

走行環境における視認負荷量推定法

二反田 直己[†] 坂東 誉司[†] 公文 宏明[†] 宮原 孝行[†] 玉津 幸政[†]

[†]株式会社デンソー 〒448-8661 愛知県刈谷市昭和町 1-1

E-mail: [†] {naoki_nitanda, takashi_bando, hiroaki_kumon, takayuki_miyahara, yukimasa_tamatsu}@denso.co.jp

あらまし 本稿では、車両前方を撮像したカメラ画像のみからドライバの視覚的な認知負荷量(視認負荷量)を推定する手法を提案する。提案法は、視覚的に顕著な領域を生理的に注視するボトムアップ過程と、運転行動を行う上で意識的に注視するトップダウン過程の差異が視認負荷量と密接に関連するという仮定に基づき、Itti らが提唱した Saliency Map と、運転時におけるドライバの視覚認知のモデルとの差異から視認負荷量を定量化する。このようにして定量化された視認負荷量を利用することで、走行環境やドライバの状態に応じた運転支援を行うことができ、ドライバの視覚認知に関わる事故の低減が期待できる。提案法を実際の走行シーンの映像に適用したところ、被験者の主観評価との相関係数が 0.90 となり、提案法の有効性が確認できた。

キーワード 視認負荷, Saliency Map, トップダウン過程, ボトムアップ過程

1. はじめに

平成 22 年の交通事故による死者数は 4863 人であり、10 年連続で減少している[1]。しかしながら、交通事故発生件数は約 70 万件、死傷者数は約 90 万人であり、交通事故情勢は依然として厳しい状況である。ここで、交通事故の発生原因を見ると、安全運転義務違反が 57.0% を占め、中でも漫然運転(15.3%)、脇見運転(13.8%)、安全不確認(10.7%)が多い[2]。これらは、全てドライバの視覚に関わっており、運転時における視覚認知のフェーズにおいて、何らかの原因で情報欠落があると事故に繋がる確率が高くなると言える。

ドライバの視覚認知に関わる事故を軽減するための方策を講じる上で、ドライバの認知行動の特性を理解することは重要である。即ち、ドライバが走行中に車両周辺の状況に対して、どのように注意を払っているかを理解することが、ドライバに対する認知支援の方策を考える上で必要となる。ドライバの視覚認知を考慮した運転支援システムとして、ドライバモニタ付きプリクラッシュセーフティーシステム[3]が既に実用化されている。これは、車両前方のセンサだけでなく、ドライバの顔向きや眼の開閉状態を検知するカメラも搭載し、ドライバの認知状態に応じて支援のタイミングや強度を変えるものである。また、視線情報[4]-[7]や温度情報[8]、体動情報[9]-[10]などの生体指標によって、ドライバに認知的負担がもたらされている状態を検出する技術も研究されている。

ところで、上記の技術は、いずれもドライバの認知状態を検知するために、ドライバ自身を撮像するカメラやアイマークレコーダ、体圧シートなど、特別なセンサを必要とする。これらのセンサは、ドライバに拘束感を与えたり、ドライバの姿勢によって正確な計測ができない危険がある。また、これらのセンサで取得できる情報は、ドライバ自身の情報のみであり、ドライバの認知行動に影響を与える走行環境の情報を取得することはできない。

そこで、本稿では、車両前方を撮像したカメラ画像のみからドライバの認知行動を推定し、特に視覚認知の負

荷量(以降、視認負荷量)を推定する手法を提案する。提案法は、車両前方を撮像した画像に対し、Itti らが提案した Saliency Map[11]を算出する。さらに、運転時におけるドライバの視覚認知をモデル化し、両者の関係を考慮することで、ドライバの視認負荷量を推定する。提案法はドライブレコーダなど既存の前方カメラを利用するため、特別なセンサを別途用意する必要はない。また、車外を撮像した画像を利用するため、走行環境とドライバの視覚認知の両者を同時に扱うことができ、既存の手法と比べ、ドライバの認知行動をより詳細に検討することができる。さらに、提案法は、ドライバの視覚認知を推定する過程で、運転行動のモデル化も行うため、運転時という特殊な環境における視覚認知を高精度に推定することができる。

