

接近物体の危険度検出機能を有するビジョンシステム

岩崎 正明

目次

第1章 序論	1
第2章 昆虫の視覚系に学び接近物体の衝突危険性を考慮した衝突回避アルゴリズム	5
2.1 昆虫の視覚系	5
2.1.1 本研究における昆虫の視覚系の考え方	8
2.2 衝突時間の算出	10
2.2.1 衝突回避に関与するニューロン	13
2.2.2 DCMD ニューロンの数式モデル	14
2.2.3 数式モデルの問題点	15
2.2.4 提案手法のアイデア	16
2.3 提案アルゴリズム	18
2.3.1 複眼のモデル	19
2.3.2 処理の流れ	20
2.3.3 シミュレーション	26
2.3.4 異なるパラメータでの実験	37
2.3.5 他手法との比較	41
2.4 まとめ	44
第3章 画像特徴を利用した CCD カメラのための接近物体の衝突回避アルゴリズム	47
3.1 提案アルゴリズムの枠組み	47
3.1.1 前提条件	47
3.1.2 危険度の定義について	48
3.2 処理の流れ	49
3.3 シミュレーション	58

3.3.1	結果	58
3.3.2	衝突危険度の算出結果	60
3.3.3	衝突時間の算出結果	64
3.3.4	処理時間	65
3.4	まとめ	66
第4章	移動ロボットのためのリアルタイムビジョンシステム	67
4.1	従来の視覚誘導	67
4.2	システム構成	68
4.3	実験	69
4.3.1	WITH を用いた実験 (従来手法)	69
4.3.2	WITH を用いた回避実験 (提案手法)	72
4.3.3	実験環境	72
4.3.4	結果	73
4.4	まとめ	79
第5章	結論	81
	謝辞	85
	業績リスト	87
	参考文献	89

第1章 序論

本論文は、接近物体の回避という問題を、昆虫の視覚系に学んだ簡便な戦略と処理によって解決した手法について述べたものである。

移動ロボットを実際の環境内でナビゲーションするには、移動経路の計画や目標の発見、未知物体との衝突回避などが重要な課題となる。それらの課題を実行するためには、ロボットの位置・速度や目標までの方向・距離、静止障害物の位置、移動障害物の位置・速度など、ロボットが現在どのような状況にあるかの情報が必要である。それらの情報を獲得するためにはロボットにセンサを搭載し、このセンサ情報を元に、行動に必要な情報を取り出す必要がある。センサとして、触覚センサ、赤外線センサ、超音波センサ [48]、レーザーレンジファインダ、視覚センサなどがあるが、中でも視覚センサはロボットの周辺の状況を知る上で有効なセンサとして期待されている [47]。また、画像処理の高速化をはかり、認識を容易にするためのハードウェアとして、並列処理の可能なビジョンチップ [9]- [11] が注目されている。

近年、視覚センサで得た情報をもとに自律的に行動する小型ロボットの開発が進められている。移動ロボットが自律走行する際、周囲の物体と衝突の危険性がある。近くの物体だけではなく、遠くの物体が高速で近づいてくる場合も危険である。この障害物回避問題の場合、ロボットビジョンに求められる性能は、接近物体の検出における高速性(リアルタイム性)と正確さである。しかし、視覚センサで接近物体の検出を行なう従来の手法は、処理に時間がかかるので、リアルタイム処理には適していない [49]。また、多くの移動ロボットに搭載されている視覚システムは、視覚シーンから得られる情報を素早く安価に処理することが出来ない [50]。よって、接近物体の回避には、視野に入ってくる膨大な情報の中から必要な情報のみを効率よく抽出できるロボットビジョンシステムが求められている。

一方、昆虫の視覚系では、明確な像を結ばない複眼と比較的単純な神経系による処理で、行動するのに必要十分な情報を獲得している [12]。昆虫は捕食および逃避のために、接近

2 第1章 序論

物体の検出が非常に重要であるので、動き情報の検出に特化した処理が大きな意味を持つ。このことから、昆虫の視覚系を模擬することにより、単純で安価なハードウェアで接近物体の回避が可能になると考えられる。昆虫が持つ衝突回避感知能力を模擬した接近物体の衝突回避システムは、自動車などの移動物体の衝突防止や障害物回避、あるいは自律ロボット等への応用が期待できる。

昆虫の視覚系の工学的な応用研究は、生理学的な研究が早くから行われた複眼構造 [1]、動き検出メカニズム [18]- [20] に関して盛んに行われ、複眼の構造を模擬したセンサの開発 [14]- [17]、動き検出メカニズムに学んだ動き検出 IC の開発 [8], [21], [22], 移動ロボットの視覚センサへの応用 [23]- [26] など幅広く行われている。近年では、昆虫の衝突回避機能に関しての研究も盛んに行われている [29], [32]。

本研究では、高速性、精度が要求される接近物体の回避という問題において、昆虫の視覚系を模擬する簡便な戦略と処理により、接近物体回避機能を持つビジョンシステムの構築を目的とする。具体的には、複眼を模倣した撮像モデルをもとに接近物体からの衝突回避を可能とするビジョンシステムを提案する。提案システムの特長は、昆虫が行っている衝突回避戦略をもとに、接近物体の衝突の危険性を定義したことである。その結果、衝突の危険性に応じた回避行動をとることが可能となる。

本論文の構成は、図 1.1 の通りである。

第1章は序論である。本研究の背景と目的および位置づけを示す。

第2章では、本研究で提案する昆虫の視覚系に学んだ接近物体の衝突の危険性を考慮した衝突回避アルゴリズムについて述べる。昆虫の視覚系の注目すべき点を、構造と処理の両面から考察した上で、複眼型撮像モデルを用いた衝突回避アルゴリズムを提案する。このアルゴリズムと従来の衝突時間算出アルゴリズムと処理時間の比較を行うことにより、提案手法の有効性を示す。

第3章では、第2章で提案したアルゴリズムを2次元に拡張した CCD カメラに適した接近物体の衝突回避アルゴリズムを提案する。提案アルゴリズムでは、視野内入る情報すべてに一律な処理を施すのではなく、視野内を分割した領域毎に接近物体の情報を抽出し、それをもとに危険度を算出して衝突回避を実現する。また、動画像シミュレーションによって、提案手法の有効性を確認する。

第4章では、実応用例として移動ロボットのためのリアルタイムビジョンシステムにつ

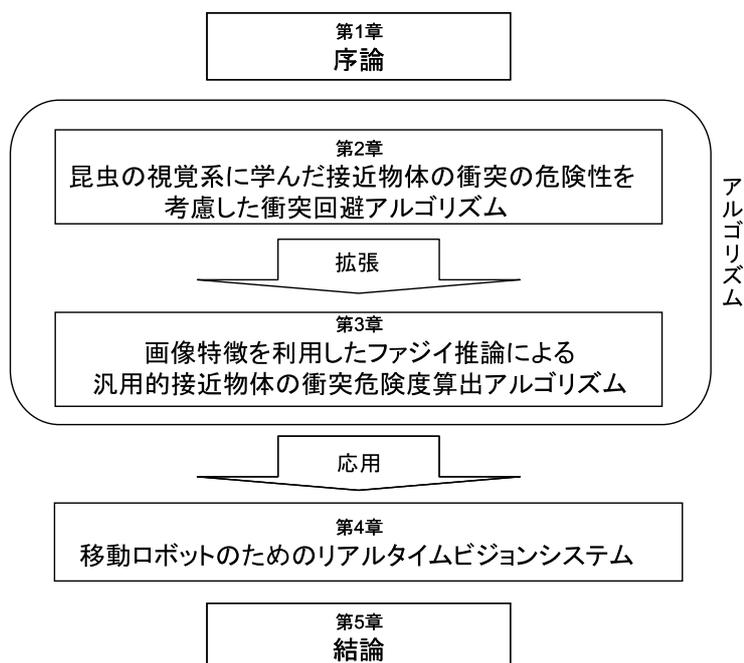


図 1.1: 本論文の構成

いて述べる．視覚センサ付き移動ロボットに提案アルゴリズムを搭載し，接近物体の回避実験を行い，提案アルゴリズムの有効性を確認する．

第5章は結論である．本論文では接近物体の回避を実現する方法として，一貫して接近物体の衝突の危険性及び衝突時間を取り扱っている．その結果，得られた成果をまとめ，提案アルゴリズムを用いる場合のパラメータの設定指針などについても言及する．

第2章 昆虫の視覚系に学び接近物体の衝突危険性を考慮した衝突回避アルゴリズム

本章では，昆虫がどのような原理で障害物の回避や接近物体の衝突時間に関する情報を得て，回避行動を行っているかを述べる．そしてその方法を規範にして提案する衝突回避アルゴリズムについて述べる．

2.1 昆虫の視覚系

複眼

昆虫の視覚系の中でも高度に発達したものとといえば複眼である．複眼を持つ昆虫にはハエやトンボに代表される飛翔系の昆虫が挙げられる．彼らは，非常に速い速度で外界を移動しているが，外界の情報を効率よく得て，身の危険を回避したり，餌を捕らえている．そこで，彼らが受容器で得た情報からどのように物体の動き情報を取り出しているかに注目する．また，その機能がどのような構造に由来するかも述べる．

複眼の構造

複眼 (compound eye) は昆虫や甲殻類の主要な視覚器官である．それぞれ独立した光学系と受容系をもつ個眼 (ommatidium) の集合によって形成される．個眼の数は複眼の機能と密接な関係があり，一般的に外界の情報を主に視覚から得る昆虫ほど多い [12] ．

複眼は図 2.1 のように細長い円錐状の筒がたくさん並んで構成されている．その筒は，表面のレンズ，レンズから入った光が効率よく奥まで届くための桿体と呼ばれる構造，その光を感じ電気信号を出力する神経細胞，そこから信号を伝える神経繊維束などから構成される．筒の周囲は色素細胞で包まれている．この円錐の 1 本 1 本を個眼と呼ぶ．それが複数個，ときには 1 万を超える数が集まって複眼を形成する．例えば，ハエやバッタは数千個の個眼を持ち，トンボのような動きの早い昆虫では片眼で 25,000 個もの個眼から構

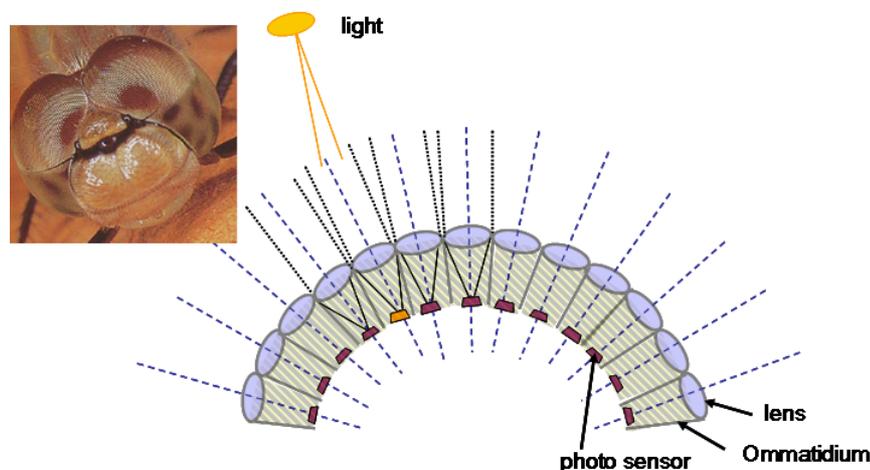


図 2.1: 昆虫の複眼

成される [2].

複眼に関して興味深い点がある．それは複眼の前方に配置されている個眼の幅は狭いが，複眼の側方に行くにつれ，個眼の幅は徐々に広がっていくことである．近年の研究によって，このような位置に応じた個眼の幅の違いは，視覚神経系の構造を単純化することや，視野内に捉えた餌との相対速度の検出を容易にすることに寄与していることが明らかとなった．

図 2.2 に示すように隣り合う個眼の間隔は視野の中心が一番狭く，個眼が密に配置されている．即ち，外界の情報をより詳細に求めることができる高分解能領域である．視野の周辺に行くにつれて徐々に間隔が広くなり，個眼は疎に配置されている．個眼 1 つの視野角も同じことがいえ，視野の中心では狭く約 0.6° ，視野の端では 2° にもなる [4]．

複眼の利点

図 2.1 に示すような昆虫が持つ複眼は，数万ものレンズを集めた構造によって，高い解像度や獲物の動きを敏感に検出する能力を実現している．ひとつひとつのレンズを小さくすることにより，焦点距離が短くなり，レンズから像を結ぶ位置までの距離 (= 複眼の厚み) を薄くすることができる．また，レンズが小さくなると，個々のレンズに入ってくる光の方向が限定され，解像度が上がるという利点を持つ．

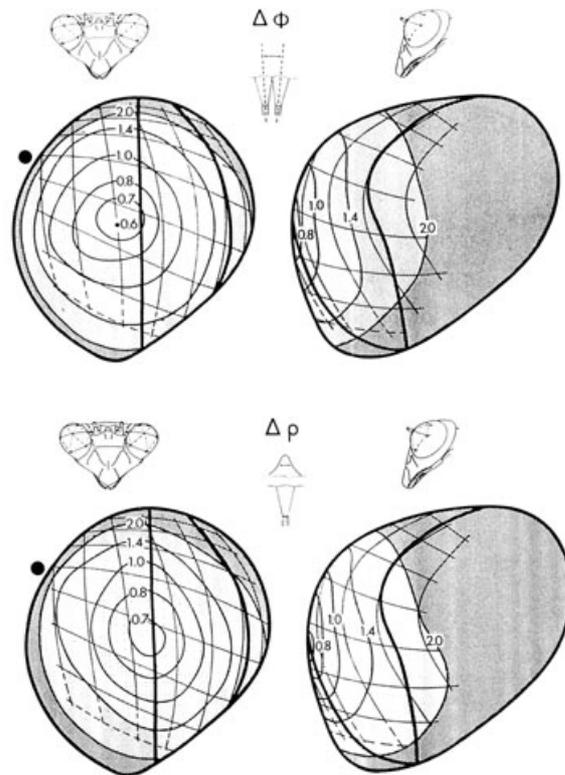


図 2.2: 個眼の間隔と視野角 ([4] から引用)

構造から由来する特長をまとめると以下のことがいえる。

1. 広視野
2. 焦点距離が短い (網膜までの距離が皮膚 1 枚にも満たないほど短い)
3. 担当領域の光を集めるだけで像は結ばない
4. 全体像を見ないでただ動くエッジのみを検出する

次に工学的に昆虫の視覚系を扱う利点をまとめる。

工学的利点

- 各個眼は放射光軸の受光領域を持つので、物体の輝度情報に物体の角度情報が含まれている (物体の視角が求まる)。



図 2.3: 複眼の捉える像 ([60] の資料より引用)

- 低解像度の情報を扱うので、処理の高速化に適する (図 2.3).
- 光学系が非常に薄いので、システムの小型化に適している。

よって、本研究では昆虫の視覚系に着目し、その工学的応用を目指す。その考え方を次節で述べる。

2.1.1 本研究における昆虫の視覚系の考え方

昆虫の視覚系は、人間の眼と比較して様々な特長を持つ。それは昆虫の視覚系が、動物体の検出という限られた目的に特化した処理を行っているからである。しかし、静止物体の像を結んだり、位置の検出は得意でない。これは、昆虫が生きるために必要な処理だけを追い求めていった進化の過程で余計な処理が行われなくなった結果である。

例えば、侵入者の検知を目的とした動き検出システムの構築を目指す場合、複数の侵入者に対しても実時間で検知できなければならない。そのため、必要最小限のハードウェアで安価なシステムを構成することが重要になってくる。このような場合に参考になるのは、人間の眼よりも昆虫の眼である。

本研究では、「視野内の移動物体の持つ情報をできるだけ早く検出できる機能を、小規模のシステムで実現する」ことを目標としている。即ち、単純な構造で高速の処理ができるビジョンシステムを開発する。

言い換えると，次のような視点での人工視覚システムの開発であり，過去に Abbott らも [21] において複眼センサシステムの利点をまとめている．

(1) 低解像度画像の利用

昆虫が性能の悪い受光素子を用いて，高速に移動物体の情報を取得している事実は，精密な光学系による高解像度の情報を用いることなく，有用な情報を引き出せることを意味している．また，低解像度画像であることから，処理の高速化につながる．

(2) 目的に応じた受容野の配置

1つの受光素子の受容野を適切に設定することにより，それ自身に処理の一端を担わせる．そして，システムの小型化と処理の高速化を行う．

(3) 簡単な演算で目的の情報を得る

昆虫の視覚系は，簡単な処理系によって，物体の位置，速度など行動に必要な情報を得ている．これに範を受け，計算量が少なく簡単なアルゴリズムを実現する．

2.2 衝突時間の算出

本節では、一般的な衝突時間の求め方を紹介し、複眼モデルについても述べる。

われわれヒトの行動のなかには、ピッチャーが投げたボールを打ったり、自動車を運転して交差点で曲がったりするときのように、接近してくる対象にタイミングを合わせて行なわなければならないものが多い。これらの行動を実行するためには、対象が近づいてきて衝突するまでの時間を知る必要がある。この時間は対象の奥行き方向の運動速度と、対象までの距離という3次元情報を用いて求めることができるが、ある仮定をおけば、対象の像の大きさとその変化という2次元的な情報のみによって衝突までの時間 (Time to Collision:TTC) が求められる。

人間の視覚系の構造に基づくモデルを図2.4に示す。近づいて来る対象の直径を $Z(m)$ 、対象までの距離を $L(m)$ 、対象の速度を $V(m/s)$ とする。この場合衝突時間 $TTC(sec)$ は、

$$TTC = \frac{L}{V} \quad (2.1)$$

で求まる。この関係を網膜像の大きさ r と焦点距離 d のみで表す。比の関係より、

$$\frac{Z}{r} = \frac{L}{d} \quad (2.2)$$

がいえる。よって、 $L = \frac{Z}{r}d$ であり、 $V = -\frac{dL}{dt}$ なので、

$$V = -\frac{d}{dt} \frac{Z \cdot d}{r} = -Z \cdot d \frac{d}{dt} \left(\frac{1}{r} \right) = Z \cdot d \frac{1}{r^2} \cdot \frac{dr}{dt} \quad (2.3)$$

という関係が得られる。式(3.1)に代入すると、

$$\begin{aligned} TTC &= \frac{\frac{Z}{r}d}{Z \cdot d \frac{1}{r^2} \cdot \frac{dr}{dt}} \\ &= \frac{r}{\frac{dr}{dt}} \\ &= \frac{r}{\dot{r}} \end{aligned} \quad (2.4)$$

となる。

即ち、対象の網膜像の大きさ r とその変化率 $\frac{dr}{dt}$ という2次元的な量の比によって、対象が衝突するまでの時間を知ることができる [39]。こうして求められる時間は、視覚的夕

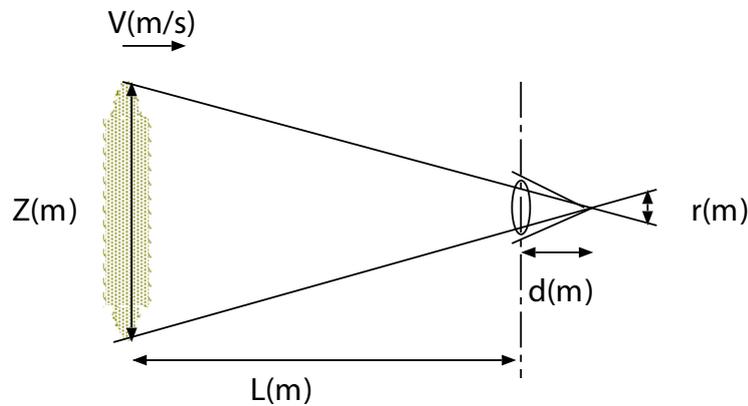


図 2.4: 衝突時間の算出 ([3] より引用)

ウ (visual tau) と呼ばれている。この考えを最初に導入したのが Lee [39] である。その後、ヒトが 3 次元的な情報を用いることなく、視覚的タウのみによって対象が衝突するまでの時間を知覚できることが実験的に実証され [40]、知覚される TTC は実際の TTC に比べて過小評価される傾向があることや、過小評価された量は、実際の TTC が増加するほど、また対象の速度が減少するほど、増加することが示された [41]。

また、衝突時間の算出方法には、カメラ平面と物体平面の関係を仮想平面として定義し、TTC を算出する [44]- [46] などの研究例もあるが、使用するカメラによって拘束条件がでてくるので本研究では取り扱わない。

複眼モデルの場合

複眼モデルについて前節と同様の議論を行う。複眼モデルにおける衝突時間の関係を図 2.5 に示す。接近物体の直径を $Z(m)$ 、対象までの距離を $L(m)$ 、接近物体の速度を $V(m/s)$ とする。この場合も、衝突時間 $TTC(sec)$ は、式 (2.1) と同じ関係が成り立つ。しかし、 V や L は未知な量なので、物体をとらえている角度（網膜上の見かけの角度） θ から衝突時間を導出する。

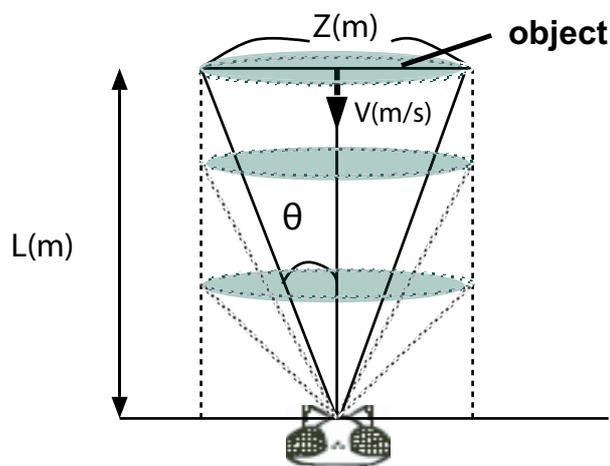


図 2.5: 衝突時間の算出 (複眼モデル)

θ は以下の式で記述できる .

$$\tan\theta = \frac{Z}{2L} \quad \theta = \tan^{-1} \frac{Z}{2L} \quad (2.5)$$

$$L = \frac{Z}{2\tan\theta} \quad (2.6)$$

また V は , 次式によって記述できる .

$$\begin{aligned} V &= -\frac{dL}{dt} \\ &= \frac{Z}{2\tan\theta} \frac{d}{d\theta}(\tan\theta) = \frac{Z}{2\tan\theta} \frac{1}{\cos^2\theta} \frac{d\theta}{dt} \\ &= \frac{Z}{2\sin^2\theta} \frac{d\theta}{dt} \end{aligned} \quad (2.7)$$

よって , 衝突時間 TTC は ,

$$\begin{aligned} TTC &= \frac{\frac{Z}{2\tan\theta}}{\frac{2d\theta}{2\sin^2\theta dt}} \\ &= \cos\theta \sin\theta \frac{1}{d\theta} dt \\ &= \frac{1}{2} \sin 2\theta \frac{1}{\dot{\theta}} \\ &= \frac{\sin 2\theta}{2\dot{\theta}} \\ &\approx \frac{\theta}{\dot{\theta}} \quad \text{if } \theta \text{ small} \end{aligned} \quad (2.8)$$

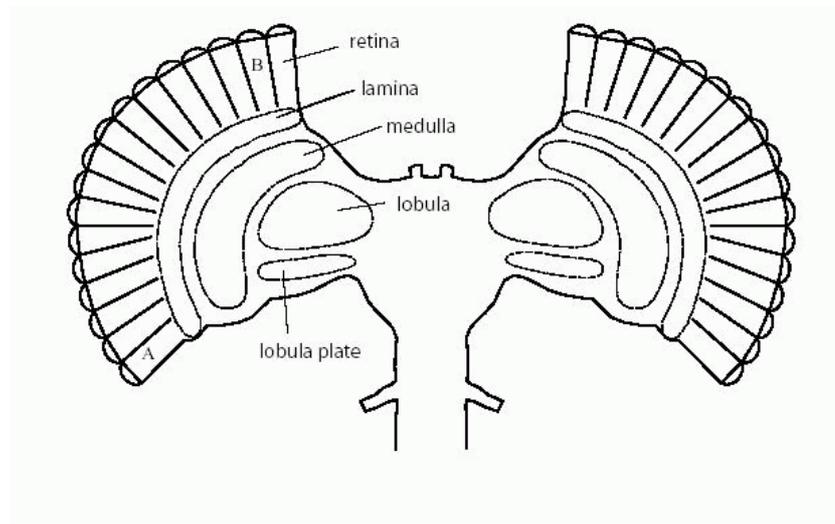


図 2.6: 昆虫の視覚ネットワーク ([2] から引用)

となる .

即ち式 (2.8) が示すように , 複眼モデルでも対象の網膜像の大きさ θ とその変化率 $\frac{d\theta}{dt}$ という 2 次元的な量の比によって , 対象が衝突するまでの時間を知ることができる [33] . この関係を本提案手法でも利用する .

2.2.1 衝突回避に關与するニューロン

本節では , 昆虫 (バッタ) が持つ衝突回避に關与するニューロンについて述べる .

まず簡単に昆虫の視覚ネットワークについて述べる . 昆虫の視覚ネットワークは以下の 4 層から構成されており , 以下の順に処理が行われる . (図 2.6)

1. retina 外界の情報を光情報で受け取る .
2. lamina 明暗に対する情報が抽出される .
3. medulla 動く物体に関する情報 (エッジ) が抽出される .
4. lobula

- *Lobula Giant Movement Detector (LGMD)*

衝突情報符号化神経の同定ニューロン .. 接近物体の検出を行う

14 第2章 昆虫の視覚系に学び接近物体の衝突危険性を考慮した衝突回避アルゴリズム

- *Descending Contralateral Movement Detector (DCMD)*

下行性反対側運動検知細胞 .. LGMD の応答を受け運動系に逃避信号を与える

衝突回避に関与する DCMD, LGMD ニューロンは, 図 2.6 に示すように昆虫の視覚ネットワークの最終段階に位置する. LGMD ニューロンは, 各個眼からの光情報の出力を集め, 網膜上の接近物体の大きさと速度情報の両方を入力として受けている [13]. その結果, 接近物体が衝突する直前にピークを迎えるような応答を示す [6]. また, LGMD ニューロンは DCMD ニューロンへの入力の唯一の供給源であり, LGMD ニューロンと DCMD ニューロンは非常にカップリング性の高い応答を示す. 400Hz もの LGMD ニューロンの応答に対して, DCMD ニューロンは 1 発のスパイクも見逃すことなく伝達されることも確認されている [27].

LGMD ニューロンの特長を以下に述べる [28].

