

環境に存在する物体間の距離の平均を利用した速度知覚

高瀬, 仁希 / TAKASE, Hiroki

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学・工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編 / 法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編

(巻 / Volume)

57

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

8

(発行年 / Year)

2016-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00013038>

環境に存在する物体間の距離の平均を利用した速度知覚

VELOCITY PERCEPTION USING AVERAGE OF DISTANCE BETWEEN THE OBJECTS THERE WAS IN ENVIRONMENT

高瀬仁希

Hitoki TAKASE

指導教員 伊藤一之

法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程

In ecological psychology, it is thought that animals and insects use visual information in exchange for distance information. In this paper, we focus attention on the mechanism of animals into consideration and address the method used to estimate the velocity of a vehicle by employing only one camera. Simulations are conducted and their accuracy is discussed.

Keywords: velocity estimation, monocular camera, ecological psychology, visual information.

1. はじめに

近年、自動車の衝突回避システムやナビゲーションシステムなどといった安全システムの開発が盛んにおこなわれている。例えば、DARPA グランドチャレンジや Google カーなどがあげられる[1]-[3]。従来研究では3次元環境モデル化が行われていた。現在、自動車は赤外線センサや超音波センサから3次元環境モデル化を行っている[4]-[8]。しかし環境のモデル化や距離センサからの距離情報の取得は膨大な処理時間やコストを必要とする。

一方で生物は距離センサを持っておらず、視覚情報のみで複雑な環境を適応的に振る舞っている[9]-[12]。生物は実世界の性質を利用することで処理する計算量を減らしていると報告されている。

その一例として、生物が視覚情報のみで速度を知覚するために利用している性質について着目する。しかし一般的に視覚情報から速度を検出することは不可能とされている。にもかかわらず、生物は視覚情報のみで速度を知覚することが可能である。理由として生物は実世界の性質を利用していると考えられている。生態心理学では、実世界の性質の一つにニッチという性質があげられる。ニッチとは生物が生息している環境のことである。我々は、生物はニッチに存在する物体間のそれぞれの距離の平均を利用することで視覚情報から速度を知覚していると考えた。

そこで、本研究はニッチという実世界の性質に着目し、環境に存在する物体のそれぞれの距離の平均を利用して、一台のカメラのみから速度を推定することの実現を試みる。

2. 問題点

本研究は一台のカメラから速度を推定する。しかし、一般的に一台のカメラからでは速度を検出することはできない。例えば、図1よりカメラの速度 v 、カメラと対象物までの距離 D 、物体の幅 w とした Case1 と速度 $2v$ 、距離 $2D$ 、幅 $2w$ とした Case2 はカメラから見た際、見かけの大きさや変化量が等しいため見分けることができない。このようにカメラの速度、カメラと対象物までの距離、物体の幅の比がそれぞれ同じ場合、接近することで物体の見え方の違いを判断ことは不可能である。それらの理由より一台のカメラから速度を判別することができない。

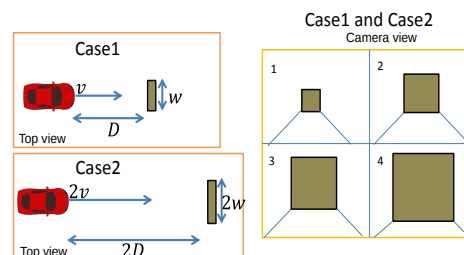


図1 Top view と Camera view

3. 提案手法

前章で述べた問題を解決するために、本節では生物が利用している実世界の性質(ニッチ)に着目した仮定を提案する.