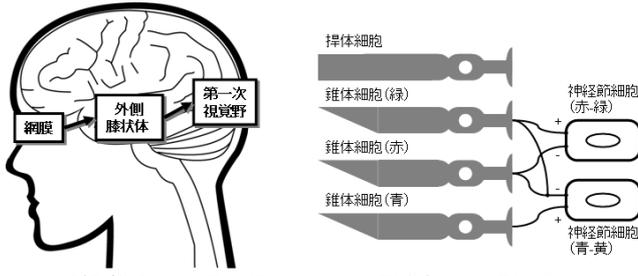
本稿では、まず第 2 章で、提案法で利用している Saliency Map の概要について述べる。次に第 3 章で、Saliency Map と運転行動モデルの両者を考慮した視認負荷量推定法を提案する。最後に、第 4 章で実際の走行シーンに提案法を適用し、その有効性を確認する。

2. Saliency Map[11]

Saliency Map(顕著性マップ)は、生理学的知見を考慮して、周辺とは異なる視覚的特徴を顕著性の高い領域として抽出し、視線の移動先を予測する計算モデルである。以下で、Saliency Map に用いられている生理学的知見、及び実際の計算法について述べる。

2.1 Saliency Map の生理学的知見

Saliency Map は、図 1(a)に示す初期視覚系の情報処理プロセスをモデル化しており、網膜から外側膝状体を経由して第一次視覚野に至るまでの生理学的知見を考慮している。まず、網膜では、視細胞の働きによって、外界の光や色を認知する。図 1(b)は、網膜内の視細胞である桿体細胞及び錐体細胞と神経節細胞との情報伝達を模式的に表したものである。桿体細胞は、光刺激の輝度変化に



(a)初期視覚系の処理過程 (b)網膜内の処理過程
図1 視覚の処理プロセス

反応し、反応の強さで輝度の分布を表現する。一方、錐体細胞は、赤錐体、緑錐体、青錐体の3種類に分けられ、それぞれ長波長(赤)、中波長(緑)、短波長(青)の色成分に反応する。網膜ではこれらの興奮強度の割合で外界の色が表現される。

錐体細胞が抽出した色細胞は、水平細胞や双極細胞からなる網膜の神経ネットワークを経由して神経節細胞へ伝達される。この神経節細胞には、赤錐体と緑錐体から入力を受ける赤-緑型神経節細胞と、赤錐体と緑錐体の線形和と青錐体からの入力を受ける青-黄神経節細胞があり、これらの活動によって赤-緑、青-黄の反対色に対する色コントラストが検出される。

神経節細胞の出力は、視床後部の外側膝状体を通り、大脳皮質後頭葉の第一次視覚野に伝えられる。第一次視覚野には、視覚情報を傾き成分に分解する方位選択性を持った単純型細胞が存在する。この方位選択性とは、特定の傾きを持った情報だけに選択的に反応する性質であり、単純型細胞の受容野、即ちある神経細胞が受け取ることのできる視覚性入力の空間的な拡がりの形状は、一般にガボール関数に似た楕円形の分布を示すことが知られている。

さらに、視覚系の神経細胞に共通する性質として、側抑制型の空間荷重を持つ点が挙げられる。これにより、視覚情報のコントラスト差がより強調される。また、細胞によって神経連絡の拡がり方が異なっており、対象物の大きさの識別に寄与している。

2.2 Saliency Map の計算法

Itti らは、2.1 節に記述した生理学的知見に基づき、視野内の視覚情報の顕著さ、即ち目立ちやすさの空間分布を算出するモデルである Saliency Map を提唱した。図2に、Saliency Map の概要図を示す。Saliency Map では、まず入力画像を色チャンネルに分解し、錐体細胞の出力に対応する赤、緑、青の三原色を得る。入力画像の赤チャンネル、緑チャンネル、青チャンネルをそれぞれ I_R 、 I_G 、 I_B で表すと、桿体細胞が検出する輝度成分 I_l は次式により定義される。

