォン普及率の増加に伴い、スマートフォンカメラを用いて実装したシステムが提案されている。これにより誰でも簡単にナビゲーションシステムを利用することを可能にするが、白杖とスマートフォンを持つことで両手が塞がり、転倒時のリスクが高まるという問題がある。そこで Masud ら [4] は、視覚障がい者が持つ白杖にカメラや超音波センサーなどを取り付けることで、周囲の状況を検出して伝達するシステムを提案している。さらに [5] ではカメラやセンサに加えて白杖の先端にモーターを備え付けることで、システムユーザの進むべき方向に移動する盲導犬のような機能も搭載している。これらのシステムでは物体検出技術によりユーザの周囲にある物体のラベルと位置や大きさを出力することで歩行支援をおこなう。しかし既存の物体検出技術の課題として小物体への検出があげられる。本研究では小物体への検出精度低下という問題点に着目する。またシステムに必要なカメラやセンサなどを取り付ける方法についても検討する。

2.2 小物体検出

物体検出技術はコンピュータビジョンにおける基本的なタスクの一つである。ディープラーニングの出現以降、特に畳み込みニューラルネットワーク (CNN) の活用によりその精度と処理速度は日々向上している。しかし既存の物体検出手法では画像中の中程度の大きさの物体から大きな物体までの検出を想定しており、小さく写る物体の検出精度が課題である [6]。小物体の検出精度の低下に対する原因として、ここでは以下の2点をあげる。

- 検出処理前のリサイズ処理
- 特徴マップにおける情報量の劣化

まず検出処理前のリサイズ処理について説明する。既存の一般的な物体検出手法では概ね CNN を利用したアーキテクチャが基本であり、決められた一定の画像サイズの入力のみを受け付ける。そのためあらゆる画像サイズの検出をおこなう場合、事前にリサイズ処理が必要になる。高解像度の画像を入力しても、その中で小さく写っている物体はリサイズ処理によって情報量が劣化するために検出精度が低下することは明らかである。そこで入力画像を分割してそれぞれに対して検出処理をおこなう手法が提案されている [7]。

情報量の劣化は検出処理の過程においても発生している。多くの物体検出モデルで利用されている CNN アーキテクチャは複数の層があり、特徴マップにおける値を空間的に集約しながら各層が次の層に値を出力する。しかし最終層で生成された低解像度で抽象度の高い特徴マップでは小さな物体の特徴量は埋もれている。そこで初期層の高解

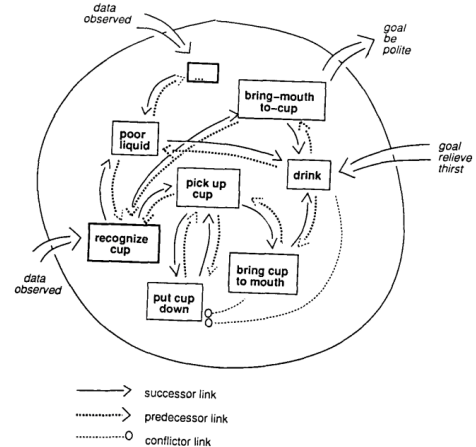


図 1 ANA のネットワークの例 [2].

像な特徴マップと物体の検出に重要な情報を保持する高レベルでの特徴マップを組み合わせる手法が提案されている [8].

3. Agent Network Architecture

Meas[2] は自律エージェントのためのアーキテクチャとして、Agent Network Architecture (以下 ANA) を提案した。ANA はそれぞれが単純な機能を持った多数のエージェントと外部または内部の状態構成される。状態の中でも、特に目的状態を表すものを goal と呼ぶ。各エージェントは状態を介して繋がれており、エージェントが持つ Condition list, Add list, Delete list と呼ばれる状態のリストによって結合され、これらの結合関係を有向グラフで表したものを ANA ネットワークと呼ぶ。ANA ネットワークの例を図 1 に示す。各エージェントは活性値を持ち、値が閾値を超えると活性化されてその機能を実行する。活性値を持ったエージェントは後工程のエージェントにも刺激を与えるほか、前工程の活性化されていないエージェントに対しても刺激を与える。また外部または内部の状態からの刺激も与える。そのため現在の状況に対して実行可能なエージェントを選択するとともに、目的を達成するために必要なエージェントの選択も行うことができる。表 1, 表 2 にそれぞれ状態とエージェントの構成要素を示す。本研

