

視覚障害支援を目的とした人認識による歩行領域の把握について

Grasping of walking area by human recognition for visually impaired assistance

村井 保之⁽¹⁾ 異 久行⁽²⁾ 堀江 則之⁽²⁾ 徳増 眞司⁽³⁾
 Yasuyuki Murai Hisayuki Tatsumi Noriyuki Horie Shinji Tokumasu

1. はじめに

本研究は歩行者（晴眼者）の視覚で得られた空間認識を利用して自身（視覚障害者）の歩行可能な領域を把握し、それを歩行に役立てることにある。これまでの視覚障害者歩行支援では、機器を用いたセンシング（例えば、超音波センサやイメージングデバイス）で得られたデータをもとに物体認識手法を適用し、環境理解や障害物回避を行ってきた。しかしながら、この様な方法は多種多様な状況下に対処する必要性が生じるので、歩行環境地図の生成は工学的観点から見て困難な問題となる。また、事前に歩行環境地図が用意できたとしても、突然の工事や歩行不能領域の出現（ゴミ収集や違法駐輪のような状況）には直ぐに対応できない。対処法は変化した状況をセンシングし直すことによる環境地図の再構築となるが、本研究で提案する人の空間認識を利用した歩行環境地図の作成は分散的で並列的であるので、再構築に要する計算量（歩行可能領域を検出する時間的ないしは空間的なオーダー）が本質的に異なる。

但し、本研究の短所として環境内に歩行者（晴眼者）が存在しない場合は歩行可能領域が取得できない点にある。この場合は従来の歩行環境取得手法に頼ることになるが、視覚障害者がそのような環境下で歩行することは稀であることから、本研究は短所を圧倒した長所が魅力的な簡便で強力な歩行環境地図の生成方法である。

2. センシング方法の比較

本節では、最初にセンサ機器（例として超音波センサ）によるセンシング方法を、次に、人認識によるセンシング方法を述べる。センサ機器によるセンシングでは、領域内が空か否か（即ち、歩行の障害となり得る物体等）のみの検出で、歩行可能か否かの判定は別の問題となる。これに対して人（歩行者）の認識によるセンシング方法は、それ自身が歩行可能領域の検出となっている。

2.1. センサ機器による領域センシング

図 1 に示す 1 個の超音波センサ S でセンシングする場合、測定領域の距離応答に対する空密検出（即ち、物体が存在するか否かの位置検出）は、超音波センサの特性上、次に示す 3 点の仮定 (a)~(c) を設定している[1,2]。

(a) S が放射するビーム軸方向に角度 θ を与え、その範囲内でのみセンシングが可能とする。

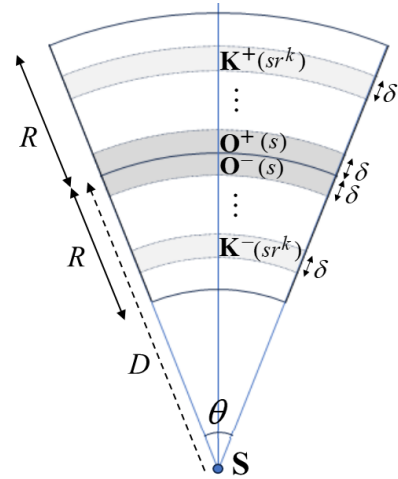


図 1. 1 個の超音波センサによる領域センシング

(b) 上記(a)の範囲内で空密検出の応答が得られたとしても、 S からの最適測定距離 D を基準としたセンシング可能距離 $\pm R$ 内ではしか判定できない。

(c) 上記(b)のセンシング可能距離 $\pm R$ 内における測定距離 d ($D - R \leq d \leq D + R$) は、 D から離れるほど検出の精度が減衰する。 D から幅 δ 離れるごとに、空密検出の精度 s に減衰率 r ($0 < r < 1$) が乗せられるものとする。例えば、 D から $\pm\delta$ 内の測定（この領域を $\mathbf{0}$ 層とし、 $D \leq d \leq D + \delta$ を $\mathbf{0}^+$ 層、 $D - \delta \leq d \leq D$ を $\mathbf{0}^-$ 層とする）における空密検出精度は s である。一般に D から $\pm k\delta \sim \pm(k+1)\delta$ 内の測定（この領域を \mathbf{k} 層とし、 $D + k\delta < d \leq D + (k+1)\delta$ を \mathbf{k}^+ 層、 $D - (k+1)\delta \leq d < D - k\delta$ を \mathbf{k}^- 層とする）の空密検出精度は sr^k となる。即ち、距離 D を基準としたセンシング可能距離 $\pm R$ を m 分割 ($0 \leq k \leq m-1$, $m > 1$) して構成した多層に対して、歩行領域のセンシングを行う。

