

一次元フロー計算による 自己運動の復元と障害物の検出

— 二輪車の自律走行のための視覚処理 —

興梠 正克 村岡 洋一

早稲田大学 理工学研究科

{kourogi, muraoka}@muraoka.info.waseda.ac.jp

梗概 本稿では、視覚センサーによる二輪車ロボットの自律走行について取り扱う。ロボットの自律走行の実現には自己運動の復元と障害物検出の実時間処理が必要である。これらを解決する方法として、オプティカルフローの利用が有望視されている。本研究では、自己運動の回転成分の予測値が得られることを前提として、一次元フロー計算だけで前述の課題を解決する手法を提案する。回転成分の予測値からフローの方向が既知となる領域だけを選ぶと、(二次元) フローを一次元フロー計算により求めることができる。合成画像と実画像に対して本手法を適用して、その有効性を確認した。

Ego-motion estimation and obstacle detection by 1-D Optical Flow

— Visual processing for an autonomous bicycle —

Masakatsu Kourogi Yoichi Muraoka

School of Science and Engineering, Waseda University
3-4-1 Ohkubo Shinjuku-ku, Tokyo 169, JAPAN.

Abstract This paper aims at building an autonomous bicycle guided by visual information. In order to implement autonomous vehicle, it is necessary to achieve ego-motion estimation and obstacle detection in real time. Optical flow is promising solution for these purposes. This paper presents a method of ego-motion and obstacle detection, which utilizes only 1-D flow on the assumption that a rough estimation of rotational component of ego-motion is given. The method extracts the regions on which the direction of flow can be determined and thus its 2-D optical flow field can be obtained by 1-D flow computation which is well-posed and easy to solve. Experiments on both synthetic image and real image show validity of the method.

1 はじめに

視覚センサーはロボットの自律的な移動のための主要な知覚手段として注目されているが、ほとんどの従来研究では三、四輪構成の自由度が小さく動きの安定したロボットを対象としてきた。自由度が大きく不安定なロボット (eg. 一輪車、二輪車) を対象とした従来研究では、視覚センサーを使わずにジャイロセンサーや傾斜センサーを主要なセンサーとして利用

してきた [3],[4]。

本研究では、二輪車型のロボットを対象として、視覚センサーからの入力だけによる自律走行を目指す。二輪車は、自由度が大きく転倒する可能性のある不安定な対象である。視覚センサー単独による二輪車の自律走行は、視覚処理の課題として適切であると考えられる。

移動ロボットが実環境中を自律走行するには、以下の二つを実時間で実現する必要がある。

- 自己運動 (ego-motion) の復元
- 進路上の障害物の検出

従来研究では、これらの課題を解決する上でオプティカルフロー（以下、フローと呼ぶ）の利用を有望視してきた。

しかしながら、フローを連続画像からロバストに実時間で計算することは難しい。それは以下の二つの理由による。フロー計算の不良設定性により制約を追加する必要がある [5],[6]、(a) 適用できる画像が制限されて、ロバスト性に欠ける。(b) フローの算出には、多くの場合ではゆるやかに収束する反復計算法が利用されるので、計算コストが高くなる。

このため、移動ロボットの視覚ナビゲーションの従来研究 [1],[2] では能動的な視覚センサー (アクティブビジョン) を前提として、制約を追加せずに小さな計算コストで求まる直交フローを導入した。しかしながら、これらの手法では視覚センサーが注視 (fixation) や追跡 (tracking) などの精密な制御行動を取ることを必要とするので、実装するのが困難である。また、文献 [1] で指摘されているように、直交フローの数値の信頼性は低く、自己運動の復元への適用は難しい。

本研究では、自己運動の回転成分の予測値が与えられているという前提の下で、一次元フロー計算だけで自己運動の復元と障害物検出を実現する手法を提案する。回転成分の予測値からフローの方向が既知となる画像領域を選べば、一次元フロー計算により (二次元) フローを求めることができる。

合成画像と、二輪車ロボットから得られた実画像に対して、それぞれ本手法を適用してその有効性を評価した。0.01[rad/sec] 以内の誤差で自己運動を復元できることを合成画像において確認し、障害物の検出ができることを、合成画像と実画像の両方において確認した。

2 問題と解決方針

二輪車ロボットの自律走行には、自己運動の復元と進路上の障害物検出を実時間で実現する必要がある。二輪車の転倒を防ぐには自己運動を監視する必要がある、障害物との衝突を回避するにはその早期検出が必要だからである。

