

修士論文

運転手の注意誘導のための
視線挙動特性に基づく視認推定

阪口 栄穂

2018 年 3 月 15 日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科 情報科学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

阪口 栄穂

審査委員：

萩田 紀博 教授 (主指導教員)

加藤 博一 教授 (副指導教員)

神原 誠之 准教授 (副指導教員)

運転手の注意誘導のための 視線挙動特性に基づく視認推定*

阪口 栄穂

内容梗概

自動車の運転時において、歩行者などの注意すべき人や物体に運転手の注意を適切に誘導することは、運転の安全性を向上させる上で重要である。自動車運転等を対象とした注意誘導システムにおいて適切な誘導を行うためには、運転手が物体を視覚的に認知（視認）したか否かを推定する必要がある。従来の視認推定手法の多くは物体と視線の方向に関する一律の基準で視認の有無を判定しており、物体の視覚特性による視認性の差異を考慮していない。我々は物体の視認の難しさを視認難易度と定義し、移動するターゲット刺激を視認する際の視線挙動を計測する実験により、視認難易度とターゲット刺激視認時の視線挙動の関係性を分析する。分析の結果、視認難易度を考慮して視線挙動を評価することでより適切に視認の有無を推定できることが示唆される。同じ視覚特性のターゲット刺激であっても個人ごとに感じる視認の難しさは異なり、個人毎の視認特性の違いを反映した視認難易度という尺度を用いることによって、より適切に視線挙動を表現できることを明らかにする。さらに実際に利用される場面を想定し、リアルタイムな視認推定を実現するため、視線挙動とターゲットの視認難易度に基づく機械学習による視認推定手法を実装しその評価を行う。実験結果から、視線挙動とターゲットの視認難易度を特徴量として学習することで77%程度の推定精度で視認の有無が識別できることを示す。視線挙動及び視認難易度を用いることで視認推定が可能となり、快適な注意誘導システムの実現が可能となることが示唆される。

キーワード 視線挙動, 視認難易度, 機械学習

*奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科情報科学専攻修士論文,
NAIST-ISMT1651051, 2018 年 3月 15日.

Visual Cognition Estimation based on Gaze Behavior

Characteristics for Drawing Driver's Attention*

Hideho Sakaguchi

Abstract

In vehicle driving, drivers must always pay their attention to multiple traffic-related objects, such as pedestrians, vehicles, signs, traffic signals, and so on. Since a loss of attention and/or distractions might lead to critical accidents, it is important to monitor/warn/navigate driver's attention for safely driving.

Assistive systems providing the efficient visual attention may have the capability not only to navigate driver's attention to a particular object but also to estimate driver awareness to objects and stop navigating immediately when the user recognizes that target. Several gaze-movement-based methods to recognize user's visual cognition to a target have been proposed where some simple rules such as thresholding the target-gaze distance are employed. However, they fail to consider the variety of visual appearances regarding the target object and the background.

This study investigates the relationship between the properties in the target's visual appearance and the target-tracking eye movements. First, we define the Visual Cognition Difficulty (VCD) as the difficulties of visual cognition of target and examine the relationship between the target's VCD and the target-tracking gaze behavior in the visual search tasks. Experimental results show linear relationships between the VCD values and the observed gaze movement properties. This suggests the possibility of more precise estimation of driver's target cognition using those relationships.

On the other hand, the experiments show that VCD values have considerable individual differences and may affect performance of the visual cognition recognition

using VCD values. Therefore, we estimate VCD values for each person from results of a simple preliminary visual test using a linear interpolation method. We clarify that the features of the gaze behavior may be represented more accurately using the personalized VCD corresponding to the difference of the visual characteristics.

Finally, we implemented a cognition estimation system based on a machine learning method and examined its performance. We constructed a CNN-based classifier that receives (personalized or un-personalized) target VCDs, target motion, and gaze motions. Experimental results show the accuracy of 77% with personalized VCD values. They suggest the effectiveness of the method of visual cognition recognition using target VCDs. Therefore, proposed estimation method may contribute to the implementation of the comfortable drawing attention system.

Keywords: gaze behavior, Visual Cognition Difficulty, machine learning

*Master's Thesis, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-MT1651051, March 15, 2018.

目次

図目次	vi
表目次	vii
第 1 章 序論	1
1.1 背景	1
1.2 本論文の構成	2
第 2 章 注意誘導システム	3
2.1 注意誘導手法	3
2.2 視認推定	4
2.2.1 挙動情報に基づいた視認推定の従来手法	4
2.2.2 視線挙動に基づいた視認推定の従来手法	5
2.3 本研究の位置付け	6
第 3 章 ターゲットの視認難易度と視線挙動の分析	9
3.1 ターゲットの視覚特性と視認難易度	9
3.2 視覚ターゲットの視認難易度とターゲット視認時の視線挙動の関係	10
3.2.1 実験方法	10
3.2.2 実験環境	12
第 4 章 視認難易度の個人特化	20
4.1 実験環境	20
4.2 個人差の計測	21
4.3 視認難易度の個人特化方法	23
4.3.1 実験 1 –個人毎の視認特性の計測–	23
4.3.2 実験 2 –速度と大きさを変化させたターゲット視認実験–	25
4.3.3 個人特化した視認難易度の評価結果	27
4.3.4 実験結果の考察	29
第 5 章 視線挙動と視認難易度に基づく視認推定法の評価	30
5.1 視線挙動と視認推定	30
5.2 ニューラルネットワーク	32
5.3 識別器の評価実験	34
5.3.1 ネットワークの構造	37
5.3.2 識別性能の評価結果	38
5.3.3 実験結果の考察	39

第 6 章 結論	40
謝辞.....	42
参考文献.....	43
発表リスト	46

図目次

2.1 人の視覚視野	6
2.2 運転場面の例	7
2.3 視覚特性が異なる物体	8
3.1 視認難易度と視覚特性の関係	10
3.2 実験フロー	11
3.3 実験環境	12
3.4 視認難易度の要因と各要因毎の視認難易度のスコア	14
3.5 解析する視線挙動特徴	16
3.6 視認難易度と追従時間の関係	18
3.7 視認難易度と最接近角度の関係	18
3.8 視認難易度と移動方向の類似度の関係	19
4.1 実験装置の配置図	20
4.2 実験フロー	22
4.3 実験参加者毎の最接近角度	22
4.4 実験フロー	24
4.5 実験フロー	25
4.6 表示時間と正解率（視認の成功率）の関係	26
4.7 個人差を考慮した場合の視認難易度と最接近角度の関係	28
4.8 個人差を考慮しない場合の視認難易度と最接近角度の関係	28
5.1 ニューラルネットワークの概要図	33
5.2 CNN の概要図	33
5.3 実験参加者の頭部座標系とモニターの位置関係	35
5.4 入力データ	36
5.5 本実験で使用した CNN の構造	37

表目次

3.1 使用機器	12
4.1 使用機器	21
5.1 k 近傍探索法による分類結果	31
5.2 学習パラメータ	38
5.3 識別率の結果	38

第1章 序論

1.1 背景

自動車の運転時において、歩行者などの注意すべき物体に運転手の注意を適切に誘導することは、運転の安全性を向上させる上で重要である。そのため運転手の注意を誘導する方法について、これまでに多くの検討がなされている[1,2]。自動車の運転時のように刻々と変化する状況に応じて歩行者などの注意すべき物体に運転手の注意を誘導し、視覚的な気づきを効率的に誘発させるには、注意誘導の方法に加えて視覚的な気づきの生起を検知する手段が重要となる。人がターゲットを視覚的に認識することを視認と定義し、我々はこれまでに視認の検知と情報呈示の関連性について実験を通じて明らかにし、視認を検知できれば、不必要な誘導を避けた効率の良い情報呈示を実現できる可能性を確認した[阪口[1]]。

視覚的な認識の検知を視認推定と定義する。運転手の視認推定のために、顔方向や頭部姿勢に基づいて運転手の注意状態を推定する研究がなされている[3]。このような頭部姿勢や顔方向に基づいた注意状態の推定では、大まかな注意の方向は推定可能であるが、注意方向に存在する物体を実際に視認したか否か推定することは困難である。より詳細に注意方向の視覚ターゲットの視認の有無を推定するために視線情報を用いる方法も検討されているが、ターゲット周囲の領域に一定時間注視点が重なることや、注視点がターゲット周囲の領域から移動したことが視認完了の条件とされており、ターゲットやターゲット周囲の視覚特性が考慮されていないことが問題点として挙げられる[4,5]。このように従来研究の多くはターゲットの視覚特性に依らず一定の条件で視認を推定するため、ターゲットの視覚特性が大きく異なると視認の有無を適切に推定できない場合がある。

本研究ではターゲットの視認の難しさを視認難易度(Visual Cognition Difficulty, VCD)と定義する。視覚ターゲットの視認難易度が視覚特性の違いによって変化すると考え、視認難易度の違いとターゲット視認時の視線挙動の関係性を分析する。さらにターゲットの視認難易度と視線挙動モデルに基づいて、視認の有無を推定する手法について評価する。より適切な視認推定が実現されることで、より効率的で快適な注意誘導シ

システムの開発につながると考える。

1.2 本論文の構成

本論文では、視覚ターゲットの視認の難しさを視認難易度と定義し、視認難易度とターゲット視認時の視線挙動についての関連性を、実環境を抽象化した実験によって明らかにし、視線挙動と視認難易度を利用した機械学習による視認推定について論じる。

本論文は 6 章で構成されており、第 1 章では本研究の背景である自動車運転手の視認推定の重要性について述べた。第 2 章で視認推定の関連研究について述べる。第 3 章で視認難易度と視線挙動の関係性を明らかにする実験について述べる。第 4 章で視認難易度の個人特化手法の評価実験について述べる。第 5 章で視認推定の方法や評価結果及び実験結果から得られた知見や課題を考察し、第 6 章で結論及び今後の展望を述べる。

第2章 注意誘導システム

本章では，自動車運転手のための注意誘導システムについて述べ，視認推定の重要性について述べる．注意誘導システムの必要な機能には，大きく分けて注意誘導手法と視認推定方法の2つがある．

2.1 注意誘導手法

自動車の運転時，運転手は車外の物体を視覚によって確認する場合が多い．刻々と変化する運転場面の中で，運転手は効率良く歩行者などの注意すべき物体に注意を払う必要がある．そのため注意すべき物体に運転手の視覚的注意を適切に誘導することは，運転の安全性を向上させる上で重要な要素となる．運転手の視覚的注意を誘導する方法については，これまでに多くの検討がなされている[6,7]．自動車運転手への注意誘導とは，運転手の五感に対して何らかの情報を刺激として呈示することによって，注意させたいターゲットの方向に運転手の注意を誘導することである．注意誘導において重要となるのは運転手の運転を可能な限り妨害しないことである．

これまでに情報提示装置として，カーナビゲーションやヘッドアップディスプレイが開発および市販されており，これらを用いて自車情報や周囲の情報の提示による運転支援の方法について検討がなされている[8]．しかしこのように情報を単に提示するだけでは，運転手にとって適切な運転支援にならないことがある．特に情報の提示が運転手に不必要となる場合や，提示する刺激が不適切である場合には，運転を妨害する可能性がある．そのため現在までに多くの情報呈示方法について検討がなされており，運転手に対して負荷が少なく直接的な情報呈示方法が検討されている．中心視野への情報呈示は運転の妨げになるとして，井上らは運転手の周辺視野への刺激呈示によって直感的に視覚的注意を誘導することを提案し，その有効性を示している[9]．視覚刺激以外の刺激も検討されており，近藤らは音声による注意の誘導を提案し，その有効性を示している[10]．

2.2 視認推定

前節で述べた注意誘導の方法は運転手に負荷が少ない情報呈示方法ではあるが、運転手の状態が考慮されていないことが不必要な情報呈示や効率が悪い情報呈示の原因となり、快適な運転を阻害する可能性がある。運転手に快適な情報呈示を行うためには、運転手の状態を計測することで運転手の注意状態を推定し、呈示する情報が必要か否か、停止すべきか等を運転手の状態に応じて判断する必要があると考えられる。

運転中に運転手に呈示される情報には、自車の状態や車外環境の情報などが挙げられる。特に本研究においては、安全運転支援において重要となる車外の歩行者や標識といった注意すべき物体の存在などを示す情報呈示を考える。このような情報を運転手の状態に応じて呈示するためには、運転手が注意すべき物体を確認したか否か推定することが必要となる。運転手が注意すべき物体を確認したことを適切に推定することが可能となれば、確認が完了した時点での情報呈示の停止が可能となることや、既に確認した物体に関する情報を呈示しないことが可能となり、不必要な誘導を避けた効率的な情報提示が可能となる。このような効率的な情報呈示によって運転手に負荷の少ない注意誘導が実現され、より快適で安全な運転につながると考えられる。

2.2.1 挙動情報に基づいた視認推定の従来手法

従来、運転手が歩行者や標識といった車外の注意すべきターゲットを確認したか否かを判定する視認推定の手法がいくつか提案されている[11]。

運転手の安全確認行動の中には視覚によってターゲットを確認する視認動作、標識や前走車の存在などに合わせたアクセル・ブレーキ動作などが存在する。Tawariらはこれらの運転手の行動に着目し、マルチモーダルな識別器によって高精度な視認推定を実現している[5]。視認動作については、運転手の眼球画像から注視点方向、前方向きカメラによって車外のターゲットの位置を取得し、ターゲットの領域内に注視点が一定時間存在するか否かという条件でターゲットの視認の有無を推定し、アクセル・ブレーキ操作と併せて最終的にターゲットを視認したか否かを識別している。