以上の仮定より、1 個の超音波センサを用いた領域検出能力 $a(S)$ は以下のようなになる。

$$a(S) = \sum_{k=0}^{m-1} \left\{ (\mathbf{k} \text{層の面積}) \times sr^k \right\} \quad (1)$$

ここで、 \mathbf{k} 層（即ち、 $\mathbf{k}^+ + \mathbf{k}^-$ ）の面積は、

$$\frac{1}{2} \theta \cdot \left[\{D + (k+1)\delta\}^2 - \{D + k\delta\}^2 \right] + \frac{1}{2} \theta \cdot \left[\{D - k\delta\}^2 - \{D - (k+1)\delta\}^2 \right] = 2\theta D\delta$$

となることから、式(1)は以下のようなになる。

$$a(S) = 2\theta s D\delta \cdot \sum_{k=0}^{m-1} r^k = 2\theta s D\delta \cdot f(r) \quad (2)$$

$$\text{但し、} f(r) = \frac{(1-r^m)}{(1-r)}$$

(1) 日本薬科大学, Nihon Pharmaceutical University

(2) 筑波技術大学, Tsukuba University of Technology

(3) 神奈川工科大学, Kanagawa Institute of Technology

ここで、 $a(\mathbf{S})$ の評価を簡単にするために r は考慮しない場合(即ち、 $r=1$)、 $f(r)=m$ となり、 $\delta=R/m$ から

$$a(\mathbf{S})=2\theta sDR \quad (3)$$

が得られる。これより、センシング可能距離 $\pm R$ を有する1個の超音波センサによる歩行領域の検出能力 $a(\mathbf{S})$ は、

$$O(R) \quad (4)$$

のオーダーを持つ領域検出方法である。

また、角度等間隔に配置された n 個の超音波センサ群による領域の検出能力($a(n\cdot\mathbf{S})$ と記す)は、 $\theta=\pi/n$ より、

$$a(n\cdot\mathbf{S})=n\times 2\theta sDR=2\pi sDR \quad (5)$$

となる。即ち、センシング可能距離 $\pm R$ を有する n 個の超音波センサを用いても、その歩行領域の検出能力 $a(n\cdot\mathbf{S})$ のオーダーは $O(R)$ と変わらず、効果的な改善は望めない。

2.2. 人認識による領域センシング

人(晴眼者)が歩行している領域は安全性が確保されているという前提のもとに、機械学習による人認識で領域内の歩行者を検出して歩行可能領域を生成する。

図2に示す一人の歩行者 \mathbf{M} が視覚情報をもとに自身の歩行領域をセンシングする場合、安全性を確保するために次に示す3点の仮定(d)~(f)を設定している。

