

科学研究費助成事業 研究成果報告書

令和 3 年 6 月 10 日現在

機関番号：34315

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2017～2020

課題番号：17K01297

研究課題名(和文) 準自動運転の緊急時における運転者の認知心理特性と人工知能に基づく事故防止策

研究課題名(英文) Driver's cognitive and psychological characteristics in an emergency during quasi-autonomous driving and the accident prevention based on artificial intelligence

研究代表者

柏原 考爾 (Kashihara, Koji)

立命館大学・情報理工学部・教授

研究者番号：40463202

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,800,000円

研究成果の概要(和文)：準自動運転中の緊急時(急な飛び出しや障害物の出現)における運転者の脳活動(注意力)や自律神経活動(ストレス・緊張度)を評価した。実験により得られた生体計測データに人工知能・機械学習を適用することで、準自動運転での交通事故を低減し、安全な交通環境を構築できる手法を提案した。脳波信号から突発的な発作(異常状態)を予測・検知できる解析手法(時間-周波数解析)の高精度化も検討した。また、深層強化学習による最適経路探索は、複数台の車両の移動を想定(運転者の眠気や焦燥感等を加味)し、刻々と変化する交通状況でも有効となった。

研究成果の学術的意義や社会的意義

緊急時に自動から手動運転に切り替わる準自動運転では、運転者の眠気やよそ見等(注意力の欠如)が重大事故に繋がる。従って、準自動運転中の認知心理特性を把握し、緊急時に即座に対応できる手法の検討が重要となる。特に、緊急事態での運転者の認知心理特性に基づき、注意喚起が可能なブレイン・コンピュータインタフェースを実現できれば、準自動運転のみならず、通常運転での警告システムにも応用できる。また、高速道路の自動運転では、複雑な交通環境の変化を瞬時に把握し、安全かつ効率の良い走行経路を素早く決定する必要がある。カーナビや交通ニュース、交通管制センターからの指示等を用いれば、適切な対処法をフィードバックできる。

研究成果の概要(英文)：This study aimed at evaluating the brain activity (i.e., attention) and autonomic nervous activity (i.e., stress and tension) of the driver in an emergency (e.g., suddenly running out and appearance of obstacles) during quasi-autonomous driving. By applying artificial intelligence and machine learning to the biometric data obtained from experiments, I proposed a technical method to reduce traffic accidents in quasi-autonomous driving and build a safe traffic environment. I also examined the high accuracy of an analysis method (i.e., time-frequency analysis) to predict and detect sudden seizures (i.e., abnormal conditions) from EEG signals. Moreover, the optimal route search by deep reinforcement learning was performed under the movement of multiple vehicles (including the driver's drowsiness and impatience), and it would become effective even in ever-changing traffic conditions.

研究分野：生体情報工学

キーワード：認知心理学 安全システム科学 生理心理学 人工知能

1. 研究開始当初の背景

(1) 準自動運転中の認知心理

高速道路での自動運転の実用化とともに、種々の運転操作の自動化も進んできている。この自動運転では、複雑に変化する交通環境を高精度かつ瞬時に把握することが求められる。しかし、歩行者・自転車の突然の飛び出し、前方車両の急な車線変更等、予期せぬ緊急事態に対し、円滑な運転操作が実現できない可能性もある(例：2018年ウーバー・テクノロジーズの自動運転による死亡事故)。特に、緊急時に自動から手動運転に切り替わる準自動運転では、運転者の眠気やよそ見等(注意力の欠如)が重大事故に繋がるため、運転者の認知心理特性を十分に検討する必要がある。また、準自動運転時の重大事故を防ぐため、注意散漫状態からスムーズに運転操作への切り替えが行える警告支援システム(ブレイン・コンピュータインタフェース：BCI)が期待される。

(2) 自動運転時における最適経路探索

高速道路のサグ部(道路勾配の変化点)・インターチェンジの出入り口付近・合流地点等では、減速により車両の流れが悪化する。災害・道路工事による交通規制も渋滞の要因となる。交通渋滞では、追突・接触事故の可能性も増し、輸送遅延による経済的損失やCO₂排出量の拡大にも繋がる。さらに、近年、高速道路における自動運転の実用化が進展しつつある。自動運転では、交通環境の動的な変化を高精度で把握しながら、効率の良い走行経路を素早く探索しなければならない。従って、刻々と変化する交通状況から、交通渋滞の原因を追究し、最適な渋滞緩和策を検討する必要がある。カーナビや交通ニュース、交通管制センターからの指示等を用いることで、適切な対処法をフィードバックできる。