本章では、視覚センサーによる自己運動の復元と障害物の検出を実時間で実現する上での問題点を述べ、本研究における解決方針を提示する。

2.1 問題となっていること

多くの従来研究では、ロボットの視覚ナビゲーションの課題の解決にはフローを利用することを有望視してきた。それは、理想的なフローから構造と運動が復元できることが示されている [7] からである。しかしながら、与えられた連続画像からフローをロバストに実時間で計算することは難しい。これはフロー計算が不良設定問題であることに起因する。

そこで、ロボットの視覚ナビゲーションの従来研究では、注視や追跡を行なう能動的な視覚センサー (アクティブビジョン) を前提として、直交フローを利用した [1]。能動的な視覚センサーの前提の下では、直交フローから自己運動の復元と障害物の検出が実現できることが、理論的な枠組の中で示されているからである [2]。そして、直交フローの計算は良設定であり、小さな計算コストで実現できるからである。

しかし、視覚センサーに注視や追跡などの精密な制御行動を実装することは難しい。また、自己運動の復元には直交フローの数値が必要だが、この数値の信頼性は低いので問題がある。(そのため、文献 [1] では、直交フローの符号だけを利用していった)

2.2 一次元フローの導入

本研究では、一次元フロー計算を利用することにより自己運動の復元と障害物の検出を実現する。二次元フローはその方向が既知であれば一次元フローの計算問題に還元され、これは良設定であり小さな計算コストで実現できる。

しかしながら、一般的にはフローの方向は既知とはならないので、本研究では二輪車ロボットの特性を利用してフローの方向を推測する解決法を考える。この特性として、二輪車の機構とロボットの内部状態、特にロボットが取っている制御行動列に着目する。二輪車の機構は自己運動に強い制約を与えるし、制御行動列は自己運動の予測を可能にするからである。

自己運動の回転成分の予測値が与えられていると、部分的な画像領域では、そこで発生するフローの方向が既知となる。この領域においては、一次元フロー計算により (二次元) フローを求めることができる。

このフローによって復元された自己運動の回転成分を、新しい予測値としてフィードバックする。この予測値は、最初の予測値よりも誤差が少ないので、フローの方向が既知となる領域を広げることができる。これにより、さらに精度の高い回転成分の復元が実現できる。

連続画像中に発生するフローは、図1に示す成分に分解することができる。

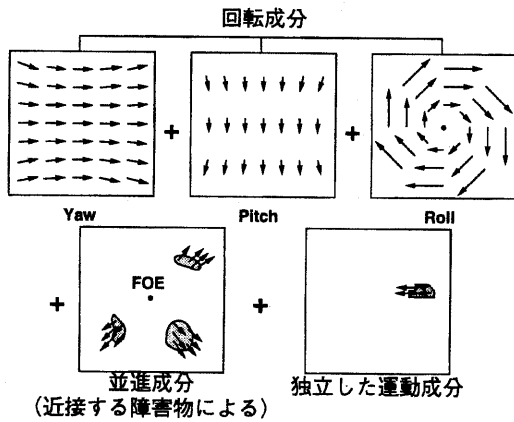


図1: フローの成分

復元された回転成分によるフローを連続画像から除去すると、並進成分によるフローと独立した運動物体によるフローの成分が残る。画像中のFOEの位置が与えられていれば、並進成分によるフローは、その方向が既知となるので一次元フロー計算により求めることができる。これにより障害物の検出を実現することができる。図2に本手法の流れを示した。

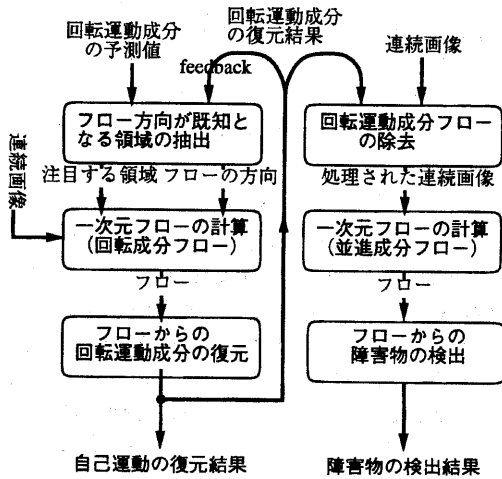


図2: 本手法の流れ図

2.3 二輪車ロボットの特性

任意の剛体運動は、並進運動 $t = (U, V, W)$ と回転運動 $\omega = (\omega_x, \omega_y, \omega_z)$ の二つの運動成分に分解することができる。ここでは、二輪車ロボットの運動を図3に示す座標系により表すことにする。