一般的に、生物は視覚情報の変化量から速度を知覚する。我々は、生物はニッチに存在する物体間の平均距離を利用して速度を知覚していると考えた。環境内に存在するそれぞれの物体の距離の平均は環境に依存するが急速な変化はしない。そこで本研究は環境内に存在するそれぞれの物体の距離の平均が一定であると仮定する。この仮定より距離を計測せずに視覚情報のみから速度を推定することができる。図 2 はグローバル座標を示している。図 3 は距離の平均と視野範囲の定義を示している。

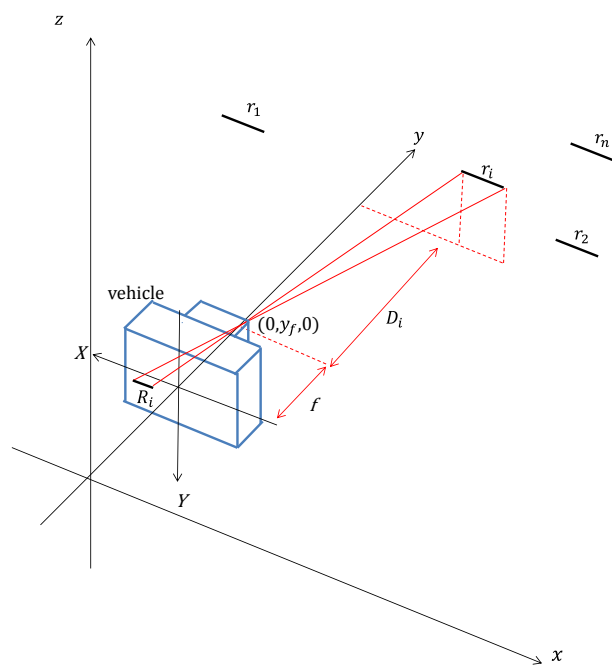


図 2 グローバル座標

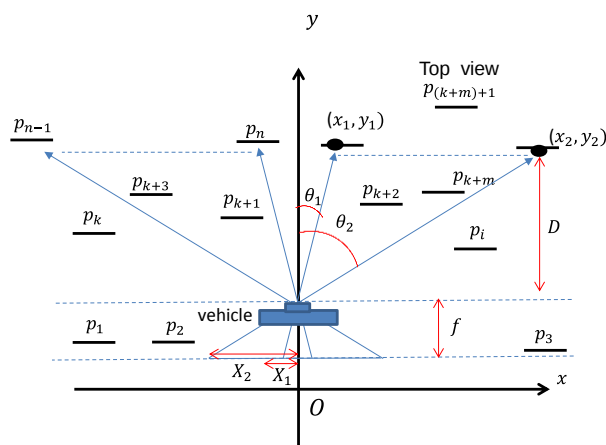


図 3 距離の平均と視野範囲の定義

カメラはグローバル座標の y 軸上にあり一定の速度 v で移動する. レンズは $(0, y_t, 0)$ に位置する. いくつかの物体があり, それらの n 個の物体は直線 p_i によって表される.

D_i はレンズから物体までの距離でありその距離は $D_i = y_i - y_f$ として表せられる. R_i はカメラに映る見かけ上の大きさであり, r_i は物体の幅である. そして f はカメラの焦点距離である. 速度を推定する際にカメラ上の見かけの大きさの変化量が 0 に等しい箇所は測定に影響しないため測定しない. θ_1 は測定しない範囲の視野角である. θ_2 は全体の視野角である. 今回, 視覚の情報を使ってカメラの速度を推定する. X_1, X_2 はカメラ上の位置である. X_1 は (1) で表せる.

$$X_1 = f \frac{x_1}{D} \quad (1)$$

(1) の両辺を微分すると変化量 $\dot{X}_1$ が得られ (2) で表せる.

$$\dot{X}_1 = -f \frac{x_1}{D^2} \dot{D} \quad (2)$$

また, X_2 は (3) で表せる.

$$X_2 = f \frac{x_2}{D} \quad (3)$$

(2) の両辺を微分すると変化量 $\dot{X}_2$ が得られ(4)で表せる.

$$\dot{X}_2 = -f \frac{x_2}{D^2} \dot{D} \quad (4)$$

X_1 の変化量 $\dot{X}_1$ が X_2 の変化量 $\dot{X}_2$ の 10% になるように視野範囲を設定する. 視野範囲は (5) から決定される.