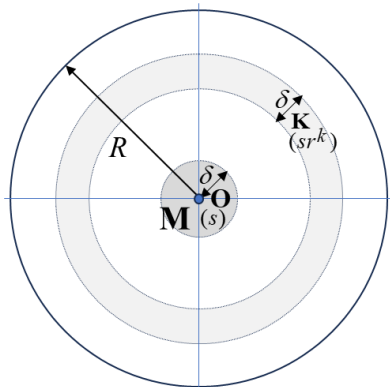


図2. 一人の歩行者による領域センシング

(d) 自身の位置を円形センシングの中心として、全方向に対して安全性を確保する歩行可能領域の検出を行いながら歩行を遂行する。

(e) 上記(d)の円形センシングでは、 \mathbf{M} 自身から一定半径のセンシング可能距離 R 内でしか判定できない。

(f) 上記(e)で示したセンシング可能距離 R 内での歩行可能検出に関する応答距離 d ($0 < d \leq R$)は、自身の位置から離れるほど歩行可能か否かの位置の検出精度が減衰する。いま、自身の位置から距離 δ 離れるごとに歩行可能検出の精度 s に減衰率 r ($0 < r < 1$)が乗ぜられるものとする。例えば、自身の位置から δ 内(この領域を0層とすると、 $0 < d \leq \delta$)の歩行可能検出精度は s である。一般に、自身の位置から $k\delta \sim (k+1)\delta$ 内(この領域を k 層とすると、 $k\delta < d \leq (k+1)\delta$)の歩行可能検出精度は sr^k となる。即ち、円形センシングの中心となる自身の位置を基準に、センシング可能距離 R を m 分割($0 \leq k \leq m-1$, $m > 1$)して構成した多層に対して、歩行領域のセンシングを行う。

以上の仮定より、一人の晴眼者が自身の歩行領域を検出する能力 $a(\mathbf{M})$ は以下ようになる。

$$a(\mathbf{M}) = \sum_{k=0}^{m-1} \{(\mathbf{k}\text{層の面積}) \times sr^k\} \quad (6)$$

ここで、 \mathbf{k} 層の面積は、

$$\pi \cdot \left[\{(k+1)\delta\}^2 - \{k\delta\}^2 \right] = (2k+1)\pi\delta^2$$

となることから、式(6)は以下ようになる。

$$a(\mathbf{M}) = \pi s \delta^2 \cdot \sum_{k=0}^{m-1} \{(2k+1)r^k\} = \pi s \delta^2 \cdot g(r) \quad (7)$$

$$\text{但し、} g(r) = \frac{1}{(1-r)^2} \left[1+r - \{1+r+2m(1-r)\}r^m \right]$$

ここで、 $a(\mathbf{M})$ の評価を簡単にするために r は考慮しない場合(即ち、 $r=1$)、 $g(r)=m^2$ となり、 $\delta=R/m$ から

$$a(\mathbf{M}) = \pi s R^2 \quad (8)$$

が得られる。これより、センシング可能距離 R を持つ一人の晴眼者が歩行領域を検出する能力 $a(\mathbf{M})$ は、

$$O(R^2) \quad (9)$$

のオーダーを持つ領域検出手法である。

また、環境内にいる n 人の晴眼者が歩行領域を検出する能力($a(n\cdot\mathbf{M})$ と記す)は、

$$a(n\cdot\mathbf{M}) = n \times \pi s R^2 \quad (10)$$

となる。即ち、センシング可能距離 R を持つ n 人が同時に環境内の歩行領域を検出する能力 $a(n\cdot\mathbf{M})$ のオーダーは $O(n\cdot R^2)$ であり、環境内で人(歩行者)を認識して歩行環境地図を作成する本手法は分散的で並列的な改善が見込める。但し、環境内に歩行者(晴眼者)が存在しない場合($n=0$)は、式(10)より $a(n\cdot\mathbf{M})=0$ となるが、公共空間でそのような状況が起こることは殆どない。

3. まとめ

本研究で提案している人認識による歩行領域の把握は、人(晴眼者)が歩行している領域(歩行可能領域と呼ぶ)は安全性が確保されているという前提のもとに、深層学習で人を認識しながら歩行可能領域を検出して視覚障害者歩行支援を行うもので、これまでの障害物検知等の複雑な環境把握をすることなくリアルタイム性に優れたものである。また、歩行可能領域の検出は人数に比例するので、センサ機器を用いた従来方法に比べてその計算量に違いがある。

謝辞: 本研究は2023年度科研費(課題番号23K02637)の助成を受けて行われている。ここに深く謝意を表す。

参考文献

- [1] Oriolo, G., et al., "Real-time map building and navigation for autonomous robots in unknown environments", IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics, Vol. 28, No. 3, pp.316-333, 1998.
- [2] Kuki, T., Murai, Y., Tatsumi, H., Tokumasu S., "Search of robot passage routes using fuzzy sensing algorithm under unknown environment", Proc. 2nd Korea-Japan Joint Symp. on Multiple-valued Logic, pp.75-78, 2001.