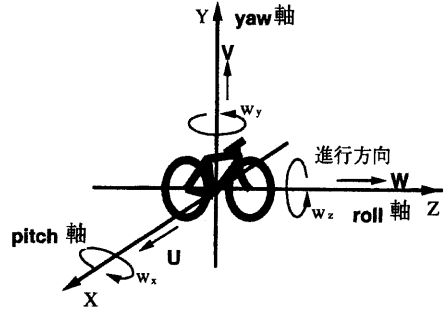


図3: 二輪車ロボットの座標系

二輪車の機構により、その自己運動には以下の制約が課される。

1. 回転運動は、yaw 軸周りと roll 軸周りの成分 ω_y, ω_z だけである。
2. 並進運動は、直進成分 W だけである。

pitch 軸周りの成分 ω_x については、起伏のある面上の走行では発生するが、ここでは平面の上での走行を扱うので考慮しない。

本研究で取り扱う二輪車ロボットは図4に示すように、直進速度 W と倒れ込み角 R によって操作される。二輪車ロボットの制御行動の状態をあらわすこれら

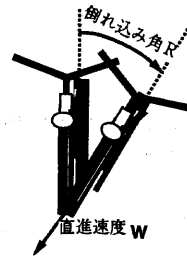


図4: 二輪車ロボットの操作

の変数 (W, R) から、ロボットの自己運動の回転成分 ω_y, ω_z を予測することができる。yaw 軸周りの回転成分 ω_y は、倒れ込み量 R が大きいほど大きくなり、直

進速度 W に比例して大きくなる。roll 軸周りの回転成分 ω_z は、倒れ込みの量 R の時間変化と等価であり、予測可能である。

3 フローの方向が既知となる領域

本章では、画像中のフローの方向が既知となる領域を抽出する方法について述べる。

なお、ここではカメラの光軸の方向を二輪車の進行方向と一致させて、その座標系を図5のように定義する。

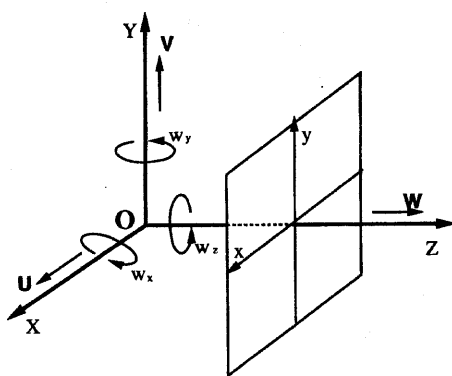


図5: カメラの座標系

3.1 前提条件

フローの方向が既知となる領域の抽出において、前提となる条件は以下の3つである。

1. 自己運動の回転成分の予測値が、一定の誤差 e 以内で得られる。
2. 並進成分が作るフローの FOE の位置が分かっている。
3. 画像中には並進成分の影響が少ない(対象までの距離が遠い)物体が存在する。

3.2 フローの方向が既知となる画像位置

これら3つの前提に基づき、自己運動の回転成分だけが作るフロー、並進成分だけが作るフローについてそれぞれフローの方向が既知となる画像位置を見つける方法を述べ、最後にこれら2つの運動成分が同時に存在するときの対処法について述べる。

3.2.1 回転成分だけの場合

自己運動の回転成分の予測値の誤差の上限を e とすると、フローの方向が変化しない領域を見つけることができる。予測値を $(\hat{\omega}_x, \hat{\omega}_y, \hat{\omega}_z)$ とすると、真値は予測値を中心とした半径 e の領域 r 内に存在する。画像中の位置 (x, y) において、領域 r のどの点 $(\omega_x, \omega_y, \omega_z)$ を選んでも、その運動成分が作るフロー $\vec{f} = f(x, y; \omega_x, \omega_y, \omega_z)$ の方向が一定であれば、真値が作るフローの方向は予測値が作るフロー $f(x, y; \hat{\omega}_x, \hat{\omega}_y, \hat{\omega}_z)$ の方向と等しい。すなわち、この画像位置 (x, y) におけるフローの方向は既知となる。