$$\frac{\dot{x}_1}{\dot{x}_2}=0.1 \quad (5)$$

(3) に(2), (4)を代入すると(6)がより得られる.

$$\frac{x_1}{x_2}=0.1 \quad (6)$$

図 3 より三角関数を使用すると (7) が得られる.

$$\frac{\tan\theta_1}{\tan\theta_2}=0.1 \quad (7)$$

(7)より $\theta_2=60^\circ$ と設定し, $\theta_1 \cong 10^\circ$ とする. 上述の通り, 各々の D_i が未知だと仮定する. しかし,(8)で示すように物体からの平均距離を推定することができる.

$$\hat{D} \approx \overline{D_i} = \frac{1}{m} \sum_{i=k+1}^{k+m} D_i \quad (8)$$

p_{k+1} から p_{k+m} は視野範囲内の物体である. $\bar{D}$ はそれぞれの視野範囲内の物体からの実際の距離の平均である. 推定値 $\hat{D}$ は仮定した推定距離である. 推定値 $\hat{D}$ は一定である. $\hat{D}$ は(9)で定義される.

$$\bar{D} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \overline{D_i} \quad (9)$$

4. 予備実験

第3節に書かれる仮説の有効性を示すために, 1/20 スケール, 1/200 スケールの複数の環境の画像(Google map)を使用し平均の距離が一定かどうか測定する予備実験を行った[12]. 縮尺から実際の長さを求め平均の距離を測定する.

図 4 は実験の設定を示している. 視野範囲を 30° から 80° , 100° から 150° の範囲とする. また距離 l_i と角度 θ_i を 5° 毎に測定した. 1/20 スケールの画像は測定を終えたら 5m 前進して再び同じ作業をする. それを 100 m まで繰り返す. また, 1/200 スケールの画像は測定を終えたら 50m 前進して再び同じ作業をする. それを 1000 m まで繰り返す. 測定した l_i と θ_i から D_i と $\bar{D}$ を計算し速度を求める. 図 5~図 8 は測定環境を示しており図 9~図 12 は実験結果を示している. また表 1~表 4 は推定値と標準偏差と最大誤差を示している.

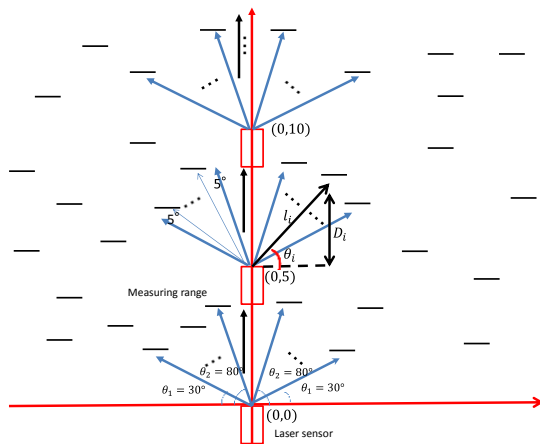


図 4 環境設定



図 5 環境 1



図 6 環境 2

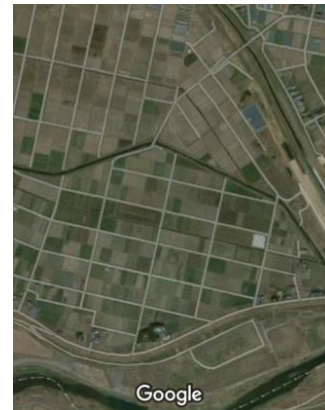


図 7 環境 3



図 8 環境 4

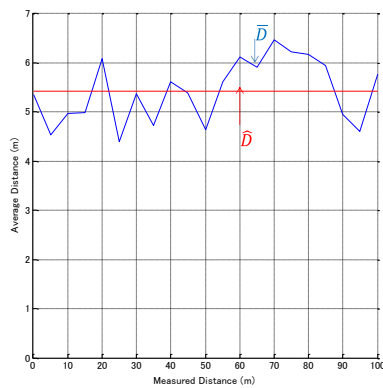


図 9 環境 1 の結果

表 1 環境 1 の推定値 $\hat{D}$, 標準偏差, $\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差