しかし今後の自動運転技術の発展によって運転の自動化が進み、運転手がブレーキやアクセル操作などといった運転に関わる動作を行わなくなる可能性が高い[12]。ただし

完全自動運転となるまでは運転手に安全確保の義務があり、自動運転車に搭乗する運転手であっても運転操作を行わないが、車外の安全を確認する必要がある。このことから運転手の顔方向や視線の情報に基づいた視認推定方法が必要とされている。乗富らは顔方向に基づいて運転手の注意状態を推定することで、交差点進入時や右左折時などの注意の有無を判定する手法を提案している[13]。顔方向に基づいて視認を推定する手法は、まず時系列に従って運転手の顔が撮像された複数の撮像画像を取得し、取得した複数の撮像画像に基づいて、運転手の顔の向き、および運転手の顔の向きの変化の停止や停止している時間を表す滞留時間を検出する。その後運転手の顔の向き、および滞留時間を含むパラメータに基づいて、視認領域を推定するものである。眼球の位置よりも認識が容易な顔の向きとその滞留時間を用いて視認領域を推定するため、眼球の位置が認識できない場合であっても視認領域を安定に推定可能である。このような顔方向の情報を用いた推定方法では、大まかな注意の方向は推定可能であるが、注意方向に存在する物体を実際に視認したか否か推定することは困難である。

2.2.2 視線挙動に基づいた視認推定の従来手法

視覚による情報伝達は眼球前方の情報が眼球内の網膜上に投影され、視神経を通じて脳に伝達されることで人は外界を認知することができる。眼球内の網膜は中心部だけ感受性が高いため視線方向の物体は解像度が高く細部まで認識可能となり、中心部から離れるほど網膜上の物体の解像度は低下する。感受性が高い中心部を中心視野と呼び、その周囲から視界の端までの範囲を周辺視野と呼ぶ。中心部の解像度が高い部分はごく一部に限られているが、中心視野の部分でのみ物体の詳細な情報を認識しているわけではない。Fig.2.1 に示すように中心視野の周囲の周辺視野の部分に有効視野と呼ばれる範囲が存在し、有効視野の部分においても物体をある程度認識することが可能である。

自動車運転中の車外に存在する物体は自車に対して相対的に移動しており、運転手は移動する物体を視認することが必要とされる。一般的に移動する物体を視認する際には、人の眼球は追従眼球運動と呼ばれる運動を行い、物体に対して注視点を追従させようとする[14]。ただし、追従眼球運動中であっても物体の軌道と注視点の軌道は必ずしも一致せず、眼球の中心窩で物体をとらえ続けているわけではないことがわかっている[15]。つまり、人は静止物体のみならず移動物体の視認においても、中心視野だけでなく有効

視野の範囲でも物体を認識していることが推測される．

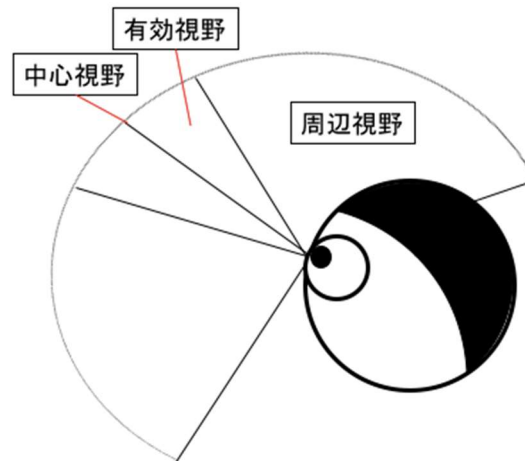


Fig. 2.1 人の視覚視野

このような視線の情報を利用した視認推定に関する研究も多数行われている [16,17,18]. Fletcher らは運転手の注視点が物体に追従することに着目し，注視点がターゲット周囲の領域に一定時間以上重なった後，その領域から注視点が離れたこと視認推定を条件としている [4].

従来研究で提案されていた視認推定法の多くは注視点とターゲットの重なりに着目していることから，中心視野のみに着目した条件であると考えられる．しかし注視点方向だけでなくその周囲の有効視野も視認動作に関わることや，注視点とターゲットとの位置関係だけでなく，注視点のターゲットへの近づき方や離れ方，注視点のターゲットの相対的な速度など様々な視線挙動が視認動作に関連するものと考えられる．

2.3 本研究の位置付け

Fig.2.2 のように運転シーンは複雑かつ多様であり，物体が多数存在するため，ターゲットやターゲット周囲の視覚特性が運転シーンによって大きく異なる．いずれ

の従来研究においても視認完了の条件に，ターゲット周囲の領域範囲や領域内の注視点の存在時間などが一定の条件で設定されているため，適切に視認を推定できない場合がある．

Fig.2.3 に示す標識，自動車のような同一のターゲットであっても時刻や天気によってターゲットの明るさや背景とのコントラストが異なることや，ターゲットの位置や速度によって大きさや見え方が異なる．このように同じターゲットであっても視覚特性が大きく異なる場合があり，ターゲットの視覚特性の違いによってターゲットを視認する難しさが異なると考えられる．視認が難しいターゲットを視認する場合，より確実に視認しようと注視点がターゲットに追従するような視線挙動が生じると推測される．一方で簡単に視認できるターゲットは，視認が難しいターゲットを視認する際のような追従眼球運動を行わずに視認できる可能性が高い．このようにターゲットを視認する難しさが大きく異なる場合には，ターゲットを視認する際の視線挙動も異なると考えられる．

本研究では，より適切な視認推定を実現することを目的として，このようなターゲットの視認の難しさによって変化すると推測される視線挙動に基づいて，人が視覚ターゲットを視認したか否かを推定する手法を提案する．本研究では視覚特性の要因を基に実際の運転シーンを抽象化した視認タスク実験を設計し，実験によってターゲットの視認の難しさとターゲット視認時の視線挙動の関係性を明らかにする．その後，抽象化した視認タスク実験によって収集した視線挙動から識別器を作成し，視認の有無の推定法について検討する．



Fig. 2.2 運転場面の例

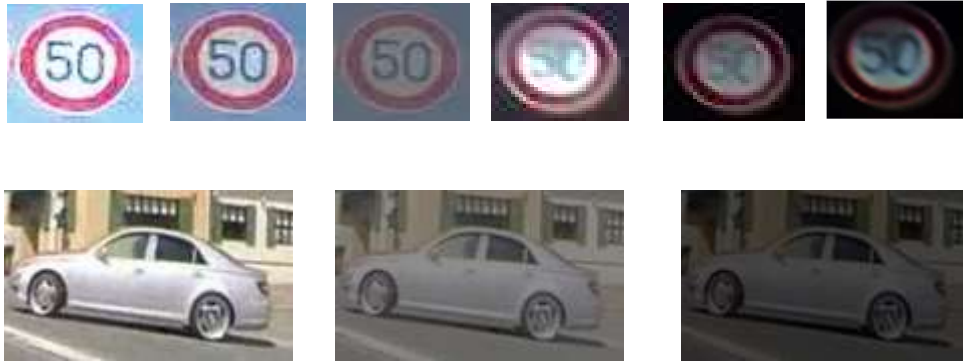


Fig. 2.3 視覚特性が異なる物体

第3章 ターゲットの視認難易度と 視線挙動の分析

本章では運転場面における物体の視覚特性について述べ、抽象化した実験によって注意すべき物体となる視覚ターゲットの視認の難しさとターゲット視認時の関係を明らかにすることで、視線挙動に基づいた視認推定に向けて検討する。

3.1 ターゲットの視覚特性と視認難易度

実際の運転場面の中で運転手が見る景色は複雑であり、運転場面の中には注意すべき視覚ターゲットのみならず、ターゲットの視認を妨害する物体が存在する。運転手が注意すべきターゲットには、標識や歩行者、前走車、前走車のテールランプなどがある。妨害としては街路樹や壁、影などのターゲットの視認を妨害する要因も存在する。運転手にとってターゲットを視認する難しさは、ターゲットそのものの視覚特性に加えてターゲット周囲の妨害も影響する。本研究ではこのように様々な視覚特性によって変化するターゲットを視認する難しさを視認難易度と定義する。

視認難易度を変化させる視覚特性にはターゲットの大きさ、背景とのコントラスト、妨害の程度、色、速度などその他様々な要因が挙げられる。自動運転技術のために自動車に画像センサやレーザセンサを設置し、車外の情報を収集・解析する研究が盛んに行われており、このような車外に存在するターゲットやその周囲の情報は十分に取得可能である[19,20,21]。

本章ではターゲットの視認難易度とターゲット視認時の視線挙動の関係性を調べるため、抽象化して設計した実験タスクによって被験者実験を行う。本実験では多数存在するターゲットの視覚特性の要因から大きさ、コントラスト、妨害の程度に着目した[22]。これらの要因を変化させることでターゲットの視認難易度を変化させ、ターゲットを視認する際の視線挙動を分析する。Fig.3.1 にターゲットの視覚特性の要因と視認難易度の関係性を示す。それぞれ大きさは大きいほど、コントラストは高いほど、妨害の程度

は少ないほどターゲットの視認はより簡単になる。

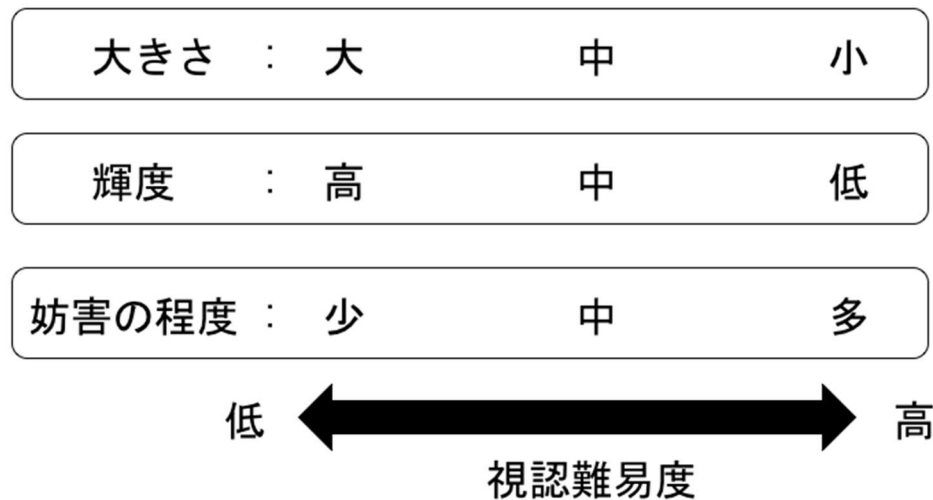


Fig. 3.1 視認難易度と視覚特性の関係

3.2 視覚ターゲットの視認難易度とターゲット視認時の視線挙動の関係

本実験ではターゲットの表示位置やパラメータを容易に制御でき、大量にデータを収集するため、実環境を抽象化した実験によってこれを明らかにする。

3.2.1 実験方法

実装の容易さから表示するターゲット刺激は数字「0」～「9」とし、「2」を認識ターゲットとした。実験参加者に課した実験フローを Fig.3.2 に示す。実験は背景が黒の画面内に①画面の中心に固視点「+」を 1.5[s]間表示し、実験参加者に固視点を注視させる。②固視点を消失させ 0.16[s]～1.0[s]間待機する。③視覚ターゲットを中心から±5 度以内の位置を表示開始位置として、4 方向（右上、左上、左下、右下）のうちの 1 方向に移動させながら 0.8[s]間表示する。実験参加者にはターゲット刺激が認識ターゲットと確実に視認したとき、可能な限り早くボタンで応答するよう指示した。妨害刺激として①～③の間、複数の「○」の図形を図形毎にランダムな方向に常に移動させながら表示

し続けた．③の次は再び①に戻り，これを繰り返す．1 セットあたり認識ターゲットが120 回出現するまで繰り返し行い，休憩をはさみながら 1 人あたり 3 セット行った．

対象は Fig.3.1 の各要因をそれぞれ 3 段階（大きさ（視野角）：0.57, 2.08, 3.12 度，輝度（背景に対するコントラスト）：50,150,255，妨害の程度：10, 20, 30[個]）に変化させて表示した．但し妨害の大きさと輝度はターゲット刺激と同じとし，妨害の表示パラメータ変更は①のタイミングで行った．実験参加者には①のときに固視点を注視するよう指示したが，その後の視線挙動については一切指示をしなかった．実験参加者は 26～55 歳の男女 17 名（男性 1 名，女性 16 名）である．