$$I_l = (I_R + I_G + I_B) / 3 \quad (1)$$

また、赤-緑神経節細胞の応答 G_{RG} は、次式に示すように、 I_R と I_G の差より求める。

$$G_{RG} = I_R - I_G \quad (2)$$

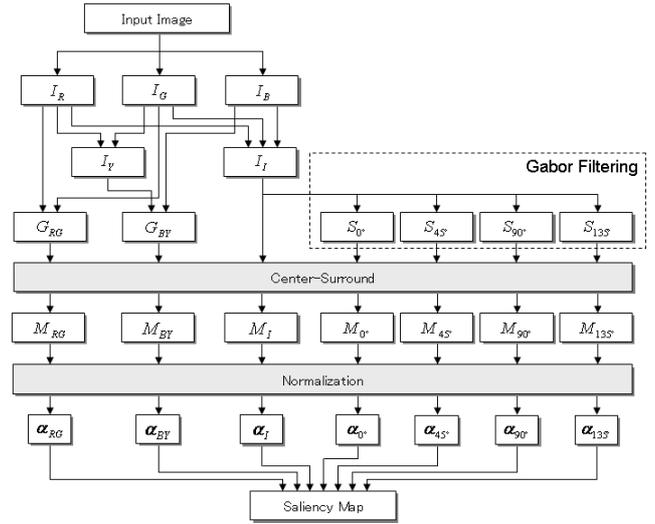


図2 Saliency Mapの処理プロセス

一方、黄色に対応する反応 I_Y は、赤錐体出力と緑錐体出力の平均値として算出し、これを用いて青-黄神経節細胞の応答 G_{BY} を得る。

$$I_Y = (I_R + I_G) / 2 \quad (3)$$

$$G_{BY} = I_B - I_Y \quad (4)$$

次に、単純型細胞の応答を算出する。前述のように、方位選択性を示す単純型細胞は、視覚情報を傾き成分に分解する役割を担う。単純型細胞の受容野は、式(5)から式(8)に示すガボール関数で近似されることが知られている。これらを空間フィルタとして I_l との畳み込み演算を行うことで、4方向の傾き成分 S_θ が算出される。これを式(9)に示す。ただし、式中の記号*は、畳み込み演算子を表す。

$$s_{0^\circ}(x, y) = \frac{1}{2\pi} e^{-(x^2-y^2)} \cos\left(\frac{y}{2}\right)\pi \quad (5)$$

$$s_{45^\circ}(x, y) = \frac{1}{2\pi} e^{-(x^2-y^2)} \cos\left(\frac{x-y}{4}\right)\pi \quad (6)$$

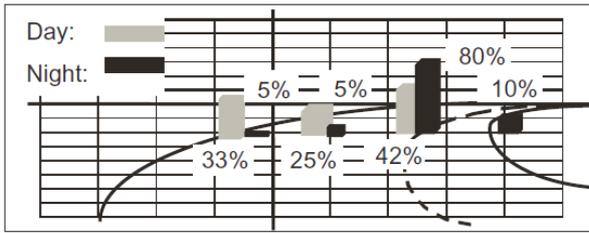
$$s_{90^\circ}(x, y) = \frac{1}{2\pi} e^{-(x^2-y^2)} \cos\left(\frac{x}{2}\right)\pi \quad (7)$$

$$s_{135^\circ}(x, y) = \frac{1}{2\pi} e^{-(x^2-y^2)} \cos\left(\frac{x+y}{4}\right)\pi \quad (8)$$

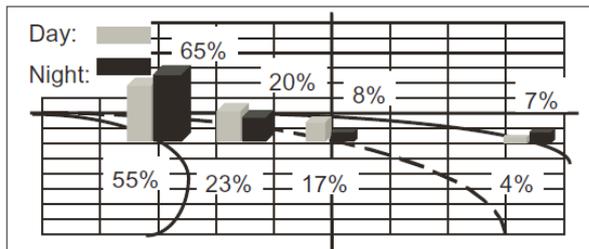
$$S_\theta = s_\theta * I_l \quad \theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\} \quad (9)$$

桿体細胞、神経節細胞、及び単純型細胞の応答を算出した後は、側抑制型の空間荷重を算出する。側抑制型の空間荷重には、ガウシアンピラミッド[12]を利用する。即ち、ガウシアンピラミッドの各レベルで上記の桿体細胞、神経節細胞、及び単純型細胞の応答を算出し、異なるレベル間でオン中心-オフ周辺型反応と、オフ中心-オン周辺型反応を算出することで、各細胞の応答の空間的なコントラストを得る。