渋滞予測や緩和策を検討する際、実際の交通環境を再現することは困難なため、交通シミュレーションが有効となる。シミュレーションでは、時間帯による交通量の変化や想定される車両の変更も自由に行える。また、渋滞原因を追究しながら、迂回路を利用した最適な渋滞緩和策も検討できる。これまでのシミュレーションでは、遺伝的アルゴリズム・セルオートマトン等の人工知能が利用されてきた。しかし、刻々と交通状況が変化中、複数台の車両を想定し、適切な渋滞緩和策を素早く予測するには、更なるアルゴリズムの検討が望まれる。運転者の心理状況(焦燥感・眠気・疲労等)も加味する必要がある。特に、種々の環境に適応できる深層強化学習は、複雑かつ新たな交通環境を含む問題にも柔軟に対応できる。

2. 研究の目的

(1) 準自動運転中の認知心理

(1)-1 緊急時に自動から手動運転へ切り替わる際の生体情報を検討した。特に、ドライブシミュレータを用いて実車走行を模擬し、その際の心拍・呼吸・脳血流の変動を解析した。(1)-2 実験で得られた生体計測データに人工知能・機械学習を適用することで、準自動運転における交通事故を低減できる手法を検討した。特に、運転者の脳波に基づく注意力の自動識別法を提案した(BCI応用①)。(1)-3 運転中に生じる突然の病気は重大事故に繋がる。従って、緊急時に運転者へのスムーズな操作の切り替えが求められる準自動運転でも、突発的な病気による事故を未然に防ぐため、リアルタイムでのてんかん発作の早期検出法を検討した(BCI応用②)。

(2) 自動運転時における最適経路探索

(2)-1 従来の強化学習(Q学習)の拡張とともに、(2)-2 深層強化学習により最適な走行経路を求める手法を検討した。深層強化学習では、交通状況が常に変化する高速道路の合流地点において、自動運転車を想定した交通シミュレーションを実施した。さらに、運転者の心理状況(焦燥感)も加味した。

3. 研究の方法

(1) 準自動運転中の認知心理

(1)-1 緊急時の運転者特性 準自動運転中の緊急時(急な飛び出しや障害物の出現)における運転者の脳活動(注意力)や自律神経活動(ストレス・緊張度)を、脳血流・心拍・呼吸の変動により評価した。ドライブシミュレータによる自動運転及び走行画面の例を図1に示す。

(1)-2 脳波による注意力の自動識別(BCI応用①) 運転中の注意レベルは情報処理の容量に依存する。最初、ワーキングメモリ課題(数字暗記)と同時に行われた交通標識の選定時における脳波と注意レベルの関係を調査(若年層と高齢者)した。その脳波から、運転中の異なる注意レベルを自動識別する解析手法を提案・評価した。

(1)-3 てんかんの早期検出(BCI応用②) 脳波信号から突発的な発作(異常状態)を予測・検出でき



図1 ドライブシミュレータによる自動運転(左)及び走行画面(右：障害物)の例。

る解析手法（時間-周波数解析）の高精度化を検討した。使用したてんかんの脳波データは、国際 10-20 法に基づいて測定されており、サンプリング周波数は 256 Hz であった。異常状態を予測するため、*k*-means 法とウェーブレット解析をてんかん発作前後の脳波データに適用した。(a) *k*-means 法により、異常な脳波信号を検出した。また、(b) 連続ウェーブレット解析では、マザーウェーブレット (Morlet) と脳波信号の畳み込み演算により、パワースペクトル (各周波数成分の時間的な変化) を算出した。

(2) 自動運転時における最適経路探索

強化学習では、選択した行動に対する評価 (報酬) に基づき学習する。本研究では、(2)-1 従来の強化学習 (*Q* 学習) を動的環境へ拡張した場合と、(2)-2 深層強化学習を用いた場合の交通シミュレーションの手法について検討した。