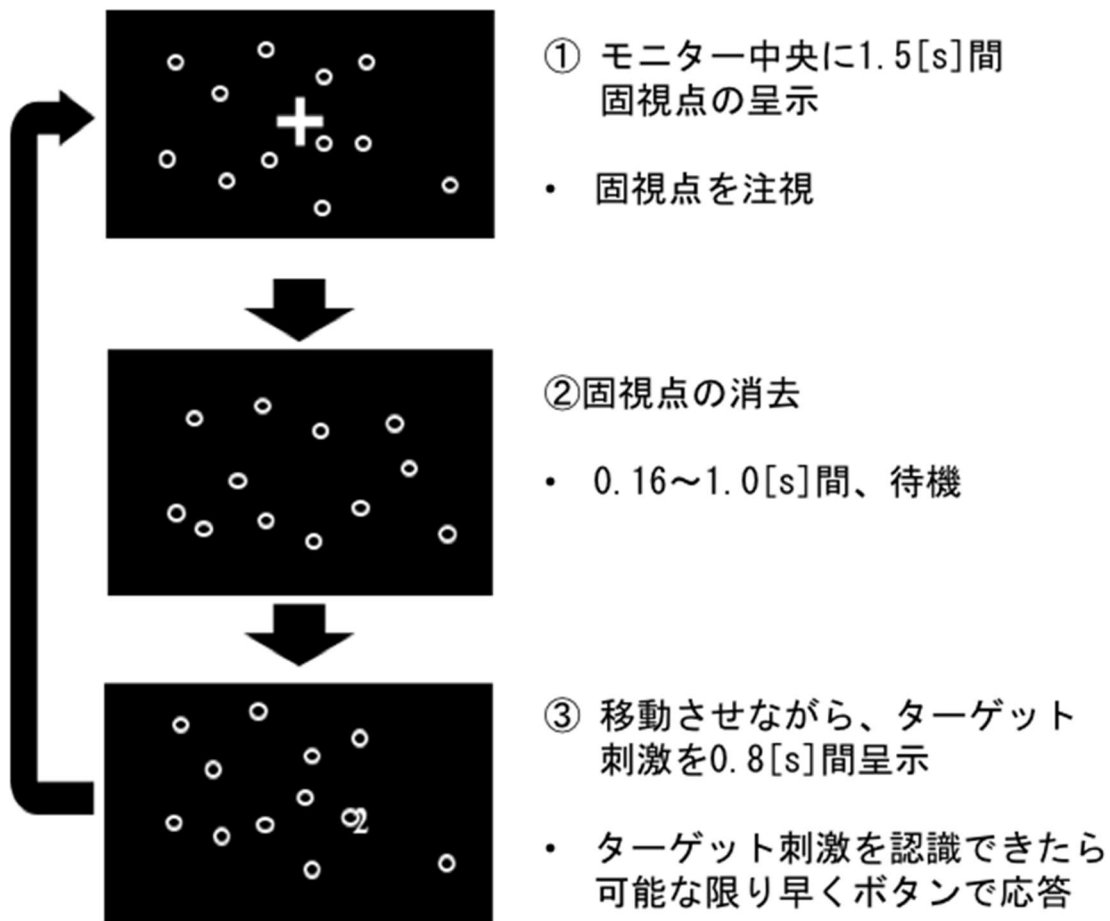


Fig. 3.2 実験フロー

3.2.2 実験環境

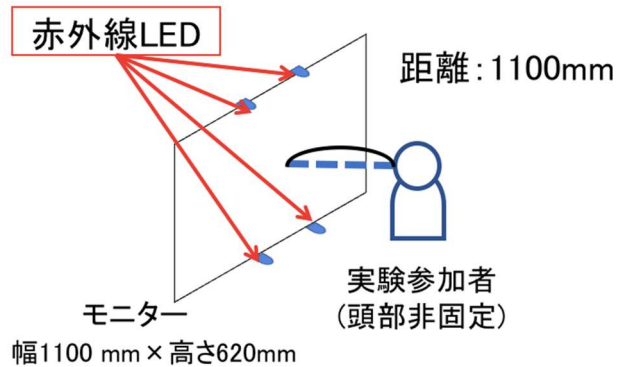
本実験の使用機器を Table3.1 に示す．自然な姿勢での計測とするため，視線計測は眼鏡型の視線計測装置を用いて頭部非固定で行った．モニターの枠上に 4 個の赤外線 LED をマーカーとして設置し，視線計測装置の視野画像内に観測されたマーカー位置から頭部運動を推定した．算出した頭部姿勢と視野画像内の注視点位置からモニター上の注視点を出した．実験装置の配置図を Fig.3.3(b)に示す．実験は外乱を排除するために暗環境で行った．

Table 3.1 使用機器

名称	メーカー	その他
視線計測装置 EMR-9 (Fig3.3(a))	Nac イメージテクノロジー	水平分解能: 0.1 度 垂直分解能: 0.1 度
液晶モニター LCD-E505	NEC	横: 1100 [mm] 縦: 620 [mm]
赤外線 LED	共立電子産業 株式会社	波長:950nm 個数 4 個



(a) 視線計測装置(EMR-9)



(b) 実験配置図．

Fig. 3.3 実験環境

3.2.3 視認難易度の算出

前節で述べた大きさ、輝度、妨害の程度の 3 つの要因の違いが視線挙動に与える影響を評価するために、本実験では呈示条件毎に、式(3.1)に示す認識タスクの誤答率に基づいて「視認の難易度」を定める。

$$\text{視認の難易度：誤答率} = 1 - \frac{\text{認識ターゲット表示時の反応回数}}{\text{認識ターゲットの表示回数}} \quad (3.1)$$

実験では視認難易度に影響を与える 3 つの要因の条件をそれぞれ 3 通りずつ変化させているため、27 通りの呈示条件があるが、本章での解析では着目する 1 つの要因以外の差異を無視して条件を満たすデータを抽出して解析する（例えば「大きさ」について分類する場合は「輝度」「妨害数」の差異は無視する）。Fig.3.4 に視認難易度の要素毎に、実験結果から算出した視認難易度（誤答率）を示す。Fig.3.4 にみられるように、大きさ・妨害数についてはそれぞれターゲットが大きいほど、妨害数が少ないほど低い誤答率が得られている。一方で輝度については、誤答率の差異が小さく中程度の輝度のときに最も低い誤答率が得られた。この原因としてはターゲット刺激と妨害刺激の輝度を連動して変動させた結果、高い輝度が必ずしも視認性の上昇につながらなかったことや、高輝度の場合に妨害が膨張して見えることで、妨害の程度が大きくなったことなどが原因と考えられる。

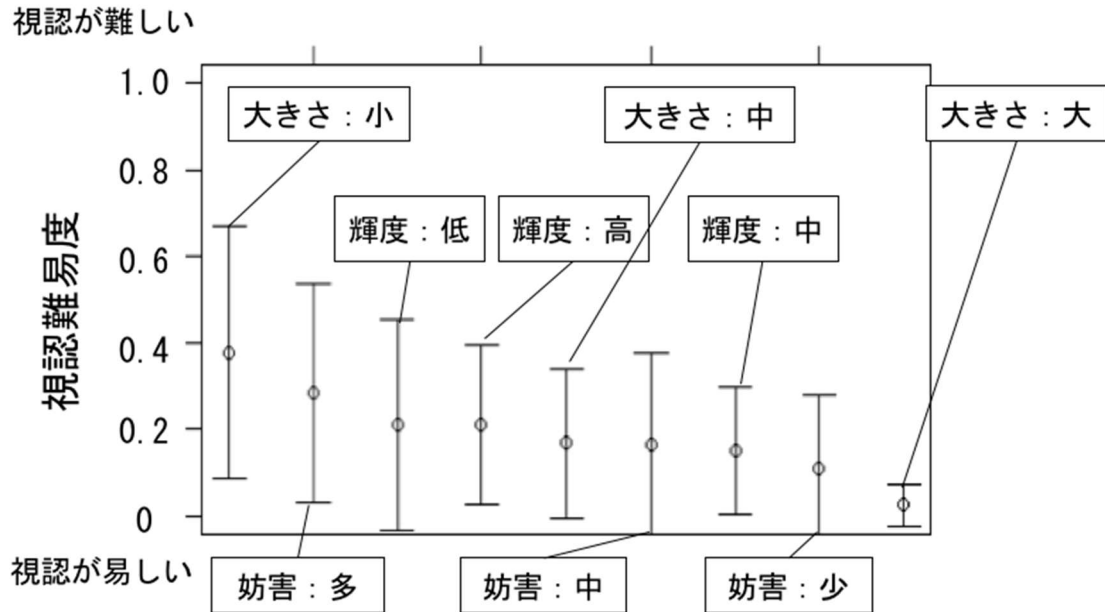


Fig. 3.4 視認難易度の要因と各要因毎の視認難易度のスコア

3.2.4 解析対象とする視線挙動特徴

解析では、従来研究においてターゲット領域内に存在した時間や注視点の位置が基準とされていたため、視線挙動の中で追従時間、最接近角度、注視点とターゲットの動きの類似度の3項目について解析することとした。ターゲットの視認難易度との関係を各項目について以下に説明する。

(a) 追従時間(Tracking duration T_d)

追従時間はターゲットを視認するために注視点の追従を行った時間である(Fig.3.5(a)). 本実験ではターゲットの表示開始位置を中心から ± 5 度以内としているため、ターゲットの出現とほぼ同時に実験参加者はターゲットに気づくと考えられる。実験参加者にはターゲットを視認したら可能な限り早くボタンで応答するよう指示したため、本実験では表示開始からボタン応答までにかかった時間を視認に要した追従時間とした。ターゲットの視認難易度が高いほど、より確実に視認するために長い追従時間が必要になると考えられる。

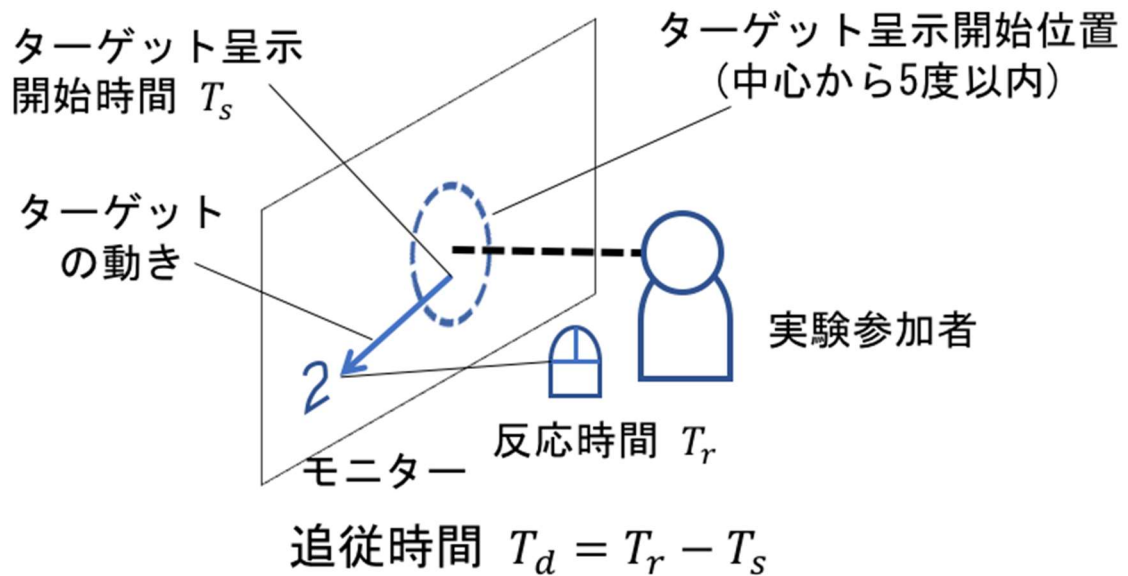
(b) 最接近角度(Minimum view angle θ_d)

注視点がターゲットに最も接近した時の位置関係を表す．実験参加者の目の位置からターゲットへの方向ベクトルと，目の位置からターゲットまでの方向ベクトルのなす角度を用いている(Fig.3.5(b)).

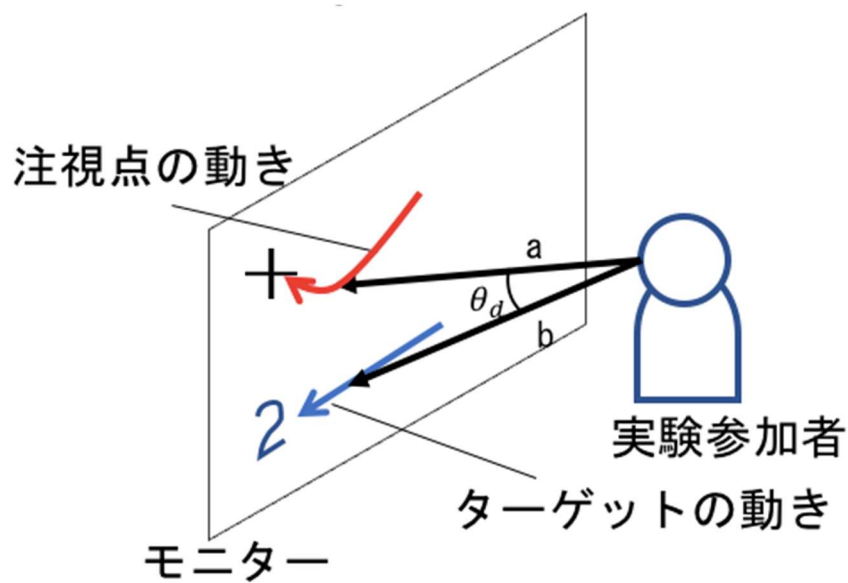
ターゲットを視認する場合，ターゲットに対する注視が生じやすいことと考えられることから，試行の中で注視点がターゲットに最も接近した時点の角度を解析対象とした．

(c) 注視点とターゲットの動きの類似度(Moving direction similarity θ_v)

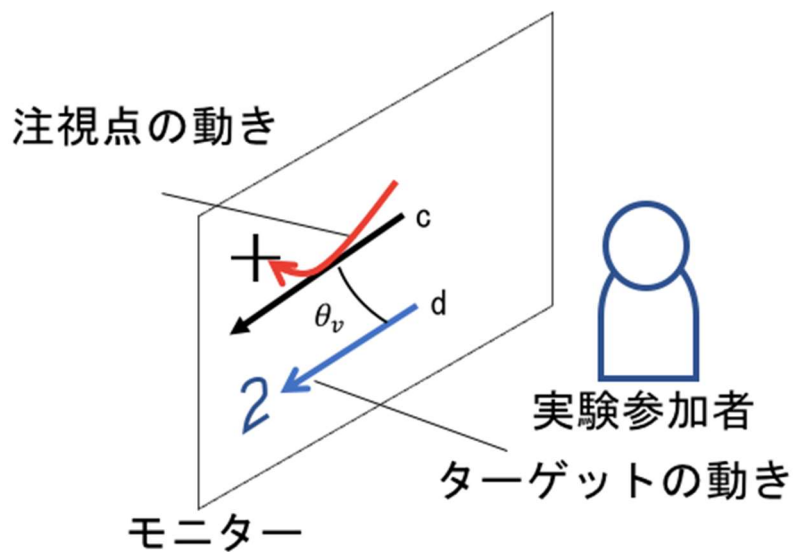
ターゲットと注視点の動きの関係性を解析するため，ターゲットの方向ベクトルと注視点の方向ベクトルのなす角度の差を移動方向の類似度として解析対象に加えた．視認時に近いタイミングでの移動方向の類似度を解析対象とするため，(b)の最も接近したときの移動方向の類似度を θ_v とした(Fig.3.5(c)).