- LGMD は, 接近する物体に対して活発に応答する.
- LGMD は, よく調整された応答特性を示す: 観測者に対して衝突しない角度で近づいてくる場合 (2-3 度の偏差で), ピーク時の半分の応答しかしない [27].
- 物体が急速に接近している場合, 応答の大きさの上昇が早い.
- 接近する物体が大きいほど速く反応する.

これらの知見は, 本研究で非常に参考になるものである. 特に, 接近物体に対して強く反応する LGMD ニューロンの応答が, 衝突しない接近物体の場合では反応強度が半減することが非常に興味深い. この処理を模擬すれば, 衝突する場合のみ動作する衝突検知システムなどが可能になると考えられる.

2.2.2 DCMD ニューロンの数式モデル

近年, 衝突回避を実現している LGMD, DCMD ニューロンに関する研究が盛んに行われている. Queen's University の Frost らは, ハトの脳の nucleus rotundus と呼ばれる領域に, 「衝突するまでの時間」を計算する神経集団が存在することを実験結果と理論的計算で示した [35]. また, Caltech の Gabbiani らは, 接近物体がある場合に (図 2.7(A)),

バッタの衝突回避に關与する DCMD ニューロン (図 2.7(B)) の応答が、接近する物体の網膜像が拡大する速度 $\frac{d\theta}{dt}$ と大きさ θ を掛け合わせた関数 $f(t)$ で近似できることを証明した [33], [34](図 2.7(C)) .

$$\theta(t) = \tan^{-1} \frac{S}{V_x} \cdot \frac{1}{t} \quad (2.9)$$

$$\dot{\theta}(t) = \frac{-SV_x}{S^2 + V_x^2 t^2} \quad (2.10)$$

$$f(t) = C|\dot{\theta}(t - \delta)|\exp^{-\alpha\theta(t-\delta)} \quad (2.11)$$

図 2.7 の記号はそれぞれ、接近物体の直径を $S_{obj}(m)$, 対象までの距離を $d(m)$, 対象の速度を $V_x(m/s)$, 接近物体の網膜像の半分を $\theta(^{\circ})$ とする . 接近する物体の網膜像 θ とその拡大する速度 $\frac{d\theta}{dt}$ は、図中の関係よりそれぞれ、式 (2.9) , 式 (2.10) で求めることが出来る .

式 (2.11) の $f(t)$ は DCMD ニューロンの近似関数である . 式中の C, α, δ はそれぞれ

- C : 比例定数
- α , δ : DCMD のピークの応答と刺激に關しての遅れを決定する係数

を示す .

関数 $f(t)$ の値は、図 2.7(C) に示すように接近する物体が衝突する直前にピークを迎えるので、衝突を回避する信号として利用するのに適している .

2.2.3 数式モデルの問題点

前節で述べた Gabbiani [33] らの DCMD ニューロンの応答の近似式に關して、簡単なシミュレーション結果を示す . シミュレーション設定は表 2.1 の値を用いた . その結果、図 2.8 に示すように、DCMD ニューロンの応答式は衝突の直前でピークを持つような応答が得られた .

しかし、式 (2.11) の中で用いられている時間 t は衝突時間であり、DCMD ニューロンの応答を計算するには、衝突時間が必要であることが分かる . これは、実際の環境では求められないので、本研究で開発する衝突検知システムに使用することができない . そこで、本研究では別な方法で昆虫の持つ衝突検知機能の実現を考える .

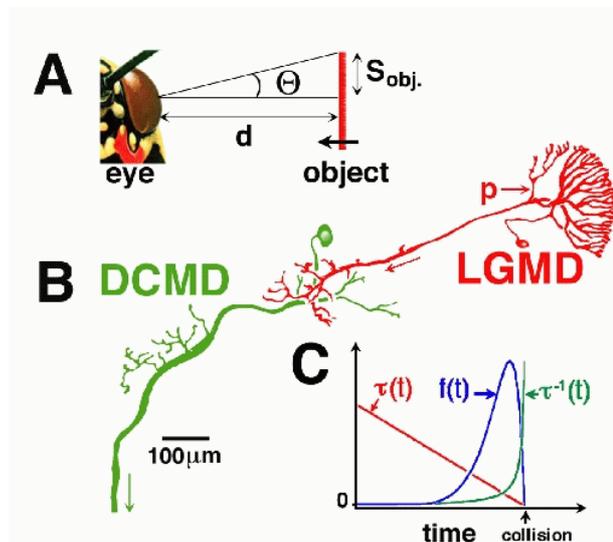


図 2.7: DCMD ニューロンの応答 ([33] の Fig.1 より引用)

また、この DCMD ニューロンの近似式を実現する視覚センサの開発例も報告されている [30] が、上述の問題を持つので、このままロボットの視覚センサに利用することは難しい。

2.2.4 提案手法のアイデア

生体は物体が接近してくるとき、単眼情報を用いて衝突までの時間 (衝突時間) を計算している。衝突時間は、物体の大きさ・速度には依存せず、網膜上に投影された像の位置・速度により計算できる。衝突時間は障害物を実時間で回避する上で非常に有効な情報となるので、本手法に利用する。

表 2.1: シミュレーション設定 (DCMD)

設定項目	
物体までの距離	200.00cm
物体の絶対的な大きさ	10.00cm
物体の移動方向	90 度
物体の移動速度	1.00m/s
衝突までの時間	2.00 秒

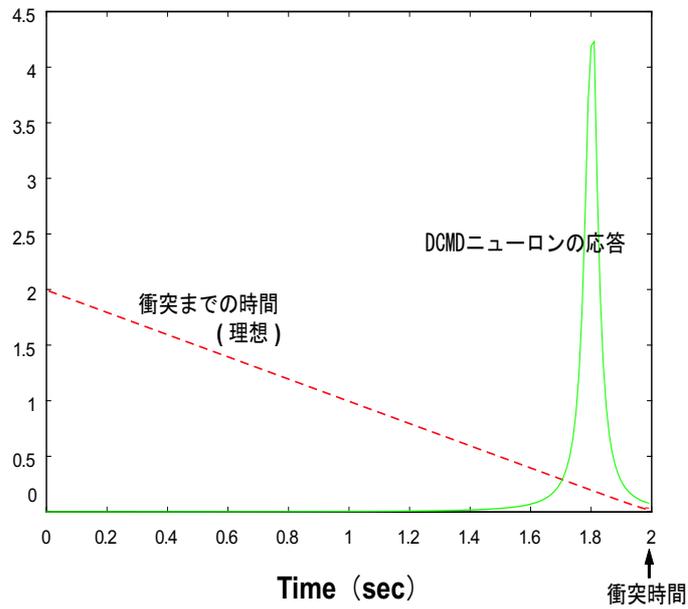


図 2.8: DCMD ニューロンのシミュレーション結果

また、バッタの衝突回避に関与するニューロン（DCMD ニューロン）は、非衝突の接近物体に対して、応答が半減するほどきつく調整されている。この事実から私は、衝突するか否かの判断に使用する衝突判定ルールを昆虫は過去の経験から獲得していると考えた。過去の経験とは、接近物体から得た輝度情報のパターンである。そこで、この衝突判定ルールを表現したファジィ推論 ([56], [57]) の利用を考え、次節に述べるアルゴリズムを提案した。

2.3 提案アルゴリズム

本節では、昆虫の視覚系に学んだ接近物体の衝突の危険性を考慮した衝突回避アルゴリズムについて述べる。そのために想定した環境及び複眼モデルについて述べ、衝突回避アルゴリズムを提案する。

図 2.9 は提案手法の概略である。本章で提案する衝突回避アルゴリズムは、1次元複眼モデルから得られた移動物体の情報から、衝突の可能性があるか否かを判断する。ここで危険度 $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ という重要なパラメータを導入する。危険度 $\alpha(t)$ は衝突の危険性を表し、ファジィ推論で定義した衝突判定ルールから求める。その値 $\alpha(t)$ が大きければ、より詳細な接近物体の情報を得るために移動物体の方向を注視する。推定した衝突までの時間が短ければ回避行動を取る (Case1)。衝突の危険性 $\alpha(t)$ が小さい場合は、何も行わない (Case2)。

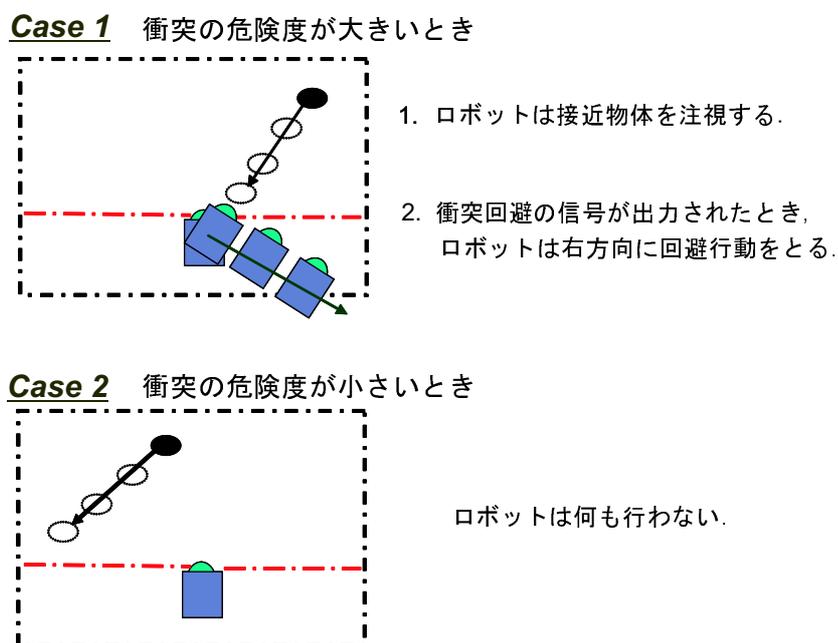


図 2.9: 提案手法の概要

2.3.1 複眼のモデル

本論文では1次元の半円状に個眼を配置した複眼モデルを提案する。個眼の間隔は視野の中心が密で周辺が疎になるようなガウス分布に従う。ここで個眼1つの視野角の値は、[4], [13]の値を参考にした。視野の中心は、垂直方向である。設定した複眼センサの視野角及び個数は以下の通りである。

- 個数 N 185 個
- 個眼の視野角 $\Delta\phi$ $0.6^\circ \sim 2.0^\circ$

個眼一つ当たりの視野角 $\Delta\phi$ は以下の式で算出した。

$$\Delta\phi(\text{度}) = y \text{ の最大値} * 0.6/y \quad (2.12)$$

$$y = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\cdot\sigma} \exp\left(-\frac{(x_o - x_i)^2}{2\cdot\sigma}\right) \quad (2.13)$$

パラメータの意味は下記の通りである。

- x_i : 個眼数
- x_o : 個眼の中心位置 (93 番)
- σ : 標準偏差
- y_i : 個眼の密度

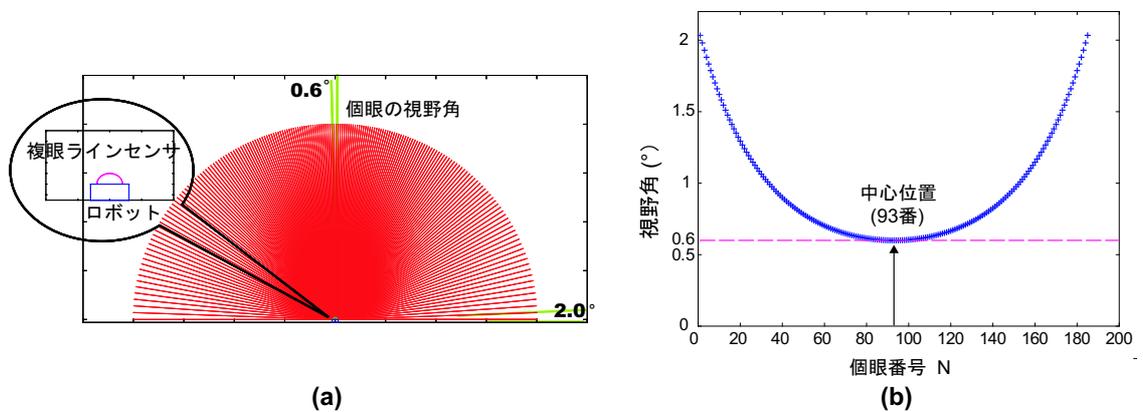


図 2.10: 提案する複眼型ラインセンサ

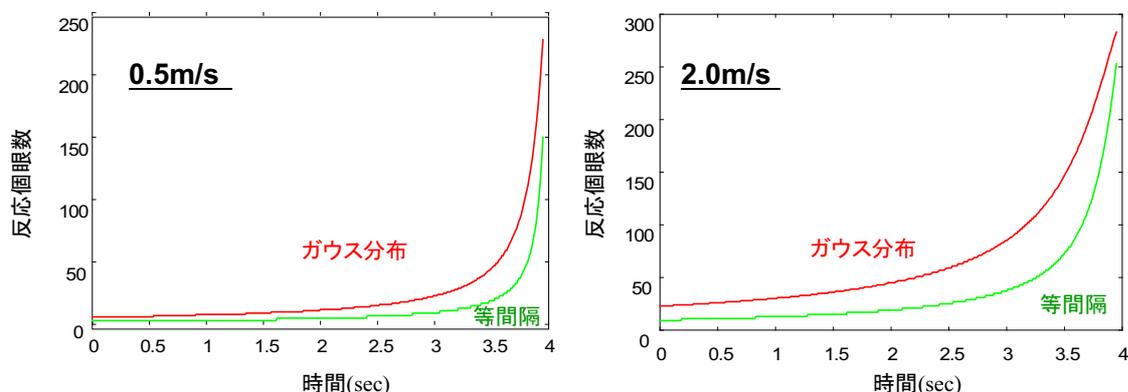


図 2.11: ガウス分布のメリット

ガウス分布のメリット

視野の中心を密に個眼を配置することは、視野の中心を近づいてくる物体の検出に適した構造になる。図 2.11 は、観測者に真っ直ぐ近づいてくる物体 (0.5m/s, 2.0m/s) に対して、横軸：時間、縦軸：反応個眼数を示したグラフである。

条件として、個眼数を 300 個に固定し、個眼の間隔を等間隔 (0.6°) にした場合、ガウス分布 ($0.25 \sim 1.6^\circ$) にした場合とを比較した。その結果、ガウス分布の方が反応した個眼数の変化が早い時間で現れた。よって同じ個数の場合、ガウス分布は等間隔よりも詳細に接近物体の情報を得ることができる。言い換えれば、ガウス分布は個眼の数を減らしても、個眼数の多い等間隔と同程度の衝突に関する情報が獲得できる。

本論文の問題設定

本論文が扱う問題設定を図 2.12 に示す。静止状態にある複眼センサを搭載したロボットに対し、移動物体が近づいてくる設定である。移動物体は、常に等速度運動をしているものとする。また、本研究で扱う複眼モデルは 1 次元で視野角が 180° なので、想定した高さで反応しない物体や死角から接近してくる物体は捉えることはできない。

2.3.2 処理の流れ

図 2.13 に本論文で提案する衝突回避アルゴリズムの流れを示す。

まず、複眼モデルによって移動物体の情報を得る。取得する情報は、移動物体に反応し

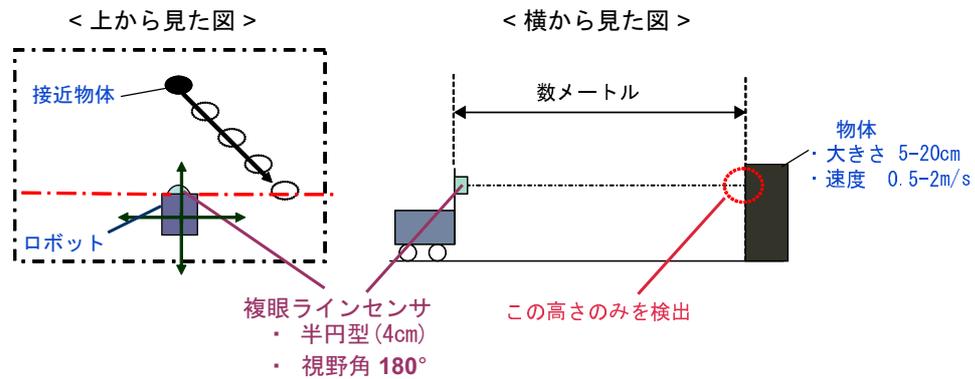


図 2.12: 本論文の環境

た個眼数やその変化分，反応した個眼群の中心位置である．接近物体の情報に基づいて，衝突の危険度 $\alpha(t)$ をファジィ推論によって算出する (STEP1)．求まった危険度 $\alpha(t)$ の値によって，以下の処理を行う．

- 1) 危険度が衝突時間算出閾値 (0.6 と設定) 以下の場合，何も行わない．
- 2) 危険度 $\alpha(t)$ が衝突時間算出閾値を超えた場合は，ロボットは接近物体の方向を 0.1 秒注視する．

注視後，衝突までの時間 (TTC) を複眼構造を利用した手法によって算出する (STEP2)．求まった衝突時間の値が衝突時間回避閾値 (0.2sec と設定) を下回った場合，衝突回避を実行する．

- 3) 危険度が危険度回避閾値 (0.8 と設定) を超えた場合は，衝突の危険度が非常に高いのですぐに回避を実行する．

STEP1,2 の処理は本アルゴリズムの重要な処理なので，次に詳細に述べる．

(Step1: ファジィ推論)

ファジィ推論に必要な情報は以下の通りである．

- (A) 反応個眼群の中心位置の時間変化分
- (B) 反応個眼の個数
- (C) 反応個眼群の時間変化分

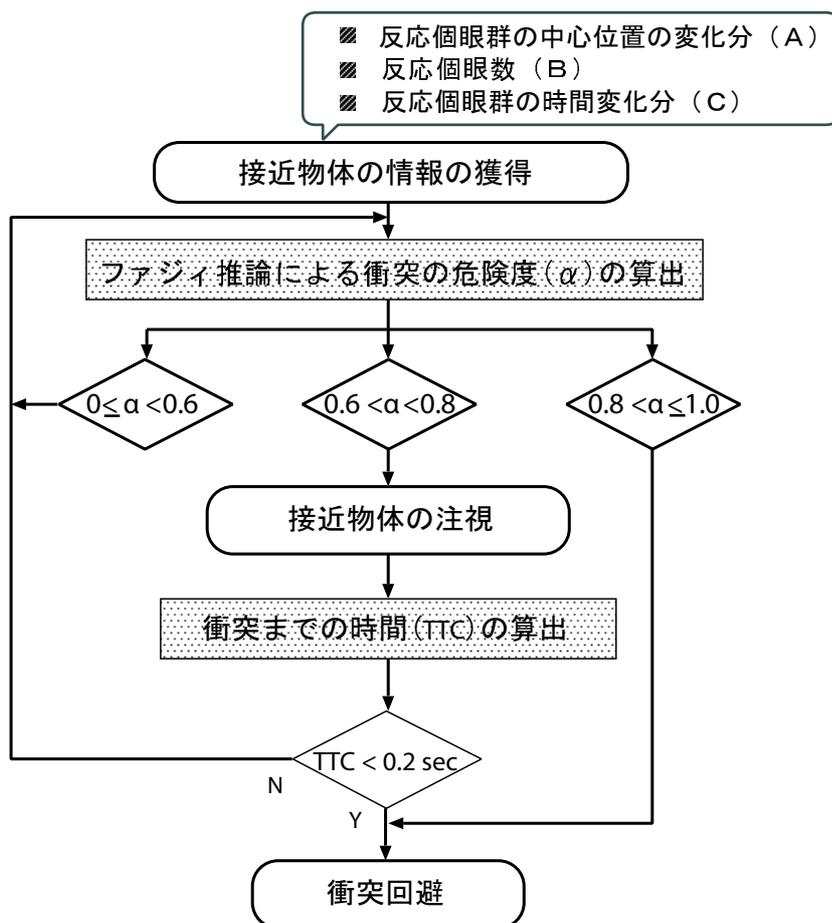


図 2.13: アルゴリズムの流れ

反応個眼群の中心位置の時間的变化分 (A) は、移動物体が観測者に向かって接近しているか否かを表すパラメータである。例えば、(A) の値にほとんど変化がない場合、物体は移動してないもしくは、観測者の方向に接近している。反応している個眼数 (B) とその時間変化分 (C) は、接近物体の大きさや速度によって非線形に変化するパラメータである。

これら 3 つの情報を用いて、接近物体の衝突危険度という接近物体の回避戦略の重要な情報を算出する。本手法で使用するファジィ推論は、以下の特長をもつので、上記の情報を扱うのに効果的である [5].

- 知識などの曖昧さを含有する情報を表現しやすい
- 実用的な非線形モデリングの手法である
- 厳密な数学モデルが不要
- If-Then ルールの局所的なチューニングが可能である。

提案する IF-THEN ルールは、

IF (A) and (B) and (C) , THEN 衝突の危険性 $\alpha(t)$

である。

前件部のメンバーシップ関数は三角型ファジィ集合及び階段型ファジィ集合を用いた。時間変化分の情報である (A)(C) のメンバーシップ関数は、パラメータ調整が容易である三角型を選択し、反応個眼数 (B) のメンバーシップ関数は、階段型を選択した。反応個眼数のメンバーシップ関数に階段型を選択した理由は、接近物体検出時の変化がよく現れる区間をファジィに扱うためである。

図 2.14 に定義したファジィルールを示す。ファジィ推論は、3 入力 1 出力の高速性に優れた簡略型ファジィ推論を採用した。推論方法は、Min-Max 法であり、重み付き平均で非ファジィ化を行った [57]。ファジィルールは、衝突判定ルールの典型的なパターンを 8 つ定義した。メンバーシップ関数の微調整及びルールの調整は実験的に行った。移動物体の情報が与えられたとき、8 つのルールの適合度により接近物体の衝突危険性が求まる。

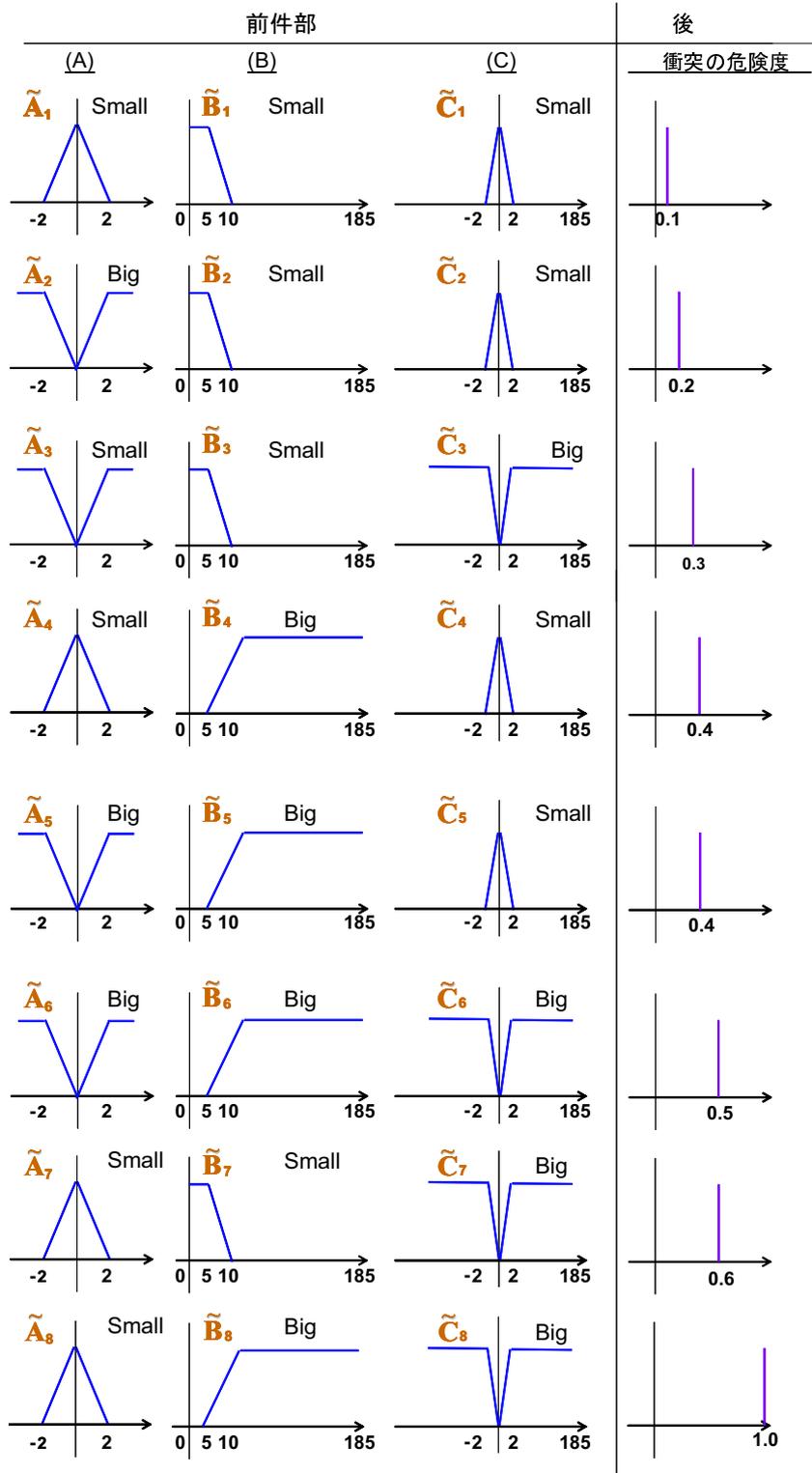


図 2.14: ファジィルール.

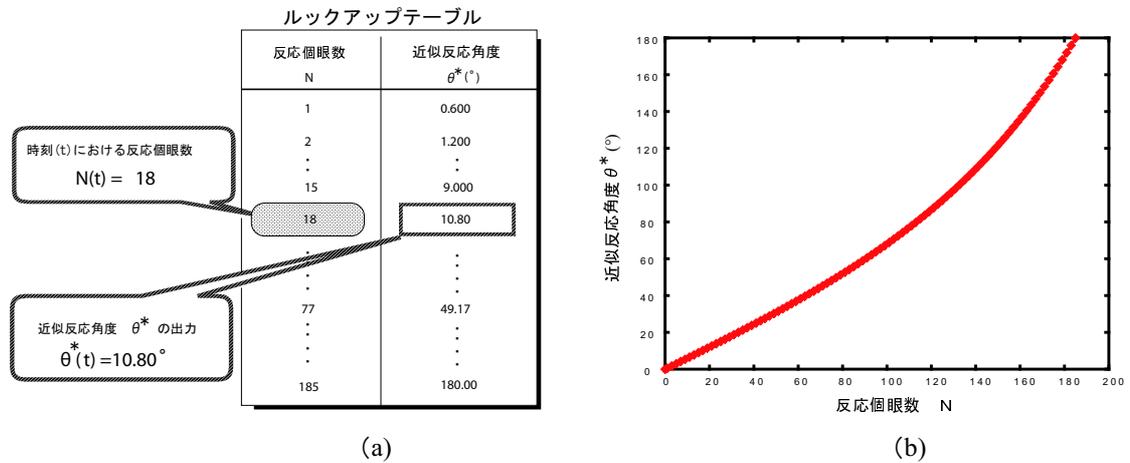


図 2.15: ルックアップテーブルに基づく近似角度 θ^* の算出. (a) LUT, (b) 反応個眼数 N と近似反応角度 θ^* の関係グラフ

(Step2: 衝突時間)

TTC の算出は接近物体の速度 V , 距離 L を含まない式 (2.8) を用いて, 接近物体の角度情報 θ によって算出する.