推定値 $\hat{D}$ [m]	5.421
標準偏差	0.622
$\bar{D}$ と $\hat{D}$ の最大誤差[%]	16.100%

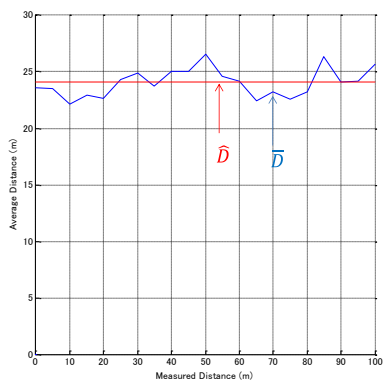


図 10 環境 2 の結果

表 2 環境 2 の推定値 $\hat{D}$, 標準偏差, $\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差

推定値 $\hat{D}$ [m]	24.040
標準偏差	1.210
$\bar{D}$ と $\hat{D}$ の最大誤差[%]	9.479%

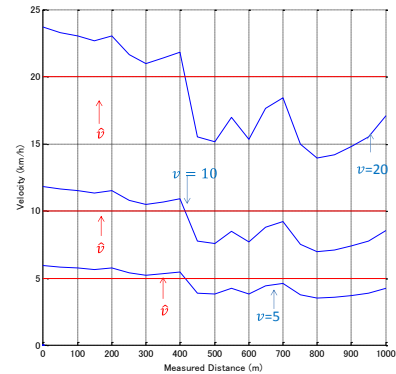


図 11 環境 3 の平均の距離

表 3 環境 3 の推定値 $\hat{D}$, 標準偏差, $\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差

推定値 $\hat{D}$ [m]	1191.948
標準偏差	221.379
$\bar{D}$ と $\hat{D}$ の最大誤差[%]	21.360%

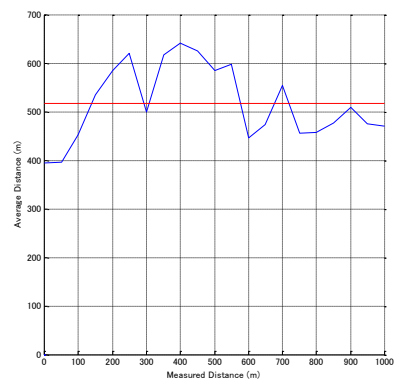


図 12 環境 4 の平均の距離

表 4 環境 6 の推定値 $\hat{D}$, 標準偏差, $\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差

推定値 $\hat{D}$ [m]	518.518
標準偏差	75.489
$\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差[%]	19.257%

(a) 考察

環境 1～環境 2 は周囲に存在する物体が多い環境である。
環境 3～環境 4 は周囲に存在する物体が少ない環境である。

周囲に存在する物体が多い環境の $\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差は 10% ほどである. また周囲に存在する物体が少ない環境の $\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差は 20%ほどである. 周囲に存在する物体が少ない環境の方が物体が少ないため $\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差が大きい. しかし急速な変化はしていない. また, 推定値 $\hat{D}$ が環境によって値が違ふ. これは推定値 $\hat{D}$ が環境に依存していることを示している. これらの結果から $\bar{D}$ は環境に依存するが急速な変化はしないことが確認することができる.