表 1 状態の構成要素

構成要素	説明
name	状態の名前
flag	環境情報が基準を満たしているかのブール値

究では、視覚障がい者支援における動的な実環境でのプランニングを行うために ANA を導入する。

4. 提案手法

4.1 プロアクティブセンシング

本研究では小さく写る物体の検出精度が低下する問題

表 2 エージェントの構成要素

構成要素	説明
name	エージェントの名前
condition list	実行されるために必要な状態のリスト
add list	実行により True になる状態のリスト
delete list	実行により False になる状態のリスト
activation level	実行の優先度を定める指標 (活性値)
threshold	実行するために必要な activation level の閾値

に対して、プロアクティブセンシングを取り入れる。Hanら [9] はロボット研究におけるセンシングにおいて、強化学習を用いた能動的な物体検出システムを提案した。ここでは対象とする物体をより正確に認識するために、カメラを動かし視点を調節することで物体を正確に捉えた画像を得る。いわば既存の物体検出技術の目標である、入力画像に対していかにして正確に検出するのではなく、そもそも正確に検出ができるための画像を得るために事前に必要な行動をとることを目標としている。本研究ではこのような方法をプロアクティブセンシングと呼び、視覚障がい者支援のための物体検出においてこれを実行する。

このようなプロアクティブセンシングは画像による物体検出技術においてだけではなく、人間の視覚による認識でも同様の行動がとられると考えている。さらにこのような人間の視線の動きには知識が活用されていると考える。知識を持つからこそ、交差点において黄色いものがあればおそらく点字ブロックであろうと予測し、次の瞬間にはその範囲を中心視野で捉えることで確実に点字ブロックであると確認することができる。本研究では人間が持つであろう知識のうち、複数の物体間の相対的な位置関係に関する知識を利用したプロアクティブセンシングを導入する。

説明のための例として歩行者が交差点の横断歩道を渡ろうとするシーンを想定する。歩行者用信号機は小さく遠くに位置しているために入力画像に小さく写り検出が困難になる。しかし我々は日常生活で交差点を渡ることを繰り返すうちに、「歩行者用信号機は渡ろうとしている横断歩道の奥に存在するものである」などの知識を獲得していると考えられる。この知識を利用したプロアクティブセンシングのアルゴリズムが図 2 である。まず入力画像に対して一度物体検出を適用する。ここでは高解像度の入力画像を使用しているため小さく写る信号機などは検出が困難であり、横断歩道などの大きな物体のみが検出されやすい。この横断歩道の位置情報をもとに歩行者用信号機との位置関係に関する知識をもとに、歩行者用信号機が存在するであろう範囲を推定する。その範囲を切り取ることで検出対象である歩行者用信号機はより大きく写っている画像に対して再度検出処理をおこなうことで、正確に検出することができる。その他の物体ラベルについても同様に周囲の物体の位置情報と、その物体との相対的な位置関係に関する知識を利用することで検出が可能になる。

4.2 動的プランニング

視覚障がい者の支援のためのシステムでは実環境での利用が求められる。実環境では状況が動的に変化し、それらの変化に対して適したタイミングで適した情報に限定して伝達することが求められる。さらに前述のプロアクティブセンシングでは高精度な物体検出のために目標物体を決定することが必要になる。そこで本研究では、ANA によるプランニングをベースとした歩行支援システムを提案する。