複眼の場合, 物体に反応している角度情報は反応個眼数から求めることができる. そのため, 個眼の反応個数 N と θ の近似値 θ_N^* の関係を求めておけば, 反応個眼数 $N(t)$ と反応個眼数の時間変化分 $\dot{N}(t)$ の情報から衝突時間 TTC を求めることができる. 具体的な流れを次に示す.

1. センサ構造から個眼数 N と近似角度 θ_N^* (θ の近似値) の関係を求める. それを基にルックアップテーブル (LookUp Table:LUT) を作成する.
2. LUT を利用して, 物体に反応している個眼数 $N(t)$ から近似反応角度 θ^* に変換する. (図 2.15).
3. 近似反応角度の時間変化分 $\dot{\theta}^*(t)$ を次式により算出する.

$$\dot{\theta}^*(t) = \bar{\theta}^*(t) - \bar{\theta}^*(t-1) \quad (2.14)$$

ここで $\bar{\theta}^*(t)$ は, θ^* の 0.1 秒間の平均値である.

4. 式 (2.8) の関係から，TTC は次式により算出する．

$$TTC(t) = \frac{\theta^*(t)}{\dot{\theta}^*(t)} \quad (2.15)$$

提案手法ではガウス分布の視野角を採用しているため，LUT の値は，接近物体が視野の中心から近づいて来た場合のみ有効である．そのため提案アルゴリズムでは，接近物体を視野の中心で検出する必要がある．また，この衝突時間推定手法による衝突時間の推定精度は，LUT を作成するときの θ の値に依存する．

2.3.3 シミュレーション

本節では，提案手法の有効性を計算機シミュレーションによって確認する．

複眼モデルの特性確認

本論文で想定する複眼モデルの特性を確認する実験を行った．

複眼モデルに対して，視野の正面から移動物体を接近させた場合の反応個数の変化を確認した．表 2.2 は，設定した移動物体の条件である．移動物体の大きさは 5cm ~ 20cm，速度は 0.5m/s ~ 2.0m/s までの 16 パターンとした．複眼モデルから得られた接近物体の情報を図 2.16, 図 2.17 に示す．

図 2.16 は接近物体の大きさを変更させた場合の反応個数の変化を示した結果であり，図 2.17 は接近物体の速度を変化させた場合の反応個数の変化を示した結果である．

この結果より，接近物体の大きさや速度の変化に従って，反応する個数が増加することがわかった．その増加の仕方は，物体の大きさが大きいほどゆっくり上昇し，速度が大きいほど衝突の直前に急激に変化することが確認できた．

表 2.2: 移動物体の条件

物体の速さ (m/s)	物体の大きさ (cm)			
	5cm	10cm	15cm	20cm
0.5 m/s	条件 1	条件 2	条件 3	条件 4
1.0 m/s	条件 5	条件 6	条件 7	条件 8
1.5 m/s	条件 9	条件 10	条件 11	条件 12
2.0 m/s	条件 13	条件 14	条件 15	条件 16

■ 接近物体の大きさの変化による反応した個眼数の変化

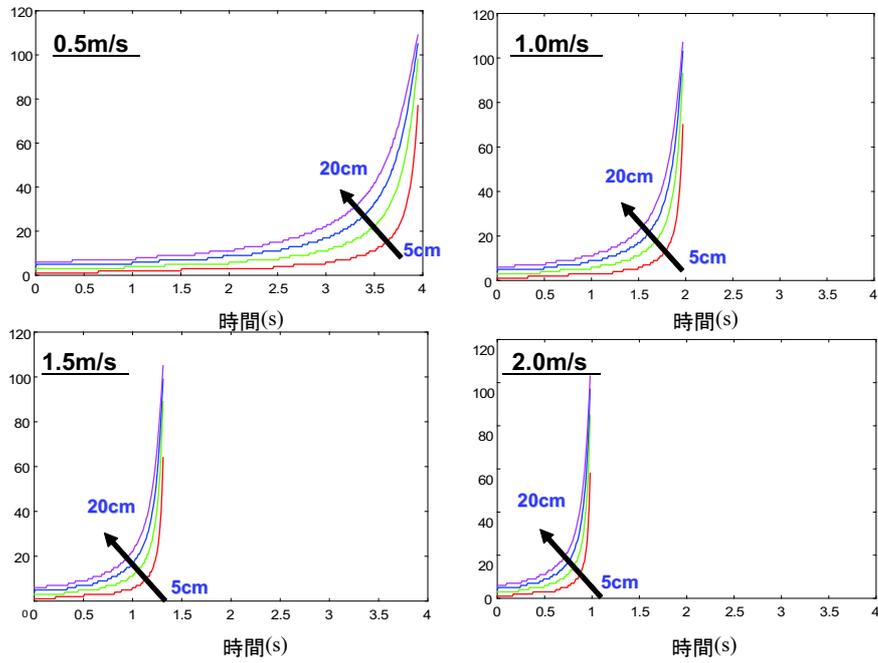


図 2.16: 複眼モデルの基礎データ 1

■ 接近物体の速度の変化による反応した個眼数の変化

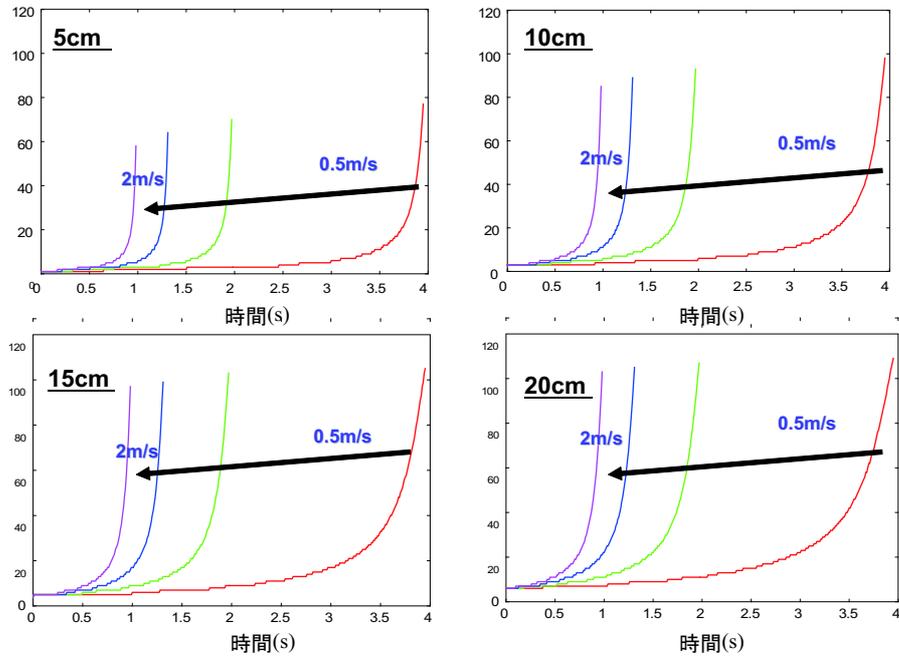


図 2.17: 複眼モデルの基礎データ 2

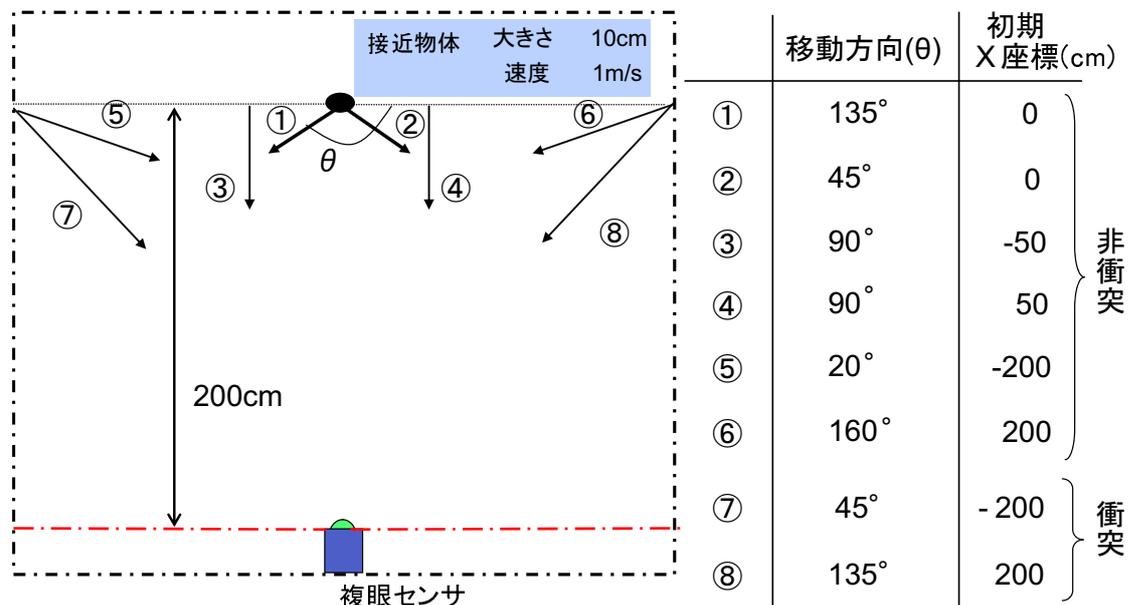


図 2.18: 実験 1 の設定

次の実験は、様々な位置から移動物体を複眼センサに接近させた場合のシミュレーション結果である。接近物体は理想的な光源とした。移動物体の主要なパラメータは、初期位置、移動方向、速度、絶対サイズ、そして移動物体の距離である。移動物体の接近方向を図 2.18, 2.27 に示す。

図 2.18 の条件における結果を図 2.19 ~ 図 2.24、図 2.27 の条件における結果を図 2.28 ~ 図 2.32 に示す。この実験データをもとにして、衝突の危険度を示すルールを定義した。

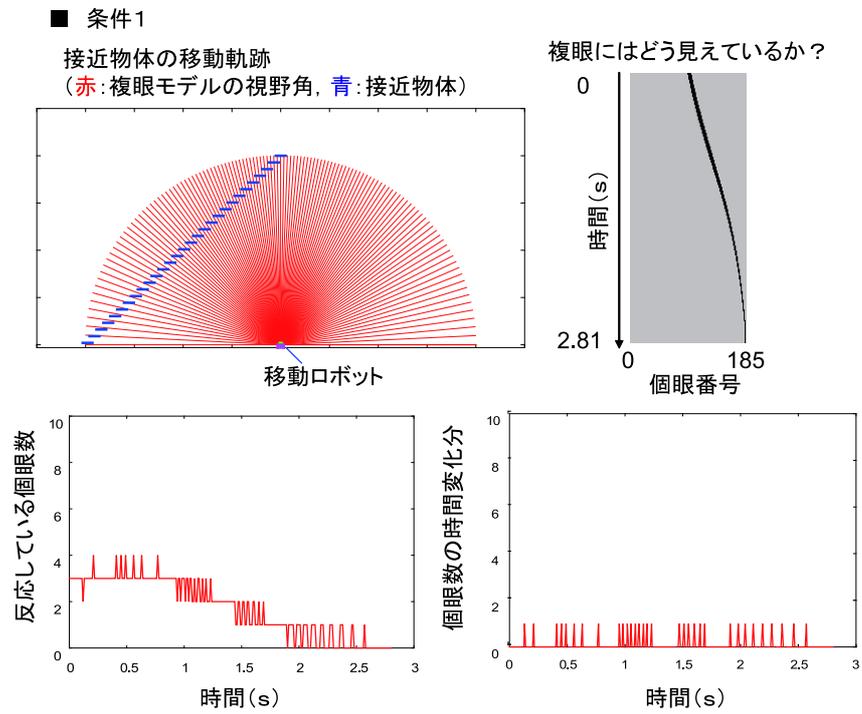


図 2.19: 実験 1(条件 1) の結果

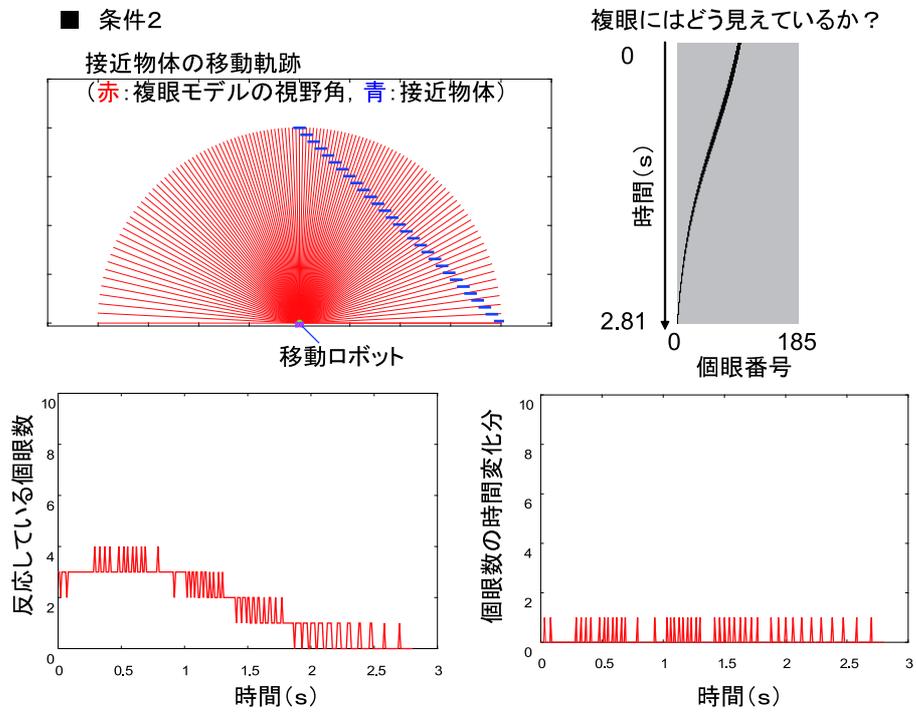


図 2.20: 実験 1(条件 2) の結果

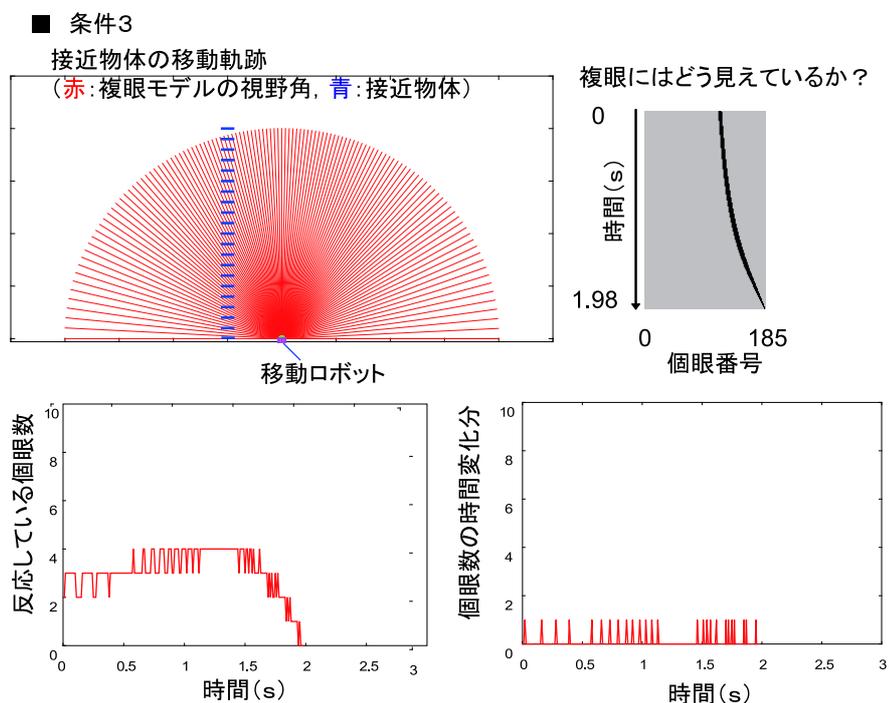


図 2.21: 実験 1(条件 3) の結果

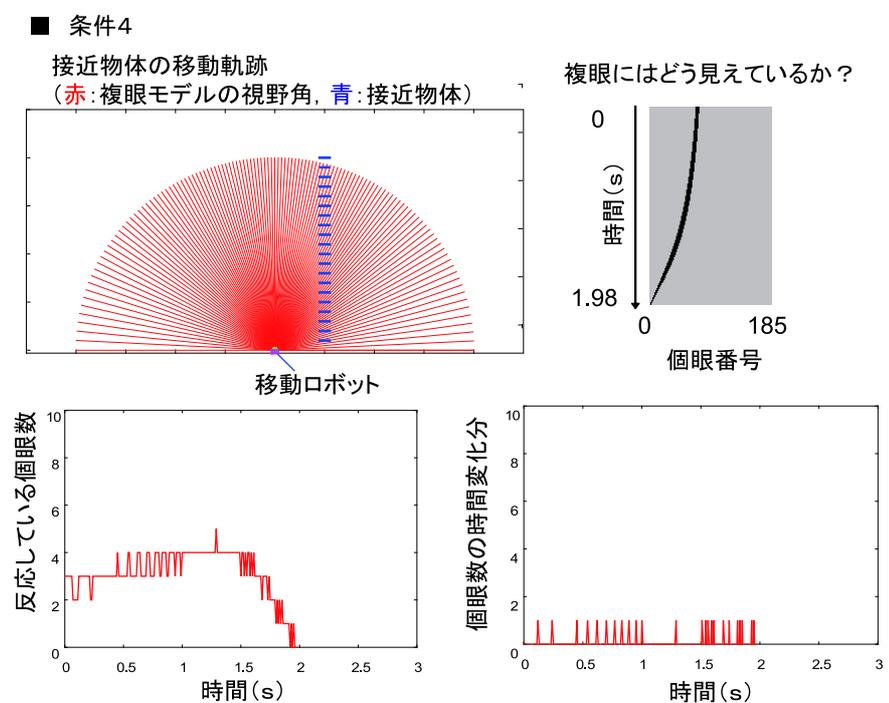


図 2.22: 実験 1(条件 4) の結果

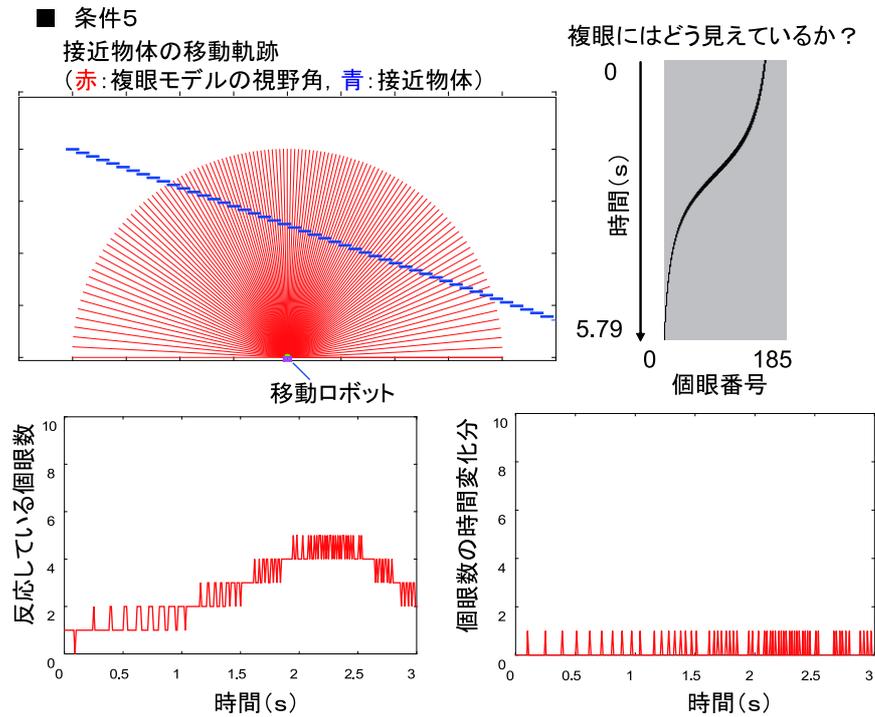


図 2.23: 実験 1(条件 5) の結果

接近物体の危険度を求めた結果

接近物体の衝突、非衝突パターンにおける提案アルゴリズムのシミュレーション結果を示す。図 2.33, 図 2.34 は、斜めから接近してきた移動物体の危険度の算出結果である。衝突危険度の閾値を 0.6, 衝突回避に必要な時間を 0.2 秒に設定した。

図 2.33 では、接近物体は観測者の横をかすめていく。この場合、危険度は閾値付近まで上昇するが、その後上昇しない結果となった。

図 2.34 は衝突するパターンであり、危険度は時間によって上昇する。グラフ中に示した線は、接近物体の衝突する危険度が高いと判断する閾値であり、この値を超えた場合、衝突時間を算出する。この結果より、定義した衝突判定ルールから求めた接近物体の衝突危険度が機能することを確認できた。