5. 速度の計算

今回、視覚の情報 R_i を使ってカメラの速さを推定する. 相似な関係から R_i は図 2 より (9) によって与えられる.

$$R_i = f \frac{r_i}{D_i} \quad (9)$$

(9)の両辺を微分すると(10)式がえられる

$$R_i = -f \frac{r_i}{D_i^2} \dot{D}_i \quad (10)$$

(9) を (10)で割ると(11)式が得られる.

$$D_i = \frac{R_i}{\dot{R}_i} \dot{D}_i \quad (11)$$

物体は静止していると仮定し D_i の変化量を使ってカメラの速さは(12)で表すことができる.

$$v = -\dot{D}_1 = -\dot{D}_2 = \dots = -\dot{D}_i = \dots = -\dot{D}_n \quad (12)$$

(11) と (12)から (13)を得る:

$$D_i = \frac{R_i}{\dot{R}_i} v \quad (13)$$

(13)から、物体(p_{k+1} to p_m)から平均の距離を求めることができ(14)式を得る.

$$\sum_{i=k+1}^{k+m} D_i = \sum_{i=k+1}^{k+m} \left(\frac{R_i}{\dot{R}_i} \right) \quad (14)$$

(4) と (14)から(15)式を得る

$$v = \frac{\bar{D}}{\frac{1}{m} \sum_{i=k+1}^{k+m} \left(\frac{R_i}{\dot{R}_i} \right)} \quad (15)$$

本紙では、実際の平均 $\bar{D}$ の代わりに仮定した推定距離 $\hat{D}$ を使用する. したがって、カメラの推定された速さは、(16)によって与えられる

$$\hat{v} = \frac{\hat{D}}{\frac{1}{m} \sum_{i=k+1}^{k+m} \left(\frac{R_i}{\dot{R}_i} \right)} \quad (16)$$

6. シミュレーション

求めた式の有用性を示すためにシミュレーションを行った. シミュレーションにおいて理想の環境で行うためにすべての物体を水平面 ($z = 0$) の上に 2 の置いた. 物体の幅を 2m とする. 視野範囲を 30° から 80° , 100° から 150° の範囲とする. 物体の間隔を 10m, 20m ごとに配置し, 格子状の環境をシミュレーションをする. また設定速度を 5[km/h], 10[km/h], 20[km/h] とする. 図 14 から図 15 は、シミュレーション環境を示している. 青い横線は物体を意味する. また赤い線は測定距離である. 図 14, 図 15 の物体は格子状に配列されている. 物体の数は理想環境 1 が 56 個であり, 理想環境 2 が 240 個である.

測定距離が物体と接触したからその物体とカメラの距離を測定し, それぞれの距離の平均をとる. その平均距離から速度を推定する. これを 5° 毎測定し, 100m まで繰り返す. 以下にパラメーター設定の表を示す.

表 5 シミュレーション設定

速度[km/h]	物体間隔	物体数	視野範囲
5,10,20	10m,20m	56個,240個	$30^\circ \sim 80^\circ$ $100^\circ \sim 150^\circ$

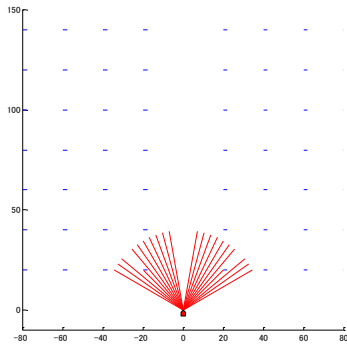


図 13 理想環境 1 (10m 間隔)

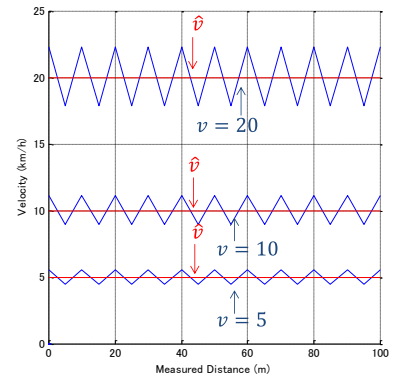


図 16 理想環境 1 の速度

表 7 理想環境 1 の標準偏差, $\hat{\sigma}_v$ と v の最大誤差

速度[km/h]	標準偏差	$\hat{\sigma}_v$ と v の最大誤差
5	0.559	10.476%
10	1.118	10.476%
20	2.236	10.476%