(2)-1 従来手法の拡張 *Q* 学習の枠組みを図 2(a)に示す。ある交通シーン *N* における環境 (交通状況) とエージェント (自動車) の間で、次の手順を繰り返す。① 観測した環境 (交通状況) の状態 s_t を観測。② エージェントの行動 a_t を決定。③ エージェントの行動 a_t を実行。④ 環境を新しい状態 s_{t+1} に遷移。⑤ 遷移状態に応じた報酬 r_{t+1} を取得。⑥ *Q* 学習の実行。⑦ ①~⑥の繰り返し (ゴールに到達した場合、各 *Q* 値を保持したままスタート地点に戻る)。交通シーン *N* で、*Q* 学習により最適経路を探索後、次の交通シーン *N+1* に遷移する。ここで、交通シーン *N* のゴール地点を元に、交通シーン *N+1* のスタート地点を全体のフィールド上で新たに設定する。各シーンでは、3×3 のマス目を設定し、その各マス目を自動車移動可能な道路 (環境) と仮定した。また、自動車の行動は上下左右への移動とし、各行動に対する評価は、次の *Q* 値の更新式を用いた。 $Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha(r + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t))$: α は学習係数、 r は報酬、 γ ($0 \leq \gamma < 1$) は割引率を示す。各エージェントは、各マス目でとり得る行動 (4 方向の移動) に対し、それぞれ *Q* 値を持つ (図 2(b))。エージェントの行動選択には、 ϵ グリーディング法 (乱数が ϵ 以下でランダムに行動) を利用した。シミュレーションでは、 $\alpha = 0.5, \gamma = 0.9, \epsilon = 0.3$ に設定した。各シーンは、3×3 のマス目から構成されるが、それらのシーンの集合体として、全体のフィールド (より大きなマス目) に対する位置情報 (例: 図 2(c)) も保有させた。複数台の自動車 (マルチエージェント) を想定する場合、各車両がそれぞれシーンを持つ様に設定した。また、シミュレーション結果 (最適経路) や *Q* 値が変化する過程を可視化することで、問題となる交通場面や対象の抽出、渋滞緩和策をリアルタイムで検討できる様にした。

以下の条件で、交通シミュレーションを実施した。1 つのシーンは 3×3 マスで表現し、各車両のマス目の移動 (上下左右の 4 方向) に対し、*Q* 値を計算した。各シーンで設定したゴールに到達した時点で、報酬 (+1,000) が与えられた。*Q* 学習の繰り返し数 (ゴール到達回数) は、*Q* 値の収束状況を考慮し、各シーンで 400 回に設定した。

初回の *Q* 値には、ランダムな数値 (0~+100) を割り当てた。その他の車両や路側帯、壁や工事中の場所を想定し、各マス目に移動不可能な場所を設定した。エージェントがその場所 (マス目) に移動した場合、ペナルティ (-1,000) として *Q* 値に反映させることで、障害物を回避する学習が進む様にした。エージェントとなる自動車の台数は 2 台とし、全体のフィールド下部の両端 (左下: 車両 A, 右下: 車両 B) から、ゴールとなる上部の方向を目指した。各エージェントは独立した *Q* 値を保有し、それぞれのシーンにおける最短経路を学習させた。各車両のシーン同士が重複してしまう場合、同一ルートの選択による衝突の危険性を避け、両車両とも移動不可能な場所 (障害物) として設定した。

(2)-2 深層強化学習 深層強化学習を用い、刻々と交通状況が変化する高速道路の合流地点での交通シミュレーションを実施した。特に、自動運転と人の運転者が混在する状況を想定した検討を行った。深層強化学習 (Deep *Q* Network) では、*Q* 値を算出する際に深層学習を適用する。使用したニューラルネットワークの構成を図 3(a)に示す。入力層のユニット数は、交通環境の状態遷移数 (図 3(c)の縦×横のマス目数: $12 \times 4 = 48$) に一致する。この入力値はニューラルネットワークの全結合層 (3 層) を介し、自動車の動き (図 3(b): 直進・右前・左前・停止 (減速)) に対応した *Q* 値が出力される。