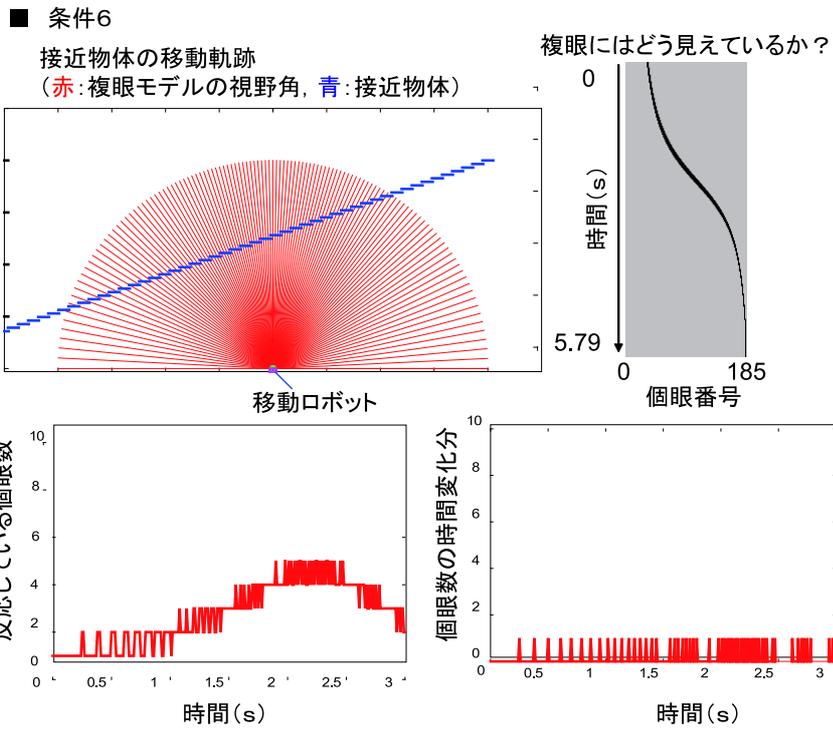


図 2.24: 実験 1(条件 6) の結果

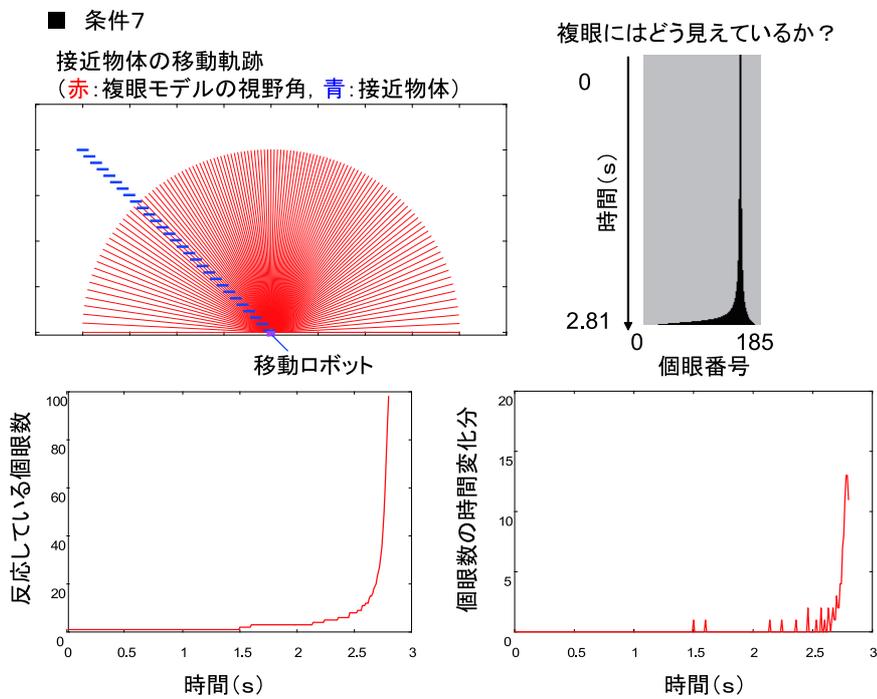


図 2.25: 実験 1(条件 7) の結果

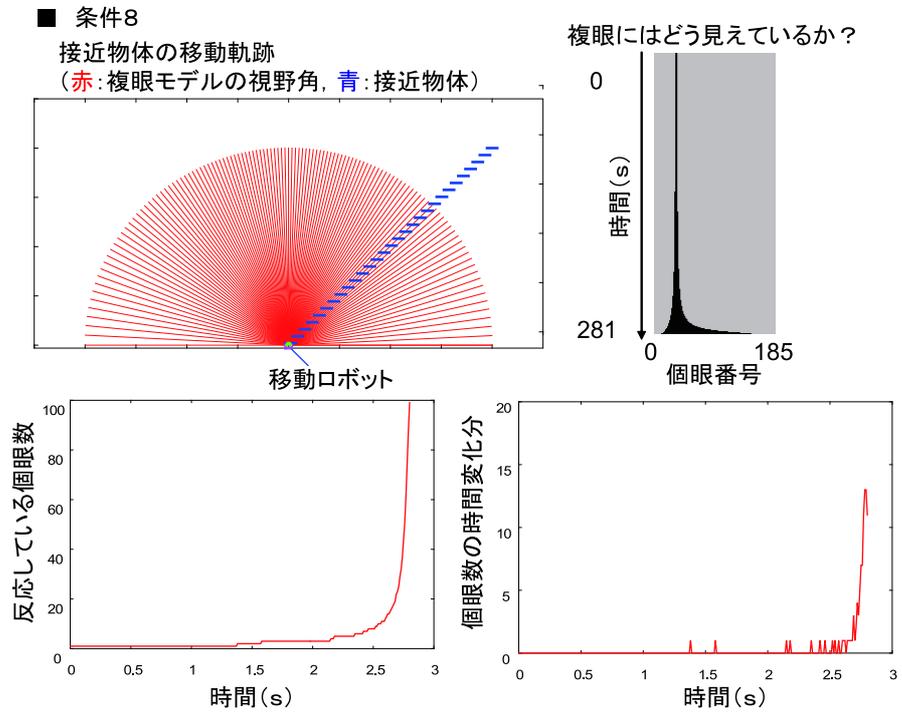


図 2.26: 実験 1(条件 8) の結果

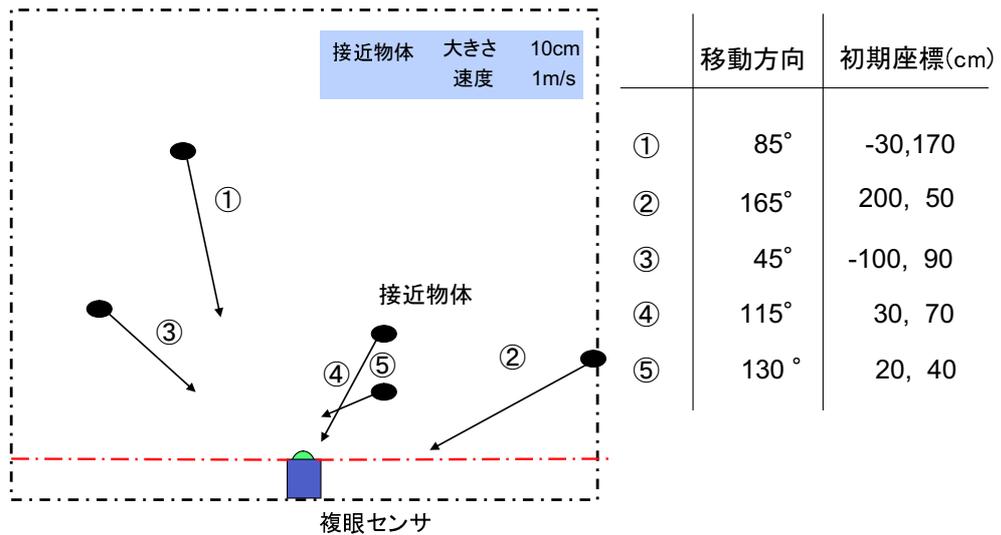


図 2.27: 実験 2 の設定

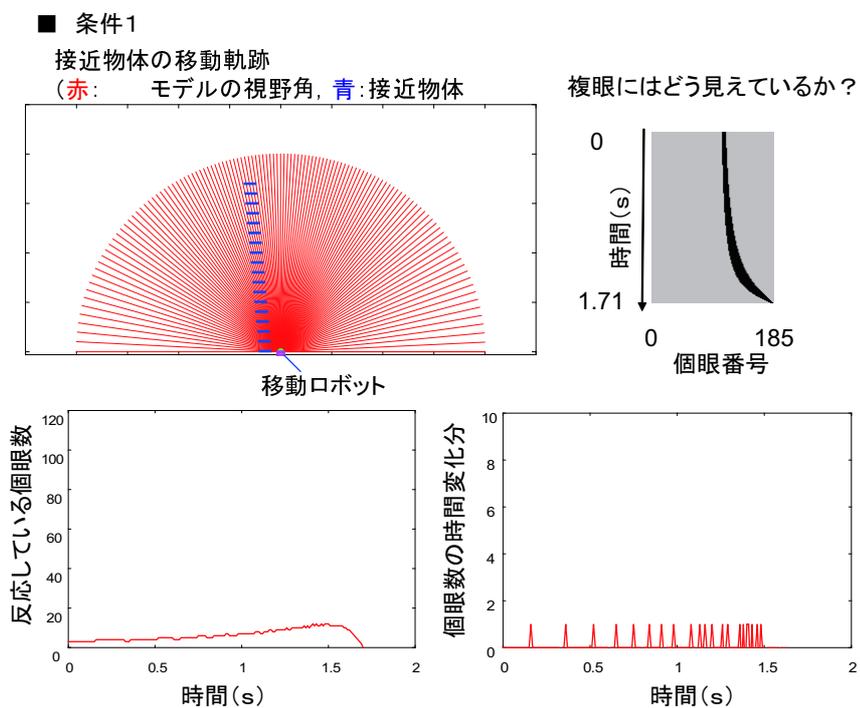


図 2.28: 実験 2(条件 1) の結果

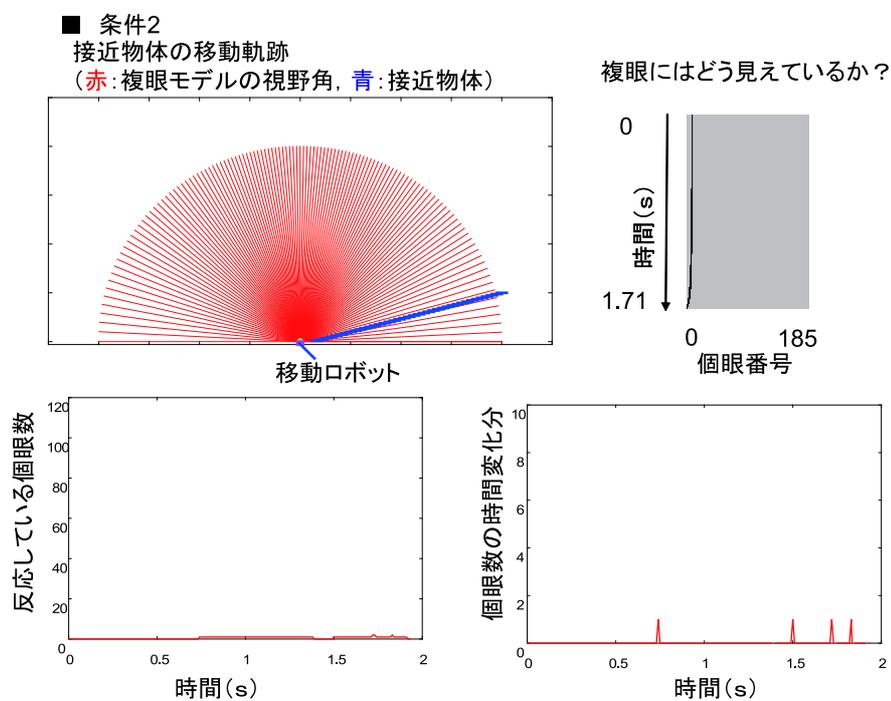


図 2.29: 実験 2(条件 2) の結果

■ 条件3

接近物体の移動軌跡
(赤: 複眼モデルの視野角, 青: 接近物体)

複眼にはどう見えているか?

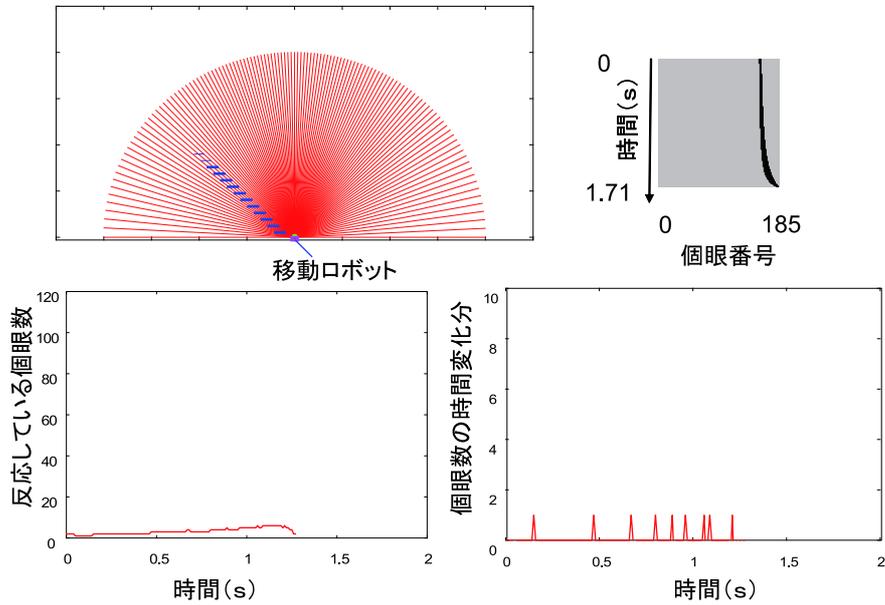


図 2.30: 実験 2(条件 3) の結果

■ 条件4

接近物体の移動軌跡
(赤: 複眼モデルの視野角, 青: 接近物体)

複眼にはどう見えているか?

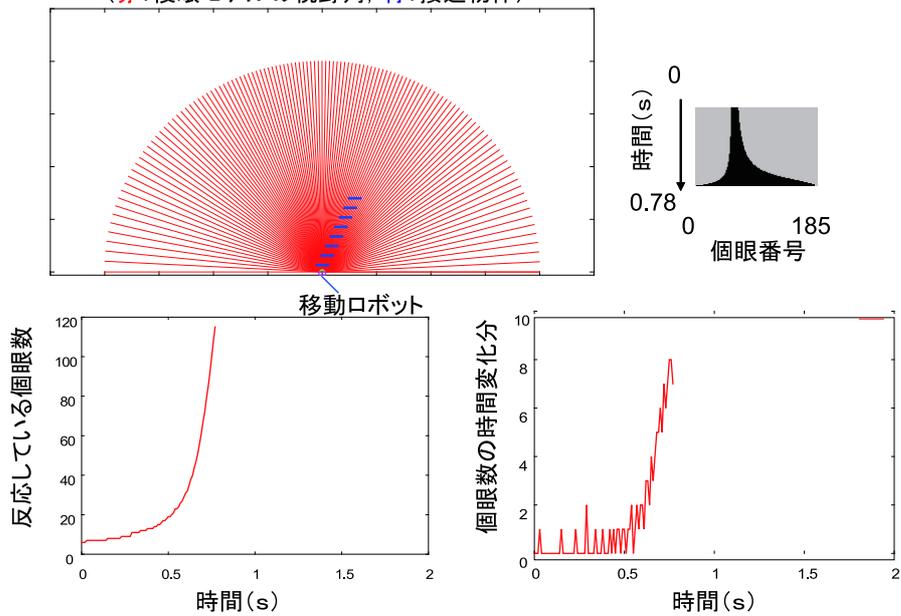


図 2.31: 実験 2(条件 4) の結果

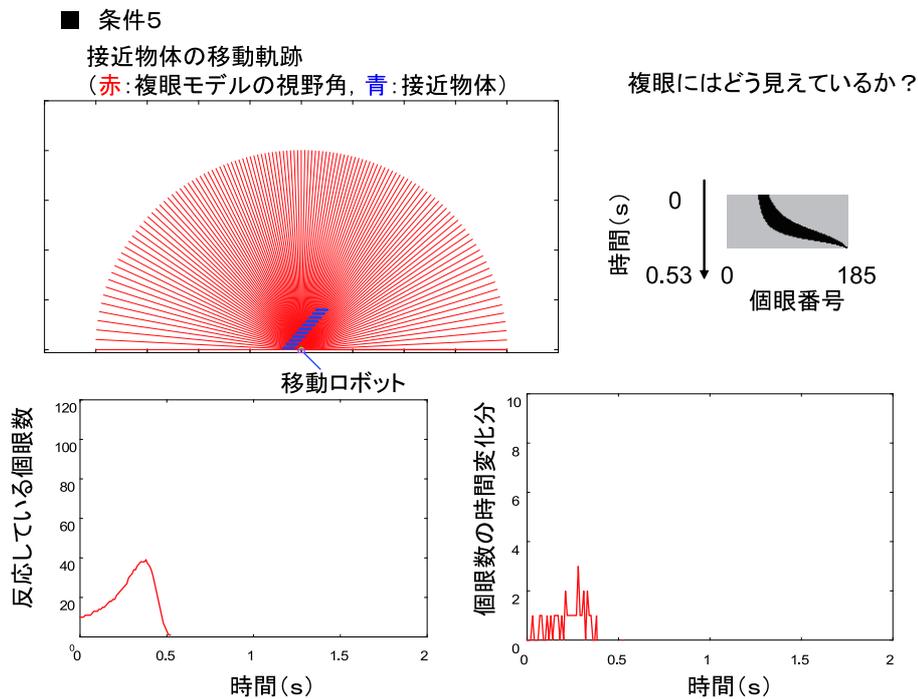


図 2.32: 実験 2(条件 5) の結果

衝突時間の算出結果

図 2.35 は、正面から物体が接近し、衝突する場合のシミュレーション結果である (図 2.35(a))。衝突の危険性はほぼ線形に増加し (図 2.35(b))，閾値を超えた後，TTC が見積もられている。推定区間の TTC の算出結果は，理想的な TTC と比較してほぼ同等の結果が得られた (図 2.35(c))。

次の実験結果は，図 2.36 に示す移動物体が近づいてきた場合である。図 2.36(a) の右側の図は複眼時系列情報を示し，黒い領域が物体に反応している個眼群で，グレーの領域が背景にあたる。物体が接近すると，複眼モデルの右側が物体に反応し，危険度が徐々に上がっていく (b)。閾値を超えると，移動物体を注視する。注視後の複眼センサの視野角が (a-2) である。移動物体の方向を注視することにより，狭い視野角領域を利用して詳細な情報を得ることができる。危険度が閾値を超えた後，衝突時間の推定を行った。推定した衝突時間と理想的な衝突時間を比較すると，ほぼ同じとなった。定量的な評価では，理想的な TTC を τ^* とすると，TTC の絶対誤差 ($E_a = |\tau^* - \tau|$) は $E_a = 0.0642$ ，相対誤差 ($E_r = |\tau^* - \tau| / |\tau|$) は， $E_r = 10.35\%$ という結果が得られた。この結果より，衝突時間推

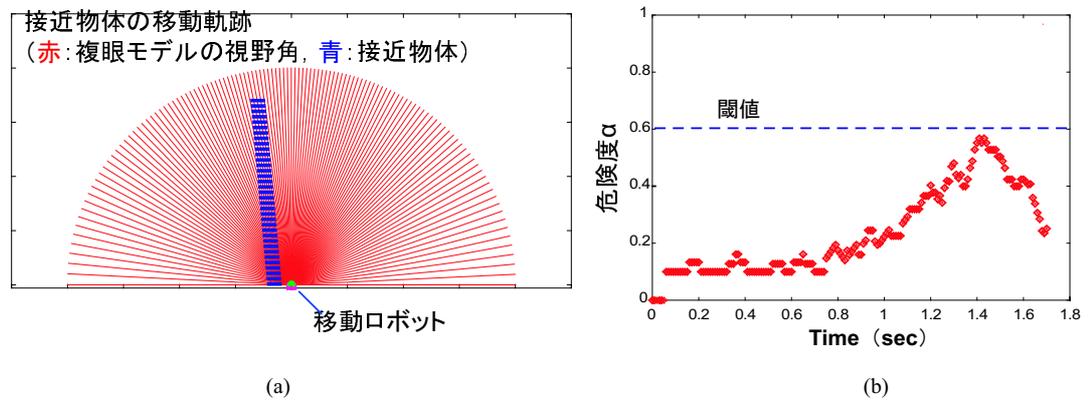


図 2.33: シミュレーション結果 1. (a) 物体の移動軌跡. (b) 衝突の危険度算出結果

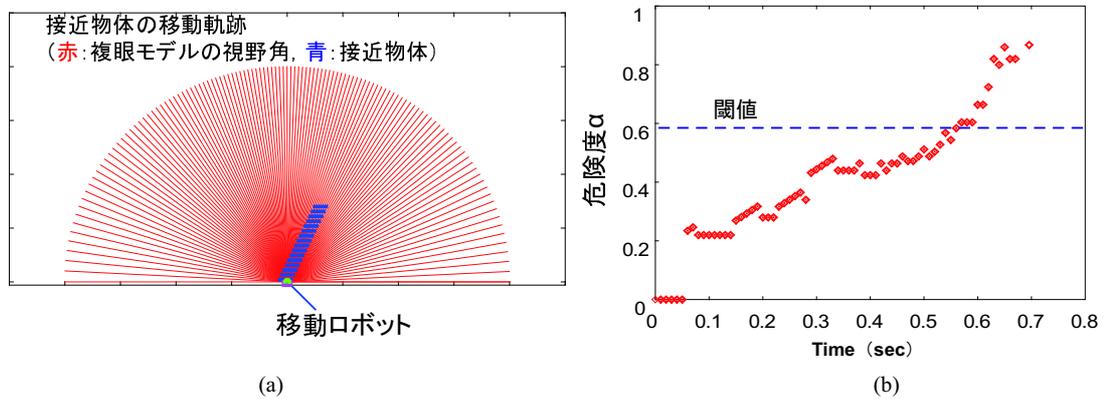


図 2.34: シミュレーション結果 2. (a) 物体の移動軌跡. (b) 衝突の危険度算出結果

定の有効性を示せた。

推定した衝突時間の結果が回避閾値を下回った場合（この場合 0.2 秒），ロボットは回避行動をとる．以上の結果より，提案手法の基本的な有効性は確認できた．

2.3.4 異なるパラメータでの実験

提案アルゴリズムの有効性を示すために，様々なパラメータを変更して実験を行った．変更したパラメータは，個眼の視野間隔，個眼の数，ファジィ推論の時間平均値である．

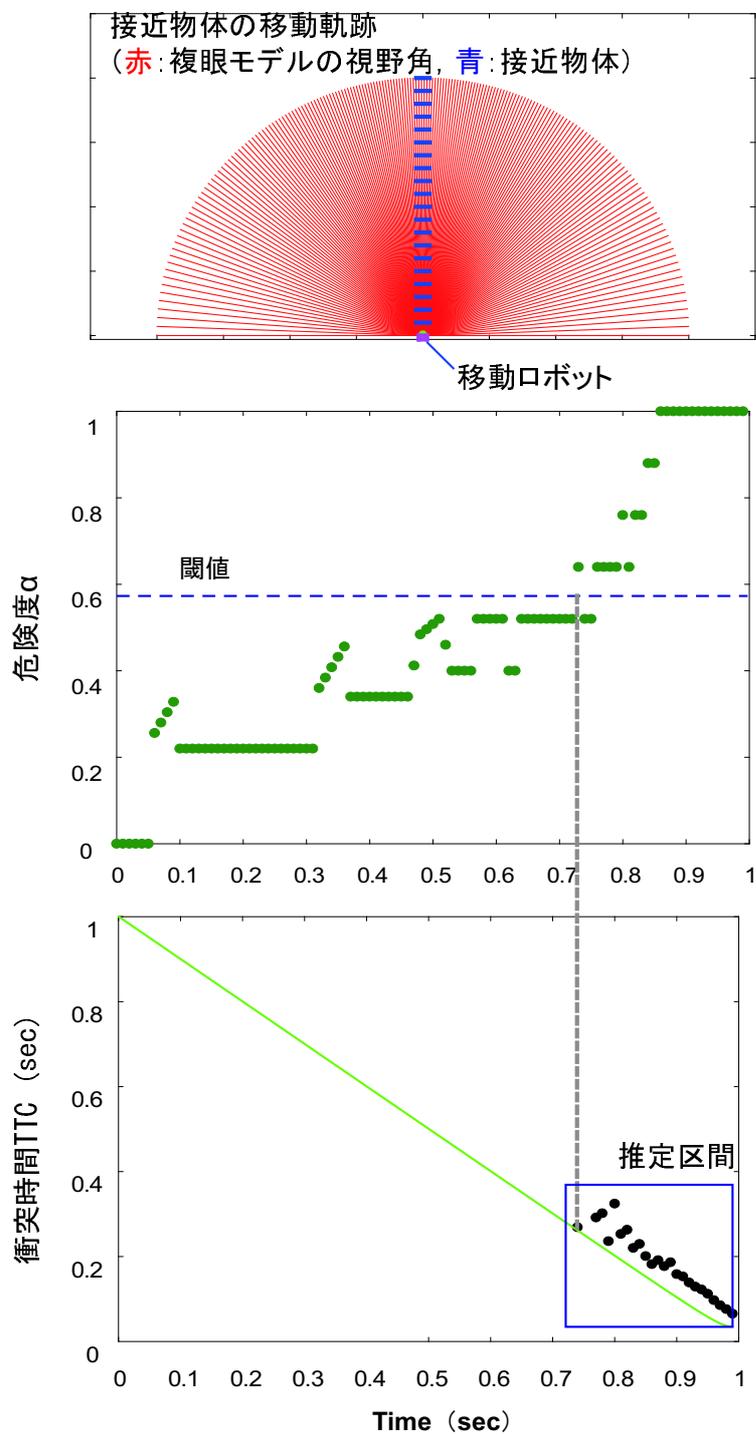


図 2.35: 衝突時間の推定

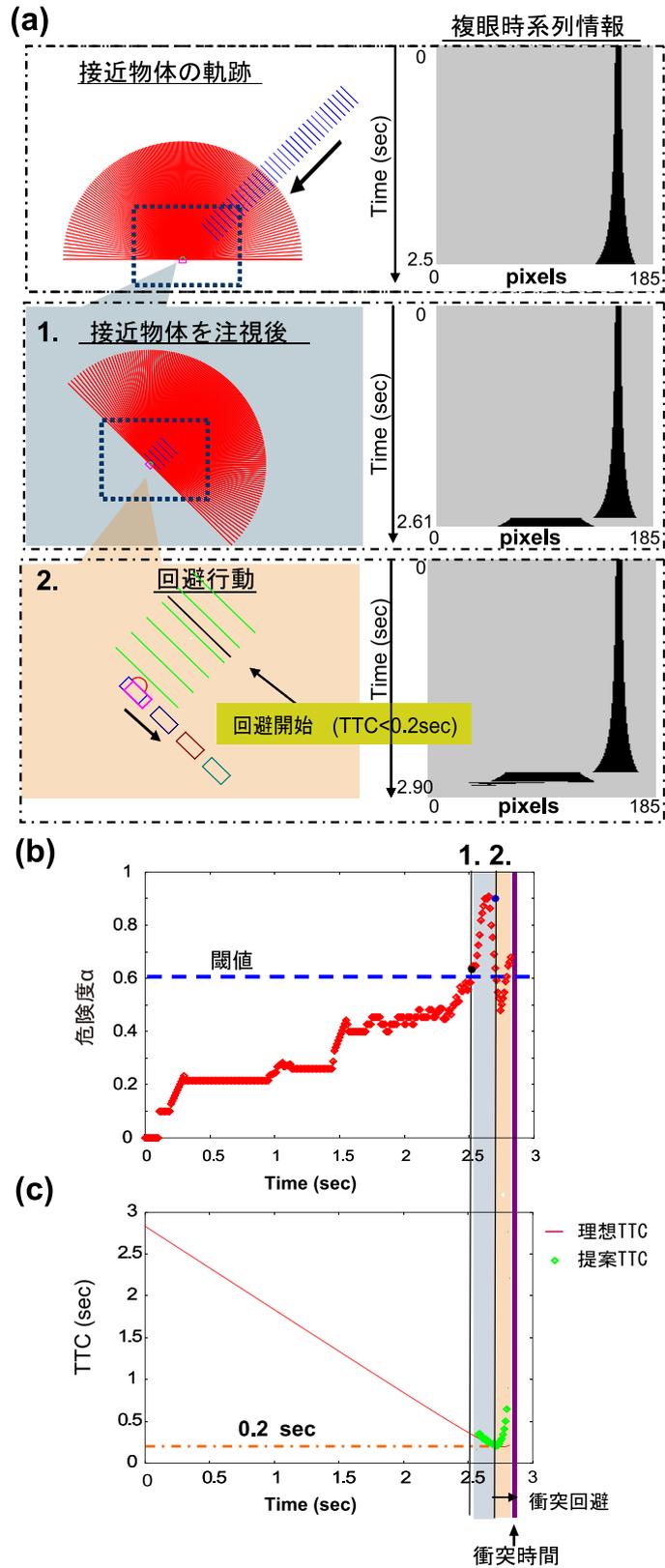


図 2.36: 衝突回避の例. (a) 接近物体の軌跡と複眼センサの時系列情報. (b) 衝突の危険性の算出. (c) TTC 算出.

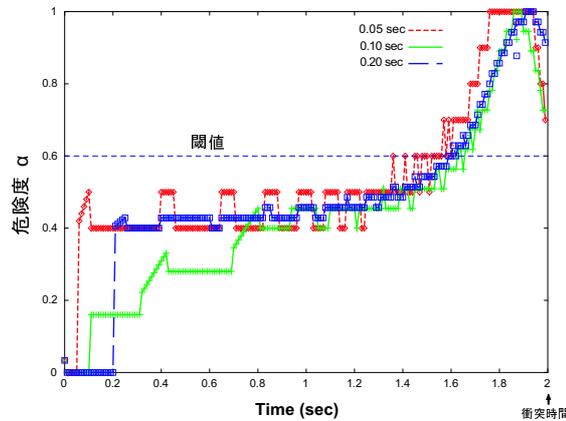


図 2.37: 時間平均の長さを変更した場合の危険度算出.