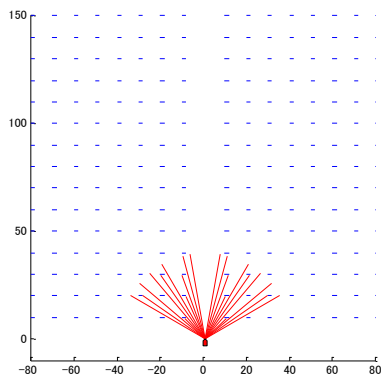


図 14 理想環境 2 (20m 間隔)

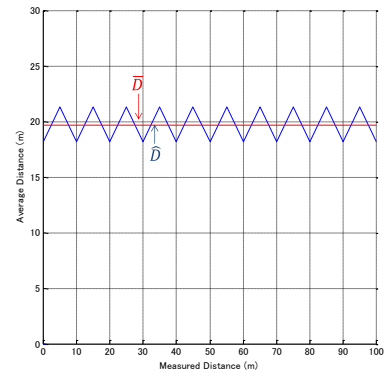


図 17 理想環境 2 の平均距離と推定距離 (20m 間隔)

表 8 理想環境 2 の平均距離 $\bar{D}$ と推定距離 $\hat{D}$ の最大誤差

推定値 $\hat{D}$	19.697
標準偏差	1.584
$\bar{D}$ と $\hat{D}$ の最大誤差	8.330%

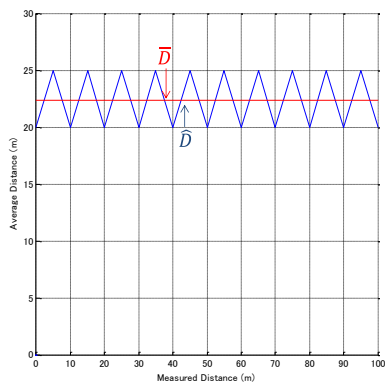


図 15 理想環境 1 の平均距離 (10m 間隔)

表 6 理想環境 1 の平均距離 $\bar{D}$ と推定距離 $\hat{D}$ の最大誤差

推定値 $\hat{D}$	22.381
標準偏差	2.490
$\bar{D}$ と $\hat{D}$ の最大誤差	10.476%

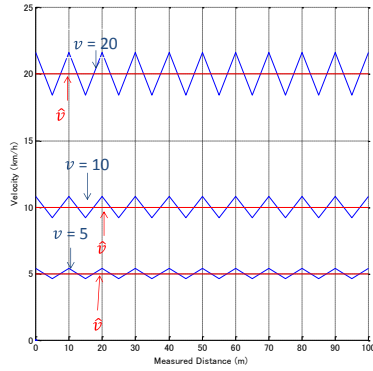


図 18 理想環境 2 の速度

表 9 理想環境 2 の標準偏差, $\hat{v}$ と v の最大誤差

速度 v [km/h]	標準偏差	$\hat{v}$ と v の最大誤差
5	0.403	8.330%
10	0.806	8.330%
20	1.612	8.330%

(a) 考察

2つの環境で異なる速度 ($v = 5, 10, 20$) で, シミュレーションを行った. 図 15～図 18 は速度と平均の距離の結果を示している. 表 5～8 は推定値, 標準偏差と最大誤差を示している. 推定距離, 推定速度には, わずかな誤差が発生している. その理由として式(17)で示すように平均距離 $\bar{D}$ の代わりに推定値 $\hat{D}$ を使用しており正確には平均距離は一定でないためである. このように, 式(16)で示すように速度 v も一定値ではない. (17)から推定値 $\hat{D}$ は一定なので $\frac{R_i}{\hat{R}_i}$ の誤差が原因と考えられる. しかし, 急な変化はしていない. また推定値 $\hat{D}$ は環境によって値が変わっていることが確認できる. これは推定値 $\hat{D}$ が環境に依存していることが言える. 表 5～8 から $\bar{D}$ と $\hat{D}$ の誤差率 $\frac{\bar{D}-\hat{D}}{\bar{D}}$ が v と $\hat{v}$ の誤差率 $\frac{v-\hat{v}}{v}$ が等しい. したがって, v は $\bar{D}$ に依存することが言える.