ニューラルネットワークの学習時の評価関数は、次式で示す *Q* 値の最小 2 乗誤差で表される。

$L(w) = E[(r + \gamma \max_{a'} Q(s_{t+1}, a_{t+1}, w) - Q(s_t, a_t, w))^2]$: w は修正されるニューラルネットワークの重みを示す。割引率 γ は 0.9、 ϵ グリーディング法の値は 0.2、ニューラルネットワークの学習係数は 0.01 とした。誤差 $L(w)$ は、確率的勾配降下法 (RMSProp) により最適化した。入力層には「経験リプレイ」のデータを用いた。最初に、過去に経験した状態遷移 (状態と行動による報酬・ペナルティ) を 1000 レコード記録した。その中から 64 レコードをランダムに取り出し、*Q* 学習 (ミニバッチ学習) を行った。また、逐次、過去の経験データを上書きし、新しいデータに更新した。但し、1000 レコードに到達していない場合、記録されているレコードから、ランダムに学習用の

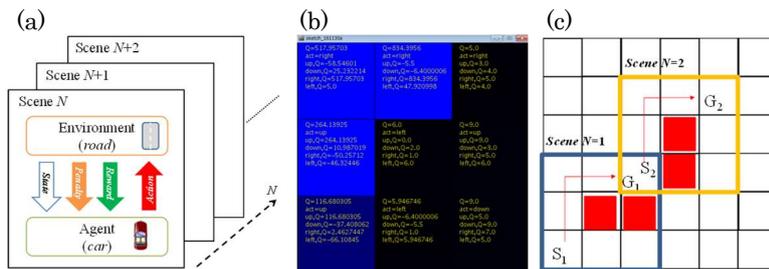


図 2 (a) 各シーンでのエージェントと環境の関係。 (b) *Q* 値を観測するためのインタフェース (3×3 グリッド)。 (c) 拡張したマップの概要図 (シーン $N=1, 2, \dots$)。S: スタート, G: ゴール, 赤色部: 障害物。

データを選択した。

複数の車両が存在する高速道路の合流地点を想定し、深層強化学習に基づく交通シミュレーションを実施した。この学習での制御対象となるエージェントは、本線に合流する車両1台（自動運転を想定）とした。本線には、ランダムに車線変更しながら、前進する車両2台（人による運転を想定）を配置した。障害物（壁やガードレール等）を含まない移動可能な道路に対応する最上部のマス目（図3(c)）に到達したらゴールとし、報酬を付与した。但し、ゴール到達による報酬は時間経過に依存して減少（+10,000/フレーム数）させた。これは、衝突を避けて、素早くゴールを目指す場合に、高い報酬を得られると判定（強化学習）させるためである。また、障害物のない前方への移動には報酬（+1,000）を与え、停止の場合は報酬なしとした。障害物（路側帯・壁等）への移動、他の車両との衝突には、ペナルティ（-10,000）を与えた。ニューラルネットワークによるQ学習の繰り返し数（ゴールへの到達回数）は1,000回とした。また、自動運転と一般車が混在した状況下での運転者の心理特性（眠気や焦燥感等）も、交通シミュレーションに加味した。本線には、ランダムに車線変更しながら、前進する車2台（人による運転：1台は低速、もう1台は焦燥感等を伴い高速を想定）を配置した。

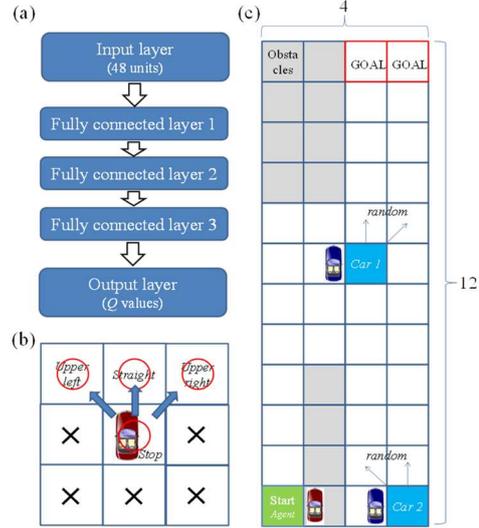


図3 (a) Deep Q Network の構造。
(b) 自動車の可能な挙動。
(c) 検証したグリッドパターン。

1台は低速、もう1台は焦燥感等を伴い高速を想定）を配置した。

4. 研究成果

(1) 準自動運転中の認知心理

(1)-1 緊急時の運転者特性

緊急時（飛び出しや障害物等）における自動から手動運転の切り替えの際、平均心拍数が上昇し、呼吸の乱れと前部前頭葉（Fp1, Fp2 領域）の脳血流量に変化（急な飛び出し直後に、ヘモグロビン濃度が高くなる傾向）が現れた（図4）。通常の手動運転時と比較して、注意力低下による危険認知の遅れが生体情報の応答にも影響したことが示唆される。但し、運転歴や個人差も大きいことを考慮する必要がある。