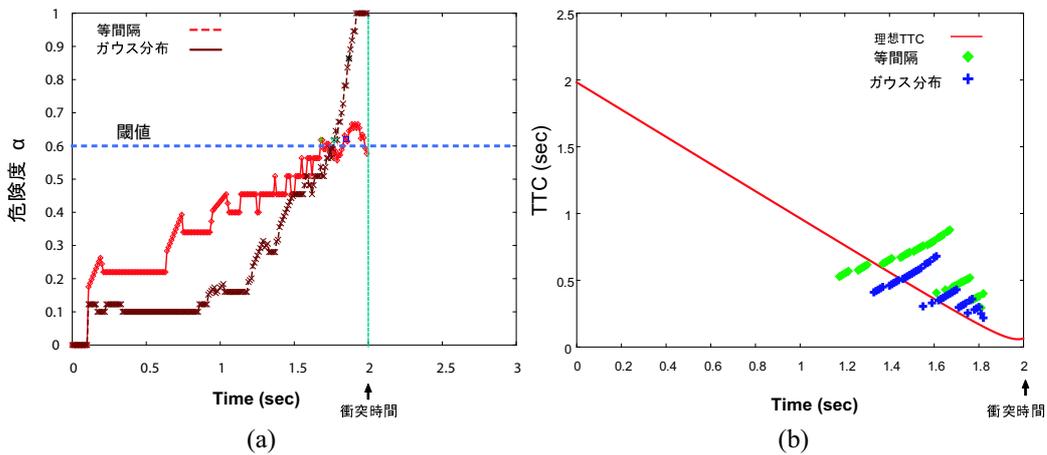


図 2.38: 異なる個眼の視野間隔を持つ複眼センサにおける危険度算出. (a) 衝突の危険度の算出. (b) TTC の算出.

(a) ファジィ推論に関する実験

図 2.37 は、危険度 $\alpha(t)$ の算出方法を変更したシミュレーション結果である。各グラフは、危険度 $\alpha(t)$ の算出に過去 0.05 秒、0.1 秒、0.2 秒間の平均値を使用した結果である。結果より平均時間を長くすると、衝突の危険度 $\alpha(t)$ の上昇が緩やかになるが結果の信頼性は高くなる。この平均時間は信頼性と処理速度のトレードオフから 0.1sec を採用した。

(b) センサ形状に関する実験

図 2.38 は、異なる構造の複眼モデル（個眼の視野間隔が等間隔とガウス分布）による衝突の危険度算出結果である。等間隔の場合、個眼一つの視野角は 0.97° である。このシミュレーションでは、物体は正面から接近させた。ガウス分布の場合、正面の間隔が狭いため早くから危険度が増加する。それに対し、等間隔では衝突の危険度は緩やかに増加するが、TTC の精度は良い結果となった。

図 2.39 は、等間隔複眼モデルの衝突回避の結果である。図 2.39 では、移動物体は右方向から接近させた (a)。衝突の危険性の上昇によって TTC が算出され、ロボットは注視なしに衝突回避を行った。等間隔の場合、反応個眼数と近似角度 θ の関係により LUT を求めれば、TTC は注視なしに求めることができる。

提案複眼モデルは、実際の昆虫と類似するガウス分布に基づいて視野角を定義した。しかし、TTC の計算を考えると等間隔モデルはガウス分布モデルに比べ都合が良い。等間隔センサは別の特長として、ガウス分布モデルより左右から接近する物体を早く検出することができる。

(c) センサ数に関しての実験

図 2.40 は、複眼モデルの個眼数を変更させた実験である。移動物体は正面から近づけた。120 個の場合は、185 個とほとんど同じ結果が得られた。しかし個眼 50 個の場合、衝突の危険度は閾値まで上昇しなかった。これは、ファジィルールを 185 個のセンサ用に調整しているからである。このことは、個眼の数とファジィルールは密接な関連があることを示す。

2.3.5 他手法との比較

提案手法は、非常に短い処理しか必要としない。それを確認するために、1 フレームあたりの処理時間を算出した。表 2.3 にその結果を示す。シミュレーションでは、Intel Pentium4 2.4GHz CPU(WindowsXP Professional) の PC を使用した。

表 2.3 の 1 段目は、 256×256 の画像から複眼撮像画像 (1×185) の輝度データを作成するためにかかった時間である。もし提案 1 次元複眼センサを実際に作成したならば、この輝

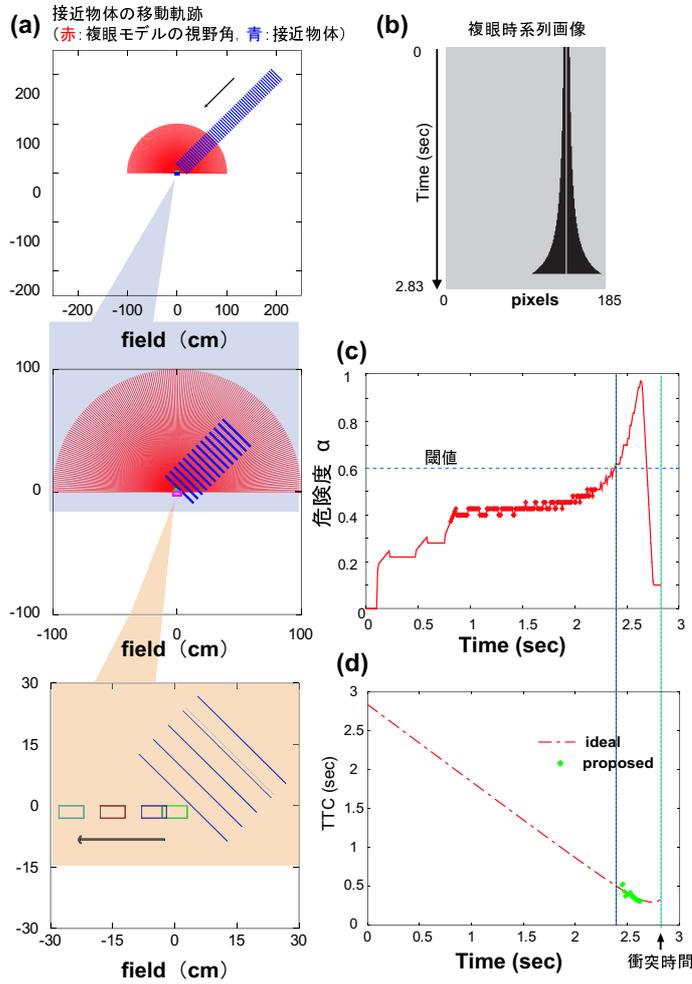


図 2.39: 等間隔の視野角を持った複眼センサによるシミュレーション. (a) 移動物体の軌跡. (b) 複眼センサの時系列情報. (c) 衝突の危険度の算出. (d) TTC の算出.

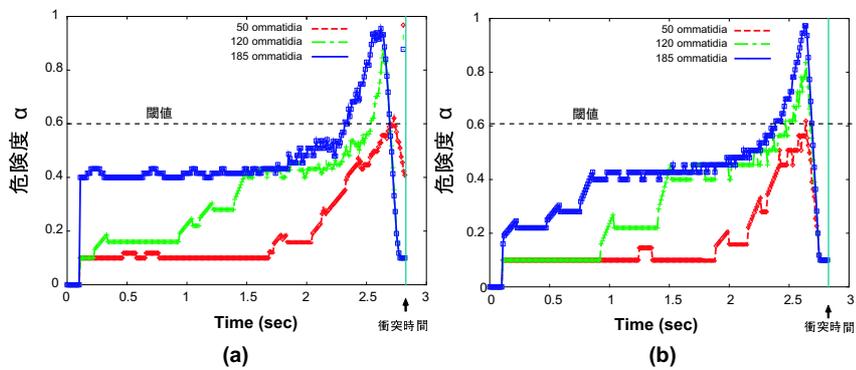


図 2.40: 個眼数を変更した場合の衝突の危険性の算出結果. (a) ガウス分布. (b) 等間隔.

表 2.3: 1 フレームあたりの処理時間.

1 フレームあたりの処理時間.	
複眼画像作成	230ms
物体検出に関する前処理	4.32ms
ファジィ推論	4.84ms
衝突時間 ($\frac{\theta}{\dot{\theta}}$ のみの計算時間)	$12.3 \times 10^{-6} \text{sec}$

表 2.4: 衝突時間算出の処理時間の比較.

	処理時間	使用画像
提案手法 (TTC 算出のみ)	$12.3 \times 10^{-6} \text{sec}$	1 次元画像 (1x185)
Camus. [42]	17.0ms	2 次元画像 (256x256)
Ancona et. al. [43]	62.3ms	2 次元画像 (256x256)

度データ作成時間は必要がなくなる。2 段目～4 段目の合計時間が提案アルゴリズム全体の処理時間である。この結果より、提案アルゴリズムはリアルタイム処理 (1 フレーム:33ms) が可能といえる。

表 2.4 は、提案手法の衝突時間算出部の処理時間と従来の TTC アルゴリズムの処理時間を比較した結果である。結果は、提案手法が 10^3 オーダーで早い結果となった。Ancona の TTC の手法は [43] に、Camus の手法は [42] にそれぞれ詳細に記述されている。また、オプティカルフローの計算にはブロックマッチング方式を使用した。使用した画像が異なるので同条件ではないが処理時間を比較した結果、提案手法は他の手法に比べ 3 桁ほど性能が良い結果となった。

2.4 まとめ

昆虫の視覚系に学んだ複眼モデルによる衝突回避アルゴリズムを提案した。提案手法の有効性を計算機シミュレーションによって確認した。実験結果では、接近物体が衝突する場合だけ衝突危険度の値により、ロボットは回避行動をとった。

提案手法は、二つのキーアイデアがあり、1つ目は、昆虫が経験から獲得している衝突判定ルールを厳密な数式モデルを使用することなく、接近物体の簡便な動き情報の組み合わせから実現した点である。その結果、接近物体が衝突するか否かの大まかな判断をリアルタイムに行うことができた。

2つ目は衝突時間 (TTC) を求めるために、複眼構造の情報 (視角) を利用した点である。複眼構造を利用することにより、物体の角度情報が必要な衝突時間の計算を反応個眼数の変化から求めることができた。この方法の導入により、衝突時間の計算を高速に行うことができた。

また、提案アルゴリズムの有効範囲を確認する実験として以下のパラメータを変更した実験を行った。

- 異なる視野角 (ガウス分布, 等間隔)
- 異なる平均時間
- 異なる個眼数

その結果、等間隔の個眼を持つ複眼モデルが TTC 算出に適した結果となった。そして、衝突判定ルールを調整することで、接近物体の衝突の危険性が高い場合のみ衝突までの時間を算出し、回避行動をとることができた。即ち、提案アルゴリズムでは回避が必要な場合だけロボットに回避行動をとることができる。また衝突時間算出の処理時間において、従来の手法と比較して提案手法が性能が優れていることを示した。

提案手法の利点は下記の点である。

- ハードウェア化に適した簡便な処理を採用した点
- 複眼の構造を利用している点
- 衝突回避に必要な信号のみを直接出力できる点

しかし本章で提案した手法は下記の問題点を持つため、汎用的なアルゴリズムへの改良を行った。その結果を第3章で述べる。

問題点

- センサの構造が分かっていると使用できない（特殊な構造のセンサが必要）
- 理想的な場合のみのシミュレーション（実環境で実験を行っていない）

第3章 画像特徴を利用したCCDカメラのための接近物体の衝突回避アルゴリズム

本章では、第2章で提案したアルゴリズムを汎用的な視覚センサへ拡張したアルゴリズムについて述べる。拡張したアルゴリズムは、2次元の画像特徴を利用した接近物体の衝突危険性を算出する手法である。

3.1 提案アルゴリズムの枠組み

本章で提案するアルゴリズムの枠組みを説明する。第2章で提案したアルゴリズムは、接近障害物検出に特化したセンサとして1次元の複眼モデルを採用した。しかし、1次元視覚センサは以下の問題を持つので、提案アルゴリズムの使用範囲が限られてしまう。

- 使用できるセンサ構造が限定される
- 1次元では検出できる高さが限定されるので、上下に動きながら接近する物体に対応できない。
- 1次元情報では物体の反応領域を精度良く求めることが困難なので、精度の良い危険度の算出が行えない。

よって、上記の問題を解決できる2次元の視覚センサ用にアルゴリズムを拡張する。提案アルゴリズムの目的は、汎用的なカメラの視野範囲における接近物体、環境の変化に頑健な接近物体の検出である。

3.1.1 前提条件

提案アルゴリズムの前提条件は以下の通りである。

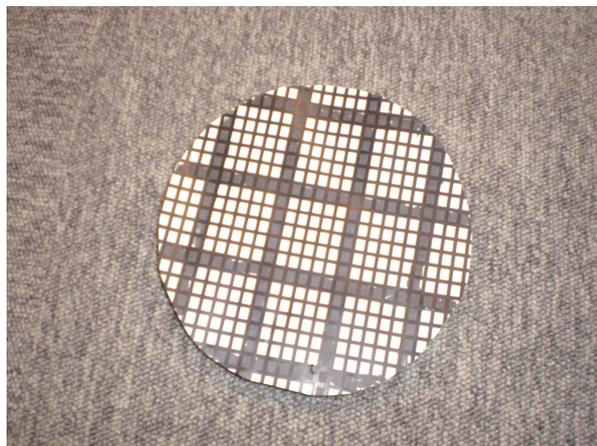


図 3.1: 実験に使用した移動物体 (直径 16cm)

- 環境： 明るい場所（郊外や室内など）。
真っ暗な場所など輝度値の変化が観測できない場所を使用できない。
- 背景： 静止
- 観測者： 静止
- 接近物体： 未知。但し，検出可能な物体は1つに限る

接近物体の条件は，以下の通りである。

- 大きさ 10cm ~ 20cm 程度
- 移動速度 0.1m/s ~ 1m/s
- 表面に模様があるもの (参考：図 3.1)
- 明るい色のもの

この条件は実験的に求めた値であり，実験に使用した移動物体を図 3.1 に示す。

3.1.2 危険度の定義について

提案アルゴリズムで用いる接近物体の衝突危険度の定義について述べる。危険度の概要は，以下の通りである。

- 危険度は，0～1の値とする．
- 衝突の危険度評価は，接近障害物を対象とする
- 接近物体の動き情報より毎時刻算出する
- 危険度の定義に扱う情報は，以下の3つ
 - 接近物体の進行方向（衝突コースかどうかの判定）
 - 接近物体の反応領域とその時間変化分（視野をどのくらい覆う物体か）

危険度の算出ルールは，昆虫の接近物体の回避戦略をファジィルール化したものであり，簡略化ファジィ推論によって算出する．危険度の数値設定で使用した目安は，以下の通りである．

- | | |
|-------------------|---------|
| • 静止物体 | 0 |
| • 遠くのもの（小さくうつるもの） | 0.3～0.4 |
| • 重心がずれる物体 | 0.5～0.6 |
| • 接近物体（重心がずれないもの） | 0.7～0.9 |
| • 衝突寸前 | 1.0 |

3.2 処理の流れ

図3.2は，提案手法のフローチャートである．フローチャートに従い，提案手法の詳細を説明する．

1. フレーム間差分による移動物の検出

最初のステップは，3フレーム分の情報を使ったフレーム間差分である．画像から得られた各ピクセルの輝度 L_i により，現在のフレーム及び過去2フレーム，計3フレームについて連続2フレーム差分の論理積を求める．その結果，中間フレーム f_t 中の移動物体に対する反応領域を求めることが出来る．ピクセルの出力は以下の式により求められる．

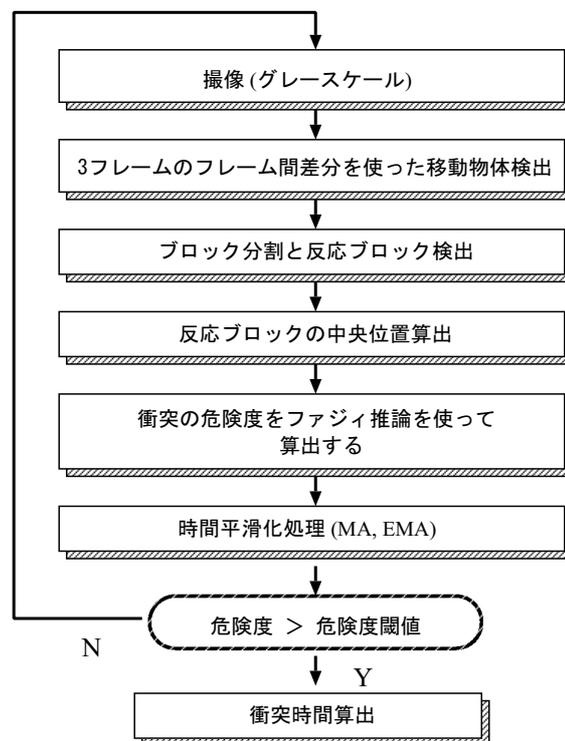


図 3.2: 提案手法のフローチャート.

$$P_f(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } |L_f(x, y) - L_{f-1}(x, y)| > T \text{ and} \\ & |L_{f-1}(x, y) - L_{f-2}(x, y)| > T \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.1)$$

ここで、 $P_f(x, y)$ は、フレーム f におけるピクセル (x, y) の輝度の変化を示し、 x と y はピクセルの座標系である。 L_f と L_{f-1} は、輝度値である。添字の f は現フレームを示し、 $f-1$ は1フレーム前を示す。 T はフレーム間差分の閾値を表す。この処理の入力は8ビットグレースケールであり、出力は2値画像となる。

この処理では3フレーム間での差分情報を利用し、動物体領域を算出する。しかし、移動物体同士が重なった領域に穴が生じることがあるため、差分値が大きな画素を検出した後、それらの中間の領域を移動物体の領域であると強制的にみなして移動物体を塊として抽出することによってこの問題を避ける。具体的には、フレーム間差分後の隣接ブロックの反応状況が図 3.3 に示すパターンに含まれるなら、注目するブロックを反応ブロックとする処理を行う。

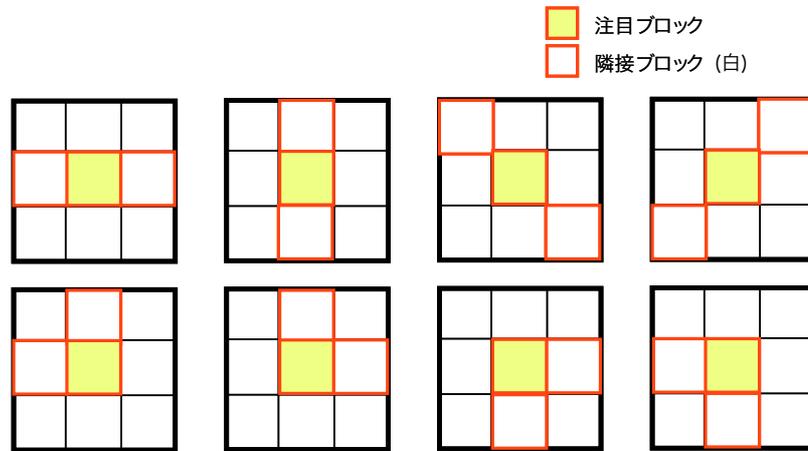


図 3.3: 隣接ブロックの反応状況による穴うめ.

2. ブロック分割&反応ブロック検出

このステップでは、3 フレームの間で輝度の変化分が大きい画像領域を抽出する．具体的には、簡単なブロック分割処理と反応ブロック検出を行う．移動物体のたまかな領域を検出するために、1 ブロックあたりの白ピクセル (輝度値: $P_f(x, y) = 1$) の数をカウントする．ブロックサイズは、 8×8 ピクセルとした．これは、QVGA サイズの画像を扱った場合、 $40 \times 30 = 1300$ ブロックに分割される．そして、ブロック内 ($8 \times 8 = 64$ ピクセル) に白ピクセルが閾値以上あれば、そのブロックを反応ブロックとする．

この処理の結果、画像中の移動物体のたまかな反応領域が求まる．

$$BLK[i, j] = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_x \sum_y P_f(x, y) > BT \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.2)$$

ここで、 $BLK[i, j]$ は、ブロック座標系における位置を示す．ブロック画像は、 i 軸と j 軸に投影される． BT は反応ブロックか否かを判定するための閾値である．

3. 反応ブロックのヒストグラムを使った重心ブロック検出

第3ステップは、反応ブロック群の重心ブロックを求める処理である．移動物体に反応している領域の中心を反応ブロック群の重心として求める．具体的には、ブロック座標系の各軸のヒストグラムを求めて、以下に示す比較式から重心ブロック (X_c, Y_c) を求める．

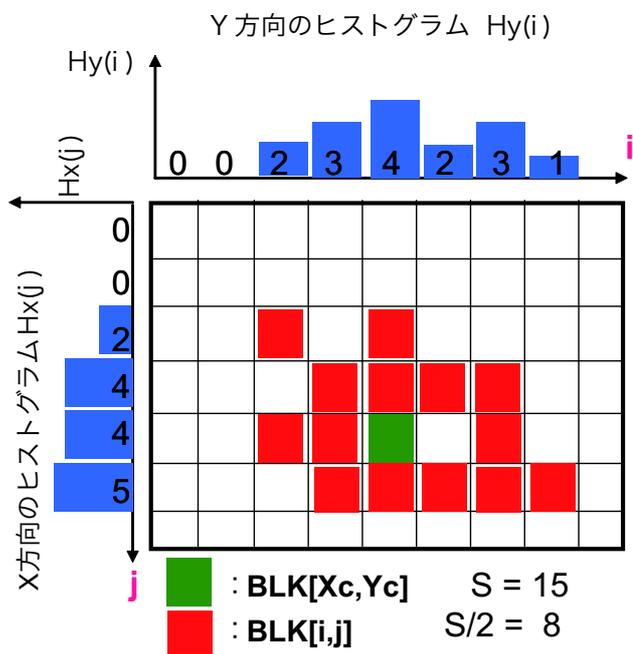


図 3.4: 反応ブロックのヒストグラムを使った重心ブロック検出.

処理のイメージを図 3.4 に示す .

$$\sum_{j=1}^{X_c-1} H_x(j) \leq S/2 < \sum_{j=1}^{X_c} H_x(j) \quad (3.3)$$

$$\sum_{i=1}^{Y_c-1} H_y(i) \leq S/2 < \sum_{i=1}^{Y_c} H_y(i) \quad (3.4)$$

ここで , $H_x(j), H_y(i), S$ は下記の式から求める .

$$\begin{aligned}
 H_x(j) &= \sum_j^m BLK[i, j] & H_y(i) &= \sum_i^n BLK[i, j] \\
 S &= \sum_i \sum_j BLK[i, j] & & (3.5)
 \end{aligned}$$

この処理の利点は , 重心ブロックを探す計算が簡単な総和と比較計算のみで行える点である . これはハードウェア化を行う場合に適している .

4. ファジィ推論を用いた接近物体の危険度推定

第4ステップは、衝突の危険度を求める処理である。接近物体の衝突の危険度は、ファジィ推論によって毎時刻算出される。ファジィ推論に必要な情報を以下に示す。

(A) 反応ブロック群の重心位置の時間変化分. ($DGB[i, j]_f$)

(B) 反応ブロック群の時間変化分. ($FBLK[i, j]_f$)

(C) 反応ブロック数. ($DBLK[i, j]_f$)

これらの特徴 $DGB[i, j]_f$, $FBLK[i, j]_f$, $DBLK[i, j]_f$ は、次の式で定義される。重心ブロックの時間変化分を表現する距離としてユークリッド距離を使用した。

$$\begin{aligned} DGB[i, j]_f &= \sqrt{(X_{c,f} - X_{c,f-1})^2 + (Y_{c,f} - Y_{c,f-1})^2} \\ FBLK[i, j]_f &= S = \sum_i \sum_j BLK[i, j]_f \\ DBLK[i, j]_f &= FBLK[i, j]_f - FBLK[i, j]_{f-1} \end{aligned} \quad (3.6)$$

反応ブロック群の重心位置の変化は、移動物体が観測者に向かって接近しているか否かを示す。このパラメータが変化しなければ、物体は動いていないか（静止物）、観測者に向かって接近していることを示す。

反応ブロック群の時間変化分と反応ブロック数は、接近物体のサイズと速度に関係があるパラメータである。接近物体のサイズとその広がり物体の接近によって非線形に増加する。ファジィ推論は、前提条件と答えとの関係に幅を持たせた推論が行えるので、このような情報を扱うのに効果的な手法の一つである。また、対象の特性をとらえた熟練者の経験・知識をシステムに組み込むことができ、システムをブラックボックスとして扱える点も本手法にとって適した特長である。

提案するファジィルールは、次の通りである。

IF (A) and (B) and (C), THEN 衝突の危険度 $\alpha(t)$

図 3.5 は、定義したメンバシップ関数である。

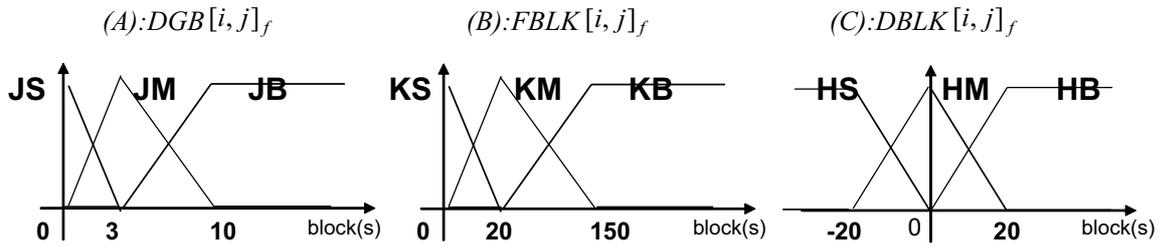


図 3.5: 定義したメンバシップ関数.

表 3.1: 接近物体の「危険度」を算出するファジィ評価の推論ルール.

			(C)			
			HS	HM	HB	
(A)	JS	(B)	KS	0.0	0.1	0.5
			KM	0.4	0.6	0.9
			KB	0.7	0.85	1.0
	JM	(B)	KS	0.20	0.40	0.60
			KM	0.40	0.60	0.80
			KB	0.70	0.80	0.90
	JB	(B)	KS	0.05	0.35	0.65
			KM	0.45	0.55	0.75
			KB	0.75	0.85	0.95

提案するファジィ推論は、3 入力 1 クリस्प出力で構成される。各入力のメンバシップ関数を 3 つ定義し、ファジィルールを 27 個定義した。後件部は、危険度 $\alpha(0 \sim 1)$ のシングルトンであり、推論方法は Min-Max であり、重み付け平均で非ファジィ化を行った [57].