これらの結果から理想の環境で平均の距離は環境に依存するが急速に変化しないことが確認でき, 速度は視覚情報を使用して推定されることが可能であることが示された.

7. 実環境での速度の計測

シミュレーションで式の有用性を示した. 次に実環境での有用性を示す. 第4節の予備実験で求めた環境1～環境4の平均の距離を使用して実環境での速度を計測する. 求めたグラフを以下に示す.

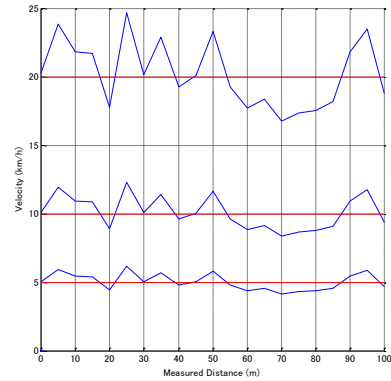


図 19 環境 1 の結果

表 10 環境 1 の標準偏差, $\hat{v}$ と v の最大誤差

速度 v [km/h]	標準偏差	$\hat{v}$ と v の最大誤差	$\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差
5	0.574	16.100%	16.100%
10	1.148	16.100%	16.100%
20	2.296	16.100%	16.100%

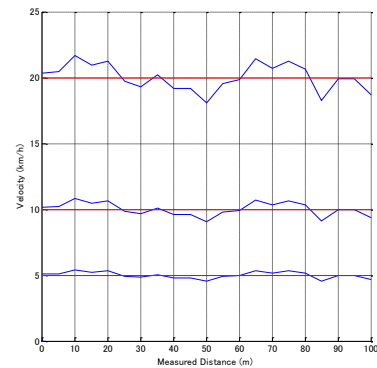


図 20 環境 2 の結果

表 11 環境 2 の標準偏差, $\hat{v}$ と v の最大誤差

速度 v [km/h]	標準偏差	$\hat{v}$ と v の最大誤差	$\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差
5	0.251	10.459%	10.459%
10	0.503	10.459%	10.459%
20	1.006	10.459%	10.459%

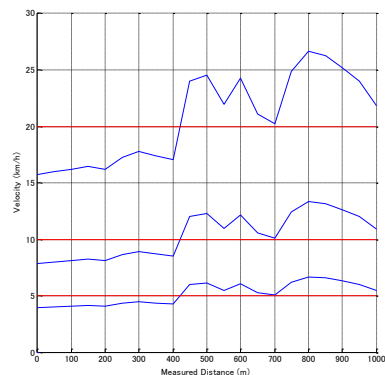


図 21 環境 3 の結果

表 12 環境 3 の標準偏差, $\hat{v}$ と v の最大誤差

速度 v [km/h]	標準偏差	$\hat{v}$ と v の最大誤差	$\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差
5	0.929	21.360%	21.360%
10	1.857	21.360%	21.360%
20	3.715	21.360%	21.360%

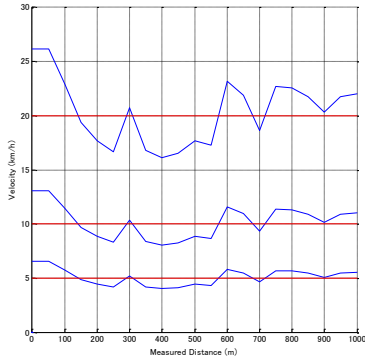


図 22 環境 4 の結果

表 13 環境 4 の標準偏差, $\hat{v}$ と v の最大誤差

速度 v [km/h]	標準偏差	$\hat{v}$ と v の最大誤差	$\hat{D}$ と $\bar{D}$ の最大誤差
5	0.728	19.257%	19.257%
10	1.456	19.257%	19.257%
20	2.912	19.257%	19.257%