最後に、桿体細胞由来の情報、神経節細胞由来の情報、及び単純型細胞由来の情報に対して、次式に示す線形和を求めることで、Saliency Map SM を得る。



(a)右カーブ路での注視位置



(b)左カーブ路での注視位置

図3 カーブ路での注視位置(文献[14]より抜粋)

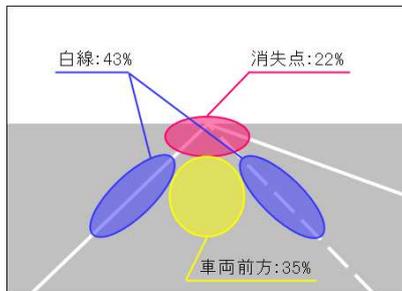


図4 ドライバの注視位置の分布

$$SM = \alpha_I M_I + \alpha_{RG} M_{RG} + \alpha_{BY} M_{BY} + \sum_{\theta} \alpha_{\theta} M_{\theta} \quad (10)$$

ただし、 M_I , M_{RG} , M_{BY} , M_{θ} はそれぞれ I_I , G_{RG} , G_{RB} , S_{θ} における側抑制型の空間荷重の出力を、 α_i ($i \in I, RG, BY, 0^{\circ}, 45^{\circ}, 90^{\circ}, 135^{\circ}$) は線形結合の係数を表す。以上の処理により、入力画像から顕著性の空間マップが得られる。

3. 視認負荷量推定法

人の視野は片眼で約 160 度、両眼では約 200 度まで及ぶが、詳細に情報を抽出できる領域は非常に狭く、色や模様などの視覚情報を詳細に分析できるのは、中心窩と呼ばれる 2 度程度の範囲に限られる[13]。中心窩は視線が向けられた先、即ち注視点のごく近傍に相当するため、走行環境に溢れる膨大な視覚情報の中から必要な情報だけを詳細に取得するためには、注視点を対象物へと向ける必要がある。このような、ある視対象に視線を移動させるプロセスは、ボトムアップ過程とトップダウン過程の 2 種類に分類される。ボトムアップ過程は、観測者が特に目的も無く周囲を見渡す状態に発生する、色や輝度といった特徴に依存した視線移動のプロセスであり、ト



(a)走行環境

(b)トップダウン過程

図5 トップダウン過程による視線位置推定

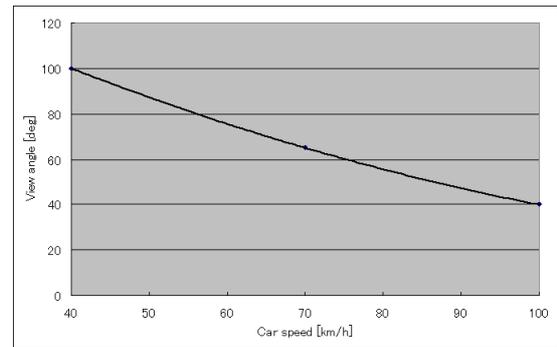


図6 車速と視野角の関係

ップダウン過程とは、観測者が目的や課題に依存して視線の移動先を決定するプロセスである。

提案法では、ボトムアップ過程に第 2 章で述べた Saliency Map を用い、トップダウン過程に運転時における視覚認知モデルを導入する。さらに、ボトムアップ過程とトップダウン過程とのギャップを視認負荷量として推定する。以下でトップダウン過程のモデル化、及び視認負荷量の算出法について述べる。

3.1 トップダウン過程のモデル化

一般に、ドライバーは自車の進行方向を注視して運転操作を行い、他車両や歩行者、交通信号機、速度標識など、運転行動を行う上で位置や状態を確認すべき視対象が出現すると、視線を移動させ、必要な情報を取得する。換言すると、そのような視対象が出現するまでは、自車の進行方向に視線を向けていることとなる。

文献[14]では、走行中の、特にカーブ路での視線位置の計測結果について報告している。これによると、図 3(a) に示すように、走行路が右カーブである場合は、センターラインを注視し、道路形状の変化の情報を早く入手しようとしていることが分かる。一方、左カーブの場合は、図 3(b) に示すように路肩線を注視する頻度が高く、右カーブのときと同様に、道路形状の変化を捉えようとしていることが分かる。

