

人工ニューラルネットワークによる映像酔い予測モデル確立と 映像酔いと予測装置の実用化

Model selection for prediction Visually Induced Motion Sickness and
practical realization of prediction device

2161010



研究代表者 新潟大学大学院 自然科学研究科 助教 棚橋重仁

[研究の目的]

4K・8K 解像度での映像呈示や有機 EL を用いた薄型ディスプレイなど、映像呈示技術の急速な発達に伴い、大型の家庭用ディスプレイや VR・AR・MR デバイス、スマートフォンを初めとしたタブレット端末の普及など、われわれは様々なデバイスを通じて大画面で高画質な映像コンテンツに触れる機会が増えた。このような映像コンテンツは、人に対して臨場感や爽快感など正の側面を与えるだけでなく、映像酔いなど人の生体に対して悪い影響を引き起こす負の側面もある。映像酔いを発症すると次第に気分が悪くなり、唾液分泌の亢進、冷や汗、頭暈、蒼白、吐き気などの自律神経症状が生じる。つまり、さらなる映像提示装置の発展・普及により、われわれが映像酔いを発症するリスクも増加すると考えられ、映像を安全に視聴するための環境作りや映像酔い発症のメカニズムの解明が求められると考えられる。特に、映像を安全に視聴することに重きを置くと、映像視聴時の視聴者が発症する映像酔いの程度を把握するだけでは、映像酔いの発症を未然に防ぐことは難しい。視聴者の映像酔いの発症を未然に防ぐためには、視聴者が映像酔いを発症する前に何らかの兆候から映像酔いが発症する可能性があることを予測し視聴者に警告する必要がある。

映像酔いの程度を評価する手法の一つに映像

視聴中の自律神経活動を指標とする生理学的計測手法が挙げられる。カオス時系列データと考えられる自律神経活動は交感神経の活動と副交感神経の活動から成り立っており、普段は両者がゆらぎながら協調的に働くが、映像酔い発症時には、交感神経と副交感神経の活動のバランスが乱れると報告がある。本研究では、この自律神経活動を映像酔いの評価指標とし、機械学習である人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network: ANN) を用いることで、観察者に映像酔いが発症する前に映像の視聴を停止するシステムの構築することである。

本研究では3つの段階を設けることで目的の達成を試みる。第1に、映像酔いを反映する最適な自律神経指標を判別分析法から導出する。第2に、様々な運動成分が含まれた一般的な視覚刺激を用いて、判別分析法から導出された自律神経指標によって構築された映像酔い予測モデルが妥当なものであるか検討する。最後に、映像視聴者の身体に機器を装着することで生じるストレスによる影響が自律神経系の変動に付加される可能性が考えられる。この情動成分をなるべく含まない小型映像酔い予測装置を開発する。

[研究の内容, 成果]

1. 判別分析法による映像酔いを反映する指標の導出

自律神経系指標を用いて映像酔いを評価する研究では、一貫した自律神経系の応答が得られていない。そこで本研究の第1の目標として時間領域解析と周波数領域解析で算出された交感・副交感神経系指標の平均と分散に対して判別分析をおこなうことで映像酔いの強度を反映する自律神経指標を導出する。マハラノビス距離を使用した判別分析はその手法の過程で、映像によって酔った群（酔い群）とそうでない群（非酔い群）の自律神経系指標の特徴的な差を捉えるアルゴリズムである。よってこの手法から導出された自律神経系指標は映像酔いの程度を反映する可能性が高いと考えた。以上を踏まえて、映像酔いを誘発する視覚刺激提示時の観察者の心電図、呼吸、主観応答として映像酔いの主観的強度の計測する実験をおこなった。視覚刺激は、撮影者が街中をハンディカメラで散策するシーンや遊園地のアトラクションシーン上から撮影した映像（映像 A）と一人称視点でのスポーツ体感映像を組み合わせた映像（映像 B）の2種類を使用した。実験装置は、70インチのスクリーン（70.1 deg×56.2 deg）の背面に高輝度液晶プロジェクタ（ELP-802, EPSON）を設置し、バックプロジェクションで視覚刺激を提示した。心電図と呼吸の計測は生体計測システム（MP150, Biopac inc.）、映像酔いの主観的強度は自作のリニアポテンシオメータでおこなった。観察者は実験の内容にナイスで正常視力を持つ成人男性20名（年齢23.4±1.2歳）とした。視力は3m視力検査表を用いて計測した。観察者には、実験開始前にヘルシンキ宣言に基づいた新潟大学工学部の定めるインフォームドコンセントを行い実験参加の同意を得た。