3.2.2 並進成分だけの場合

並進成分が作るフローは、FOE を中心とした広がりとなるので、画像中の全領域でその方向は既知となる。

3.2.3 両方の成分が存在する場合

回転と並進の二つの運動成分が同時に存在する場合には、以下のように対処する。最初、回転成分だけが存在するものとして3.2.1節の方法によって抽出された画像位置において、そのフロー (u, v) を4章で後述する方法によって計算する。次に前画像の位置 (x, y) と後画像の位置 $(x + u, y + v)$ のそれぞれの画素と周辺の小パッチを比較する。フローが並進成分の影響を強く受けていれば、照合に失敗するので、そのようなフローを画像から除外する。最後に、除外されずに残ったフローに基づいて自己運動の回転成分の復元を行なう。復元された回転成分が作るフローを連続画像から除去する。この結果、連続画像中には並進成分によるフローだけが残る。このフローの方向は前述の通り、すべての画像領域において既知となる。

3.3 本手法の適用範囲

予測値の各回転成分に誤差が一様に含まれている場合は、方向が既知となる領域が抽出できない可能性がある。yaw 軸周り、pitch 軸周りの回転成分によるそれぞれのフロー方向が、お互いにはほぼ直交していることが、図1から読みとれる。このため、回転成分の予測値のうちで、この二つの成分が同時に真値からずれた場合には、フローの方向が既知となる領域は存在しなくなる。

このため、yaw 軸周り、pitch 軸周りの回転成分のどちらかが正確に予測可能であるか、あるいは存在しないという条件が、本手法の適用には必要となる。

4 方向が分かっているフローの計算

本章では、3章で抽出されたフローの方向が既知となる領域から、(a) そのフローを計算する方法、(b) フローの予測値を利用する方法、(c) 計算されたフローの信頼性を判定する方法の3つについて述べる。

4.1 一次元フロー計算

最初に、方向が既知であるフローを単純な勾配計算から算出する方法を導出する。X軸、Y軸、時間軸方向への画像勾配をそれぞれ E_x, E_y, E_t 、フローを (u, v) とおくと、フローの制約方程式は以下の式により表される。

$$E_x u + E_y v + E_t = 0 \quad (1)$$

フローの方向を角 θ 、その方向への画像勾配を E_θ とおけば、式(1)は一次元フロー計算の問題に還元され、以下の式になる。

$$E_\theta \|\vec{f}\| + E_t = 0 \quad (2)$$

$$\|\vec{f}\| = -\frac{E_t}{E_\theta} \quad (3)$$

すなわち、フローは以下の式によって求められる。

$$(u, v) = \left(-\frac{E_t}{E_\theta} \cos \theta, -\frac{E_t}{E_\theta} \sin \theta\right) \quad (4)$$

4.2 フローの予測値の利用

次に、フローの予測値を利用することによって、制約方程式(1)を満たさない大きなフローを計算する方法について述べる。文献[6],[9]で指摘されているよ

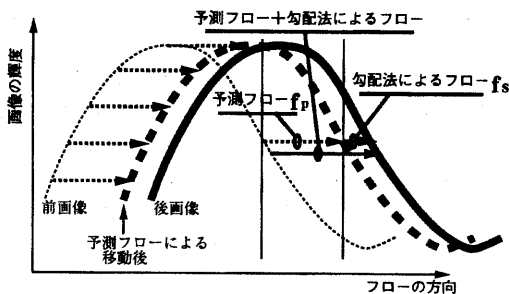


図6: 大きなフローの計算

うに、大きなフローは式(1)による制約方程式を満たさないため、画像に時空間フィルターをかけるなどの前処理が必要であった。

本手法では、与えられたフローの予測値を利用して、図6に示すように、前画像をあらかじめ予測フ

ロー f_p の分だけ移動させる。これによって、計算すべきフロー f_s を小さくすることができる。小さいフローは制約方程式(1)を満たすので、4.1節で述べた方法により計算することができる。

4.3 画像データの選別

最後に、4.1,4.2節で述べた方法で算出されたフローの信頼性を測り、選別する基準について述べる。

4.3.1 フロー方向への画像勾配

フロー方向への画像勾配が小さい画像データを除外することで、運動復元の精度を向上させることができる。これは、式(3)から分かるように、小さな E_θ の値から計算される一次元フローの値の精度が低いからである。