(a) 追従時間(Tracking duration T_d)



(b) 最接近角度 (Minimum view angle θ_d)



(c) 注視点とターゲットの動きの類似度 (Moving direction similarity θ_v)

Fig. 3.5 解析する視線挙動特徴

: 追従時間(t), 最接近角度(θ_d), 注視点とターゲットの動きの類似度(θ_v)

3.2.5 実験結果

Fig.3.6 に視認難易度と追従時間（応答時間）の関係を示す．縦軸は追従時間，横軸は視認難易度である．グラフは左側ほど簡単な試行であったことを表している．実験結果からターゲットの視認難易度が低いほど，反応までの時間が長くなっており，視認難易度と追従時間には直線的な関係が見られる．ここから視認が難しいターゲットであるほど時間をかけた追従が生じていることがわかる．

Fig.3.7 に視認難易度と最接近角度 θ_a の関係を示す．縦軸は最接近角度，横軸は視認難易度誤答率である．グラフは左側ほど簡単な試行であったことを表している．実験結果からターゲットの視認難易度が低いほど，最接近角度が小さくなっており，追従時間と同様に直線関係があることがわかる．つまりターゲットの視認が難しいほど注視点をターゲット近くまで移動させる挙動が生じていることがわかった．

Fig.3.8 に視認難易度と注視点とターゲットの動きの類似度 θ_v の関係を示す．縦軸は注視点とターゲットの動きの類似度，横軸は視認難易度である．グラフは左側ほど簡単な試行であったことを表している．結果から視認難易度が低いほど，ターゲットに対してより平行に移動するような注視点の挙動が生じたことがわかる．

これら結果から，視認難易度（誤答率）と追従時間，最接近角度，注視点とターゲットの動きの類似度との間にそれぞれ直線的な関係（相関）があることが確認された．このことは，ターゲットの視認難易度を推定することによってターゲットの運動と人の視線挙動の関係から視認の有無をより適切に推定できる可能性を示唆している．

一方で観察された視線挙動には大きなばらつきがあり，その原因は実験参加者間の個人差であると考えられる．安定した視認推定の実現には個人毎の視線挙動の特性を把握し，それを推定処理に反映させる手法の検討も必要となる可能性が高い．

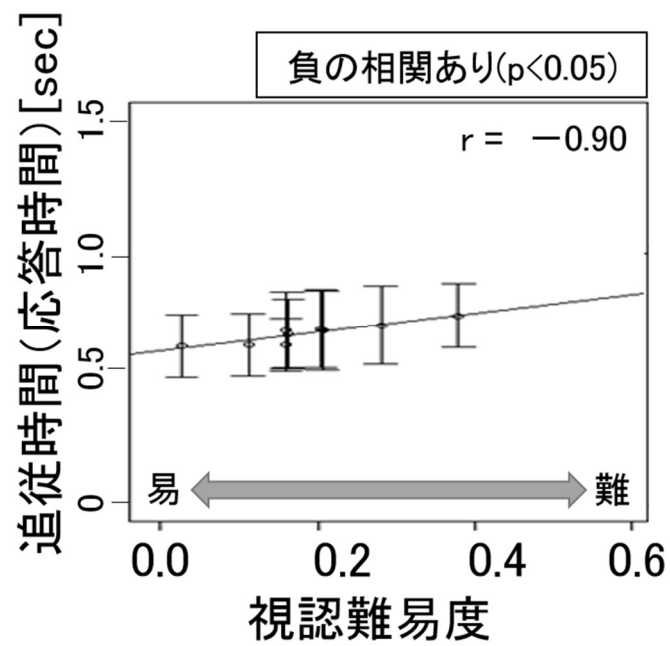


Fig. 3.6 視認難易度と追従時間の関係

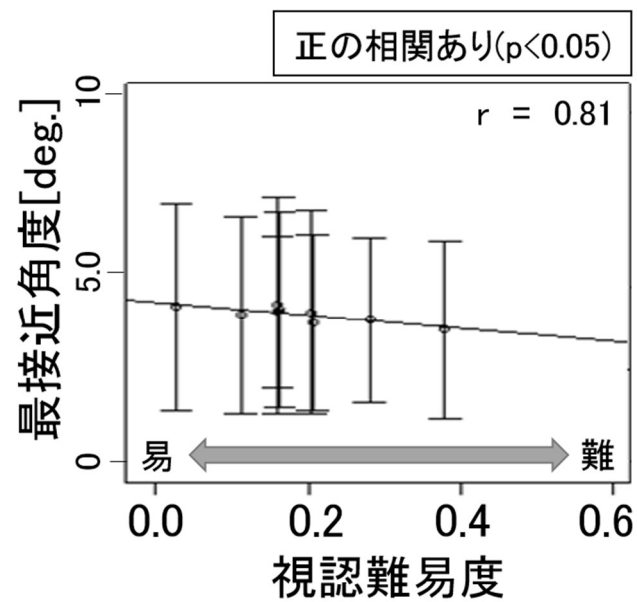


Fig. 3.7 視認難易度と最接近角度の関係

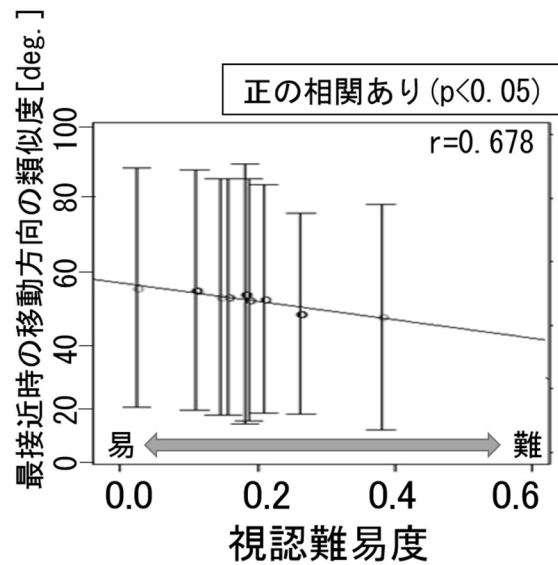


Fig. 3.8 視認難易度と移動方向の類似度の関係

3.2.6 実験結果の考察

本実験では、移動するターゲットを視認するタスクを実験参加者に課し、ターゲットの視認難易度とターゲットを視認する際の視線挙動との関係性を分析した。実験結果から、ターゲット視認タスクにおける視線挙動がターゲットおよびその周辺の視覚特性によって異なることわかった。視線挙動の違いは、ターゲットの大きさ・明るさ・速度・妨害の程度などの視覚特性の差異を生じさせる要因には寄らずターゲットの認識率（認識タスクの誤答率）として定義される視認難易度と一定の関係性を持つことを確認した。特にターゲット視認タスクにおける視線挙動を追従時間、最接近時の角度、最接近時の移動方向の類似度の3項目について評価した結果、いずれも視認難易度と直線的な関係を持つことが明らかになった。このことは、ターゲットの動き、視線挙動に加えて、ターゲットの視認難易度に関する情報を得ることができれば、視認の有無をより正確に推定できる可能性を示唆している。一方で、観察された視線挙動には実験参加者間で大きなばらつきがあり、安定した視認推定の実現には個人毎の視線挙動の特性を把握し、それを推定処理に反映させる手法の検討も必要となる可能性が高い。これについては5章で述べた実験に基づいて次節で考察を加える。

第4章 視認難易度の個人特化

本章では, 前章で課題となっていた個人差による視線挙動のばらつきを軽減するため, 視認難易度の個人特化方法について実験を通して評価する.

4.1 実験環境

本章で述べる実験は共通して Table4.1 に示す機器, Fig.4.1 の配置で実験を行った. 自然な姿勢での計測とするため, 視線の計測は眼鏡型の視線計測装置を用いて頭部非固定で行い, モニターの枠上に赤外線 LED を 4 個設置してマーカーとし, 視線計測装置の視野画像内に観測されたマーカー位置を用いて頭部運動を推定した. 算出した頭部姿勢と視線計測結果からモニター上の注視点を算出した. 実験は暗環境で行った.

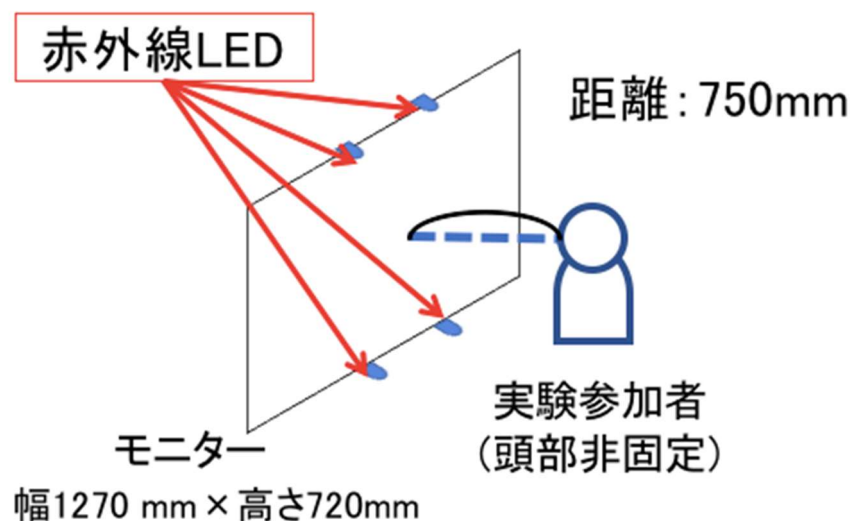


Fig. 4.1 実験装置の配置図

Table 4.1 使用機器

名称	メーカー	その他
視線計測装置 EMR-9	Nac イメージテクノロジー	水平分解能:0.1 度 垂直分解能:0.1 度
液晶モニター	Panasonic	横:1270[mm],縦:720[mm]
赤外線 LED	共立電子産業 株式会社	波長:950[nm] 個数 4 個

4.2 個人差の計測

ターゲットの視認難易度に影響する要素はターゲットの大きさや速度，周囲とのコントラストなどが考えられる．個人差の確認のための予備実験として，ターゲットの視認難易度を大きさによって変化させ，ターゲットを視認させる実験を行った．

前章の実験において，大きさの要因が最も視認難易度に影響が大きかったため，ターゲットの大きさに要因を絞り実験タスクを設計した．視認させるターゲット刺激は図形の 6 角形と 8 角形とし，ターゲットの大きさは視野角 1.1～4.6 度，表示時間を 0.03～0.5[s]で変化させて表示した．実験フローを Fig.4.2 に示す．①固視点を画面中心に 1.0[s]表示する．②画面のランダムな位置にターゲット刺激を表示する．③ターゲット刺激が何か回答させる．この時，確実に図形が何か認識した場合のみ図形を選択させ，自信がない場合には「わからない」を選択するよう指示した．実験参加者は 23～60 歳までの男女 16 名（男性 7 名，女性 9 名）であり，1 人当たり 400 試行を行った．

Fig.4.3 に例として大きさ（視野角）28 度の試行の実験参加者毎の実験結果を示す．横軸は実験参加者の番号，縦軸は前章で解析した視線挙動の 1 つである視認成功時の最接近角度度の平均値および標準偏差である．実験結果より，最接近角度が実験参加者毎に異なることが確認できる．ここから視認難易度が同じターゲットであっても個人の視力や有効視野，動体視力などといった様々な要因で，個人毎に感じるターゲットの視認難易度が異なると思われる．