ここでも例として交差点において横断歩道を渡ることを目的とした ANA ネットワーク [図 3] を例に説明する。“AtIntersection” が示す初期状態からシステムユーザに必要な情報を伝達することで目標達成を目指す。交差点においては例として点字ブロックや歩行者用信号機などが重要な情報となる。そのためそれらを検出することをそれぞれ “CheckBB”, “CheckTrafficLight” の機能として持たせている。またプロアクティブセンシングには、周囲の物体の位置情報が重要となる。例として “CheckTrafficLight” の condition list には “IsCrosswalk” という横断歩道が存在することを示す状態を含んでいる。さらに視覚障がい者は目標物体の方向を一度伝えられただけでは、自分が本当にその方向に体の向きを変えられたのかかわからない。そこでシステムユーザの移動を伴う機能を持つ “GuideBB” などのエージェントでは、継続的に物体情報を伝達することで正しい方向に進んでいるかを確かめながら移動できる。

ANA はそれぞれのエージェントがアクチュエータや推論システムなどと接続することで環境に作用する。本研究の視覚障がい者支援システムではカメラやプロアクティブセンシングを用いた物体検出モデル、更にはユーザとのインタラクションのための自律走行ロボットと接続する。

4.3 自律構想ロボットによるナビゲーション

本研究では物体検出を利用したナビゲーションシステムとシステムユーザの間のインタラクションに自律走行ロボットを利用する。これまでの視覚障がい者の歩行支援

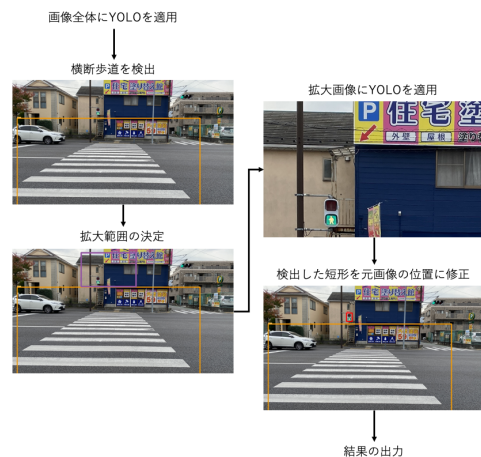


図 2 知識を用いたプロアクティブセンシング。

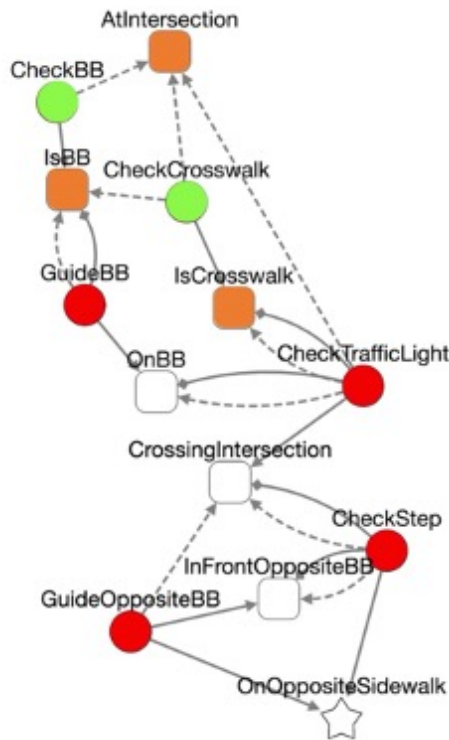


図 3 交差点シーンの具体的な ANA ネットワーク.

を目的としたナビゲーションシステムは、大きく盲導犬型 [10] と白杖型 [4] の 2 種類に分けられると考える。盲導犬型のナビゲーションシステムの特徴として、基本的にシステムユーザの前方を進むことで常に進む方向を誘導することが挙げられる。これによりユーザは自分が進む方向を考える必要がなくなるため余裕が生まれる。一方で白杖型では手に持っている白杖や自身の体にカメラなどのセンサ類などを取り付けることで周囲の状況を検出してフィードバックする。このシステムを使うユーザは、フィードバックされた情報から自分の進むべき方向を決定する必要があるが、同時に自分の行動に自由が残されていることを意味する。

本研究では視覚障がい者の自由な歩行支援を目標とし、白杖型のシステムとしている。しかし既存の白杖型では電子デバイスを取り付ける必要があるため身体的な問題がある。そこで本研究ではシステムユーザの横に自律走行ロボットを並走させることでナビゲーションをおこなう。

この自律走行ロボットを利用したナビゲーションの特徴をまとめる。ナビゲーション中はロボットの追従機能を利用する。システムユーザは自由に歩くことができ、ロボットはその後ろをついていくことでユーザの行動を補助する。ロボットにはカメラが備え付けられ、カメラ画像を利用して前述の物体検出システムを通してユーザに必要な情報を取得し、音声によってユーザにフィードバックする。カメラや各種電子デバイスはロボットが保持するため、システムユーザは白杖だけを持ち身体的な負担がかからない



図 4 自律走行ロボットによるナビゲーション.