また、交通量の少ない高速道路のシーンにて、ドライバーの視線位置を計測する予備実験を行ったところ、図 4 に示す結果を得た。図 4 から分かるように、他車両や歩行者、交通信号機等の視対象が存在しない場合には、ドライバーは自車の進行方向を注視する傾向にあることが分かる。

一方、ドライバーの視野については、自車の速度により

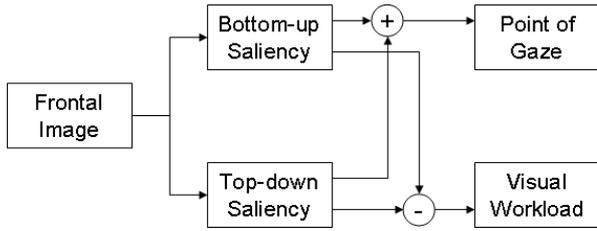


図7 視線予測/視認負荷推定のモデル

認知できる視野角が変化することが知られており、40km/hで約100度、70km/hで約65度、100km/hで約40度と言われている。これらの知見を用いて、運転時におけるドライバーの認知行動をモデル化し、視認負荷量推定におけるトップダウン過程を作成する。具体的には、図5に示すような視線位置の推定モデルとなる。これは、他の車両や歩行者など、運転行動を行う上で注視すべき視対象や、店舗の電光掲示のような誘目性の高い物体が存在しないような状況において、ドライバーが注視する位置を推定するものである。図5(a)が実際の走行環境を、図5(b)がトップダウン過程の出力を表しており、図5(b)において、輝度値が高い領域、即ち白い領域ほど注視する確率が高いことを意味している。

図5(b)の白色の楕円の位置及び大きさは、車両や走行環境の状態によって決まる。楕円の位置は、その中心が自車両の進行方向と一致するように設定される。自車両の進行方向については、車両から得られる操舵角などから推定すれば良い。あるいは、前方画像の白線位置から推定したり、画像からオプティカルフローを算出し、その湧き出し位置から推定しても良い。一方、楕円の大きさは、自車両の速度に基づいて設定する。即ち、上述の速度と視野角の関係から図6に示す近似曲線を算出し、現在の自車速度におけるドライバーの視野角を推定する。しかる後に、カメラの焦点距離や設置位置の情報を用いて、推定した視野角の画像上での大きさを求め、楕円の大きさに設定する。以上の処理により、走行環境におけるトップダウン過程の出力を得る。

3.2 視認負荷量の算出法

提案法は、トップダウン過程とボトムアップ過程のギャップから運転時の視認負荷量を推定する。3.1節で述べたように、トップダウン過程は、他の車両や歩行者のいない、いわゆる道路と自車両しか存在しない仮想的な環境でのドライバーの視線位置を予測するモデルである。つまり、運転行動を行う上で最低限把握しておくべき情報を表している。この情報、即ち自車両の進行方向は、特定の視対象(物体)が存在するわけではなく、運転行動という目的があって初めて注視する領域である。一方、実際の走行環境では、他車両や交通信号機などの運転行動に必要な物体や、店舗の電光掲示など運転行動には直接関係のない物体も視界に入ってくる。これらの物体が視界に入った際の誘目度合いは、その物体が持つ色や輝度

表1 Saliency Mapの結合係数

α_l	α_{RG}	α_{BY}	α_{0°	α_{45°	α_{90°	α_{135°
0.327	0.661	0.004	0.002	0.002	0.002	0.002

表2 トップダウン過程とボトムアップ過程の結合係数

β_{TD}	β_{BU}
0.582	0.418

に大きく影響されており、ボトムアップ過程、即ちSaliency Mapで表すことができる。従って、トップダウン過程とボトムアップ過程の和を取ることで、運転時のドライバーの注視位置をある程度予測することが可能となる(図7)。具体的には、画素位置 (x, y) に視線が存在する度合い $gaze(x, y)$ を、次式により推定する。

$$gaze(x, y) = \beta_{TD} P_{TD}(x, y) + \beta_{BU} P_{BU}(x, y) \quad (11)$$

ただし、 $P_{TD}(x, y)$ 、 $P_{BU}(x, y)$ は、それぞれ画素位置 (x, y) におけるトップダウン過程の出力、及びボトムアップ過程の出力を表し、 β_{TD} 、 β_{BU} はトップダウン過程とボトムアップ過程の結合係数を表す。