本実験では、映像に含まれる運動成分の違いによって誘発される映像酔いの強度が異なるこ

とで導出される自律神経指標が異なる可能性を想定し、映像酔いを評価する心理学的手法として一般的に用いられる Simulator Sickness Questionnaire (SSQ) で酔い群、非酔い群の2群に分けて解析をおこなった。観察者は実験が開始される前に1回目のSSQを回答する。その後、観察者は観察者正面にあるスクリーンに提示される視覚刺激を視聴し、主観応答ボックスを用いて時々刻々変化する主観的な映像酔いの強度を5段階で評価した。映像視聴後、2回目のSSQを回答し、その後10分おきにSSQを3回、回答した。

また、観察者における映像酔いの発症の有無で自律神経活動にどのような違いがあるのかを明確にするために、観察者が映像視聴中に映像酔いの主観強度を2以上と応答したものを酔い群とし、それ以外の観察者を非酔い群として解析する。映像 A 視聴中の映像酔いの主観的強度による群分けは、酔い群が12名、非酔い群が8名であった。映像 B 視聴中の映像酔いの主観的強度による群分けは、酔い群が9名、非酔い群が10名であった。

自律神経系指標は心拍変動全体の周波数を含む時間領域的な解析から求める LF (Low Frequency), HF (High Frequency), LF/HF ratio と、狭帯域の周波数しか含まない周波数領域的な解析から求める SDNN, RMSSD, SDNN/RMSSD とし、実験で計測された心電図の心拍変動 (RRI: R wave to R wave Interval) から算出した。さらに、酔いを発症することで迷走神経が撤退し、副交感神経系の活動が減少し交感神経とのゆらぎの関係性が崩れることを示した過去の研究結果から、自律神経系の活動の平均的な変化だけでなく、そのゆらぎ、つまり変動そのものに着目し、自律神経指標のばらつきを示す分散の値も算出した。導出した各自律神経系指標の平均と分散ごとの最大値で規格化した値を判別分析の説明変数とした。

呼吸は時間周波数解析をおこない、高周波数帯域 (0.15-0.4 (Hz)), 超高周波帯域 (0.4-1

(Hz))においてパワースペクトル密度を解析区間 2 (min), シフト間隔 1 (sample) で HF_resp, VHF_resp (Very High Frequency_respiration) を導出した。さらに, 非酔い群と酔い群の呼吸の仕方に差異があるか検討するために映像視聴中の HF_resp, VHF_resp を解析区間, シフト区間 20 (sec) で移動平均し, 2 分間の区間ごとに平均値を算出し比較した。このとき各区間を section_1, section_2, section_3, section_4, section_5 とした。

判別分析法では, 目的変数を酔い群および, 非酔い群とし, 説明変数を自律神経系指標の平均値と分散とし, マハラノビス距離を用いた。なお, 判別に有効な説明変数は Stepwise 法の偏回帰係数の F 値 $P_{\text{entry}} (=0.25)$, $P_{\text{remove}} (=0.05)$ によって選定した。このとき, 1つのサンプルに対して, 酔い群, 非酔い群の平均からのマハラノビスの距離をそれぞれ D_1^2 , D_2^2 とするとき, $D_1^2 < D_2^2$ であるとき酔い群, $D_1^2 > D_2^2$ であるとき非酔い群とした。