表 3 交差点における対象物体.

対象物体ラベル	位置関係を持つ物体ラベル	位置関係
横断歩道	点字ブロック	奥
歩行者用信号機	横断歩道	奥上部
点字ブロック	横断歩道	奥または手前
段差	横断歩道	奥

表 4 エレベーターにおける対象物体.

対象物体ラベル	位置関係を持つ物体ラベル	位置関係
エレベーターボタン	エレベータードア	左右
現在階表示	エレベータードア	上

状態で行動をとることができる。最後に自律走行ロボットを利用したナビゲーションの場面の一例を図 4 に示す。

5. プロアクティブセンシングの評価

5.1 実験準備

プロアクティブセンシングの評価のため、視覚障がい者が特に不便を感じる交差点とエレベーターシーンに必要な物体検出ラベルの検出タスクを行う。それぞれのシーンに必要な対象物体ラベルとその物体との相対的な位置関係に関する知識を持つ物体とその関係性を表 3, 4 にまとめる。ここで検証のために表に記載の知識を用いるような場面を捉えた画像が必要になる。それぞれの状況に対して約 100 枚撮影された計 592 枚の画像を筆者が撮影した。

比較手法として、第 2 章で説明した入力画像を分割する SAHI[7] と呼ばれる手法でも同様の検証をおこなう。SAHI では元画像に大きく写っている物体は分割されたそれぞれの画像に収まらないため検出精度が低下する。そのためオプションとして入力画像全体にも通常の物体検出処理を適用する実装がされている。一方で本研究で利用するプロアクティブセンシングでも、大きな物体を検出するために一度入力画像全体に対する検出処理をおこなう。そこで二つの手法に共通した条件として、まずは入力画像全体に対する検出処理を実行し、その結果対象物体ラベルが検出された場合続く処理を実行せずに終了とする。

以上の検証において、2つの手法におけるそれぞれの対象物体ラベルの検出が成功した画像枚数の割合を検出精

度、入力画像一枚あたりの検出処理に用いた時間の平均値を処理速度として比較した。

5.2 結果

表5にプロアクティブセンシングと比較手法の検証結果を示す。表にはそれぞれの対象物体の画像中における面積の大きさの平均値も示している。多くの物体ラベルにおいて提案手法は処理速度の点で比較手法を上回った。特に物体の面積が小さい対象に関しては大きく違いが表れる結果となった。比較手法では入力画像全体に対する検出処理では検出されなかった場合に、画像を分割してそれぞれに対して同様の処理をおこなうため線形的に処理時間が増加してしまう。その点提案手法では検出処理の回数が少ないために入力画像1枚あたりの処理速度が向上した。

次に検出精度については多くの物体ラベルにおいて提案手法が比較手法をわずかに下回る結果となった。比較手法は入力画像をグリッド状に分割したそれぞれの画像に対して検出するため、リサイズの影響を最小限にした検出が可能な手法と言える。提案手法では推測した一つの範囲に対しての検出にも関わらず同等の検出精度を示した。一度目の検出処理によって得られた物体の情報とその物体との相対的な位置関係の知識を利用することで、目的物体に対して能動的な探索が可能であることを示している。また横断歩道に関しては比較手法を上回る結果となった。比較手法では目的物体が比較的大きな場合、入力画像をグリッド状に分割することで物体自体も分割されるため正確に検出されない場合がある。一方で提案手法では一度目の処理で検出されなかった場合でも、周辺に検出された物体との相対的な位置関係から推測することで、適した位置に適した大きさの画像を切り出すことができる。これによってあらゆる大きさの物体に対して高精度な認識が可能であることが示された。