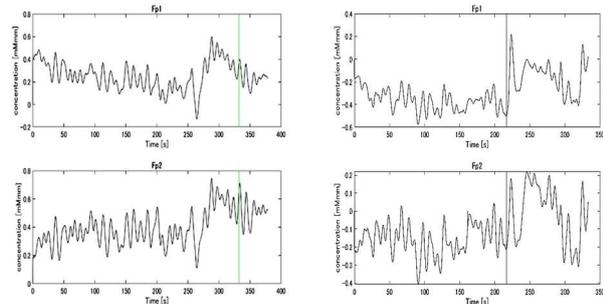


図4 脳血流（Fp1, Fp2）の時間変化の例。
(左: 自動⇒手動運転へ切り替え, 右: 手動運転)

(1)-2 脳波による注意力の自動識別 (BCI 応用①) 高齢者では、運転に関係のない記憶負荷（課題難易度）が増すとともに、適切な標識の選択反応中、前頭葉正中部における誘発 δ 及び θ パワーが増大した。この様な生体特性を特徴量として扱うことで、サポートベクターマシン (SVM) は、精度良く課題中の注意レベルを自動分類できた（図5）。この結果は、運転中の課題困難度を自動判定し、運転者に危険を知らせるためのBCIシステムに応用できる。

(1)-3 てんかんの早期検出 (BCI 応用②)

ウェーブレット解析により、てんかん発作直前の異常な脳状態を特徴付けることができた。特に、増加した脳波の α, β パワーは、この異常状態と大きく関連した。ウェーブレット解析は、未然に事故を防止するためのてんかん発作予測システムへ適用できる可能性がある。図6(a)はk-means法の結果を示す。標準化されたd値は、てんかん発作の開始に近づくにつれて徐々に増大した。この方法では、各患者で最適な閾値の設定が必要となる。ウェーブレット解析[図6(b)]では、てんかん発作の開始直前の β パワーがより大きくなった[10 s 前; 四角(i)]。 α パワーは発作前に僅かに増大し、その後の発作中では消失した。発作中の δ, θ, β パワーは非常に大きく増大した。ウェーブレット解析を用いることで窓関数が適切に調節され、

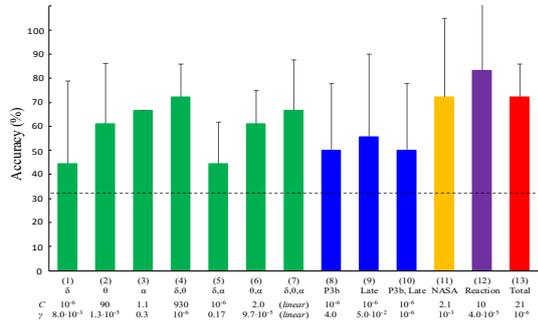


図5 高齢運転者でのSVM識別機による注意レベルの分類精度。最大精度でのパラメータC, γ 。

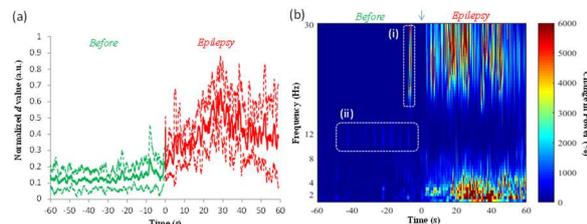


図6 (a) k-means法（ドット：標準偏差）と(b) ウェーブレット解析（0.5-30 Hz）結果。四角(i), (ii): 変調部。

各周波数帯における僅かな時間的変化も効率よく抽出できた。但し、個人差も考慮する必要がある。

(1)-4 まとめ 準自動運転中の緊急時における運転者の脳血流や心拍数・呼吸等への影響を検討した。また、脳波から注意レベルを最適に分類する手法を提案した。さらに、連続ウェーブレット変換を用いることで、てんかん発作時の脳波における時間-周波数変化を詳細に捉え易くなった。以上の成果を BCI として応用できれば、準自動運転のみならず、通常運転での危険予知や警告システムとして応用できる。