(a) 考察

周囲に存在する物体が多い環境の $\hat{v}$ と v の最大誤差は10%ほどである。また、周りに存在する物体が少ない環境では物体が少ないため $\hat{v}$ と v の最大誤差が20%ほど発生している。この原因として、物体が少ないことにより式(17)の推定値 $\hat{D}$ と $\frac{R}{R_i}$ の値の誤差が大きくなったためであると考えられる。

しかし、急な変化はしていない。第3節で求めた $\hat{D}$ と $\bar{D}$ の誤差率が等しいことが確認できる。これは平均の距離が v は $\bar{D}$ に依存することを示している。これは実環境内でも視覚情報から速度が推定できることを示している。

8. 結論

本紙ではニッチという実世界の性質に着目し、環境に存在する物体のそれぞれの平均の距離を一定と仮定し、一台のカメラから速度を推定することの実現を試みた。

シミュレーションから示された速度は極わずかな誤差が発生した。しかし急激に変化することにはなかった。また推定値 $\hat{D}$ は環境によって値が変わっていることが確認でき、 v

と $\hat{v}$ の誤差率 $\frac{v-\hat{v}}{v}$ は $\bar{D}$ と $\hat{D}$ の誤差率 $\frac{\bar{D}-\hat{D}}{\bar{D}}$ と等しい。また、google 画像を使用し実環境の平均の距離を測定し、速度

を計算した結果同様のことが確認でき、速度 v は平均距離 $\bar{D}$ に依存していると言える。これらの結果より環境に存在する物体間の平均距離を利用し、一台のカメラから視覚情報のみで速度を推定することが実現可能であると言える。今後、カメラを使用しカメラ画像から速度を推定することが課題である。

REFERENCES

- [1] "How Google's Self-Driving Car Works - IEEE Spectrum". Spectrum.ieee.org, February 26, 2013.
- [2] M. Montemerlo, S. Thrun, H. Dahlkamp, D. Stavens, and S. Strohband, "Winning the DARPA grand challenge with an ai robot," in AAAI Conference on Artificial Intelligence, vol. 1, pp. 982-987, 2006.
- [3] U. Ozguner, S. Christoph and R. Keith, "Systems for safety and autonomous behavior in cars," The DARPA Grand Challenge experience," Proceedings of the IEEE 95.2: pp.397-412, 2007.
- [4] S. Thrun, "Robotic Mapping: A Survey", CMU Technical Report, CMU-CS-02-111, School of Computer Science, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, 2002.
- [5] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, and B. Wegbreit, "FastSLAM, "A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem," Proc. AAAI National Conference on Artificial Intelligence (Edmonton 2002), pp. 593-598, 2002.
- [6] A. Diosi, and L. Kleeman, "Laser Scan Matching in Polar Coordinates with Application to SLAM," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS 2005), pp.3317-3322, 2005.
- [7] M. Bosse, P. Newman, J. Leonard, and S. Teller, "Simultaneous Localization and Map Building in Large-Scale Cyclic Environments Using the Atlas Framework," The International Journal of Robotics Research, Dec. 2004, vol. 23, 12, pp. 1113-1139.
- [8] A. Nguyen, N. Martinelli, Tomatis, and R. Siegwart, "A Comparison of Line Extraction Algorithms using 2D Laser Rangefinder for Indoor Mobile Robotics," Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp. 1929-1934, 2005.
- [9] J. Gibson, "The ecological approach to visual perception," Houghton Mifflin, 1979.
- [10] J. Gibson, "The perception of the visual world," Houghton Mifflin, 1950.
- [11] W. Epstein, and R. Sheena, eds. "Perception of space and motion." Academic press. pp.263-325, 1995.
- [12] H. Warren, W (1977) Visual information for object identity in apparent movement. Perception and Psychophysics, 21, 264-268.
- [13] GoogleMap (<http://maps.google.co.jp/maps>)