ルールの例として、

IF 物体の中央ブロックの時間変化分がほとんど変化せず (JS), 反応ブロックが多く (KB), 反応ブロックの時間変化分が多い (HB) THEN 危険 (1.0) や

IF 物体の中央ブロックの時間変化分が大きく変化し (JB), 反応ブロックが小さく (KS), 反応ブロックの時間変化分が多い (HB) THEN やや危険 (0.65)

という直感にあった典型的ケースをルールとして記述している。移動物体の情報が与えられたとき、これらのルールの適合度より衝突物体の衝突の危険性が求まる。ルールの調整は実験的に行った。

ファジィ推論によって毎時刻求まる衝突の危険度は、フレーム間差分や非ファジィ化の結果に敏感に影響を受ける。毎時刻算出される衝突危険度の信頼性を高め、本当に危険な物体のみ危険度が上昇するために時間平滑化処理を利用する。

6. 時間平滑化処理

時間平滑化処理として、株価の時系列分析手法を動画像処理に応用した。具体的には、時間平滑化処理としてよく知られている移動平均 (MA:Moving Average) と指数移動平均 (EMA:Exponential Moving Average) を利用する。

改良型 EMA アルゴリズム

EMA は直近のデータのみ重みを加えて、移動平均を算出する時間平滑化手法である。下記の式により求めることができる。

$$EMA(t) = EMA(t-1) + \beta(O(t) - EMA(t-1)) \quad (3.7)$$

ここで、各パラメータは以下の内容を示す。

- $O(t)$: 時刻 t の観測値
- $EMA(t)$: 時刻 t の EMA (指数移動平均)
- β : 平滑化定数 $\beta = 2/(n+1)$ ($0 < \beta < 1$)
- n : 平均の間隔

本論文では、EMA アルゴリズムを接近物体の危険度算出に適した時間平滑化アルゴリズムに改良した。改良アルゴリズムは、下記の式により算出する。

$$EMA(t) = EMA(t-1) + \beta(O(t) - EMA(t-1)) \quad (3.8)$$

ここで、平滑化定数 β を以下の関係式から算出する。

$$\beta = \frac{\delta m(t)}{m(t) + 2(n+1)}, \quad m(t) = \{O(t) - O(t-2)\}/3, \quad \delta m(t) = m(t) - m(t-1) \quad (3.9)$$

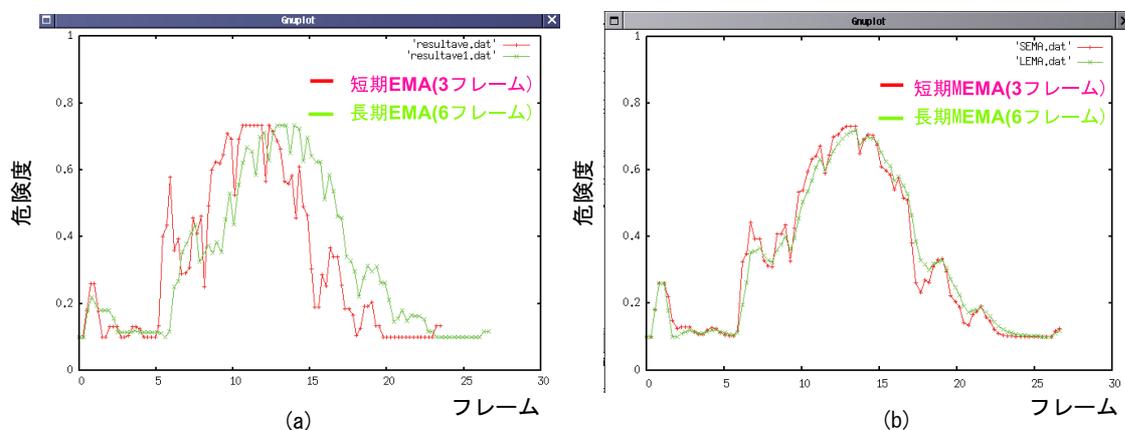


図 3.6: 指数移動平均手法の改良 (a) 従来 EMA (b) 改良 EMA

改良 EMA アルゴリズム (ModifyEMA:MEMA) では、平滑化定数を求める際に直近 3 フレームの観測値の傾きの変化率に応じて、重みを決定する項 ($\delta m(t)$) を平滑化定数の式に追加することで、変化の激しい時刻のデータを重要として扱う。これにより、時間平滑化の利点を持ちつつ、衝突の危険性の上昇を即座に検出できる。加えて MEMA は小さな変化に敏感である。図 3.6 に従来の指数移動平均との比較実験の結果を示す。従来の指数移動平均 (EMA) の場合、長い時間平滑化を行ったラインは急な変化などに対応できないが、改良指数移動平均手法 (MEMA) ではそれが改善されていることが分かる。

危険度に応じた色づけ表示

危険度が毎時刻算出されるが、現時刻でどのくらい危険度かを確認するためにはグラフで表示しなければ分からない。そこで、接近物体の危険度の目安として危険度に応じた色づけ (カラーマップ) を導入する。

採用するカラーマップを図 3.7(a) に示す。カラーマップの導入により、接近物体があった場合危険度が 1 に近づくとつれて赤色になり、0 に近づくとつれて青色になる。この結果、接近物体が危険かどうかを直感的にディスプレイで確認できる。

具体的な処理として、接近物体の反応ブロックを RGB で色付けする際に図 3.7(b) の RGB の輝度値の変換曲線から RGB 値を求める。実際に検出されたサンプル例を図 3.8 に示す。

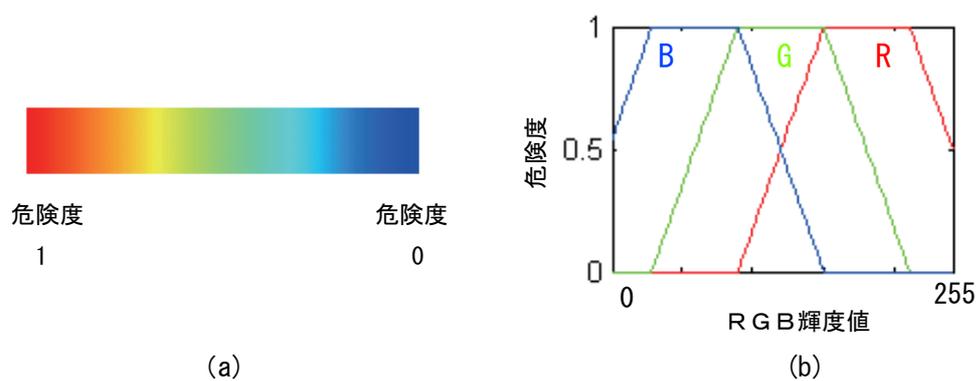


図 3.7: カラーマップ (a) 採用したカラーマップ (b) 危険度に応じた RGB 輝度値の変換曲線



図 3.8: カラーマップを導入したシミュレーション実行例.

7. 衝突時間算出

最後の処理は TTC 算出である。衝突時間は 2.2 節で述べたように、TTC は網膜像の大きさとその時間変化率という 2 次元情報の比によって衝突するまでの時間が算出することができる。本処理ではその関係を採用した移動物体の反応面積とその拡大する変化率から求める方法を利用する [7]。理由は、式 3.10 で示すように、衝突の危険度算出用に求めた反応しているブロック数とその時間変化率の情報を流用するためである。

但し、接近物体の面積情報をブロック数で量子化して扱うため、若干精度が落ちることが考えられる。そのための対策として、ブロックサイズを小さくすることや移動物体の反応領域を精度よく求めることが重要になる。

$$TTC = \frac{A}{\frac{dA}{dt}} \approx \frac{FBLK_t}{DBLK_t} \quad (3.10)$$

3.3 シミュレーション

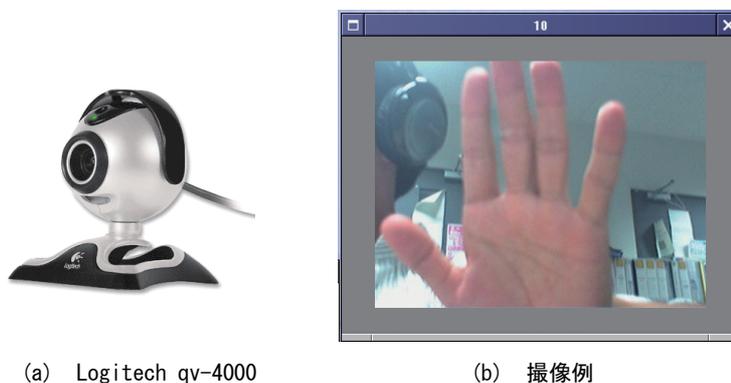
提案手法の有効性を確認するために、接近物体を使った動画像シミュレーションを行った。画像処理ライブラリとして、Malib [58] と OpenCV [59] を使用した。Malib, OpenCV は、どちらもオープンソース C 言語画像処理ライブラリである。

使用したカメラについて

図 3.9 は、実験に使用したカメラと撮像例である。また、表 3.2 はカメラの仕様である。

3.3.1 結果

動画像シミュレーションにおける接近物体の検出例を図 3.10 に示す。移動物体として右手をカメラから 1m 手前から約 20cm/sec のスピードで接近させた。図 3.10(a),(b),(c),(d) はそれぞれ提案アルゴリズムの処理結果であり、接近物体の領域及びその中心ブロックが求まっていることが分かる。この情報をもとに接近物体の衝突危険度の算出及び衝突時間推定を行う。



(a) Logitech qv-4000

(b) 撮像例

図 3.9: 使用したカメラ (a) カメラ概観 (b) 撮像例

表 3.2: 使用したカメラの仕様

Web カメラ	Logitech qv-4000
画像センサ	CCD
有効画素数	33 万画素
VGA	640x480
動画イメージサイズ	最大 640x320
静止画イメージサイズ	最大 1280x960
使用画像サイズ	320x240(QVGA)
フレームレート	最大 30fps
視野角	44 °
画像フォーマット	YUV

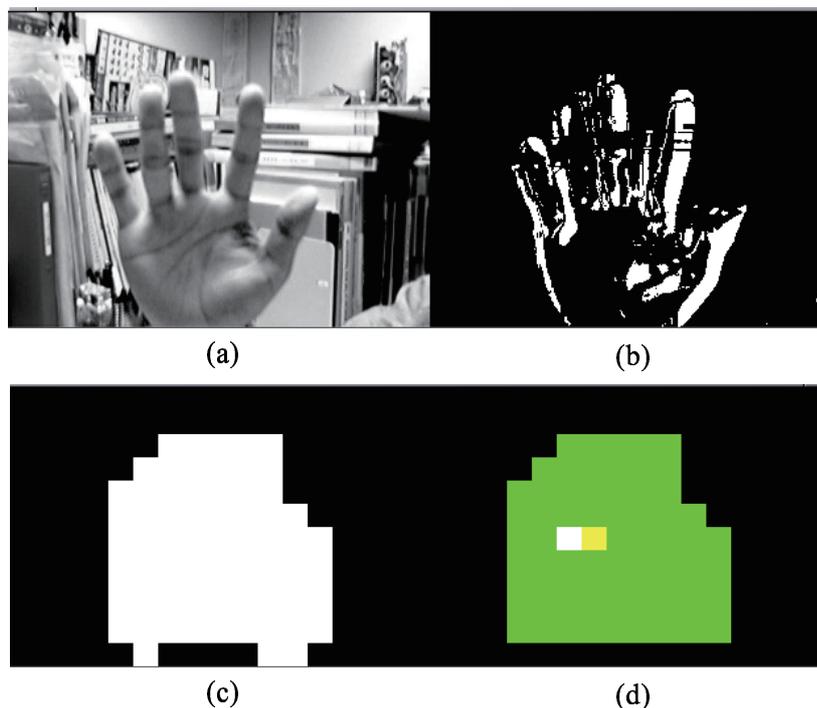


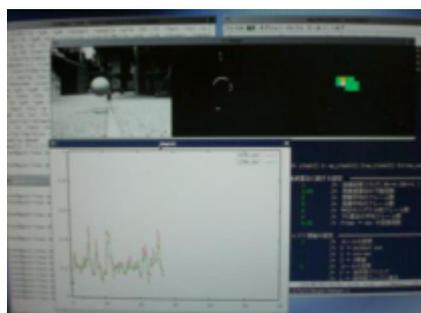
図 3.10: シミュレーション結果. (a) オリジナル画像 (b) 3 フレーム間差分 (c) ブロック分割結果 (d) 中央位置検出 (中央:黄色, 前フレームの中央:白, 反応ブロック:緑).

3.3.2 衝突危険度の算出結果

接近物体として、紐にぶら下げたテニスボールを 2m 手前から 40cm/sec で接近させた動画シミュレーション結果を図 3.11 ~ 3.13 に示す。それぞれ物体を正面，左斜め前，右斜め前から近づけた場合の結果である。

正面から近づけた場合 (図 3.11) は，物体の接近に従って危険度が急激に上昇していることがわかる。危険度算出ルールが，衝突する場合の危険度の算出結果として有効に働いているといえる。この結果は，接近物体の反応領域が比較的良好に抽出できていることが理由として考えられる。

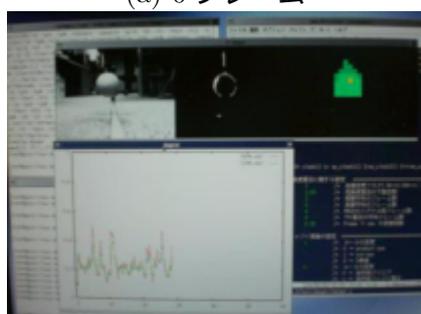
左斜め，右斜め前から近づけた場合 (図 3.12，図 3.13) は，物体の接近に従って接近物体の反応領域は増加しているにもかかわらず，危険度が衝突する場合ほど上昇しない結果となった。この結果は，反応領域の重心ブロックの時間変化分が大きいために上昇しない結果になったと考えられる。こちらの結果も危険度算出ルールが有効に働いていることが示せた。



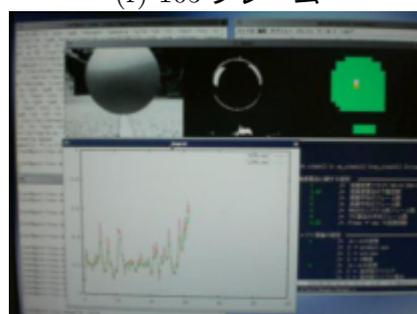
(a) 0 フレーム



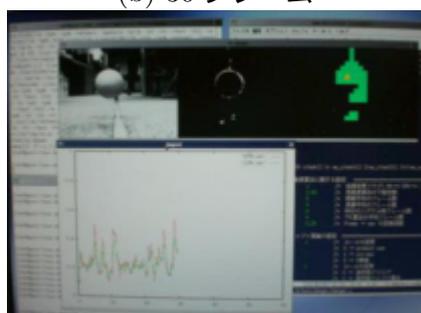
(f) 105 フレーム



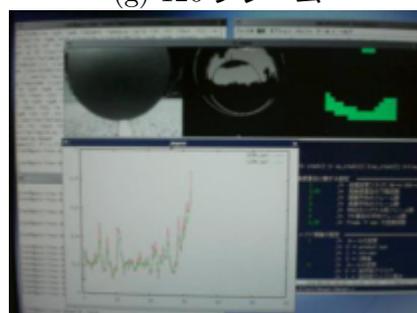
(b) 30 フレーム



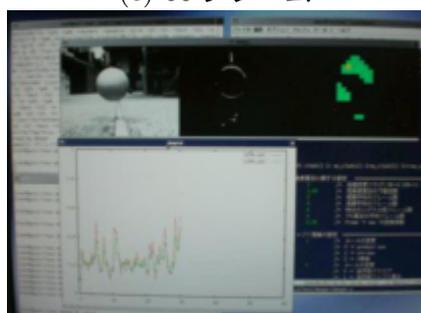
(g) 120 フレーム



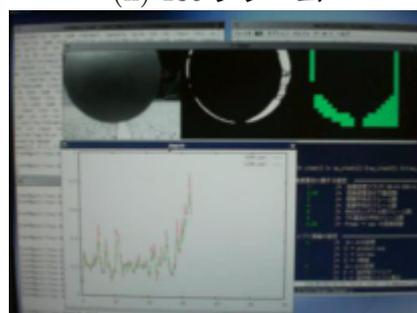
(c) 60 フレーム



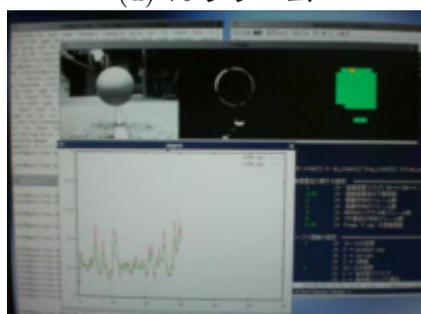
(h) 135 フレーム



(d) 75 フレーム



(i) 150 フレーム



(e) 90 フレーム



(j) 180 フレーム

図 3.11: 正面から接近させた場合

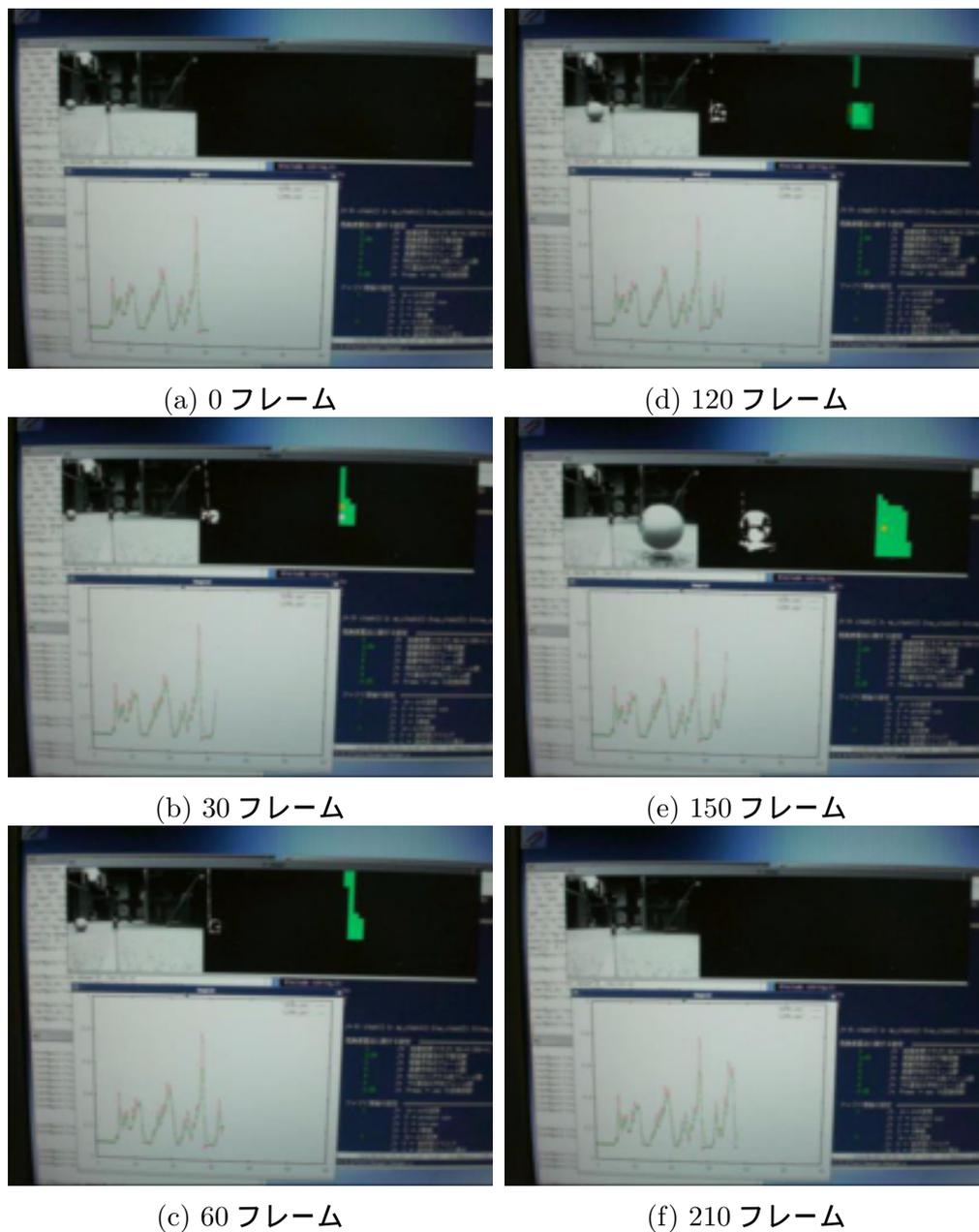


図 3.12: 左斜め前から接近させた場合

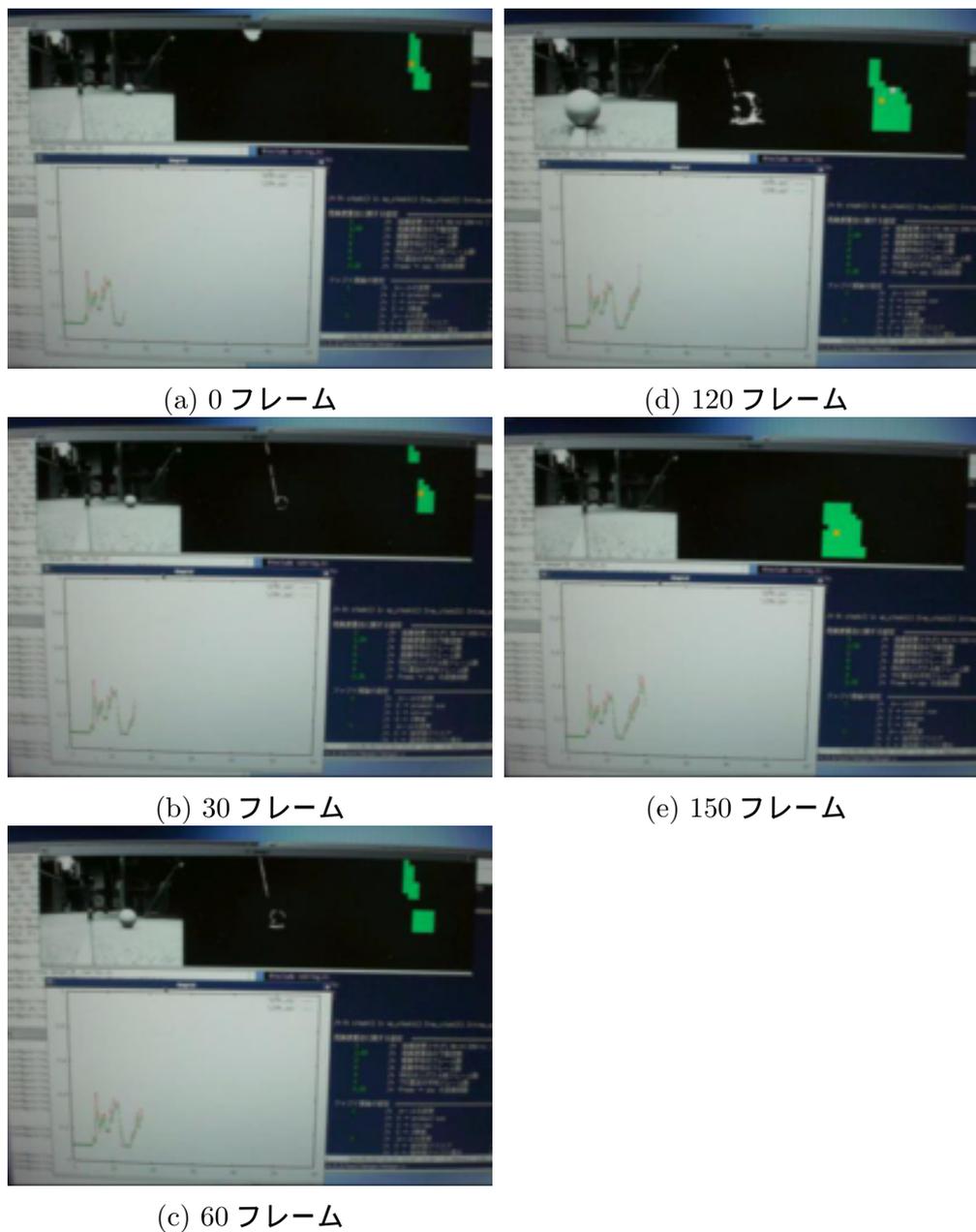


図 3.13: 右斜め前から接近させた場合



図 3.14: 倒立振り子デモ装置を使った衝突時間算出実験.

3.3.3 衝突時間の算出結果

衝突時間の算出実験には、等速度の移動物体を想定するために図 3.14 の実験装置を使用した。実験装置の条件は、以下の通りである。

- AC100V サーボモータ 一定電圧を与えて駆動（等速度で移動する物体と想定）
- 直径 16cm の物体
- 測定距離 50cm
- 速度 約 0.5m/sec

図 3.15(a) は、衝突時間の算出結果である。定量的な評価として、理想的な TTC を τ^* とすると、TTC の絶対誤差 ($E_a = |\tau^* - \tau|$) は $E_a = 0.11454(sec)$ 、相対誤差 ($E_r = |\tau^* - \tau|/|\tau|$) は、 $E_r = 15.545\%$ という結果が得られた。

図 3.15(b) も同じ条件下で行った結果である。TTC の絶対誤差、相対誤差はそれぞれ ($E_a = |\tau^* - \tau|$) は $E_a = 0.0535(sec)$ 、($E_r = |\tau^* - \tau|/|\tau|$) は、 $E_r = 12.976\%$ という結果が得られた。

以上の結果より、2章で示した衝突時間算出結果とほぼ同程度の結果が得られた。

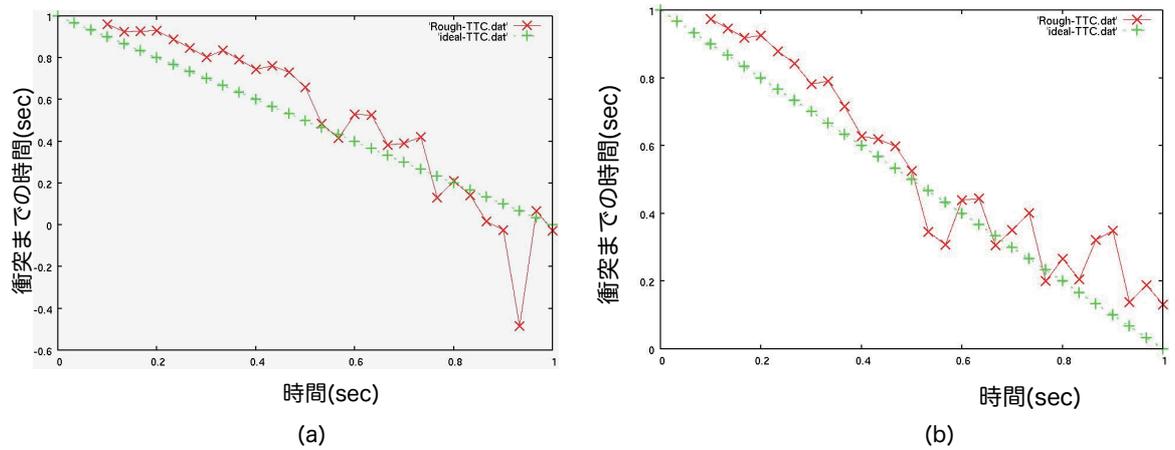


図 3.15: 衝突時間算出実験結果.