一方、生理的に誘目されやすい物体(ボトムアップ過程)が存在するにも関わらず、自車進行方向を注視しなければならない(トップダウン過程)状態では、ドライバーは生理的な視線移動を抑えてなければならなくなる。この抑圧はドライバーに負荷を与えるものであり、このトップダウン過程とボトムアップ過程のギャップから視認負荷量の推定が期待できる。そこで、提案法では、次式により視認負荷量 VW を算出する。

$$\begin{aligned} VW &= \frac{1}{WH} \sum_{y=0}^{H-1} \sum_{x=0}^{W-1} (gaze(x, y) - P_{TD}(x, y)) \\ &= \frac{1}{WH} \sum_{y=0}^{H-1} \sum_{x=0}^{W-1} ((\beta_{TD} - 1)P_{TD}(x, y) + \beta_{BU}P_{BU}(x, y)) \end{aligned} \quad (12)$$

ただし、 W, H は、トップダウン過程/ボトムアップ過程を画像で表現した際の水平画素数、及び垂直画素数を表す。ここで、式(12)で定義した視認負荷量 VW は、ある時刻に得られた画像における視認負荷量であり、時々刻々変化する。そこで、ある時間間隔の中での視認負荷量 VW の平均値を求め、それを運転シーンでの視認負荷量とする。以上の処理により、車両前方を撮像した画像のみから、走行環境における視認負荷量を推定することができる。

4. 実験

提案法の有効性を確認するため、実験を行う。ここでは、Saliency Mapの線形結合係数やトップダウン過程とボトムアップ過程の結合係数を決定するための予備実験と、視認負荷量推定の妥当性を検証するための評価実験の2つを実施した。以下でそれぞれの詳細について述べる。

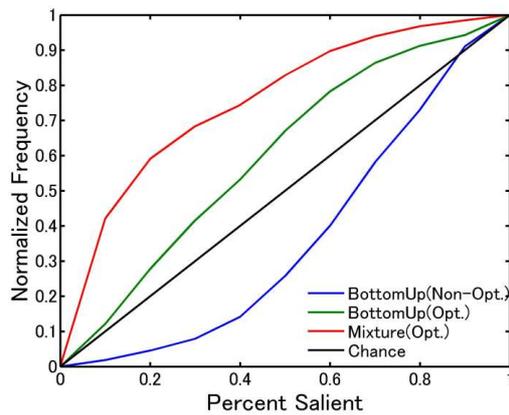


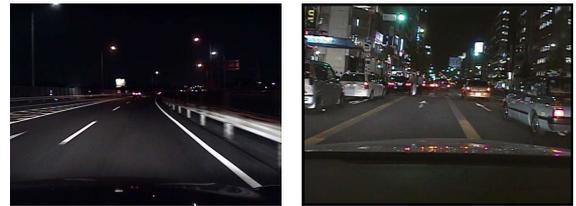
図8 視線位置の予測精度

4.1 予備実験 (結合係数の設定)

予備実験では、夜間の運転シーンにおける被験者の視線データを用いて、Saliency Mapの結合係数 α_i ($i \in I, RG, BY, 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)、及びトップダウン過程とボトムアップ過程の結合係数 β_j ($j \in TD, BU$)の値を設定する。具体的には、52インチの大型モニタに実際の運転シーンを表示し、被験者の注視位置を視線計測器(FaceLAB, Seeing Machines製)を用いて計測する。このとき得られた被験者の視線データを正解値として、遺伝的アルゴリズムを用いて各結合係数を推定する。尚、 α_i を設定する際には、生理的な視線移動を計測するために、被験者には運転行動を意識しないでモニタを見た際の視線データを利用した。一方、 β_j を設定する際は、運転行動時の視線移動を計測するために、運転行動を意識してモニタを見た際の視線データを利用した。また、被験者は成人男性3名で、それぞれの結合係数を設定するために、10シーン(1シーン30秒、計5分間)の映像を2回(α_i 設定用、及び β_j 設定用)見てもらい、それらの視線データを利用した。