6. ユーザ実験

6.1 実験準備

提案システムにおける動的プランニングの有効性を評価するため、目隠しをした晴眼者を対象としたユーザ実験を実施した。被験者は目隠しゴーグルと白杖を手を持った状態で、各シーンにおいて目的の達成のために歩行をおこなうタスクに取り組む。ここでも交差点とエレベータの2つのシーンを利用した。

提案システムでは動的プランニングをベースとしてユーザにフィードバックする情報を選択する。一方今回実装する比較システムでは、取得した画像から得られた物体情報を全てフィードバックする。また本実験では動的プランニングの有効性の検証に専念するため、タスク中カメラに映る物体を実験者によって列挙する Wizard-of-Oz 形式 [11] によるシステムデザインを設計した。なおタスク中は被験

者の動きを観察するために、第三者視点からのビデオカメラによる撮影をおこなった。

6.2 評価指標

本実験では被験者全体の中で何人が目的を達成したのかを示す確率をタスク成功率として定める。またタスクの開始から成功までに要した時間をタスク完了時間として測定した。またタスクの終了までにそれぞれのタスク中にシステムによる物体情報のフィードバックが何回おこなわれたかをフィードバック数として定める。さらに主観評価指標としてタスク完了後にアンケート調査もおこなった。

6.3 結果および考察

まず評価指標について結果を表6, 7に示す。タスク成功率について、両シーンで比較システムよりも提案システムが上回る結果であった。両シーン含めて比較手法でのみタスクの目標を達成した参加者はおらず、提案システムはタスクの成功に有効であることがわかった。次にフィードバック数について、どちらのシーンにおいてもその数を抑えることができている。Wilcoxon の符号順位検定 (有意水準 5%) を用いて比較したところ、交差点シーンで p 値が 0.008 エレベータシーンでも p 値は同様に 0.008 で有意差が確認された。最後にタスク完了時間では交差点シーンとエレベーターシーンでの p 値はそれぞれ、0.039 と 0.008 であり、どちらも有意差を確認できた。少ないフィードバック数によりスムーズな行動が可能になったことで、タスク完了までの時間も短縮される結果となった。

提案システムのタスク成功率はどちらのシーンにおいても比較システムを上回った。この要因として提案システムでは周囲の状況をもとに必要な情報に絞ったフィードバックができていることが第三者視点映像による観察からも明らかになった。比較システムに比べ周囲の状況の変化を瞬時に伝達できたことで周囲の流れに合わせた自然な行動選択が可能になったと考えられる。またこのことはタスク完了時間の差にも繋がっていると考える。システムユーザは自身が想定している状況を実際に確認するために物体情報を利用するが、提案システムでは必要な情報が得られるまで待機する場面が少なく、全体のタスク完了までの時間も短縮された。被験者からのアンケートでも適切なタイミングで情報フィードバックされた点を評価された。

フィードバック数に関してもどちらのシーンにおいても提案システムは比較システムに比べて有意に少ないという結果を得た。フィードバックされる情報量に関するアンケートスコアから、提案システムの情報量はより適切であったことがわかった。さらに参加者からの「必要な情報を聞き取れるので落ち着いて行動できる。」という回答は、この情報量がシステムユーザの精神的な負担の軽減に有効であることを裏付けるものであった。また被験者から自律

表 5 プロアクティブセンシングの評価.

物体ラベル	物体の面積 ($pixel^2$)	検出精度 (%)		処理速度 (s)	
		提案手法	比較手法	提案手法	比較手法
横断歩道	780,000	82.4	77.1	0.132	0.684
歩行者用信号機	13,950	75.8	88.8	0.254	5.184
点字ブロック	1,857,834	96.4	96.6	0.153	1.332
段差	2,958	67.7	89.0	0.223	4.970
エレベーターボタン	9,828	78.4	82.2	0.235	5.534
現在階表示	74,413	62.5	67.8	0.206	4.181

表 6 交差点シーンにおける実験結果.