4.3.2 フロー方向に直交する方向への画像勾配

フロー方向に直交する方向への画像勾配が小さい位置を選ぶことで、フロー方向の誤差に対してよりロバストにできる。与えられたフローの方向が、誤差により α だけずれていたとする。真のフローを f 、算出されるフローを f' とおくと

$$f' = -\frac{E_{\theta+\alpha}}{E_t}$$

E_n を、フロー方向に直交する方向への勾配とおくと、フローの制約方程式より、

$$E_{\theta+\alpha} f \cos \alpha + E_n f \sin \alpha + E_t = 0$$

が成り立ち、真のフローは

$$f = -\frac{E_t}{E_{\theta+\alpha} + E_n}$$

なので、以下の式が成り立つ。

$$\begin{aligned} f' &= f \cdot \frac{E_{\theta+\alpha} \cos \alpha + E_n \sin \alpha}{E_{\theta+\alpha}} \\ &= f \cdot \left(\cos \alpha + \frac{E_n}{E_{\theta+\alpha}}\right) \end{aligned} \quad (5)$$

これは、与えられたフロー方向への勾配と、それと直交する方向への勾配の比が小さければ、フロー方向のずれによる誤差は小さくなることを意味する。すなわち、フローの方向のずれに対してロバストに一次元フローを計算するには、その方向への勾配が大きく、直交する方向への勾配が小さい画像データを選ばばよい。

5 自己運動の復元と障害物検出

本章では、2.3節で述べた二輪車の特性を利用して、3,4章で述べたフロー方向が既知となる領域の抽出方法と方向が既知であるフローの計算方法を使って、自己運動の復元と障害物の検出を実現する方法について述べる。

5.1 自己運動の回転成分の復元

2.3節で述べた二輪車ロボットの特性より、以下の三つが満たされる。

1. 制御行動列から自己運動の回転成分が得られる。
2. 並進成分は直進成分だけなので、FOEの位置は既知(原点)である。
3. pitch軸周りの回転成分は存在しない。

したがって、3章で述べた方法により、フローの方向が既知となる領域を抽出することができる。この領域に対して、4章で述べた方法により回転成分のフローを算出できる。ここで算出されたフロー (u, v) を、以下の等式に最小二乗法による当てはめを行ない、自己運動の回転成分を復元する。なお、 f はカメラ定数である。

$$\begin{aligned} u &= \omega_x \frac{xy}{f} - \omega_y \left(\frac{x^2}{f} + f \right) + \omega_z y \\ v &= \omega_x \left(\frac{y^2}{f} + f \right) - \omega_y \frac{xy}{f} - \omega_z x \end{aligned}$$

5.2 復元結果のフィードバック

復元された回転成分は次の二つの目的に利用される。一つは、連続画像から回転成分によるフローを除去することである。これによって、並進成分によるフローだけが残り、そのフローの方向を既知とすることができる。もう一つは、回転成分の新しい予測値としてフィードバックすることである。これにより、回転成分の復元結果の精度を向上させることができる。

5.3 障害物の検出

障害物検出は、ロボットの直進運動成分が作るフローを調べることで実現できる。ロボットの直進速度を W とおくと、直進運動が作るフロー (u, v) は以下の式で表される。

$$(u, v) = \left(\frac{xW}{Z}, \frac{yW}{Z} \right) \quad (6)$$

画像中の (x, y) の位置にある物体についての衝突までの時間 $t_{col} = Z/W$ はこのフローから計算できる。

$$t_{col} = \frac{x}{u} = \frac{y}{v} \quad (7)$$

この時間 t_{col} が小さい位置にある物体を障害物とみなすことで、衝突する危険のある物体を検出することができる。なお、直進速度 W の値を必要としないことに注意されたい。

5.4 本手法の計算コスト

前述する手法の計算コストは小さく、実時間処理が可能である。制御行動列からフローの方向が既知となる領域を抽出する計算はオフラインでおこない、その結果だけをテーブルとして持っておけばよい。一次元フローの計算は、基本的には画像中の各点での画像勾配の計算なので、実時間で実現することができる。

6 本手法の評価

本手法をPC(Pentium-133MHz)上で実装して、合成された連続画像と二輪車から撮影された連続画像にそれぞれ適用して、評価を行なった。計算コストはいずれの場合も30ミリ秒以下で押えられ、実時間処理が可能であった。