映像 A 視聴中の自律神経系指標から Stepwise 法によって選ばれた指標は, Mean_SDNN, Mean_RMSSD, Variance_RMSSD, Mean_SDNN/RMSSD, Mean_HF であった。判別分析による判別率は 100.0% (20/20) であった。

映像 B 視聴中の自律神経系指標から Stepwise 法によって選ばれた指標は, Variance_SDNN, Mean_RMSSD, Variance_RMSSD であった。一名の観察者は, 計測不良のため解析の対象から除外した。判別分析による判別率は 90.0% (18/19) であった。

映像 A, 映像 B ともに視聴中の呼吸の時間周波数解析結果は非酔い群よりも酔い群の方が大きい傾向があった (figure 1, 2)。しかしながら, Stimulus A での VHF 周波数帯域における酔い群と非酔い群の呼吸のスペクトル密度は区間ごとに統計的な有意な差はなかった。

本研究では, 異なる運動成分を持つ視覚刺激が誘発する映像酔いに対して, 複数の自律神経

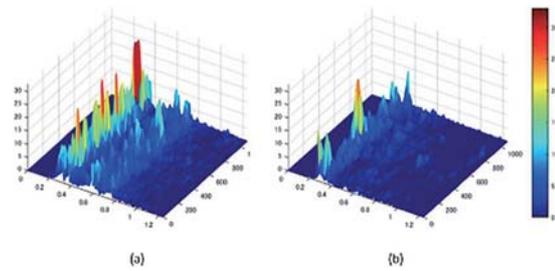


Figure 1 映像 A 視聴中の呼吸の時間周波数解析結果 (a) 酔い群 (b) 非酔い群

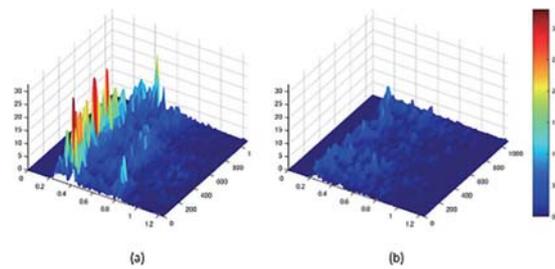


Figure 2 映像 B 視聴中の呼吸の時間周波数解析結果 (a) 酔い群 (b) 非酔い群

系指標から酔いを反映する指標を導出することが可能であることを示した。これは本研究で用いた手法が映像酔いをロバストに判別することを示唆するものである。特に, Mean_RMSSD, Variance_RMSSD は映像酔いを判別する汎用性のある指標と考えることができる。我々が実験で用いた異なる 2 種類の視覚刺激は, 時間区間ごとに含まれる運動成分が異なる。さらに, 生起された酔いの要因が異なる傾向のあるものであった。しかしながら, どちらの視覚刺激を用いても映像酔いを反映する指標として副交感神経系指標である Mean_RMSSD, Variance_RMSSD が選択された。このとき, Mean_RMSSD, Variance_RMSSD のみを説明変数として本実験に参加した各観察者の酔い・非酔い群の判別率を求めると, Stimulus A で 75%, Stimulus B で 80% であった。このことから両指標である程度の映像酔いを判別できることが確認できた。これらの結果は, 副交感神経系指標が短い時間の自律神経の活動を交感神経系指標よりもロバストに表す可能性を示唆した過去の研究結果と一致するものである。