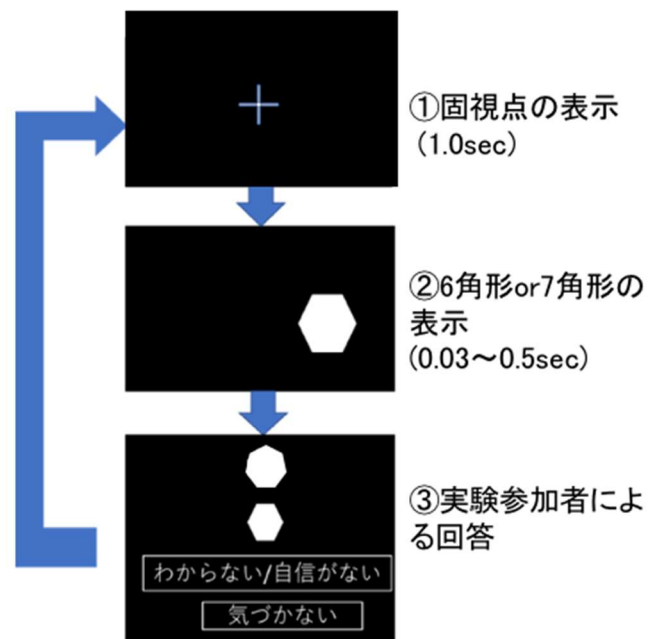


Fig. 4.2 実験フロー

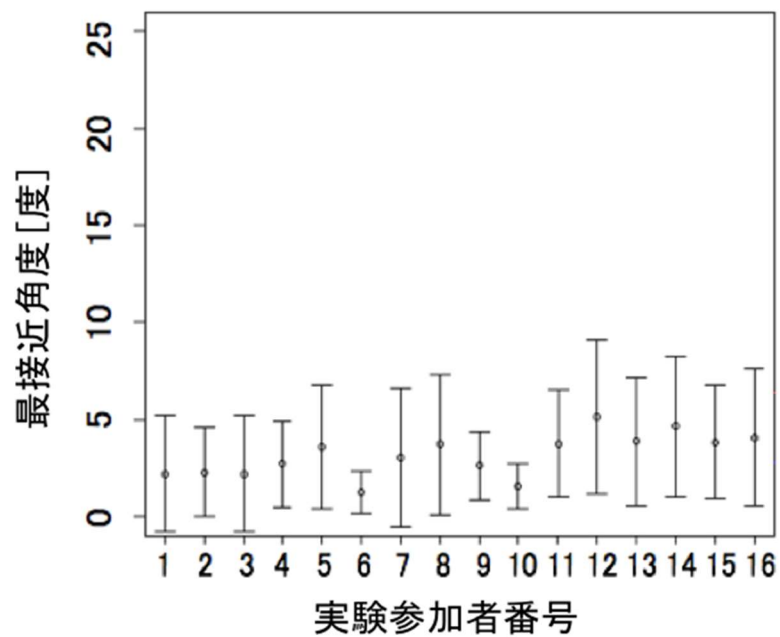


Fig. 4.3 実験参加者毎の最接近角度

4.3 視認難易度の個人特化方法

実験 1 によってあらかじめ個人特性を計測した後、実験 2 の解析時にターゲットの視認難易度を個人毎に算出することで視認難易度を個人特化する。実験参加者は 37~46 歳の女性 10 名である。実験では視認難易度変化させるパラメータとしてターゲットの速度と大きさを用いた。速度はターゲットが移動することを前提としているため視認難易度に影響すると推測される。大きさについては前章の実験で、視認難易度に最も影響が大きかった要因であったことから、これら 2 つの要因をターゲットの呈示パラメータとして採用した。

4.3.1 実験 1 –個人毎の視認特性の計測–

前章(Fig.3.7)の実験結果は視認する際の最接近角度が大きさによって変化することを示しており、ターゲットの視認性を考慮することでより適切な視認推定が可能となることを示唆している。一方で前節では、ターゲットの視認性と視線挙動の関係には大きな個人差があることも確認された。視線挙動に影響を及ぼす個人の視認特性には視力や有効視野、動体視力などその他様々な要因が挙げられるが、どのような要因がどれだけ個人差に影響するかは不明である。

実験 1 では視認可能な有効視野、ターゲットへの追従能力の差異、大きさ及び速度に対する個人ごとの視認特性を計測することを目的として以下の実験を行った。実験フローは Fig.4.4 に示すように、①固視点を表示し、②「▲」と「■」の図形を合計 6 個固視点の周囲に表示する。実験参加者には常に固視点を見続けるよう指示した。③「■」の個数を答えさせる。周囲の図形の大きさを 2 段階（視野角 1.0,3.3 度）、表示角度を 3 段階（視野角 10,15,20 度）、移動速度を 3 段階（視野角 0,18,36[度/s]）でそれぞれ変化させ、すべての組み合わせが 10 試行ずつ行われるよう合計 180 回行った。

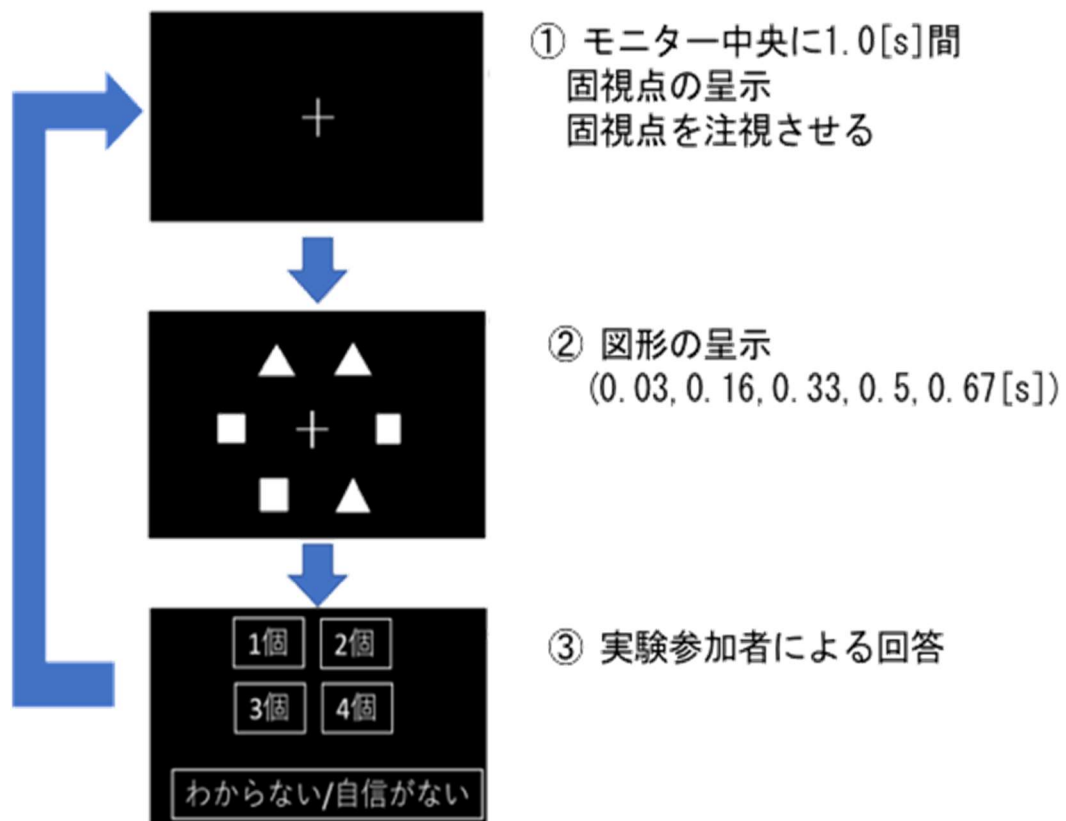


Fig. 4.4 実験フロー

要因の条件の組み合わせは 18 種類あり，それぞれの誤答率を基に個人特性を抽出する．速度と大きさを誤答率の従属変数として，実験参加者毎に重回帰分析により式(4.1)の各パラメータ A, B, C を求めた．次節に述べる実験 2 の解析において，実験タスクの呈示条件（速度，大きさ）から式(4.1)によって実験参加者毎の視認難易度を算出し，視認難易度(VCD)の個人特化を行う．

$$\text{誤答率} = A \times \text{速度} + B \times \text{大きさ} + C \quad (4.1)$$

4.3.2 実験2 -速度と大きさを変化させたターゲット視認実験-

個人特化した視認難易度とターゲット視認時の視線挙動の関係性を分析するため、Fig.4.5 に示す実験を行った。実験回数は1人当たり300試行とした。ターゲット刺激の大きさ（視野角0.8~2.5度）と速度（0~48[度/s]）を変化させることでターゲットの視認難易度を変化させた。実験フローは4.1節(Fig.4.2)の実験と同様で、ターゲット刺激は図形の6角形と7角形とした。

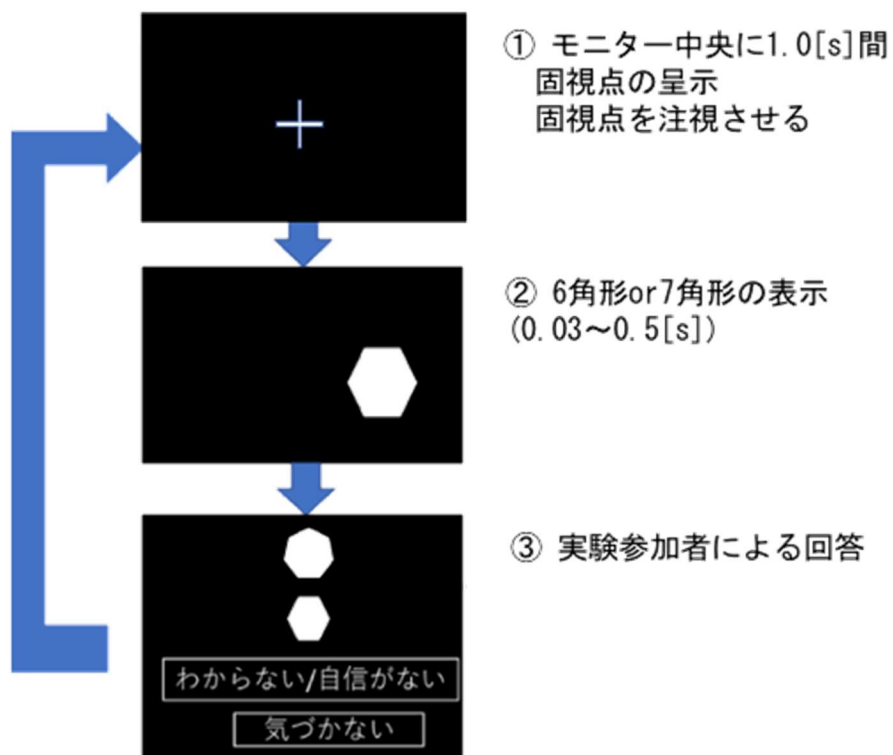


Fig. 4.5 実験フロー

本章では前節までに解析対象とした最接近角度を用いて検討を行う．ターゲットを視認する際，ターゲットが十分に長い時間表示された時には注視点がターゲットに十分近くまで接近すると考えられ，最接近角度はターゲットの視認難易度に関わらず十分小さくなると考えられる．そこで視認難易度を 20 段階に四捨五入して分割し，各視認難易度について表示時間毎の視認の成功率（正解率）の関係を分析した．Fig.4.6 に例として視認難易度 0.5 の試行に関しての表示時間と正解率の関係を示す．表示時間が長いものほど正解率が高くなることがわかる．全ての視認難易度について，正解率が 50% を初めて超えた時点までを視認動作を終えた時間とし，ターゲット刺激呈示開始から視認動作終了時点までの視線挙動を解析することとした．

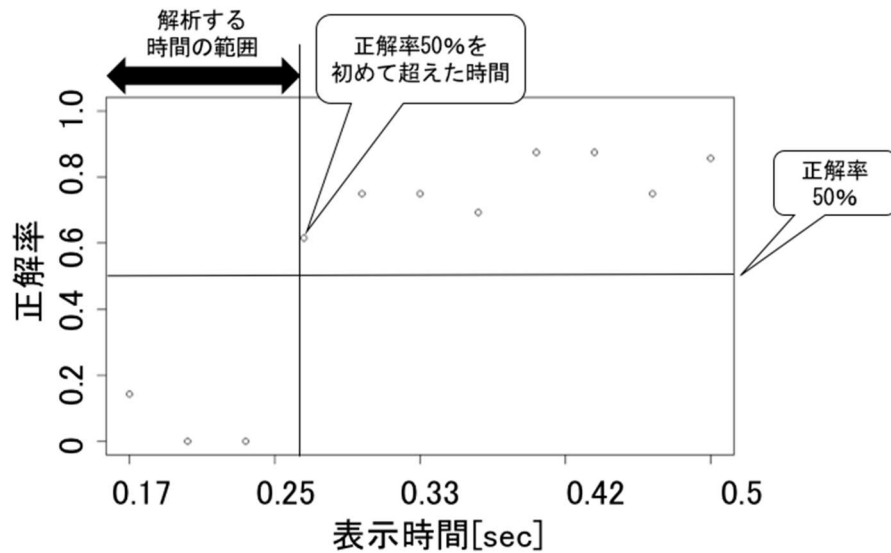


Fig. 4.6 表示時間と正解率（視認の成功率）の関係

4.3.3 個人特化した視認難易度の評価結果

Fig.4.7, Fig.4.8 にターゲットの視認難易度と最接近角度との関係を示す。Fig.4.7 は視認難易度を個人特化した結果であり、実験 1 で実験参加者毎に抽出した大きさと速度と誤答率の関係式から、実験 2 において実験参加者毎の視認難易度を求めた。Fig.4.8 は個人差を考慮しない場合の結果である。実験 1 での誤答率を全実験参加者の平均値とし、大きさと速度と誤答率の関係式からターゲットの視認難易度を算出している。両図では視認難易度を幅 0.05 毎の区間に分割し、区間毎に最接近角度の平均値、標準偏差を算出した。ただし、視認に成功した試行のみ解析対象とした。

Fig.4.7 と Fig.4.8 より個人特化の有無に関わらずターゲットの視認難易度が高い程、最接近角度が小さくなることがわかる。特に視認難易度の高い条件において、実験参加者の個人差を考慮した場合、考慮しない場合に比べて最接近角度の標準偏差が小さい ($p < 0.01$)。視認難易度が高い条件では、視認難易度と視線挙動（最接近角度）の関係性がより明確に観察されたことがわかった。一方でより視認難易度が低い部分に関しては、標準偏差は変わらない結果となったが、解析時に個人毎の視認難易度をターゲットの大きさと速度に基づく重回帰分析によって線形式で算出しているためであると考えられる。今後、ターゲットの視覚特性と視認難易度の関係をより精密にモデル化することで個人毎との視認難易度の推定精度を向上させることができる可能性がある。