予備実験の結果を表1及び表2に示す。表1はSaliency Mapの結合係数を表しており、輝度成分 I_l と赤-緑神経節細胞の応答 G_{RG} の重みが大いことが確認できる。前者は、他車両のヘッドライトや交通信号灯など、自発光の物体が走行環境に多く存在することに起因し、後者は赤信号や前方車両のブレーキランプなどに反応したためと考えられる。一方、表2はトップダウン過程とボトムアップ過程の結合係数を表しており、若干の差はあるものの、およそ同程度の重みとなっていることが確認できる。

このように各種係数を設定することで、被験者の視線位置の予測精度を向上することができる。その様子を図8に示す。図8は、画像全体に対する各過程の出力値の大きい領域の比率を横軸に、該当領域に視線が存在する確率を縦軸に表した図である。例えば、横軸が0.1で、縦軸が0.5であれば、各過程の出力値の大きい10%の領域に視線が存在する確率が50%であることを表す。図8を見ると、Saliency Mapの結合係数を全て同じ重みに設



(a) No.1

(b) No.2



(c) No.3



(d) No.4



(e) No.5

図9 評価映像



(a) 入力画像



(b) ボトムアップ過程



(c) トップダウン過程



(d) (b)と(c)のギャップ

図10 視認負荷量の推定過程

定した場合、視線の予測精度はチャンスレベルを下回っているが、結合係数を学習により設定することで、チャンスレベルを上回ることが確認できる。さらに、ボトムアップ過程とトップダウン過程を組み合わせることで、視線の予測精度が向上することが確認できる。

4.2 評価実験 (視認負荷量推定の妥当性検証)

評価実験では、被験者の主観的な視認負荷と、提案法により推定した視認負荷量との相関を測り、提案法の妥当性を検証する。ここでは、予備実験とは異なる被験者(成人男性15名)に、予備実験とは異なる夜間の映像(5

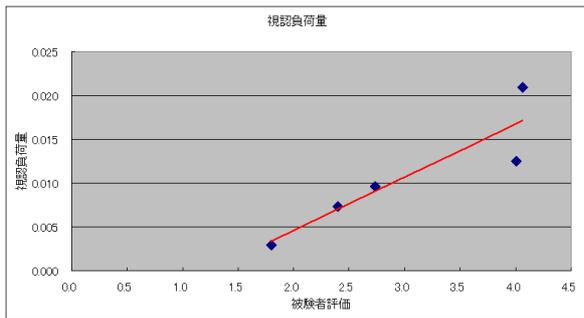


図11 被験者評価と推定した視認負荷量の関係

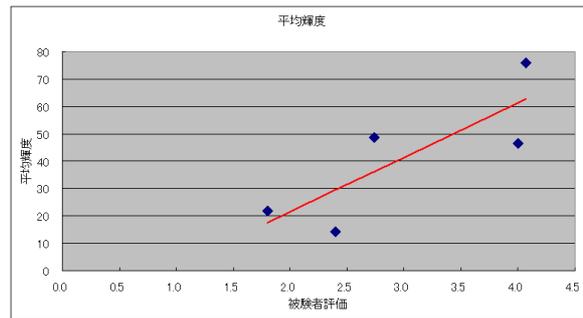


図12 被験者評価と平均輝度の関係

シーン、各 30 秒)を見てもらい、視認負荷の大小について順位付けを行った。さらに、同映像データから提案法を用いて視認負荷量を推定し、被験者の順位付けとの相関を測った。評価映像、評価映像(No.4)に対する視認負荷推定の各過程、及び被験者の主観評価との関係をそれぞれ図 9、図 10、図 11 に示す。

図 10 は、視認負荷量推定の各処理における出力を表している。図 10(a)は入力画像であり、図 10(b)は 4.1 節で設定した結合係数を用いてボトムアップ過程を算出した結果である。また、図 10(c)はトップダウン過程を算出した結果であり、図 10(d)がトップダウン過程とボトムアップ過程のギャップを表した図である。提案法では、トップダウン過程とボトムアップ過程のギャップを表す図 10(d)の画像の平均輝度を求め、視認負荷推定量とする。