酔い群の観察者は映像酔いによる副交感神経

活動の減少を抑えるために呼吸のスペクトル密度は HF_resp と VHF_resp を大きくするよう多くの空気を吸う呼吸をおこなっていた。呼吸のスペクトル密度は HF_resp と VHF_resp とともに非酔い群に対して酔い群の方が大きいことから酔い群の観察者は多くの空気を吸う、吐くような呼吸をしていた。このような HF_resp と VHF_resp とともに大きくなるような呼吸をおこなうと心拍変動の高周波数帯域と超高周波帯域のパワースペクトルも同様に大きくなることが示唆されている。しかしながら、副交感神経指標である Mean_RMSSD の変化率の群ごとの平均値は非酔い群に比べて酔い群方が減少する傾向にあった。これらのことから、酔いに伴う副交感神経活動の減少に抵抗するために、酔い群で呼吸の HF_resp と VHF_resp のパワースペクトル密度が上昇したのだと考えられる。

2. 人工ニューラルネットワークによる映像酔いの予測モデルの確立

申請者らが過去に構築した ANN による映像酔いの予測モデル（田部田、棚橋ら、2016）に対して、実験 1 から導出された自律神経指標を適用し、予測確立が上がるかを検討した。過去に構築した映像酔いの予測モデルは出力層から入力層へのフィードバック結合を持ち、現在の状態を考慮に入れなければならない動的なデータに対しても学習をおこなうことで教師データと等価な出力データを得ることが可能なジョルダンリカレントニューラルネットワーク（Jordan Recurrent Neural Network: JRNN）を用いた。JRNN は 3 層とし、中間層のニューロン数は 10 とした。また、中間層の各ニューロンの伝達関数は -1 から 1 の閾値を持つシグモイド関数とした。さらに、入力層と出力層の各ニューロンの伝達関数は線形関数とした。学習は誤差逆伝搬法を用いた。誤差逆伝搬法では、全ての重み係数が一様な変化をするため、初期値をランダムに与えなくてはならない。そのた

め、本実験では乱数で初期値を決定した。このとき、学習に使用されない未知のデータに対する汎化性が確保されているとは限らないため、本研究では Leave one out (LOC) を使用して JRNN の学習をおこなった。

本研究では、予測をする観察者以外の残りの 18 もしくは 19 名の観察者から得られる入力データと教師データによって学習をおこない、予測をおこなう観察者の入力データから映像酔いの主観的な強度の予測をおこなった。

その結果、観察者が非酔い群か酔い群かによらず全観察者で予測率が 60% 程度となり、過去に構築した映像酔いの予測モデルよりも精度が下がった。

3. 小型映像酔い予測装置の開発

本研究では、実験 1, 2 で構築した映像酔いの予測モデルを実装した小型映像酔い予測装置の開発も試みた。

実験 1, 2 では心電図で計測される心拍データから自律神経指標を導出したが、抹消方向の血管内の圧変化のとらえた脈波でも同様のことが可能なことから、光電容積計測法を用いた小型装置を製作した（図 2）。製作した装置から導出された自律神経指標のデータは心電図から求めたものとほぼ同等の精度で求められた。

[今後の研究の方向、課題]

映像酔いの予測に最適と考えられる自律神経指標を用いて構築したモデルで予測率が下がった理由として JRNN の構造が考える。今後は、JRNN の構造を最適化できるよういくつかのモデルを構築し予測率の向上を目指す。さらに、ドライバの運転行動によって酔いが生じやすい状態と生じにくい状態が交互に起こる自動運転環境を想定し、運転引継ぎが生じる自動運転下のドライバに自己の車酔いへの警告や気づきを与え、酔いによる運転行動に対する注意や判断能力の低下に起因する新たな事故の発生を防ぐ

技術に発展させたい。

[成果の発表, 論文等]

1. Tabeta, S., Kiryu, T., and Tanahashi, S.: Model selection for prediction of Visually Induced Motion Sickness., 39th European Conference on Visual

Perception, Barcelona, Spain, 28 August-01 September 2016.

2. Tabeta, S and Tanahashi, S.: Derivation of indices reflecting visually induced motion sickness using discriminant analysis., 6th International Conference on Visually Induced Motion Sensation 2017, Toronto, Canada, 16-17 November, 2017.