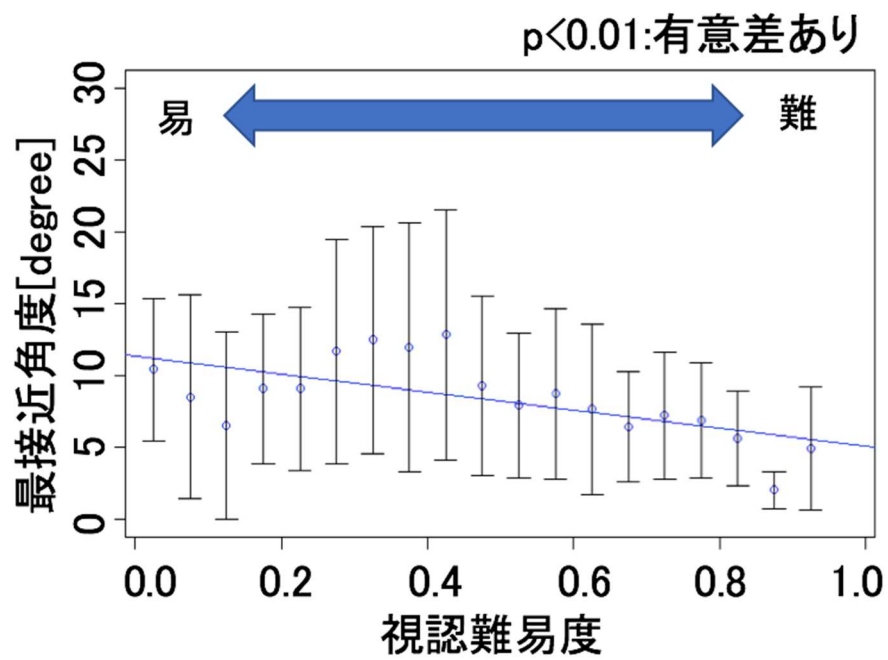


Fig. 4.7 個人差を考慮した場合の視認難易度と最接近角度の関係

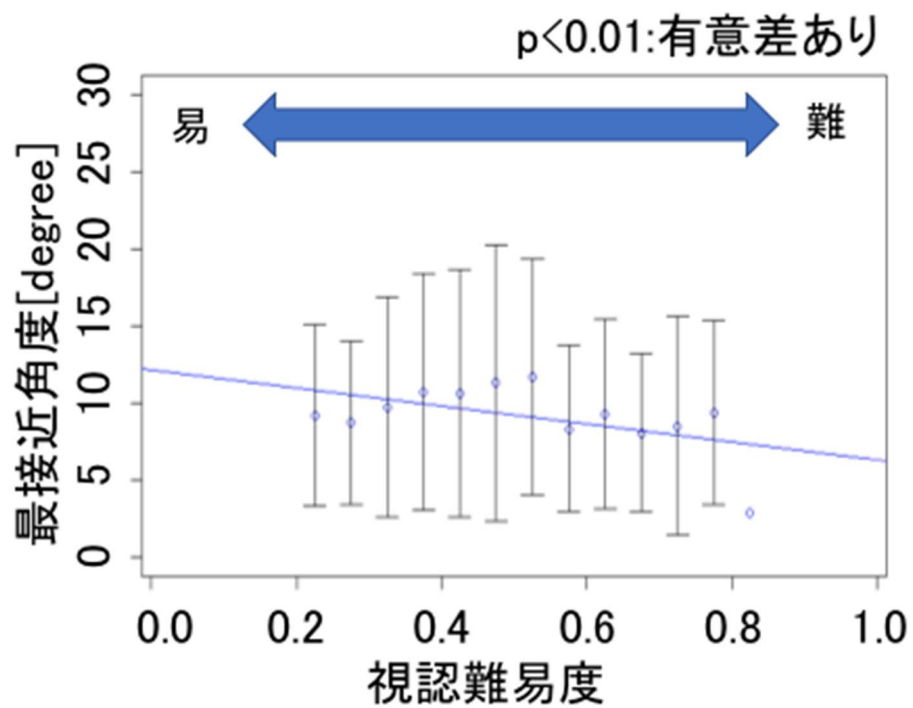


Fig. 4.8 個人差を考慮しない場合の視認難易度と最接近角度の関係

4.3.4 実験結果の考察

5 章では 4 章で述べた実験において課題となっていた視線挙動の個人特化についての検討を行った。4 章の解析では、ターゲットの視認難易度をターゲットの認識率（認識タスクの誤答率）の全実験参加者の平均値に基づいて定義した。従って、4 章では同じターゲット呈示条件における個人差として観察されていた視線挙動のばらつきは、実際には個人毎の視認難易度の違いに起因している可能性が考えられる。

そこで 5 章の実験では、まず実験参加者の個人特性を計測し、計測結果に基づいて実験参加者毎にターゲット呈示条件と視認難易度の関係式を得た。ターゲット視認タスクにおいては、得られた関係式に基づいて各試行の視認難易度を算出し、実験参加者毎に個人特化された視認難易度と視線挙動の関係を解析した。その結果、視認難易度の個人差を考慮することで、特にターゲットの視認難易度が高い場合において個人差を考慮しない場合に比べて標準偏差がより小さくなることが確認された。個人差を考慮することで、より適切に視線挙動を表現できることが示唆される。なお、今回の解析では個人毎の視認難易度をターゲットの大きさと速度に基づく重回帰分析によって線形式で算出している。今後、ターゲットの視覚特性と視認難易度の関係をより精密にモデル化することで個人毎の視認難易度の推定精度を向上させることができる可能性がある。

第5章 視線挙動と視認難易度に基づく視認推定法の評価

本章では将来的に自動車に視認推定を導入することを想定し、リアルタイムでの視認推定手法について検討する。前章の視認タスク実験から得られた視線挙動を基に、機械学習によって視認の有無の推定を行い、その有効性を評価する。本実験では前章までに、追従時間や最接近角度、最接近時の移動方向の類似度を視線挙動の1つとして解析した。これまでの結果において、視認難易度の違いによって視認時の視線挙動が変化することが明らかになったことから、視認難易度の違いを考慮した視線挙動特性の解析によって、視認の有無の識別が可能になると推察される。

5.1 視線挙動と視認推定

前章の実験 1,2 で収集したデータから視認の有無の識別を試みる。前章までで解析した視線挙動特徴に基づいて、k 近傍探索法によって視認の有無を識別可能か評価する。視線挙動に関する特徴量としては有効視野内にターゲットが存在した時間（追従時間）と最接近角度を算出し、視線挙動以外の特徴量であるターゲットの呈示パラメータ（大きさ、速度）、視認難易度と併せて識別に用いた。視認の有無の識別率を評価することで、視線挙動特徴及び視認難易度の有効性を確かめる。本節では追従時間の評価に用いる個人毎の有効視野の算出には、4.2 節の実験 1 で提案した個人特性の算出方法（式(4.1)）に独立変数として刺激呈示距離を追加した式(5.1)を用い、重回帰分析により係数 A,B,C,D を求めた。有効視野は 4.3 節の実験 2 で得た実験パラメータに基づいて誤答率 0.5 になる時の刺激呈示位置として算出した（式(5.2)）。個人差を考慮しない場合は実験参加者全体の平均値から算出した。

$$\text{誤答率} = A \times \text{速度} + B \times \text{大きさ} + C \times \text{刺激呈示位置} + D \quad (5.1)$$

$$\text{有効視野} = (A \times \text{速度} + B \times \text{大きさ} + D - 0.5) / C \quad (5.2)$$

Table 5.1 に識別に利用した入力特徴量の種類と k 近傍探索法で得られた識別率を示す。k 近傍探索法の k の値は識別率が最大となるようチューニングし、k=17 とした。実験結果より、特徴量として最接近角度のみを用いた場合の識別率は約 59%であった。個人差を考慮しない追従時間のみを用いた場合の識別率は 64%程度である。個人特化したターゲットの視認難易度を特徴量として加えることで、視線挙動特徴のみの場合と比べ約 8%識別率が向上した。実験結果から、ターゲットの視認難易度を用いた個人特性を特徴量とすることは、視認の有無の識別に有効であることが確認された。また 3 章で定義した視線挙動特徴の中では、特に追従時間が視認の有無の識別に重要であることが示された。

一方で、3 章で示した 3 種類の視線挙動特徴は計測データを解析する上で視認の有無を識別する上で、特に重要度が高いと考えられた情報を抽出すること意図して定義したものであり、視線挙動に含まれる情報の全てを表すものではない。次節以降では、上記の解析で用いた特徴以外の視線挙動が識別に寄与する可能性を検討するため、ニューラルネットワークを利用して各時刻の視線挙動（注視点軌跡）自体を入力特徴とした識別器を生成し、本節で示した視線挙動特徴を用いた識別手法に対する識別性能の向上の有無を確認する。

Table 5.1 k 近傍探索法による分類結果

入力特徴量	識別率
最接近角度	0.5913
個人差を考慮しない追従時間	0.6435
最接近角度+個人差を考慮しない追従時間	0.6403
最接近角度+視認難易度	0.7033
個人差を考慮した追従時間	0.7087
最接近角度+個人差を考慮した追従時間+視認難易度	0.7263

5.2 ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク(Neural Network, NN)とは Fig.5.1 に示すような構造を持った m 次元の入力ベクトル x と n 次元の出力ベクトル y の関係を表すモデルを推定する学習手法である。Fig.5.1 中の左端は入力層，右端を出力層，その間を中間層（隠れ層）と呼ぶ。一般的に入力ベクトルには特徴量と呼ばれる物理量が与えられ，分類問題の場合には出力層にラベルが与えられる。教師データに対して誤差が最小になるように重み w とバイアス b を変化させながら学習を行う手法である。

本研究で対象とする注視点データは系列データであるため，時間方向の揺らぎに対してロバスト性を考慮し，畳み込みニューラルネットワーク(Convolution Neural Network, CNN)を利用する。畳み込みニューラルネットワークとは，Fig.5.2 のように畳み込み層とプーリング層の2種類の層を交互に積み重ねた構造を持ったニューラルネットワークである[23]。CNN は近年，特に画像認識分野でよく用いられており，高い認識性能を達成している[24,25]。CNN は一般的に画像の縦横方向の特徴量を畳み込みすることで，位置に依存しない特徴の学習が可能となる。系列データを対象として時間方向のみに畳み込むニューラルネットワークとして，時間遅れニューラルネットワーク(Time Delay Neural Network, TDNN)と呼ばれる手法が提案されている[26]。TDNN においても CNN と同様に時間方向に畳み込み演算を行い，最終ノードで時間方向に関して総和をとることで，どの時間に最も強くフィルターノードに反応したかという情報を捨て，時間方向の揺らぎに対してロバストになることが期待される。

本研究で対象とする注視点データは系列データであるため，TDNN の考え方を利用して学習を行うことで，視認に関わる視線挙動のフィルターが生成され，総和プーリング処理によって時間方向にロバストになることが期待される。

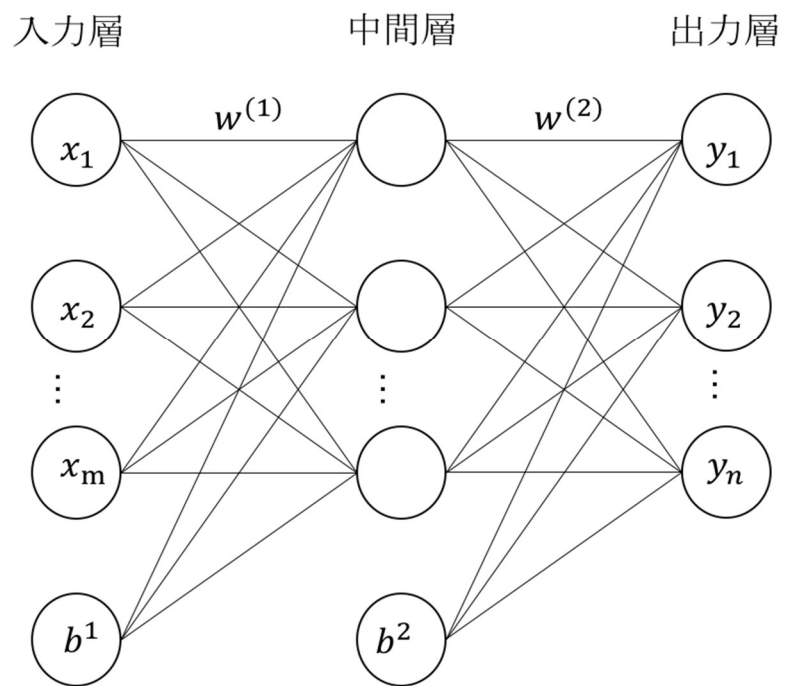


Fig. 5.1 ニューラルネットワークの概要図

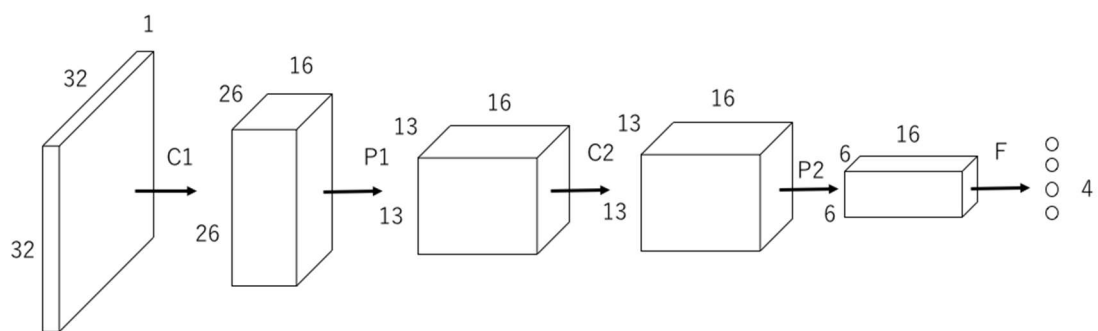


Fig. 5.2 CNN の概要図

5.3 識別器の評価実験

前章の実験 2 において実験参加者 10 名から収集した視線挙動データ合計 3000 回分を用いて、CNN によって視認推定を行う。

Fig5.3 にモニターと注視点の位置及び頭部座標との関係を示す。顔がモニターの中心に向かって正面を向いている姿勢を基準に、頭部座標を設定する。入力データは Fig.5.4 に示す(a)頭部姿勢の 2 次元系列データ、(b)の頭部座標上の注視点角度の 2 次元系列データと(c)網膜座標上のターゲットの角度の 2 次元系列データ及び視認難易度のターゲットの大きさ、速度のスカラー値とした。(a)の頭部姿勢について、実験参加者は Fig5.3 中の z 方向の軸周りには頭部を回転させないと考え、Fig.5.4(a)のように上下左右方向の回転運動から頭部姿勢を算出した。(b)は視線計測装置に取り付けられたヘッドマウントカメラによって観測された注視点の角度である。(c)はモニターに設置した LED マーカーを、視線計測装置に取り付けられたヘッドマウントカメラによって観測して頭部姿勢推定を行い、網膜座標上に変換した注視点の角度である。視認難易度はターゲットの大きさと速度を式(4.1)に与えることで算出した。ここでの視認難易度はある大きさ、速さのターゲットの視認難易度を表す。