6.1 合成された連続画像による評価

自己運動の各成分が既知である合成された連続画像に対して、誤差を含んだ予測値を与えて本手法による運動復元を行なった。連続画像を合成した自己運動の各成分を表1に示した。回転成分の単位は[rad/s]、並進成分の単位は[cm/s]である。障害物の検出をテストするために、4つの障害物がそれぞれ異なった距離($t_{col} = 1, 2, 3, 4$ sec)に配置されている。並進成分の影響を画像全体に発生させるために、距離7.5mの位置には進行方向に直交するように壁が配置されている。図7には、表1に示した予測値のうち ω_y の

	ω_x	ω_y	ω_z	U	V	W
真値	0.05	0.35	0.15	3.0	3.0	75.0
予測値	0.02	0.30	0.10	N/A	N/A	N/A

表1: 合成画像の運動成分の真値と予測値

値の誤差を変化させた実験の結果を示し、図8には ω_z

の値の誤差を変化させた実験の結果を示した。図9には、進行方向に直交して広がる壁までの距離 Z を変化させた実験の結果を示した。図10には、検出された障害物の位置をプロットした。長方形で囲まれている領域は、障害物の実際の位置を表している。

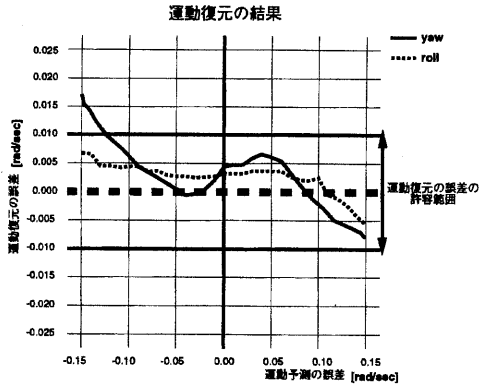


図7: ω_y (yaw) に誤差を与えたときの復元結果

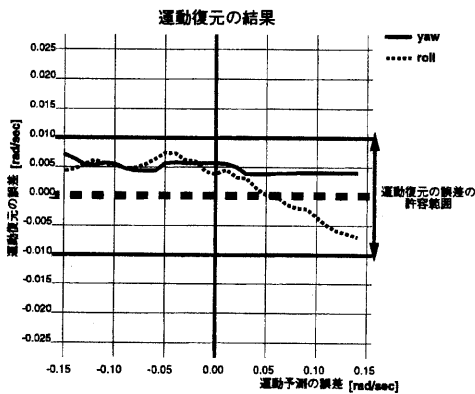


図8: ω_z (roll) に誤差を与えたときの復元結果

6.2 実画像による評価

モデルラジコン(京商(株))をベースとした二輪車ロボットにCCDカメラを搭載して、そこから得られた連続画像に対して本手法を適用した。障害物検出については、衝突までの時間 t_{col} が3秒以下の物体を検出することに成功した。二輪車ロボットの自己運動の復元については、真値を測定する方法を持っていないため、その精度についての検証はできなかった。しかし、回転成分によるフローを取り除いた結果には、回転成分によるフローを目視では見いだせないの、

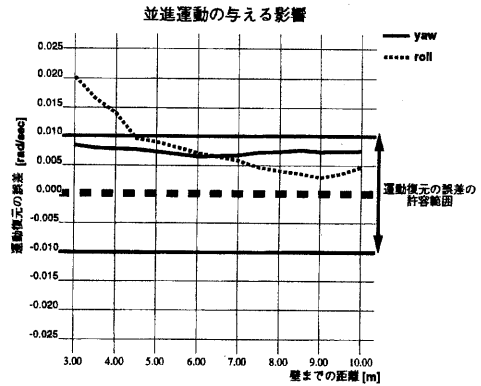


図9: 並進運動の影響を増大させたときの復元結果

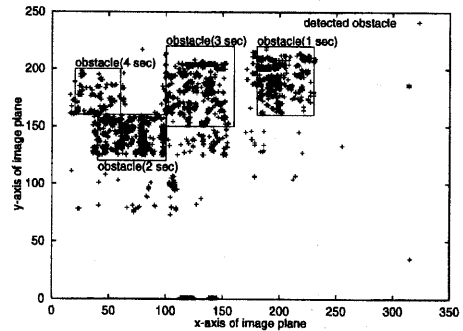


図10: 障害物の検出結果

運動復元についても良好な結果が得られていると考えられる。

7 考察

7.1 本手法の有効性

合成画像での実験結果より、回転成分の予測値が $\pm 0.10[\text{rad/s}]$ 以内の誤差で与えられると、 $\pm 0.01[\text{rad/s}]$ 以内の誤差でその運動を復元できると分かる。これは回転成分の復元結果を予測値としてフィードバックさせることで、より信頼性の高い復元結果を得られることを意味する。また、二輪車の転倒防止に利用できる精度が得られていると考えられる。