(2) 自動運転時における最適経路探索

(2)-1 従来手法の拡張 図7に2台のエージェントを用いた場合のシミュレーション結果を示す。マス目の青(車両A)または緑(車両B)の部分は、 Q 値の高い経路を示す。また、黄色(車両A)または橙色(車両B)のマス目は、回避すべき障害物を示す。各シーンにおいて、学習回数の進行に伴い、各マス目の Q 値は収束し、最適経路(障害物回避)が高い Q 値として抽出された。車両A、Bともに最適経路を学習し、ゴール(赤色部分)を目指す学習が進んでいる。シーン $N=4$ では、2台の車両の探索する経路が重複するため、この共通経路を移動不可(灰色部:障害物)として、各車両の Q 値を学習している。

(2)-2 深層強化学習 図8(a)に深層強化学習における学習曲線(損失関数の値)を示す。学習の経過とともに、損失関数の値は減少していくが、600エポック辺りから、何度か急激に値が上昇する場合があった。しかし、その後は、学習がさらに進む結果となった。また、エージェントがゴールに到達するまでの移動数は、平均で12~14回程度であった。損失関数の値が急激に上昇した場合、エージェントの移動数も増加する傾向があった。

深層強化学習後のモデルを用いたシミュレーションの結果を図8(b)に示す。設置した障害物にはペナルティが割り当てられているため、それらを避けながらエージェント(自動車)をゴールに向かって移動させることができた。ランダムに車線変更をしながら前進する本線の車両2台の動きを学習し、合流時にエージェントの横に他の車両が存在する場合、停止(減速: $t=8, 9$) することで衝突を避けられた。その後、ゴールを目指すため、避けた車両のすぐ後方($t=10$) をついていく様な動きを示した。従って、エージェント自身が、衝突に対するリスク(ペナルティ)を避けながら、素早くゴールに到達して報酬を得るという最善の戦略を学習できていた。また、様々な運転者(焦燥感や眠気等)が混在し、高速道路の合流地点の様な刻々と変化する交通環境でも、深層強化学習に基づくシミュレーションの有効性が示唆できた。

(2)-3 まとめ 従来の強化学習の動的環境下への拡張と、深層強化学習に基づく交通シミュレーションの手法について検討を行った。種々の環境に柔軟に適用できる深層強化学習は、リアルタイムでの有効な交通シミュレーションの手法となることが示唆された。特に、渋滞が起き易い高速道路の合流地点の様な刻々と状況が変化する交通環境に対し、深層強化学習の適用は有効となる。その際、学習時間の短縮が課題の一つとなるが、深層強化学習の場合、予め想定された交通状況を十分に学習させておけば、新たな環境にも学習後の結果を適合できる。深層強化学習の枠組みは、自動運転の車両制御(カメラ映像やレーダーの利用、管制塔からの指令制御等)にも役立てられる。より現実的な交通環境での渋滞シミュレーションの結果は、運転初心者に対する安全な合流方法の指針となる可能性も高い。

本研究で対象としたグリッド数を増やせば、同様の手法で自由に走行コースを設定でき、マルチエージェントでの種々の交通環境にも柔軟に対応できる。但し、自動運転と人の運転者が複合的に存在している場面等、これまでの交通環境にはない特殊な条件下での適用を考慮した検討が必要となる。また、人間の運転者側の焦燥感や眠気等が、更なる渋滞を生み出す可能性もあるため、運転中の様々な心理状態を含めた解析も有効となる。