表 3.3: 1 フレームあたりの処理時間.

1 フレームあたりの処理時間.	
1 フレーム処理時間	11.47ms
フィルタ処理	8.3ms
ブロック分割・反応ブロック検出	1.8ms
中央ブロック検出	16.9 μ sec
ファジィ推論	1.35 ms
危険度グラフ算出 (時間平滑化)	2.1 μ sec
衝突時間算出	17.8 μ sec

3.3.4 処理時間

表 3.3 に提案アルゴリズムの処理時間を示す．各項目の数値は 10 フレームあたりの平均値である．シミュレーションでは，Intel PentiumM 1.8GHz CPU(Vine Linux 3.2) の PC を使用した．提案アルゴリズムの 1 フレームあたりの処理時間が 11.47ms (87 frames/sec) という結果になった．使用しているカメラの動作が最大 30fps のため，それ以上の速度はでないが，移動ロボットの視覚センサシステムに要求されるリアルタイム処理は問題なくクリアしている．

3.4 まとめ

第3章の提案アルゴリズムは，第2章で提案したアルゴリズムを2次元に拡張したものである．具体的には動画像中から求めた接近物体の画像特徴を利用し，ファジィ推論によって接近物体の衝突の危険性を算出した．

提案アルゴリズムは，QVGA 画像からリアルタイムに接近物体の中央位置や衝突の危険性といった接近物体の重要な情報を検出することができる．そして，接近物体の衝突危険度や衝突時間算出を求めることができる．

衝突危険度の算出に使用した衝突判定ルールは，第2章で定義したルールからメンバシップ関数及びファジィルール数を増やし，信頼性の高い推論を行えるようにした．その結果，移動物体の接近方向に応じて，推論結果を合成した総合的判断から危険度を算出することができた．また，衝突時間の精度実験の結果，10%程度の誤差で推定することができた．

提案アルゴリズムの特長を以下に述べる．

1. 画像をブロック分割し，接近物体の反応領域をブロックで求めることにより，処理の高速化を測った点
2. 接近物体の簡便な動き情報から，危険度の算出ルールを定義し，ファジィ推論によって接近物体の衝突危険度を求めた点
3. 衝突時間を危険度算出で使用した接近物体の簡便な情報を使った点

第4章 移動ロボットのためのリアルタイムビジョンシステム

ロボットを自律的にナビゲーションするためには障害物回避や経路計画のためにも周囲の環境の状況を知る必要がある。視覚センサは周囲の状況を知るセンサとして有効なセンサであり、視覚センサから得られる2次元画像より3次元情報を抽出する多くの手法の研究がなされている。本章では、提案アルゴリズムを自律移動ロボット向けに応用し、構築したリアルタイムビジョンシステムについて述べる。

4.1 従来の視覚誘導

一般に、視覚誘導を行うためには、周りの物体との衝突検知・回避、経路に沿った誘導、環境内での自己位置の同定などの機能を実現する必要があり、従来より、様々な方法が提案されている。例えば Sandini ら [51] は、ロボットの両側面（壁）を流れるオプティカルフローに着目して、両壁からの距離が同じになるように誘導を行う方法を提案している。

また、衝突回避の方法として、地面を仮定し逆透視変換の方法 [50] を利用する方法やオプティカルフローやモデルなどから得られる Divergence と衝突時間を利用した方法などが提案されている [52]。八木ら [53] も、移動ロボットの誘導に適した全方位視覚センサを用い、ロボット移動に伴う観測エッジの移動軌跡から、衝突危険性を評価、回避行動を行う方法を提案した。これらの方法は、道路、側壁の射影パターンの性質を利用しているだけで、事前に物体に関する知識は必要ない。これは、未知環境や環境変化がある場合に都合が良い。

本研究のようにファジィ推論を用いて動的障害物の衝突危険度を定義して移動ロボットの障害物回避を行った研究例として、前田らの [54] や永田らの [55] がある。どちらの研究例も、移動ロボットが接近物体を回避する状態モデル（位置、速度、操作ベクトル）を定義し、危険度を定義したものである。本研究のように画像特徴を取り扱い、接近物体の

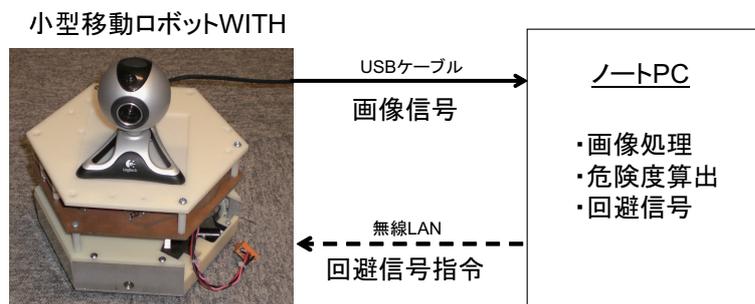


図 4.1: システム構成

危険度を定義したものではない。

物体検出でよく使用される方法として、接近物体の色に注目しその情報を元にロボットを視覚誘導する方法がある。

しかし、この手法は

- 背景の輝度変動（照明の変化：ON,OFF）に弱い
- 画素単位の厳密なマッチング処理のため計算量が増加する
- 抽出色の設定が困難（RGB 閾値の設定）である。検出色が限定される。

などの問題をもつ。

4.2 システム構成

本手法で用いたシステム構成の概要を図 4.1 に示す。本システムは、小型移動ロボット WITH (図 4.2) 及びロボットの前方に設置された Web カメラ、そしてデータの処理用 PC から構成される。Web カメラで撮像された画像は、データ処理用の PC と USB で接続されており、画像信号は逐次リアルタイム処理され、その結果からロボットの回避信号が生成される。生成された回避信号は、無線 LAN によってロボットの PIC に伝達され、回避行動をとる。

本実験で使用する小型移動ロボット WITH とは (Wheel type small mobile robot platform for Intelligent behavior) の略であり、表 4.1 にロボットの仕様を示す。



図 4.2: 小型移動ロボット WITH と実験環境

表 4.1: WITH の仕様

Dimensions	Hexagon 200 [mm]
Actuator	Ommi Wheel x3
	Maxon 4.2[V] 1.2[W]x3
	TOSHIBA TA8440H x3
Battery	Li-Poly 7.4[V] 1350 [mAh]
Duration	0.5[h]
Communication	EZL-80C (WLAN-Serial Converter)
Microcomputer	MicroChip 社製 PIC18F8720
motion speed	20cm/sec

4.3 実験

4.3.1 WITH を用いた実験 (従来手法)

従来手法の問題点を確認するためにロボット視点画像による動画画像シミュレーションを行った。行った手法は、画像処理を用いた接近物体の検出アルゴリズム (背景差分+色領域抽出+重心検出) であり、結果を図 4.3 に示す。実験結果では、接近物体の中心が上手く検出できているが、これは接近物体の検出色範囲をきつく調整した結果である。設定した検出色範囲は、 $(R:G:B)=(100-255:150-255:0-150)$ である。

この手法では移動物体の色情報が必要である上に接近物体の検出色範囲の設定を $(R:G:B)=(100-255:180-255:0-150)$ に変更するだけで、図 4.4 の結果のように接近物体が検出できなくなってしまう。



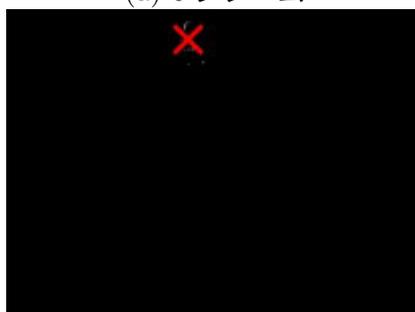
(a) 0 フレーム



(a) 0 フレーム



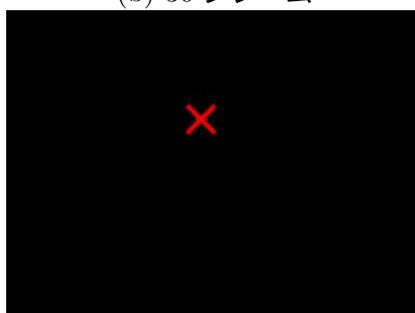
(b) 30 フレーム



(b) 30 フレーム



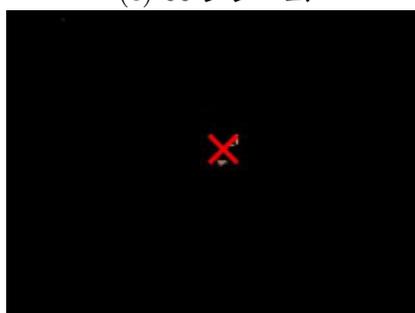
(c) 60 フレーム



(c) 60 フレーム



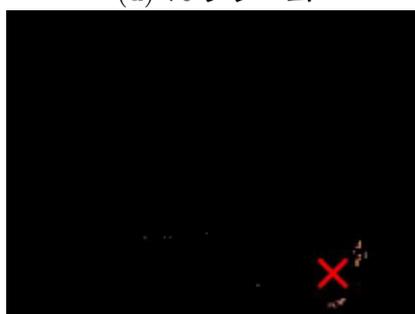
(d) 70 フレーム



(d) 70 フレーム



(e) 80 フレーム



(e) 80 フレーム

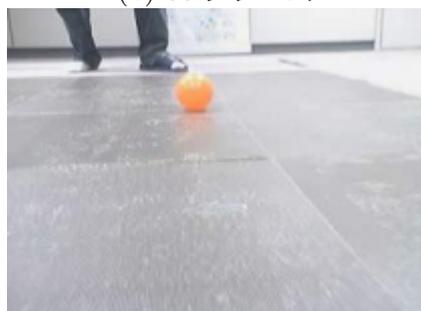
図 4.3: 従来手法結果 左列:現画像, 右列: 接近物体の検出



(a) 0 フレーム



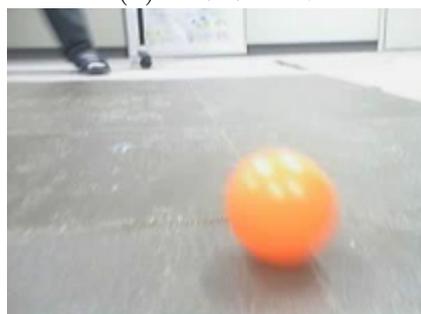
(b) 30 フレーム



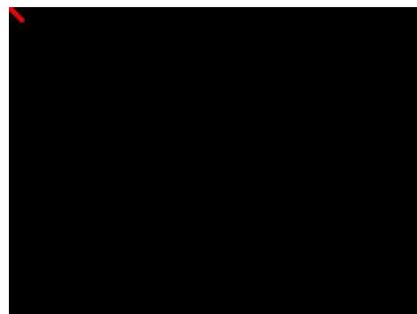
(c) 60 フレーム



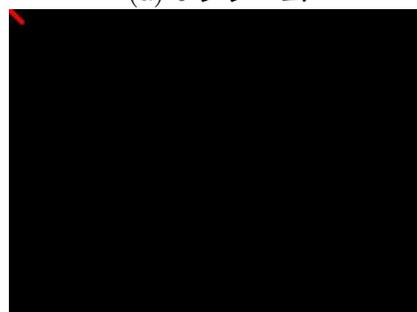
(d) 70 フレーム



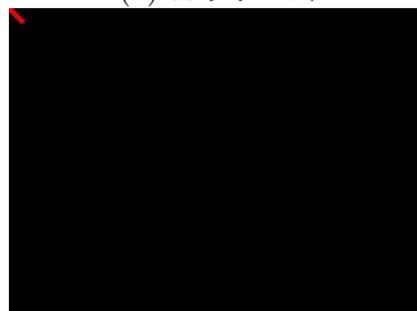
(e) 80 フレーム



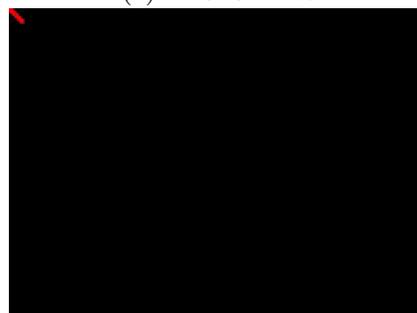
(a) 0 フレーム



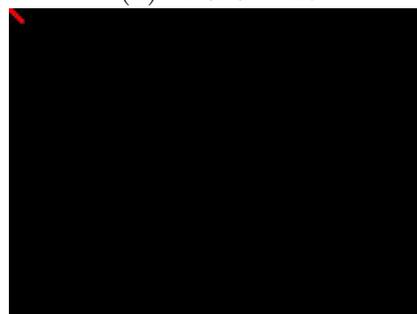
(b) 30 フレーム



(c) 60 フレーム



(d) 70 フレーム



(e) 80 フレーム

図 4.4: 従来手法結果 (失敗例) 左列: 現画像, 右列: 接近物体の検出

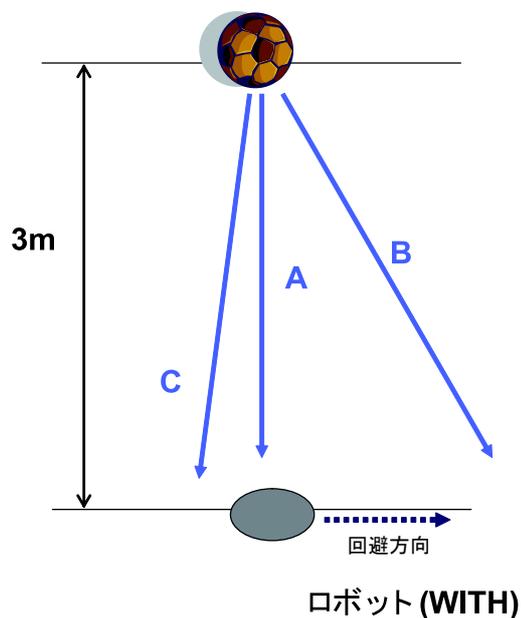


図 4.5: WITH を用いた回避実験

4.3.2 WITH を用いた回避実験 (提案手法)

従来手法では接近物体の色情報が必要であった上に、設定を変更すると接近物体を検出することができなかった。提案アルゴリズムは、接近物体の色情報は必要なく、多少の照明変化でも頑健に検出することが可能である。提案アルゴリズムの有効性を確認するために、移動ロボットの前から移動物体を図 4.5 に示す 3 パターンで近づけて、その際の危険度及び衝突時間の算出状況と回避行動を観察した。

4.3.3 実験環境

実験の条件は、以下の通りである。

- ロボット (WITH) 約 20cm/sec で右に回避行動をとる。
回避行動の動き出しまで約 0.3sec 必要。
- ロボットの視点 ロボット前方 200cm 先を画像の中心に設定。
- 接近物体 直径 23cm のサッカーボール。
3m 手前から 約 1m/sec で転がした。

実験のパラメータは、以下の通りである。1~3 は図中の記号を意味する。

- 1 衝突時間算出閾値 0.6
- 2 危険度回避閾値 0.75
- 3 衝突時間回避閾値 15 (frames)

4.3.4 結果

実験結果を各条件毎に説明する。

実験 A. 正面から接近物体が近づいてきた場合

図 4.6 に結果を示す。図 4.6(a)~(f) は、接近物体の様子である。図中のグラフは、接近物体の危険度 (赤:短期移動平均, 緑:長期移動平均) と衝突時間算出結果 (青) をそれぞれ示す。危険度のグラフは、ボールの接近に従って衝突時間算出閾値付近まで急激に上昇し、衝突時間算出のフェーズに移行した。その後、見積もられた衝突時間の残り時間が衝突時間回避閾値を下回ったので回避行動が行われた。

別の実験結果を図 4.7 に示す。図 4.7(a)~(f) は、接近物体の様子である。図中のグラフは、接近物体の危険度 (赤:短期移動平均, 緑:長期移動平均) と衝突時間算出結果 (青) をそれぞれ示す。危険度のグラフは、ボールの接近に従って急激に上がって行って衝突時間算出閾値を超え、更に危険度回避閾値として定めている値を超えたため、回避行動が行われた。この結果は、危険度回避閾値で回避した実験例である。

図 4.8 に正面からの接近物体を回避した際の接近物体の検出状況を示す。この結果より (a) の衝突時間で回避した場合は、(b) に比べ早めに回避行動を取っている。(b) の危険度で回避した場合は、衝突直前で回避しているため接近物体が実験のサイズより大きかったり、スピードが速い場合は回避失敗になると考えられる。

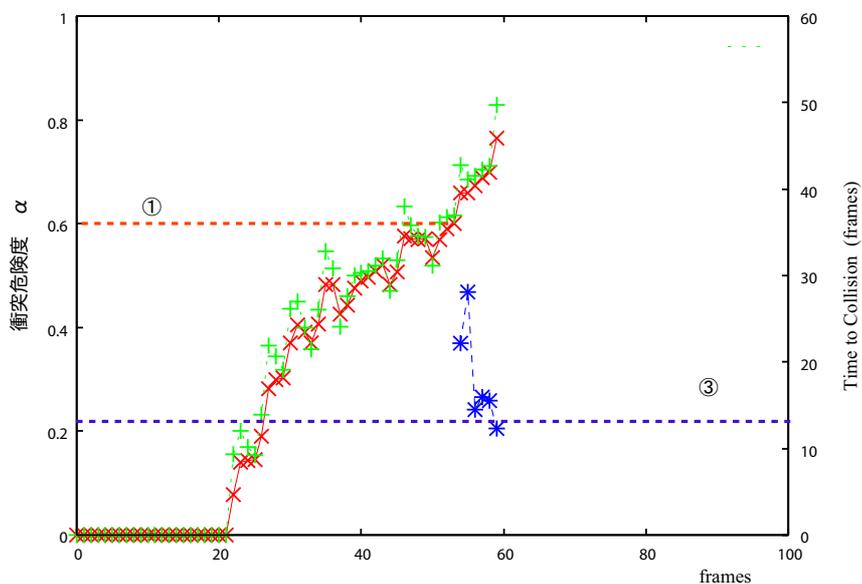
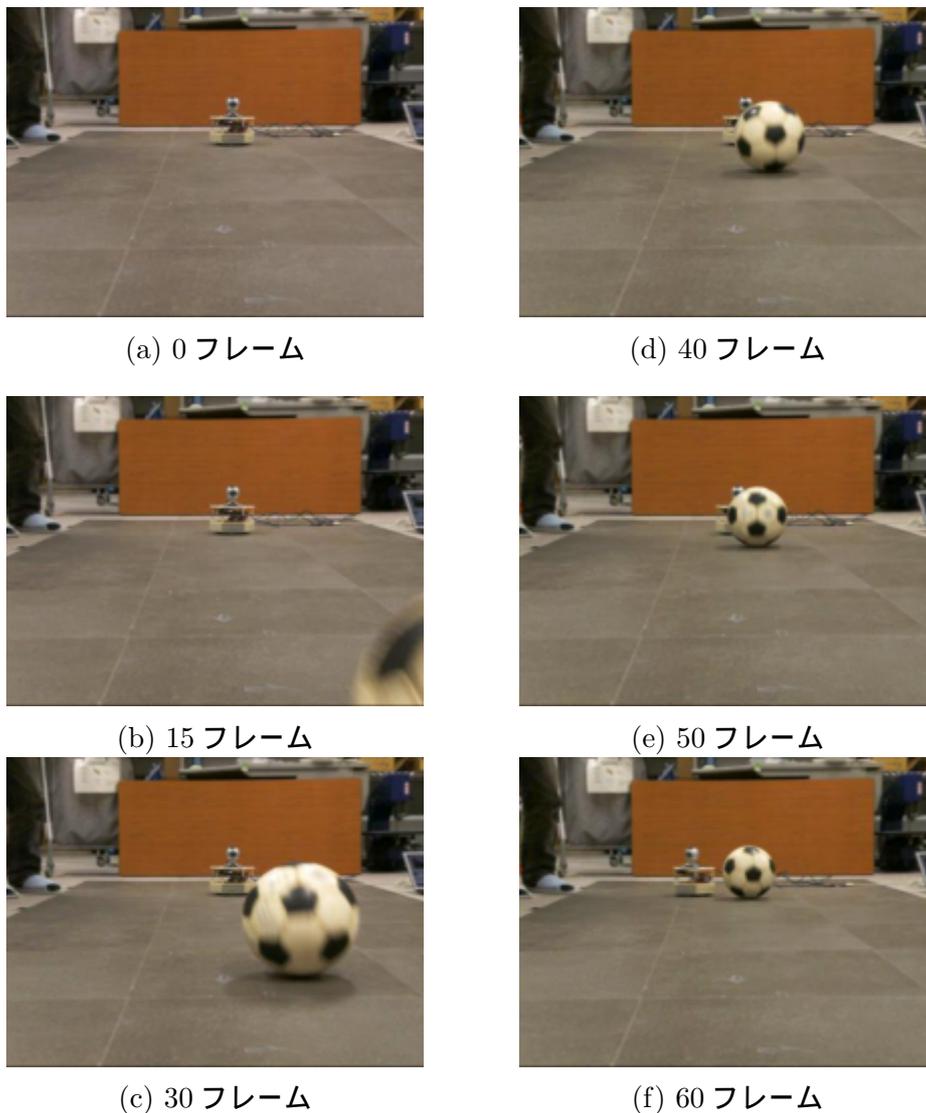


図 4.6: 実験 A: 正面から接近物体が近づいてきた場合 (衝突時間回避閾値で回避した場合)



(a) 10 フレーム



(d) 40 フレーム



(b) 20 フレーム



(e) 50 フレーム



(c) 30 フレーム



(f) 60 フレーム

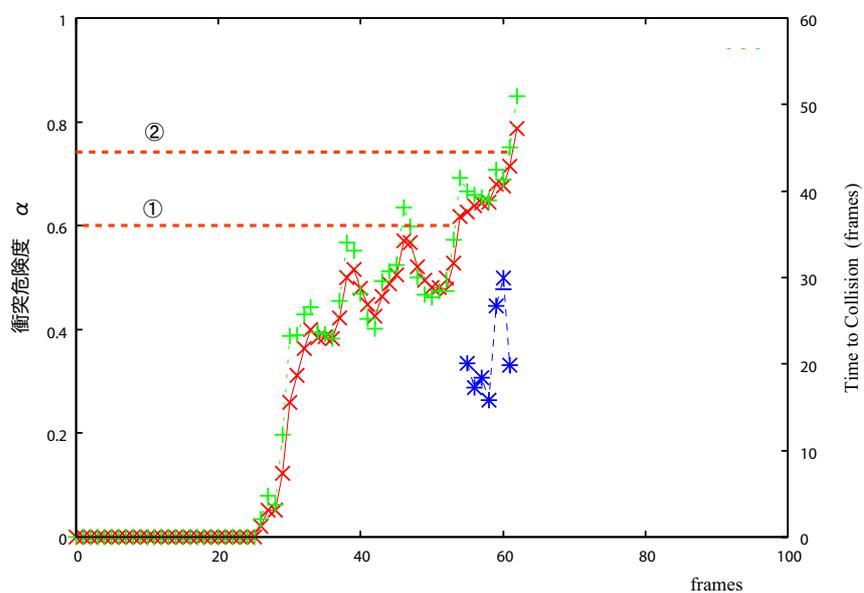


図 4.7: 実験 A: 正面から接近物体が近づいてきた場合 (危険度回避閾値で回避した場合)



図 4.8: 実験 A における衝突回避時の反応状況. (a) 衝突時間回避閾値で回避した場合, (b) 危険度回避閾値で回避した場合

実験 B. 斜め右から接近物体が近づいてきた場合

図 4.9 に結果を示す. 図 4.9(a) ~ (f) は, 接近物体の様子である. 図中のグラフは, 接近物体の危険度 (赤:短期移動平均, 緑:長期移動平均) と衝突時間算出結果 (青) をそれぞれ示す. 危険度のグラフはボールの接近に従って徐々に上昇し, 衝突時間算出閾値付近まで上昇した. しかし, 反応領域の重心位置が大きくずれるパターンなので, それ以上に危険度が上がることはなく, 回避動作は行われなかった.

この結果は, 提案アルゴリズムが正しく動作していることを示す.

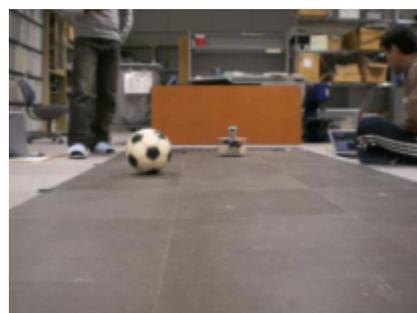
実験 C. 正面やや右から接近物体が近づいてきた場合

図 4.10 に結果を示す. 図 4.10(a) ~ (f) は, 接近物体の様子である. 図中のグラフは, 接近物体の危険度 (赤:短期移動平均, 緑:長期移動平均) と衝突時間算出結果 (青) をそれぞれ示す.