	成功率 (%)	FB 数	完了時間 (s)
提案システム	100	21.7	41.3
比較システム	87.5	35.5	52.7

表 7 エレベーターシーンにおける実験結果.

	成功率 (%)	FB 数	完了時間 (s)
提案システム	87.5	27.7	50.9
比較システム	62.5	58.8	79.9

走行ロボットについて、「近くに誰か(何か)がいることが心強かった。」との回答があり、ユーザの落ち着いた歩行の支援に寄与していることを評価された。

7. 結論

本研究では視覚障がい者の歩行支援システムにプロアクティブセンシングと動的プランニングを導入したナビゲーションシステムの提案をした。動的プランニングにより周囲の状況からユーザに必要な情報を推定し、その情報に対するプロアクティブセンシングにより高精度で高速な認識が可能になった。ユーザ実験参加者からは、提案システムではフィードバックされる情報量が必要最低限のものに限られたため、落ち着いた行動を取ることができたとの回答があった。このことから物体検出による歩行支援システムに知識を統合することは、システムユーザの余裕を持った自由な歩行を可能にすることが確認できた。本研究では様々な方法で人間が持つ知識を用いたが、それらは全て手作業で設計をした。今後は大規模言語モデルなどを利用した知識の自動構築などを検討していきたい。

謝辞

本研究成果は、国立研究開発法人情報通信研究機構の助成を受けたものです。

参考文献

[1] Yang Liu, Peng Sun, Nickolas Wergeles, and Yi Shang. A survey and performance evaluation of deep learning methods for small object detection. Expert Systems with

Applications, Vol. 172, p. 114602, 2021.

[2] Pattie Maes. The agent network architecture (ana). SIGART Bull., Vol. 2, No. 4, p. 115 – 120, jul 1991.

[3] Yamanaka Y, Kayukawa S, Takagi H, Nagaoka Y, Hiratsuka Y, Kurihara S: One-Shot Wayfinding Method for Blind People via OCR and Arrow Analysis with a 360-Degree Smartphone Camera. In: Hara T, Yamaguchi H (eds) : Mobile and Ubiquitous Systems: Computing, Networking and Services. MobiQuitous 2021. Lecture Notes of the Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering, vol 419. Springer, Cham, 2022.

[4] Usman Masud, Tareq Saeed, Hunida M. Malaikah, Fezan UI Islam, and Ghulam Abbas. Smart assistive system for visually impaired people obstruction avoidance through object detection and classification. IEEE Access, Vol. 10, pp. 13428–13441, 2022.

[5] Patrick Slade, Arjun Tambe, and Mykel J. Kochenderfer. Multimodal sensing and intuitive steering assistance improve navigation and mobility for people with impaired vision. Science Robotics, Vol. 6, No. 59, p. eabg6594, 2021.

[6] Yang Liu, Peng Sun, Nickolas Wergeles, and Yi Shang. A survey and performance evaluation of deep learning methods for small object detection. Expert Systems with Applications, Vol. 172, p. 114602, 2021.

[7] Fatih Cagatay Akyon, Sinan Onur Altinuc, and Alptekin Temizel. Slicing aided hyper inference and fine-tuning for small object detection. In 2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pp. 966–970, 2022.

[8] Joseph Redmon and Ali Farhadi. Yolov3: An incremental improvement. 2018.

[9] Xiaoning Han, Huaping Liu, Fuchun Sun, and Xinyu Zhang. Active object detection with multistep action prediction using deep q-network. IEEE Transactions on Industrial Informatics, Vol. 15, No. 6, pp. 3723–3731, 2019.

[10] Kayukawa, Seita and Higuchi, Keita and Guerreiro, João and Morishima, Shigeo and Sato, Yoichi and Kitani, Kris and Asakawa, Chieko. Bbep: A sonic collision avoidance system for blind travellers and nearby pedestrians. In Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '19, p. 1 – 12, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.

[11] J. F. Kelley. An iterative design methodology for user-friendly natural language office information applications. ACM Transactions on Information Systems, Vol.2, No.1, p.26– 41, 1984.