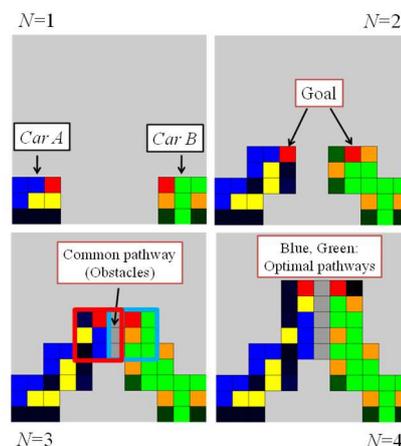


図7 各シーンにおけるシミュレーション結果 (Q 値の変化)。

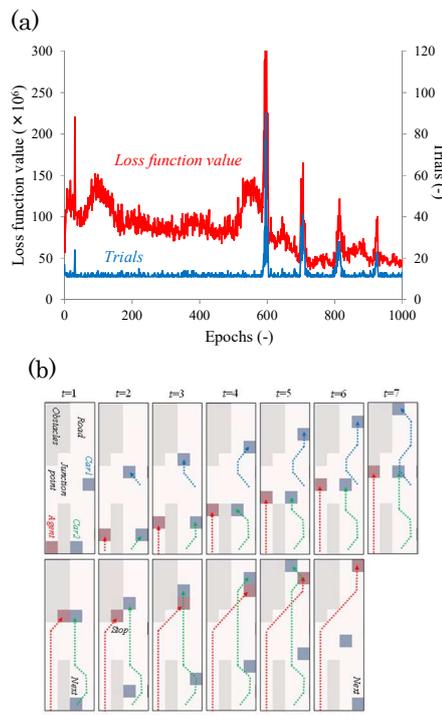


図8 (a) 各エポックの損失関数値と試行数. (b) シミュレーション結果.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計4件（うち査読付論文 4件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 1件）

1. 著者名 Koji Kashihara	4. 巻 39(1)
2. 論文標題 Microsaccadic modulation evoked by emotional events	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Journal of Physiological Anthropology	6. 最初と最後の頁 1-11
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1186/s40101-020-00238-6	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

1. 著者名 Yutaka Kameda and Koji Kashihara	4. 巻 6(12)
2. 論文標題 A pulse wave monitoring system based on a respiratory pacemaker	5. 発行年 2017年
3. 雑誌名 Network Modeling and Analysis in Health Informatics and Bioinformatics	6. 最初と最後の頁 1-19
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1007/s13721-017-0153-x	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

1. 著者名 Yoshio Kan and Koji Kashihara	4. 巻 1(2)
2. 論文標題 Analytical methods for assessment of temporal changes in heart function	5. 発行年 2017年
3. 雑誌名 International Journal of Smart Computing and Artificial Intelligence	6. 最初と最後の頁 109-126
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計12件（うち招待講演 0件/うち国際学会 8件）

1. 発表者名 Koji Kashihara and Yuki Katakura
2. 発表標題 Anomaly prediction by wavelet-based EEG analysis
3. 学会等名 Proceedings of 2nd IEEE Life Sciences Conference (LSC 2018), p. A1P-G.1 (国際学会)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 Yuuki Katakura and Koji Kashihara
2. 発表標題 Wavelet-based EEG analysis for early prediction of epileptic seizures
3. 学会等名 Proc. of SICE Annual Conference 2018, pp. 27-30 (国際学会)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 片倉 悠暉, 柏原 考爾
2. 発表標題 連続ウェーブレット変換によるてんかん発作の脳波解析
3. 学会等名 平成30年度電気関係学会四国支部連合大会 講演論文集, p. 175
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 Koji Kashihara
2. 発表標題 Automatic discrimination of attention levels estimated by frontal EEG activity in drivers
3. 学会等名 Proceedings of 1st IEEE Life Sciences Conference (LSC 2017), pp. 194-197 (国際学会)
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 Koji Kashihara
2. 発表標題 Deep Q learning for traffic simulation in autonomous driving at a highway junction
3. 学会等名 Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp. 984-988 (国際学会)
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 松下 祐子, 重田 和弘, 柏原 考爾
2. 発表標題 路上の錯視ペイントの効果の検討
3. 学会等名 平成29年度 電気関係学会四国支部連合大会 講演論文集, p. 159
4. 発表年 2017年

1. 発表者名 柏原 考爾, 重田 和弘
2. 発表標題 運転者の焦燥感を加味した深層強化学習に基づく交通シミュレーション
3. 学会等名 平成29年度 電気関係学会四国支部連合大会 講演論文集, p. 210
4. 発表年 2017年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

・立命館大学 研究者学術情報データベース https://research-db.ritsume.ac.jp/rithp/k03/resid/S001683#8682

6. 研究組織		
氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------