ボールの接近に従って危険度のグラフは徐々に上昇し, 衝突時間算出閾値付近を超え, 危険度回避閾値である 0.75 まで到達したので, 回避動作が行われた. この実験条件ならば, 回避しない結果が期待したが, カメラからみた接近物体の見え方は図 4.6 に示した実



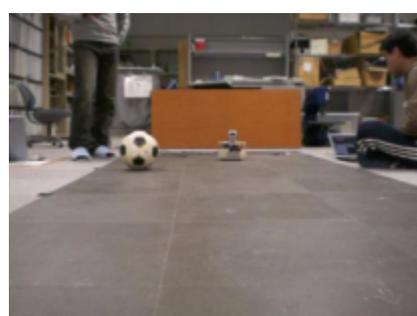
(a) 0 フレーム



(d) 40 フレーム



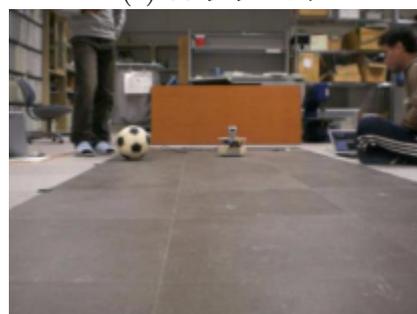
(b) 20 フレーム



(e) 50 フレーム



(c) 30 フレーム



(f) 60 フレーム

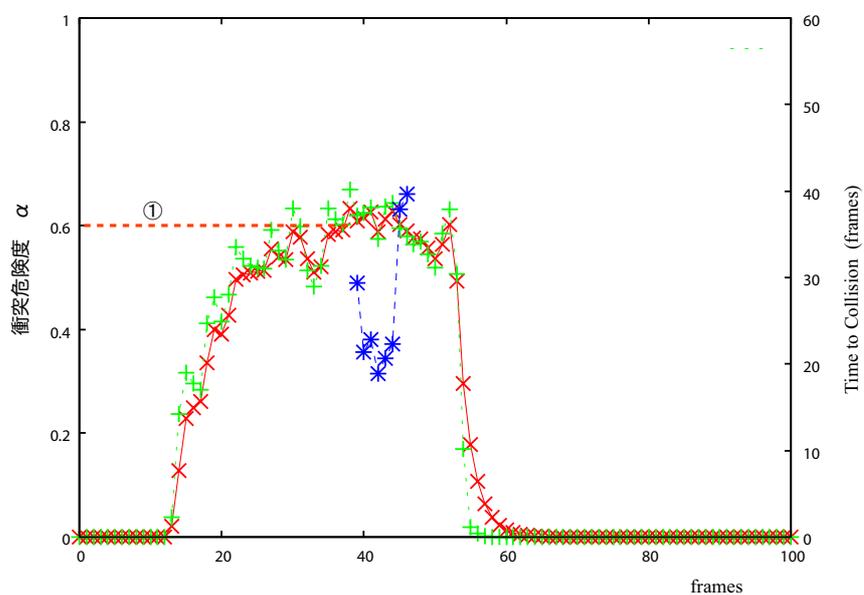


図 4.9: 実験 B: 斜め右から接近物体が近づいてきた場合 (回避しない)



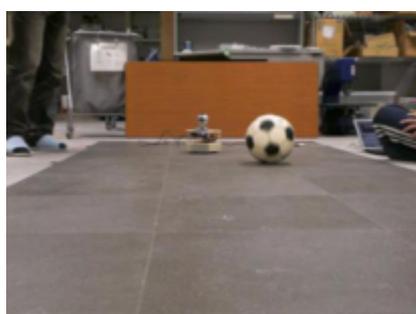
(a) 0 フレーム



(d) 45 フレーム



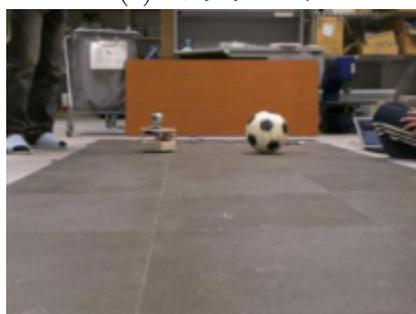
(b) 20 フレーム



(e) 40 フレーム



(c) 50 フレーム



(f) 60 フレーム

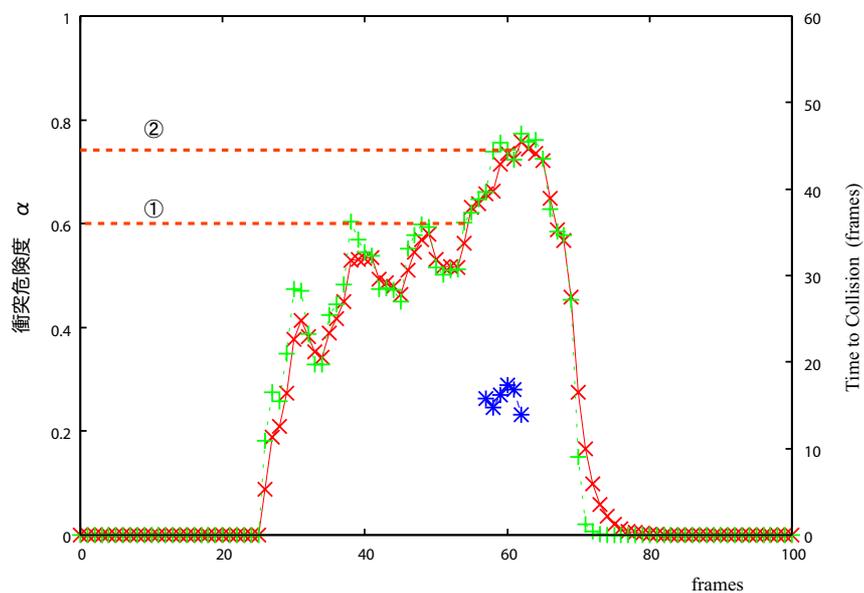


図 4.10: 実験 C: 正面やや右から接近物体が近づいてきた場合 (危険度回避閾値で回避した場合)

験 A の衝突するパターンとほぼ変わらないので、この結果は妥当といえる。

以上、移動ロボットへの提案アルゴリズムの実装を行い、接近物体の回避実験を行った。提案アルゴリズムによって求めた接近物体の危険度情報、衝突時間算出情報に基づいて、移動ロボットは静止状態から回避行動をとることができた。よって、提案アルゴリズムの有効性を確認できた。

4.4 まとめ

第 4 章の内容は、第 2,3 章で提案したアルゴリズムが実应用到に堪えうるか否かの確認である。その結果、移動ロボットによる実験によって接近物体の回避が実現できた。提案アルゴリズムにおける回避可能な接近物体の条件は、3.1.1 に示した通りである。また、移動ロボットに与える回避シグナルを実験的に決定しているため、どんなロボットや接近物体に対しても回避が可能なアルゴリズムではない。

一般的に接近物体の回避を実現する場合は、

- ロボットの重さ
- ロボットを動かすモータの強さ
- 接近物体の大きさ、速さ

を考慮したうえでどのタイミングで回避行動をとるべきかが重要になる。そのため提案アルゴリズムにおいても、ロボット、接近物体の条件に応じたパラメータの決定方法が課題である。

第5章 結論

本論文は，接近物体の回避という問題を，昆虫の視覚系に学んだ簡便な戦略と処理によって解決した手法について述べた．以下，各章で得られた結果について述べる．

第2章では，昆虫の衝突回避メカニズムに学び接近物体の衝突危険度を考慮した衝突回避アルゴリズムを提案し，その有効性を計算機シミュレーションにより検証した．その結果，単眼，低解像度の画像でも移動ロボットの衝突回避に十分利用できることが示せた．提案アルゴリズムの特長をまとめると，

- 昆虫の視覚系に学んだ障害物回避に適した1次元複眼モデルを定義した．
- 接近物体が衝突するか否かの判定に危険度というパラメータを導入した．
- 危険度の判定には，経験から獲得した知識ベースのルール(ファジィルール)を使用した．直感的に危険と感じるような内容をルール化している．
- 危険度が高いと判定された物体は，センサの構造の情報を用いて $\frac{\theta}{\theta_0}$ の近似式より衝突時間を算出する．

第3章では，第2章で提案したアルゴリズムを拡張し，その有効性を動画像シミュレーションにより検証した．その結果，接近物体が衝突するか否かの大きな判断をリアルタイムに行うことができ，その有効性を示すことができた．提案アルゴリズムは，QVGA画像からリアルタイムに接近物体の中央位置や衝突の危険性といった接近物体の重要な情報を検出することができる．

提案したアルゴリズムは，以下の特長を持つ．

1. 画像をブロック分割し，接近物体の反応領域をブロックで求めることにより，処理の高速化を測った点

2. 接近物体の簡便な動き情報から，危険度の算出ルールを定義し，ファジィ推論によって接近物体の衝突危険度を求めた点
3. 衝突時間を危険度算出で使用した接近物体の簡便な情報を使った点

第2,3章共に接近物体の回避を実現するアルゴリズムとして，一貫して接近物体の衝突危険性及び衝突時間を取り扱った．この2つのアルゴリズムの区別を行うため，第2,3章で提案した手法の比較を行う．図5.1がその比較表である．比較する項目として，センサ構造，危険度算出用変数，危険度算出ファジィ推論，衝突時間算出方法と全体を総括しての特長を示す．第2章の複眼モデルのアルゴリズムは，小型，高速な処理が行えることが利点としてあげられる．しかし，想定した複眼モデルのハードウェアを忠実に作る点が問題となり，汎用的な手法か否かの評価が下がる．それに対して，第3章のCCDカメラ用のアルゴリズムは，どの評価をとっても平均的な性能を満足しているといえる．

第4章では，第3章で提案したアルゴリズムを実際に視覚センサ付き移動ロボットに搭載し，移動ロボットに接近物体を近づけた場合の動作を確認した．その結果，ロボットに搭載した視覚センサから得られた情報より接近物体を検出し，衝突危険度を求め，ロボットに衝突回避行動をとらせることができた．また提案する衝突回避手法は，移動物体の衝突の危険度が高くなると回避信号を出力しないので，衝突危険度の低い接近物体に対して回避を行うような非効率な行動はとらない．

ここで，提案アルゴリズムの閾値（衝突時間算出閾値，危険度回避閾値，衝突時間回避閾値）の設定方法について述べる．

衝突時間回避閾値の設定は，ロボットの重量，モーターの強さ，衝突時間の予測誤差に依存する．第4章の移動ロボットを使った実験の場合，WITHが動き出すまでに0.3secかかり，衝突時間の予測誤差が0.1secほどのため，回避が間に合うように15フレーム(0.5sec)と決定した．

衝突時間算出閾値は，衝突時間の算出結果から回避が間に合うような値に設定する必要があり，0.6と決定した．また，衝突時間算出閾値は，衝突の可能性のある接近物体がある場合のみ閾値を超えるように設定しているので，高めに設定している．即ち，以下のよ

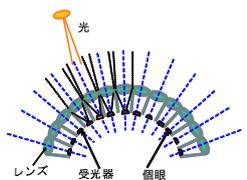
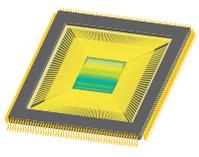
	第2章 複眼型視覚センサに特化した 衝突回避アルゴリズム	第3章 CCDカメラ向け 衝突回避アルゴリズム
センサ構造	 <p>個眼の一次元 (円弧) 配列 放射光軸</p>	 <p>2次元配列 (CCD) 平行光軸</p>
危険度算出用 変数	<ul style="list-style-type: none"> ・ 反応個眼群の中心位置の時間変化分 ・ 反応個眼数 ・ 反応個眼群の時間変化分 	<ul style="list-style-type: none"> ・ 重心ブロックの時間変化分 ・ 反応ブロック数 (X) ・ 反応ブロック数の時間変化分 (Ẋ) <p style="color: red;">2次元に拡張</p>
危険度算出 ファジィ推論 (簡略型)	<ul style="list-style-type: none"> ・ 3変数 2ラベル 8ルール ・ 185個の個眼用ルール 	<ul style="list-style-type: none"> ・ 3変数 3ラベル 27ルール ・ 1300個のブロック用ルール
衝突時間算出	<p>物体の視角情報</p> $TTC = \theta / \dot{\theta}$ <p>複眼画像に特化</p>	<p>網膜像の大きさ</p> $TTC = A / \dot{A}$ <p>一般画像向け</p>
衝突時間 算出式 (提案)	$TTC = \bar{\theta}^* / \dot{\bar{\theta}}^*$ <p>個眼数⇔視角のLUTより 近似反応角度(θ^*)を算出 センサの構造情報を利用</p>	$TTC = \bar{X} / \dot{\bar{X}}$ <p>微小時間の差分式から 速度情報を算出 ブロックベースの処理</p>
特長	<p>センサ数に依存するルール</p> <p>処理時間 ◎</p> <p>精度 ○</p> <p>汎用的 ×</p> <p>システム規模 ◎ (ハード, ソフト含む)</p>	<p>ブロック数に依存するルール</p> <p>処理時間 ○</p> <p>精度 ○</p> <p>汎用的 ○</p> <p>システム規模 ○ (ハード, ソフト含む)</p>

図 5.1: 第 2,3 章の内容の比較

うな場合において閾値を超えないように設定した。

- ・明らかに衝突しない方向に接近している物体
- ・物体が静止している状態から後ろに引いた場合（短期的に危険度は上昇）

危険度回避閾値は、当初 0.8 に設定して実験を行ったが、回避に間に合わないので 0.75 に下げ実験を行った。即ち危険度回避閾値は、実験的に決定した値である。

以上のように、本論文では接近物体の回避問題に対して、昆虫の視覚系に学んだ簡便な戦略と処理によって解決を図った。本研究で行った昆虫が持つ衝突感知能力を模擬した接近物体の衝突回避システムは、自動車の衝突防止システムに応用できると考えられる。近年自動車業界では、先進車両制御システムと呼ばれる安全性・快適性・交通効率の向上を狙った運転支援システムや自動運転システムの検討・研究が盛んに行われている。本システムは、衝突の可能性がある場合には運転者へ警告を発したり、運転者に代わってブレーキやハンドルを操作したり、衝突回避を補助することが可能である。よって、衝突の危険性のある接近車両を検出し、事故を未然に防止することができ、自動車の安全性を飛躍的に向上させる可能性がある。このような分野への応用が期待される。

謝辞

本研究を進めるに当たり、昼夜を問わず懇切丁寧な御指導と賜わりますとともに、暖かい励ましを頂いた、生命体工学科脳情報専攻脳型処理機械講座の山川烈教授に心から感謝の意を表します。また、研究を進める上で多くの的確な御助言と様々な御配慮を賜りました、生命体工学科脳情報専攻脳型処理機械講座の堀尾恵一助手に心から謝意を表すとともに、厚く御礼申し上げます。

生命体工学研究科脳情報専攻の神酒助教授には副査を引き受けて頂くとともに提案アルゴリズムの客観的評価、画像処理の理論の観点から様々な御指導や御助言を頂きました。また神酒助教授から得られました興味深い御意見から様々な発想を広げることができました。深く感謝致します。生命体工学研究科脳情報専攻の中川助教授には副査を引き受けて頂くとともに特に生理学的な側面から様々な御助言や御協力を頂きました。深く感謝致します。九州工業大学生命体工学研究科生体機能専攻の花本教授には副査を引き受けて頂くとともにシステムの妥当性、精度、性能の観点から様々な御協力や御助言を頂きました。

なお、この学位論文の研究の多くは、21世紀COEプログラム「生物とロボットの織りなす脳情報工学の世界」(拠点番号J19)の推進事業として実施致しました。関係各位ならびに関係部署の方々に深く感謝いたします。

そして長い間共に励まし合い、生活、勉強の両面にわたって御指導、御協力して頂きました山川研究室の大学院生の皆様、並びに4年生諸氏に深く感謝致します。また、いつ、いかなる時もお互いの存在を確かめ合い、日々切磋琢磨し、時には厳しく然り、時には時間を忘れる位に一緒に遊んだ甲木大学の皆様に心より感謝致します。

最後に、私をこの研究の場に立たせてくれ様々な形で支えてくれた父、母、そして暖かく見守ってくれた叔父に心から感謝致します。

業績リスト

I. 学術雑誌等に発表した論文又は著書

1. Masaaki Iwasaki and Takeshi Yamakawa, “Insect vision inspired visual sensor employing new collision avoidance algorithm based on collision possibility of approaching object,” International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems, Vol.10, No.1, pp.67-81, 2006.

II. 国際会議における発表

(口頭発表・査読付き)

1. Masaaki Iwasaki, Takeshi Yamakawa, “Insect vision inspired visual sensor employing new collision avoidance algorithm of approaching object,” International Workshop on Fuzzy Systems and Innovative Commutation(FIC2004), pp.248-253, 2004.
2. Masaaki Iwasaki and Takeshi Yamakawa, “The New Estimation Method of Collision Possibility of Approaching Object by Using Fuzzy Inference with Image features,” International Conference on Innovative Computing, Information and Control(ICICIC06), pp.297-300, 2006.

(ポスター発表・査読なし)

1. Masaaki Iwasaki and Takeshi Yamakawa, “New Collision Avoidance Algorithm of Approaching Object in an Insect’s Compound Eye,” Proceedings of the 4th POSTECH-KYUTECH Joint Workshop on Neuroinformatics, pp.73-74, Kitakyushu, August 2004.

参考文献

- [1] 清水 嘉重郎, 生物の目とセンサ, 情報調査会, 昭和 60 年.
- [2] F・デルコミン著/小倉 明彦・富永 恵子訳, ニューロンの生物学, トッパン, 1999.
- [3] 日本視覚学会編, 視覚情報処理ハンドブック, 朝倉書店, 2000.
- [4] Kral, K. in Prete, et.al., The Praying Mantids, The Johns Hopkins University Press, 1999.
- [5] 福田 敏男, 柴田 崇徳著, ファジイロボット -インテリジェントシステムのためのソフトコンピューティング-, 朝倉書店, 1997.
- [6] Heiko Hecht, Geert J.P. Savelsbergh, Time-to-Contact, ELSEVIE, 2004.
- [7] Richard A. Schmidt, Timothy Donald Lee, Motor Control and Learning: A Behavioral Emphasis 2nd Edition, Human Kinetics Pub, 1998.
- [8] Jeffrey S. Sanders, Brian J. Thompson, Selected Papers on Natural and Artificial Compound Eye Sensors , SPIE OPTICAL ENGINEERING PRESS, 1996.
- [9] C. Mead, Analog VLSI and Neural Systems, Addison-Wesley, 1989.
- [10] A. Moini, Vision Chips, Kluwer Academic Publishers, 2000.
- [11] 亀田 成司, “生体視覚系を模擬したシリコン網膜の開発,” 平成 12 年度九州工業大学博士論文
- [12] 後閑 暢夫, “昆虫の複眼の構造,” 植物防疫, 第 31 巻, 第 11 号, pp.1-8, 1977.
- [13] 近藤 康弘, 長谷川 雄二, 大熊 二郎, “ハエの運動知覚とその計算モデル,” 日本神経学会誌 , Vol.3, No.4, pp.147-154, 1996.

- [14] 山田憲嗣, 熊谷知哉, 谷田純, 一岡芳樹, “微小光学素子を用いた連立撮像眼モジュール,” 画像ラボ, pp.38-41, 2000.
- [15] 梅田 和昇, 関根 倫明, “昆虫の視覚系を模擬した複眼型マイクロ視覚センサの構築,” 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門, 第5回ロボティクスシンポジア, pp.25-30, 2000.
- [16] Kazunori Hoshino, Fabrizio Mura, Isao Shimoyama, “Design and Performance of a Micro-Sized Biomimetic Compound Eye with a Scanning Retina,” *Journal of Microelectromechanical Systems*, Vol.9, No.1, pp.32-37, 2000.
- [17] 星野 一憲, “昆虫の複眼を規範とした視覚システムとその応用,” *日本ロボット学会誌*, Vol.23, No.1, pp.32-35, 2005.
- [18] W. Reichardt, “Autocorrelation, a principle for the evaluation of sensory information by the central nervous system,” in *Sensory Communication* MIT Press, pp.303-317, 1961.
- [19] A. Horridge, “The Evolution of Visual Processing and the Construction of Seeing Systems,” *Proc. of the Royal Society B*, Vol.230, pp.279-292, 1987.
- [20] Ron O. Dror, David G. O’Carroll, and Simon B. Laughlin, “Accuracy of velocity estimation by Reichardt correlators,” *Journal of Optics Society of America*, Vol.18, No.2, 2001.
- [21] Abbott, Derek, Moini, Alireza, et.al., “New VLSI smart sensor for collision avoidance inspired by insect vision,” *Proc. SPIE Intelligent Vehicle Highway Systems*, Vol.2344, pp.105-115, 1994.
- [22] G. Indiveri, J. Kramer, and C. Koch, “System implementations of analog VLSI velocity sensors,” *IEEE Micro*, vol.16, Num.5, pp.40-49, 1996.
- [23] N. Franceschini, J. M. Pighon, G. Blanes, “From insect vision to robot vision,” *Phil. Trans. R. Soc. Lond. B*, Vol.337, pp.283-294, 1992.

-
- [24] M. V. Srinivasan, J. S. Chahl, S. W. Zhang, "Robot navigation by visual dead-reckoning: inspiration from insects," *International Journal Pattern Recognition and Artificial Intelligence* 11, pp.35-47, 1997.
- [25] Sjoerd van der Zwaan, "An Insect Inspired Visual Sensor for the Autonomous Navigation of a Mobile Robot," *Proceedings of the Seventh International Symposium on Intelligent Robotic Systems(SIRS'99)*, 1999.
- [26] S. A. Huber and H. H. Bulthoff, "Simulation and Robot Implementation of Visual Orientation Behaviors of Flies", In *proceedings of the fifth conference on the simulation of adaptive behaviour*, pp.77-85, 1998.
- [27] S. J. Judge, F. C. Rind, "The locust DCMD, a movement detecting neuron tightly tuned to collision trajectories," *Journal of Experimental Biology*, Vol.200, pp.2209-2216, 1997.
- [28] 中川 秀樹, "The Fifth International Congress of Neuroethology から - ハトとバットの衝突回避 - ," *比較生理生化学*, Vol.15, No.4, pp.326-327, 1998.
- [29] F. Claire Rind and D. I. Bramwell, "Neural Network Based on the Input Organization of an Identified Neuron Signaling Impending Collision," *Journal of Neurophysiology*, Vol.75, No.3, pp.967-985, 1996.
- [30] Giacomo Indiveri, "Analog VLSI Model of Locust DCMD Neuron Response for Computation of Object Approach," In *Neuromorphic Systems:Engineering Silicon from Neurobiology*, pp.47-60, 1997.
- [31] Kimihiro Nishio, Hiroo Yonezu, Nasahiro Ohtani, Hitoshi Yamada and Yuzu Furukawa, "ANALOG NETWORK FOR DETECTION OF APPROACHING OBJECT WITH SHAPE RECOGNITION BASED ON VISUAL SYSTEMS OF LOWER ANIMALS", *ICONIP'02*, Vol.3, pp.1315-1319, 2002.

- [32] Reid R. Harrison, "A Biologically Inspired Analog IC for Visual Collision Detection," IEEE TRANSACTION ON CIRCUITS AND SYSTEMS-I, Vol.52, No.11, pp.2308-2318, 2005.
- [33] Nicholas Hatsopoulos, Fabrizio Gabbiani, Gilles Laurent, "Elementary Computation of Object Approach by a Wide-Field Visual Neuron," science, Vol.270, No.10, pp.1000-1003, 1995.
- [34] Fabrizio Gabbiani, Holger G. Krapp and Gilles Laurent, "Computation of Object Approach by a Wide-Field, Motion-Sensitive Neuron," The Journal Neuroscience, Vol.19, No.3, pp.1122-1141, 1999.
- [35] H.Sun and B.J.Frost, "Computation of different optical variables of looming objects in pigeon nucleus rotundus neurons," Nature neuroscience, Vol.1, No.4, pp.296-303, 1998.
- [36] F. Claire Rind, Blanchard M, et al., "Collision avoidance in a robot using looming detectors from a locust," Proceedings of SPIE 4196, pp.147-155, 2000.
- [37] S. Bermudez i Badia and P. F. M. J. Verschure, "A collision avoidance model based on the lobula giant movement detector(LGMD) neuron of the locust," in Proc. Intl. Joint Conf. on Neural Networks, pp. 1532-1537, 2004.
- [38] Shigang Yue and F. Claire Rind, "A Collision Detection System for a Mobile Robot Inspired by the Locust Visual System," IEEE International Conference on Robotics and Automation 2005, pp.2843-2848, 2005.
- [39] D. Lee, "A Theory of Visual Control of Braking Based on Information about Time-to-Collision," Perception, Vol.5, pp.437-459, 1976.
- [40] W. Schiff and M. L. Detwiler, "Information used in judging impending collision," Perception, Vol.8, pp.647-658, 1979.
- [41] J. T. Todd, "Visual information about moving objects," Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance, Vol.7, pp.795-810, 1981.

-
- [42] T. Camus, "Real-Time Quantized Optical Flow," *The Journal of Real-Time Imaging* (special issue on Real-Time Motion Analysis), Vol.3, pp.71-86, 1997.
- [43] N. Ancona and T. Poggio, "Optical Flow from 1-D Correlation: Application to a Simple Time-to-Crash Detector," *International Journal of Computer Vision*, Vol.14, pp.131-146, 1995.
- [44] F. G. Meyer, "Time-to-Collision from First-Order Models of the Motion Field," *IEEE Trans. RA*, Vol.10, No.6, pp.792-798, 1994.
- [45] M. I. A. Lourakis, S. C. Orphanoudakis, "Using Planar Parallax to Estimate the Time-to-Contact," *Proc. of CVPR'99*, Vol.2, pp.640-645, 1999.
- [46] Mizuki Tone, Nozomu Hamada, "Time-to-Collision Estimation of Moving Observer with Moving Object," *International Workshop on Nonlinear Circuit and Signal Processing (NCSP'04)*, pp.181-184, 2004.
- [47] 石黒 浩, "移動ロボットの視覚システム," *日本ロボット学会誌*, Vol.10, No.2, pp.159-164, 1992.
- [48] 油田 信一, "ロボットのための超音波センシング-その限界と今後への期待-", *日本ロボット学会誌*, pp.39-44, 2002.
- [49] A. P. Duchon, W. H. Warren, and L. P. Kaelbling, "Ecological robotics," *Adaptive Behavior*, Vol.6, pp.473-507, 1998.
- [50] K. Storjohann, T. Zielke, H. Mallot and W. von Seelen, "Visual obstacle detection for automatically guided vehicles," *Proc. Robotics and Automation*, pp.761-766, 1990.
- [51] G. Sandini, F. Curotto and S. Garibaldi, "Divergent stereo in autonomous navigation: from bees to robots," *Int. Journal of Computer Vision*, 14, pp.761-766, 1995.

- [52] R. Cipolla and A. Blake, "Surface orientation and time to contact from image divergence and deformation," Proc. 2nd European Conf. on Computer Vision, pp. 187-202, 1992.
- [53] Y. Yagi, S. Kawato and S. Tsuji, "Collision avoidance using omnidirectional image sensor," Int. Conf. on Robotics and Automation, Vol.1 , pp. 910-915, 1994.
- [54] 前田 陽一郎, 竹垣 盛一, "ファジィ推論を用いた移動ロボットの動的障害物回避制御," 日本ロボット学会誌, Vol.6, No.6, pp.50-54, 1988.
- [55] 永田 英夫, 土谷 武士, "移動ロボットの障害物回避に関する知的制御," 日本ロボット学会誌, Vol.11, No.8, pp.1203-1211, 1993.
- [56] 水本 雅晴, "ファジィ推論 (1)," ファジィ学会誌, Vol.4, No.2, pp.256-264, 1992.
- [57] Yan Shi and M. Mizumoto, "Self-tuning for fuzzy rule generation based upon fuzzy singleton-type reasoning method," Journal of Advanced Computational Intelligence, Vol.3, no.3, pp.200-206, 1999.
- [58] Malib Official Page, <http://www.malib.net/>
- [59] OpenCV Official Page, <http://www.intel.com/technology/computing/opencv/>
- [60] Insect Vision Group, <http://www.zoo.cam.ac.uk/zoostaff/laughlin/>