実験データは各実験参加者 300 回の合計 3000 回分であり、内訳は Fig5.5 の実験フロー③で、6 角形もしくは 7 角形を選択し、正解であった「視認成功」数が 1586 であり、「わからなかった」を選択した「視認不成功」数が 1192、その他に 6 角形もしくは 7 角形を選択し、不正解であった「間違い」数が 222 となっている。Fig.5.5 に示す実験では、確実に視認した場合に正解と判断した方を選択するよう実験参加者に指示していたため、「間違い」のデータは除外し、「視認成功」と「視認不成功」のデータのみ利用することとした。入力データは 1[frame]刻みで最大が 30[frame]であり、30[frame]未満のデータについては 0-padding している。

学習データ不足を解消するために、全データを学習データとテストデータを分割した後、(i)時間が 30[frame](0.5[s])以下の学習データについては、0-padding の 0 の位置を時間方向にずらし、(ii)全学習データについて画面方向の軸に対して ± 30 度以内でランダムに回転させ、(iii)全学習データについて左右対称に反転点させて、学習データを増加させた。元の学習データに対して(i)、(ii)、(iii)によって合わせて約 30 倍に学習データを増加している。

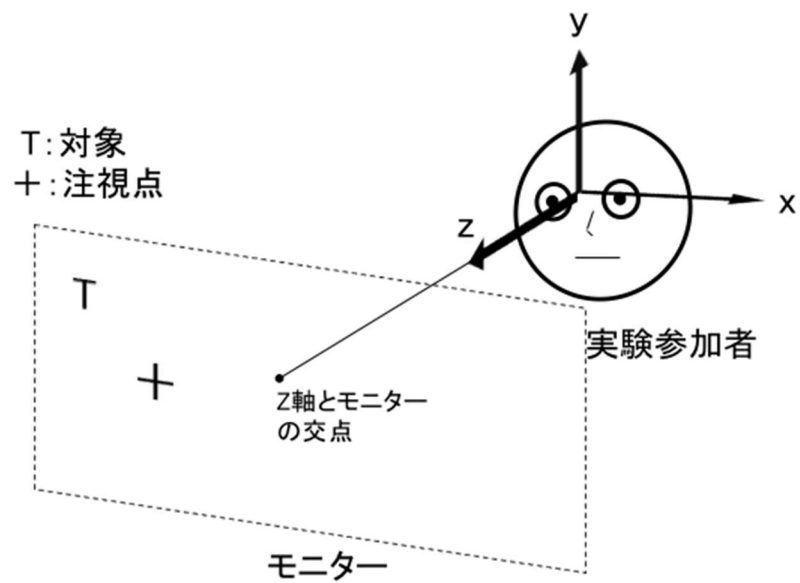
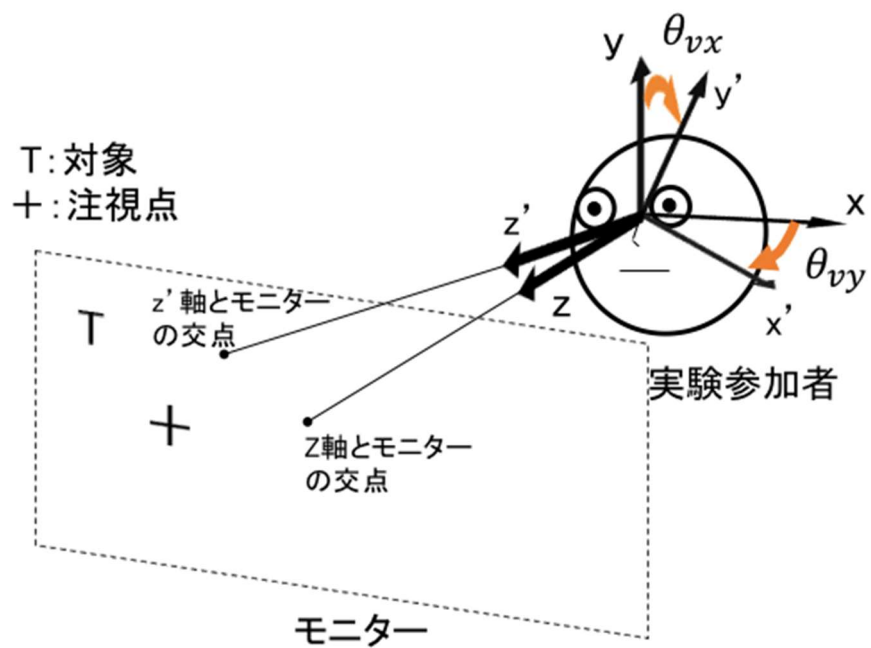
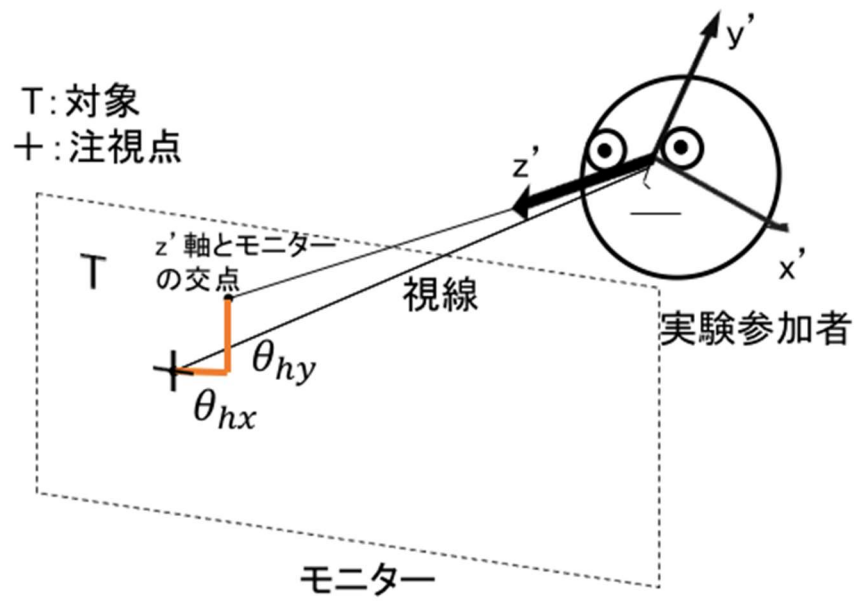


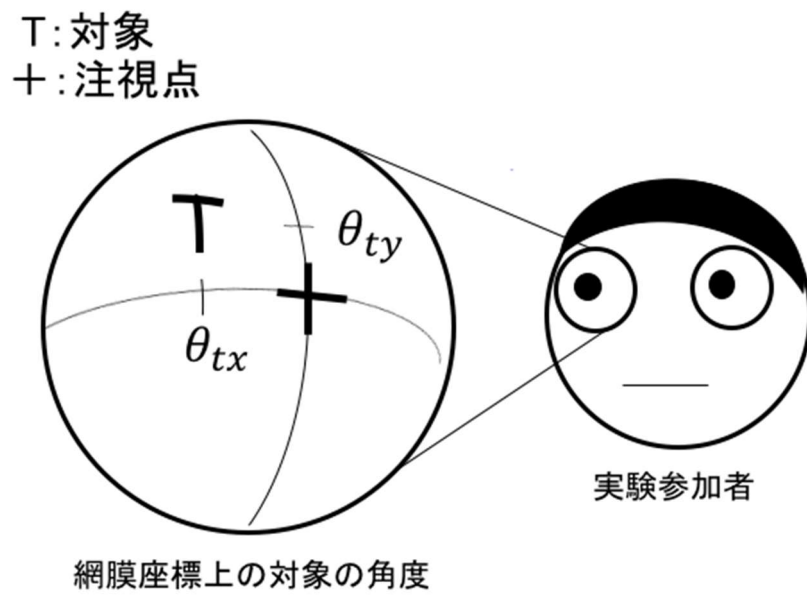
Fig. 5.3 実験参加者の頭部座標系とモニターの位置関係



(a) 頭部姿勢



(b) 頭部座標上の注視点角度



(c) 網膜座標上のターゲットの角度

Fig. 5.4 入力データ

5.3.1 ネットワークの構造

入力データは上述の 6 次元×30[frame]の 180 次元，視認したか否かの 2 値分類問題であるため，カテゴリ数は 2 となり，入力層 180Units，出力層 2Units である．中間層の深さや全結合層のノード数，畳み込み層の種類はチューニングによって決定し，Fig.5.5 に示すネットワークの構造となった．その他パラメータについてはチューニングによって Table5.2 に示す値に決定した．1 層目の畳み込み演算において，頭部姿勢角度の 2 次元，頭部座標上の注視点角度の 2 次元，網膜座標上のターゲットの角度の 2 次元，視認難易度の計 6 次元を 1 次元に畳み込み演算する．その後，畳み込み演算とプーリング演算を行い，全結合した後カテゴリに分類するネットワークとなっている．視認難易度，大きさ，速度のスカラー値は，全結合層の直前にそれぞれのノードを追加した．

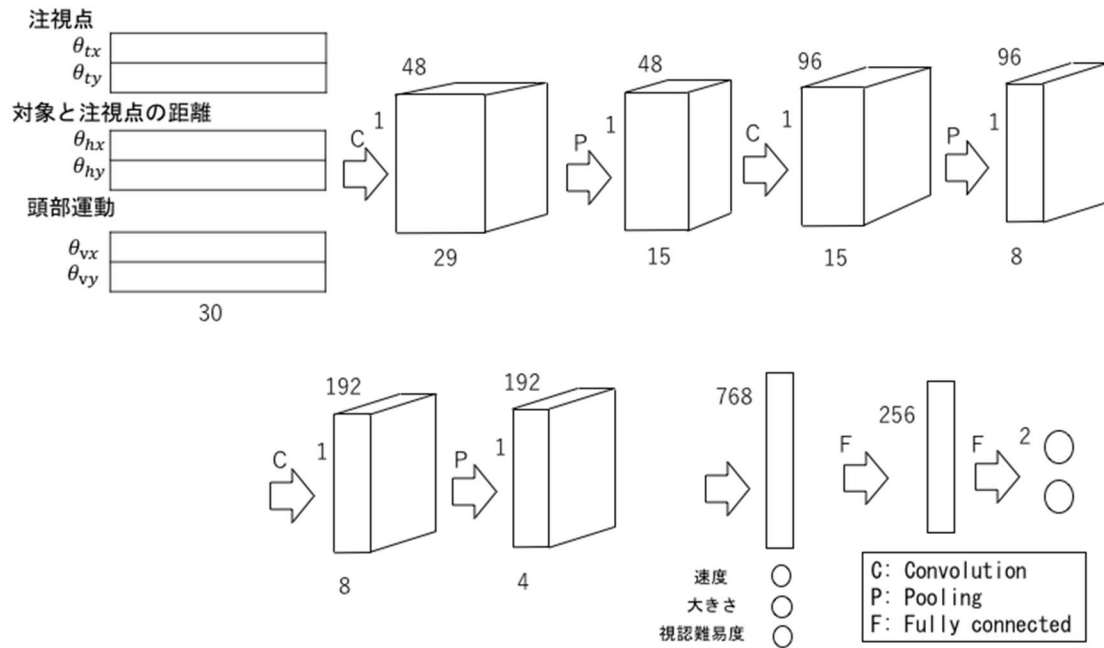


Fig. 5.5 本実験で使用した CNN の構造

Table 5.2 学習パラメータ

項目	パラメータ
学習率	0.01
畳み込み幅	2
ドロップアウト	0.4
ミニバッチ数	150
オプティマイザ	Adagrad

5.3.2 識別性能の評価結果

前節で述べたネットワーク構造を用いて学習を行う．ここでは，ターゲットの視認の有無を視線挙動から推定できるか検証する．さらに，ターゲットの視認難易度の個人特化についても検討する．Table 5.3 に CNN による識別率の結果を示す．識別率は，k-fold 交差検証を使用し，k=10 として得られた結果である．