一方、図 11 は、被験者による視認負荷量(順位付けの結果)を横軸に、提案法による視認負荷量を縦軸に表した図である。図 11 より、被験者による主観評価と提案法との間の相関係数は 0.90 となり、提案法を用いることで、ドライバの視認負荷量を推定できることが分かる。比較として、被験者による順位付けの結果と、評価データの平均輝度の関係を図 12 に示す。図 12 を見ると、画像の平均輝度という単純な指標であっても、ドライバの視認負荷量のある程度推定することができる(相関係数は 0.8)。しかしながら、図 11 と比較すると、その推定精度は提案法よりも低い。このことから、提案法の有効性が確認できる。

5. まとめ

本稿では、車両前方を撮像した画像のみから運転時の視認負荷量を推定する手法を提案した。提案法を用いることで、運転時という特殊な環境における視覚認知の負荷量を、特別なセンサを用いずに推定することが可能となる。また、提案法を用いることで、環境やドライバの状態に応じた運転支援を行うことが可能となる。例えば、視認負荷の高い走行環境では、音声ガイダンスなどの支援のタイミングを早めたりすることができる。また、視認負荷の高い走行環境を長時間走行している場合には、通常よりも早いタイミングで休憩を促すこともできる。今後の課題として、昼間や悪天候時の運転シーンへの拡張が挙げられる。

謝 辞

本研究を進めるにあたり、有益なご助言を戴いた名古屋大学大学院 情報科学研究科 村瀬洋教授に深く感謝する。

文 献

- [1] 警察庁交通局, “平成 22 年中の交通死亡事故の特徴及び道路交通法違反取締り状況について,” 2011.
- [2] 内閣府, “交通安全白書,” 2011.
- [3] 服部彰, 大上健一, “ドライバーモニター付きプリクラッシュセーフティシステム,” JSAE Symposium, no.1-7, 2007.
- [4] 高橋功次, 中山実, 清水康敬, “ドライブシミュレータ操作時の視点移動と瞳孔面積の変化に関する検討,” 電子情報通信学会技術研究報告, ET, 教育工学, vol.97, no.464, pp. 65-72, 1997.
- [5] 内田信行, 浅野陽一, 横谷靖, 植田俊彦, 飯星明, “「意識の脇見」を伴う対話時における運転者の視覚情報処理,” 自動車技術会論文集, vol.39, no.6, pp.217-222, 2008.
- [6] 秋山知範, 稲垣敏之, 吉川宏, 伊藤誠, “視点移動の解析によるドライバの漫然運転検出,” ヒューマンインタフェースシンポジウム 2005 論文集, pp.345-350, 2005.
- [7] 鳥山将司, 井藤道昌, 小塚一宏, 中野倫明, 山本新, “画像処理によるドライバの視線方向検出と脇見検出への適用,” 自動車技術会学術講演会前刷集, no.10, pp.13-16, 2005.
- [8] 上野由歌, 栗谷川幸代, 景山一郎, “顔面温度変化を用いた緊張状態評価手法構築に関する研究-顔面温度の応答速度について-, ” 交通・物流部門大会講演論文集, vol.2005, no.14, pp.295-298, 2005.
- [9] 永作浩, 屋所健司, 稲垣敏之, 吉川宏, 伊藤誠, “体動情報に基づくドライバの漫然運転リアルタイム検出,” ヒューマンインタフェース 2005 論文集, pp.350-356, 2005.
- [10] 中田俊介, 蔵田耕作, 藤野雄一, 松田純平, 福永鷹信, 日垣秀彦, 黒田学, 白鳥彰男, 田中昌巳, 土井健二, 香野真徳, “長時間着座時における生体疲労評価指標の検討,” バイオエンジニアリング講演会講演論文集, vol.2005, no.18, pp.381-382, 2006.
- [11] L.Itti, C.Koch, E.Niebur, “A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 11, pp. 1254-1259, 1998.
- [12] H.Greenspan, S.Belongie, R.Goodman, P.Perona, S.Rakshit, C.H. Anderson, “Overcomplete steerable pyramid filters and rotation invariance,” Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.222-228, 1994.
- [13] S.E.Palmer, “Vision science,” MIT Press, London, 1999.
- [14] 石黒浩二, 山田有二, “世界初インテリジェント AFS の制御仕様開発,” デンソーテクニカルレビュー, vol.9, no.2, pp.137-141, 2004.