壁までの距離が4.0m以上であれば $\pm 0.01[\text{rad/s}]$ 以内の誤差で復元できていることから、並進成分によるフローを除去できていることが分かる。

障害物検出については、衝突までの時間 t_{col} が3秒

以下の物体を検出できたので、障害物の回避に利用できると考えられる。

7.2 自己運動の回転成分の推定

自己運動の回転成分の予測値を得る方法については、選択の余地は広い。本論文では、二輪車ロボットの制御行動列から予測値を得たが、回転エンコーダを使って回転角度を計測する、ジャイロセンサーを使って角速度を計測するなどの方法も考えられる。

7.3 人間の平衡感覚

人間の平衡感覚(自己運動の復元)においては、回転成分の予測値を視覚系で refine している可能性がある。平衡感覚は、視覚処理と三半規官の出力に基づいている。文献 [12] によれば、二つの出力がずれていたときには、視覚処理の出力だけを信じる事が知られている。この現象は、三半規官の出力を予測値として利用していると説明できるかもしれない。

8 むすび

本稿では、自己運動の回転成分の予測値を利用することで、一次元フロー計算により自己運動の復元と障害物の検出を実時間で行なう手法を提案した。これらの手法を合成画像と実画像に適用して、その有効性を確認した。

本手法は、二輪車ロボットの自律走行に必要な自己運動と障害物検出の問題を、一次元フロー計算という良設定で小さな計算コストで解ける問題に還元することにより解決した。直交フローとは異なり、本手法で得られる一次元フローは、(二次元)フローと等価の情報を持つので信頼性が高い。

今後の課題としては、一次元フロー計算による本手法を、独立した運動物体を検出できるように拡張していく。最終的には、実環境中を走行して、障害物や他の移動物体を回避する二輪車ロボットを実現する予定である。

参考文献

- [1] R.Sharma, Y.Aloimonos : Early Detection of Independent Motion from Active Control of Normal Image Flow Patterns, IEEE Transactions of Systems, Man and Cybernetics, 26:pp.42-52, 1996.
- [2] C.Fermüller : Navigational Preliminaries, Active Perception, Lawrence Erlbaum Associates : pp.103-150, 1993.
- [3] 盛再権, 山藤和男 : 一輪車の姿勢安定と運動制御に関する研究, 日本機械学会論文集 (C 編)61 巻 105 号:pp.1042-1049.
- [4] 山藤和男, 河村隆 : 同軸二輪車の姿勢および走行制御に関する研究, 日本機械学会論文集 (C 編)54 巻 501 号: pp.1114-1121, 1988.
- [5] B.Horn, B.Schunck:Determining optical flow, Artificial Intelligence,17:pp.185-204,1981.
- [6] J.Weber, J.Malik: Robust Computation of Optical Flow in a Multi-Scale Differential Framework, International Journal of Computer Vision, 14:pp.67-81,1995.
- [7] K.Prazdny : On the Information in Optical Flows, Computer Vision, Graphics and Image Processing, 17, pp. 238-248, 1983.
- [8] J.Gibson : The Perception of the Visual World, Houghton Mifflin, 1950.
- [9] D.Heeger : Optical Flow Using Spatiotemporal Filters, International Journal of Computer Vision, pp.279-302, 1988.
- [10] 中村恭之, 浅田稔 : 運動スケッチ: 画像運動情報に基づく単眼視覚移動ロボットの行動獲得, 人工知能学会誌, Nov.1996, : pp. 905-915, 1996.
- [11] T.Tian, C.Tomasi, D.Heeger:Comparison of Approaches to Egomotion Computation, IEEE International Conference of Image Processing, pp.315-320,1996.
- [12] L.Telford, I.Howard, M.Ohmi : The effects of discordant visual-motor and visual-vestibular information on judgements of heading, Proceedings of European Conference on Visual Perception, 1992.
- [13] D.Lee, J.Lishman : Visual Proprioceptive Control of Stance, Journal of Human Movement Studies, 1 : pp.87-95, 1975.