Table 5.3 識別率の結果

条件		正解率
視線挙動のみ		0.661
視線挙動＋	個人差を無視した視認難易度	0.686
	個人差を考慮した視認難易度	0.768

視線挙動とターゲットの動きから推定する場合の正解率は 0.661，実験参加者の個人差を考慮しない視認難易度を利用した場合の正解率は 0.686，視認難易度を個人特化した場合の正解率は 0.768 となった．結果から，視線挙動とターゲットの動きから視認の有無を推定をすることは難しい課題であることがわかる．しかしターゲットの視認難易度を入力に加えることで，視認推定の精度が約 2.5% 向上する結果となった．さらにターゲットの視認難易度を個人特化することで，個人差を無視した場合と比べて約 8% 精度が向上する結果となった．ターゲットの視認難易度を特徴量として加えることで，より

適切な視認推定が可能となることが示唆された。

実験で収集したデータは，視認難易度が高いターゲットや簡単なターゲットの呈示回数が少なく，視認難易度が中程度の試行数が多いといったデータの偏りがあり，精度低下の原因となっていると推測される。

5.3.3 実験結果の考察

4 章，5 章で述べた一連の実験によって，ターゲット視認時の視線挙動がターゲットの大きさ・明るさ・速度・妨害の程度などの視覚特性の差異を生じさせる要因には寄らずに定義される視認難易度によって変化することが確認された。

6 章では前章までで得られた知見に基づいて，視覚ターゲットの動きと視線挙動から視認の有無を推定する手法について検討した。その結果，機械学習を用いた手法によって，77%の精度で視認の有無を推定できることを確認した。個人差を考慮した視認難易度を入力情報に加えることで，視認難易度を考慮しない場合に比べ約 10%推定精度が向上することがわかった。このことは視認推定における視認難易度の有効性を示している。

一方で，現状の推定手法には以下のような問題がある。まず，今回の推定処理では 5 章の実験で得られた視覚ターゲット呈示期間中の一定時間（30[frame]，0.5[s]）の観測データを用いてターゲットの動き，視線挙動から視認の有無を判定した。実場面への適用を考えたとき，視認の有無を確認したい視覚ターゲットが運転シーン内に現れている時間（呈示時間）は一定ではなく，推定処理において呈示時間の違いにどのように対応するかを検討する必要がある。ターゲットの視認難易度を実験参加者の誤答率として与えているが，自動車運転等の実際の日常場面で現れる視覚ターゲットについてあらかじめ誤答率を得ることは難しい。前者については，より長時間のターゲット呈示を含む提示条件で視認タスク時の視線挙動および非視認タスク時における視線挙動を収集し，人が視認タスクを行っている状態か否かの状態を含めた推定処理を行うことで，より幅広い呈示条件に対応することなどが考えられる。後者については，ターゲットの視認難易度をそのターゲット周辺を撮影した動画像から顕著性[27,28,29]などに基づいてリアルタイムに推定する手法などが考えられる。今後，これらの手法について引き続き検討していきたい。

第6章 結論

本稿では、自動車運転中の運転手ための快適な注意誘導システムを実現させることを目的として、運転手の車外の注意すべき物体への視認推定手法について検討を行った。実際の運転シーンを抽象化した視認タスク実験において、移動するターゲットを視認する際の眼球運動を解析した。ターゲット視認時の視線挙動を追従時間、最接近角度、最接近時の移動方向の類似度の3項目について評価した結果、大きさや輝度、妨害の程度の要因に依らず視認難易度と直線的な関係を持つことが明らかになった。視線挙動の違いは、ターゲットの大きさ・明るさ・速度・妨害の程度などの視覚特性の差異を生じさせる要因には寄らずターゲットの認識率（認識タスクの誤答率）として定義される視認難易度と一定の関係性を持つことを確認した。

次に、視線挙動の個人間のばらつきを低減させるため、計測した個人特性を用いて視認難易度を個人特化する方法について検討した。実験タスクを実験参加者が実際に感じた視認難易度として個人特化することで、より適切な視認推定が実現される可能性が示唆された。

さらにリアルタイムでの視認推定を目的として、機械学習による視認推定について検討した。本稿では視線挙動とターゲットの視認難易度から畳み込みニューラルネットワークを用いて学習することで、個人特化したターゲットの視認難易度と視線挙動モデルに基づいた視認推定の評価を行った。実験結果から、視認難易度を特徴量に加えることで、より高精度な視認推定の可能性が示唆された。このことは将来的に、歩行者などの注意すべき物体に、運転手の注意を不必要な誘導を避けながら適切に誘導する快適な注意誘導システムの実現につながり、運転の安全性を向上させることができると考えられる。

今後の課題には、幅広い呈示時間に対応させることが挙げられる。本研究での推定処理では一定時間の観測データを用いてターゲットの動き、視線挙動から視認の有無を判定した。実場面への適用するためには、観測データは一定ではないため、人が視認状態か否かの状態を含めた推定処理が必要となる。本研究では、ターゲットの視認難易度を実験参加者の誤答率として与えているが、自動車運転等の実際の日常場面で現れる物体についてあらかじめ誤答率を得ることは難しいため、ターゲット周辺を撮影した動画像

からリアルタイムに物体の視認難易度を推定する手法などが必要と考えられる.

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP26330241, JP16H02862 の助成を受けたものです.

本研究の全過程を通して, 懇切なる御指導, 御鞭撻を賜りました環境知能学研究室 萩田 紀博 教授に心より感謝いたします. また, 本研究を進めるにあたり, 有益なご助言と多大なる御指導, 御鞭撻を賜った環境知能学研究室 神原 誠之 准教授に深く感謝いたします. 特に 神原 誠之 准教授には発表練習や日々の研究生活に至るまで, 温かく細やかなご指導をいただきました. また, 本研究を遂行するにあたり, 始終温かい御指導と貴重な御助言, 御鞭撻を賜った株式会社国際電気通信基礎技術研究所 知能ロボティクス研究所 環境知能研究室 内海 章 室長に深く感謝いたします. 特に国際学会発表や国内研究会の際には発表論文の添削や発表練習など, 多大なる指導いただき 内海 章 室長には誠に厚く御礼申しあげます. また, 本研究を遂行するにあたり, 発表論文の添削や発表練習において御指導頂きました環境知能学研究室 澤邊 太志 先輩に心よりお礼申しあげます. 研究生活だけでなく, 日々の生活においても大変お世話になった環境知能学研究室的の諸氏に心より感謝いたします.

参考文献

- [1] Arun, S., M. Murugappan, and Kenneth Sundaraj. "Hypovigilance warning system: A review on driver alerting techniques." Control and System Graduate Research Colloquium (ICSGRC), IEEE, 2011.
- [2] 高橋宏, “まさかに備える自動車安全技術”, 信学技報, SSS, 安全性, 111(221), pp.17-20, 2011.
- [3] Meers, Simon, and Koren Ward, "Head pose tracking with a time-of-flight camera", Proceedings of the Australian Conference on Robotics and Automation, pp. 113-116, 2008.
- [4] Ashish Tawari, Andreas Møgelmoose, Sujitha Martin, Thomas B. and Moeslund, Mohan M. Trivedi, "Attention estimation by simultaneous analysis of viewer and view", Proc. 17th Int. IEEE ITSC, Oct. 2014.
- [5] Fletcher, Luke, and Alexander Zelinsky. "Driver inattention detection based on eye gaze—Road event correlation." The international journal of robotics research 28.6 (2009): pp. 774-801.
- [6] Fumiaki Ono, Rokuro Okada, Hajime Takada and Yoshifusa Matsuura, "Visual warning method using attentional induction by light flashing." 32nd FISITA World Automotive Congress 2008.
- [7] Maglio, Paul P., and Christopher S. Campbell. "Tradeoffs in displaying peripheral information." Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems. ACM, 2000.
- [8] 中村有貴, 仲谷善雄, “ヘッドアップ型情報提示装置を用いた、初心運転者のための合流支援システム”, 情報処理学会全国大会講演論文集, No.74, pp.191-192, 2012.3.
- [9] 井上祐太, 谷澤拓也, 内海章, 須佐見憲史, 近藤公久, 高橋和彦 “視覚刺激の呈示による人の視覚的注意誘導に関する検討”, 映情学技報, Vol.39, No.40, HI2015-57, pp. 5-8, 2015.
- [10] 近藤公久, 中村風沙, “音声に含まれる感情情報の注意誘導に対する影響”, 信学ソ大, A-13-3, 2015.
- [11] Tawari, Ashish, and Mohan M. Trivedi. "Robust and continuous estimation of driver gaze zone by dynamic analysis of multiple face videos." Intelligent Vehicles

Symposium Proceedings, 2014 IEEE, 2014.

[12] 内閣府：戦略的イノベーション創造プログラム（SIP）自動走行システム研究開発計画，2017.

[13] 乗富修蔵，多田昌裕，内海章，山本直樹，松尾典義，鳥居武史，志堂寺和則，“画像による顔姿勢推定を利用したドライバの運転挙動評価”，信学技報，vol.112, no. 470, ITS2012-67, pp. 65-69, 2013.

[14] Robinson, Do A. "The mechanics of human smooth pursuit eye movement." *The Journal of Physiology* 180.3 (1965): pp. 569-591.

[15] 本田仁視，“眼球運動と空間定位”，眼球運動の実験心理学，名古屋大学出版会，1993（第5刷），pp.123-144.

[16] Rezaei, Mahdi, and Reinhard Klette. "Look at the driver, look at the road: No distraction! No accident!." *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014.

[17] 藤森充，上迫宏計，川村幹也，“高速道路における頭部運動を考慮した運転者の視線計測”，計測自動制御学会論文集，vol.35, no.4, pp.473-479, 1999.

[18] 鈴木正裕，稲垣伸吉，鈴木達也，早川総一郎，土田縫夫，“視線情報とベイズ推定による運転行動意図の推定”，電気学会 産業計測制御研究会，IIC-07-75, pp. 29-34, 2007

[19] 秋田時彦，“周辺監視カメラによる画像認識用いた運転支援システム”，自動運転、先進運転支援システムの最新動向とセンシング技術，pp.128-135

[20] Vijay John, Seiichi Mita, Zheng Liu and Bin Qi, "Pedestrian detection in thermal images using adaptive fuzzy C-means clustering and convolutional neural networks." *Machine Vision Applications (MVA)*, 2015 14th IAPR International Conference on. IEEE, 2015.

[21] 若山雅史，道満恵介，出口大輔，井手一郎，村瀬洋，玉津幸政，“大局的特徴として顕著性を利用した歩行者の視認性推定”. 画像の認識・理解シンポジウム（MIRU2011）論文集，pp.1597-1603, 2011.

[22] Treisman, Anne M., and Garry Gelade. "A feature-integration theory of attention." *Cognitive psychology* vol.12 no.1: pp. 97-136, 1980.

[23] 岡谷貴之，“画像認識のための深層学習”，深層学習，近代科学者，2015, pp.153-175

[24] Simonyan, Karen, and Andrew Zisserman. "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition." *arXiv preprint arXiv: 2014*, pp.1409-1556.

- [25] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich, "Going deeper with convolutions." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015.
- [26] 久保陽太郎, "音声認識のための深層学習", 深層学習, 近代科学社, 2015, pp.195-201.
- [27] Tao Deng, Andong Chen, Min Gao and Hongmei Yan, "Top-down based saliency model in traffic driving environment." Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014 IEEE 17th International Conference on. IEEE, 2014.
- [28] Doman, Keisuke, Keisuke Doman, Daisuke Deguchi, Tomokazu Takahashi, Yoshito Mekada, Ichiro Ide, Hiroshi Murase and Yukimasa Tamatsu, "Estimation of traffic sign visibility toward smart driver assistance." Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2010. IEEE, 2010.
- [29] Itti, Laurent, Christof Koch, and Ernst Niebur. "A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis." IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence 20.11 (1998): pp.1254-1259.

発表リスト

- [1] 阪口栄穂, 内海章, 須佐見憲史, 近藤公久, 和田健, ”対象の動きと眼球運動の相関による気づき検知手法の検討”, ITE technical report 40(9), pp.5-8, 2016-03.
- [2] 阪口栄穂, 内海章, 須佐見憲史, 近藤公久, 神原誠之, 萩田紀博, ”視認性の違いが対象認識時の眼球運動に与える影響”, 信学技報, vol. 116, no. 495, IE2016-156, pp.131-135, 2017.
- [3] Sakaguchi Hideho, Utsumi Akira, Susami Kenji, Tadahisa Kondo, Kambara Makayuki, Hagita Norihiro, “Analysis of Relationship between Target Visual Cognition Difficulties and Gaze Movements in Visual Search Task.”, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC), October, 2017 Canada.
- [4] 阪口栄穂, 内海章, 須佐見憲史, 近藤公久, 神原誠之, 萩田紀博, “視認推定モデル構築のための視認難易度と視線挙動の関係性分析”, 信学技報, vol. 117, no. 259, pp. 77-80, 2017.
- [5] 阪口栄穂, 内海章, 須佐見憲史, 近藤公久, 神原誠之, 萩田紀博, “視線挙動と対象の視認難易度に基づく視認推定手法の検討”, 信学技報, vol. 117, no. 470, pp.17-20, 2018.