

自己運動感をともなう映像が与える生体影響の予測 Prediction for Influence of Vection-induced Images by System Identification

小林 倫丈, 木竜 徹
Michihiro KOBAYASHI and Tohru KIRYU

新潟大学大学院自然科学研究科
Graduate School of Science and Technology, Niigata University

Abstract The feeling of self-motion, or vection, occurs while watching some kinds of images. We tried to predict the influence of vection-induced images by system identification using both the motion vectors extracted from images and biosignals. Biosignals were further quantified by the respiratory sinus arrhythmia (RSA) and the Mayer wave (MW) of autonomic activity. The relationship between motion vectors and RSA or MW was approximated by the linear time-invariant models in system identification. Results showed that the ARX model successfully predicted RSA and MW several seconds ahead.

1. まえがき

自己運動感をともなう映像はアミューズメントやシミュレータなどで広く利用されている。その際、HMD を用いるとより高い投入感を得ることができる。一方で、映像酔い等の悪影響が発現しやすくなることが知られている[1]。そこで、自己運動感をともなう映像を視聴した際の生体影響をシステム同定法によって予測し、映像酔い等の悪影響を事前に検出する手法を検討する。

映像から受ける自己運動感を動きベクトル、生体影響を自律神経活動である呼吸性洞性不整脈 (RSA: Respiratory Sinus Arrhythmia) と Mayer 波 (MW: Mayer Wave) によって定量化し、これらの関係をシステム同定法を用いて線形離散時間モデルで近似した。推定されたモデルに以後視聴させる映像の動きベクトルを入力し、RSA、及び MW の予測シミュレーションを試みた。

2. 方法

2.1 映像が与える自己運動感の定量化

映像の動的特徴を定量的に評価する方法として、MPEG-4 等の画像圧縮方法で用いられているグローバルな動きベクトル (GMV) に着目した[2]。GMV によってズーム (焦点距離の移動)、パン (カメラの横振り)、チルト (カメラの縦振り) のカメラモーションが表現される。この 3 種類の GMV パラメータによって車体搭載カメラ映像が与える自己運動感を定量化する。

2.2 自律神経活動の定量化

自律神経活動を定量的に評価する方法として心拍変動の RSA、血圧変動の MW を用いた。RSA は心拍変動の高周波 (0.16 ~ 0.5 [Hz]) 帯域成分であり、副交感神経活動を反映しているといわれている[3]。MW は血圧変動の低周波 (0.04 ~ 0.15 [Hz]) 帯域成分であり、交感神経活動と副交感神経活動の両者を反映しているといわれている。RSA と MW によって映像から受ける自律神経活動を定量化する。

2.3 線形予測モデルによる生体影響予測

2.3.1 OE モデルによる事前シミュレーション

GMV を入力、RSA (又は MW) を出力とする関係を図 1 のような OE (Output Error) モデルで近似する。図 1 において、 $G(q)$ はシステムの伝達関数、 $B(q)$ 、 $F(q)$ はシフトオペレータ q の多項式である。OE モデルの 1 段先出力予測値 $\hat{y}(t)$ は

$$\hat{y}(t) = G(z)u(t), \quad (1)$$

$$u(t) = [u_1(t), u_2(t), u_3(t)]^T$$

で表現され、出力 $\hat{y}(t)$ は時刻 t までの入力 $u(t)$ のみによって予測できる。よって、視聴開始直後の GMV と RSA (又は MW) を使い、OE モデルを構築する。構築された OE モデルに以後視聴させる体感映像の GMV を入力し、予測される RSA (又は MW) を事前にシミュレーションする。

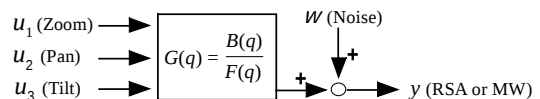


Fig.1 OE model.

2.3.2 ARX モデルによる実時間予測

GMV を入力、RSA (又は MW) を出力とする関係を図 2 のような ARX (Auto-Regressive eXogeneous) モデルで近似する。図 1 において、 $G(q)$ はシステムの伝達関数、 $H(q)$ は雑音モデルの伝達関数、 $A(q)$ 、 $B(q)$ はシフトオペレータ q の多項式である。ARX モデルの 1 段先出力予測値 $\hat{y}(t)$ は

$$\hat{y}(t) = [1 - H^{-1}(z)]y(t) + H^{-1}(z)G(z)u(t) \quad (2)$$

$$u(t) = [u_1(t), u_2(t), u_3(t)]^T$$

で表現され、出力 $\hat{y}(t)$ は時刻 t までの入力 $u(t)$ と時刻 $t-1$ までの出力 $y(t-1)$ によって予測する。OE モデルとは違い、 k 段先予測値を求めるには $k-1$ 段先予測値を使うため蓄積誤差が大きくなり長時間の予測はできない。しかし、ARX モデルは線形回帰モデルであるため、出力の実時間予測が可能である。よって、視聴開始直後の GMV と RSA (又は MW) を使い ARX モデルを構築する。構築された ARX モデルに実時間までに得られた RSA (又は MW) と数秒先までの GMV を逐次入力し、数秒先の RSA (又は MW) を予測する。

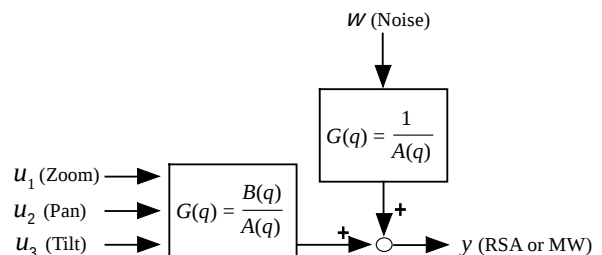


Fig.2 ARX model.

3. 予測に用いた実験データ

被験者を椅子に座らせた状態でHMDに投影された映像を視聴させた。映像は無映像3分、体感映像18分、無映像3分とし、無映像視聴時を安静状態とした。体感映像として、パラシュート、ボブスレー、ボートレース、カートレース、ハンググライダー、マウンテンバイク、カーレース、バンジージャンプ、バイクレースという構成で、車体搭載カメラで撮影した映像を用いた。映像の解像度は 352×288 [pixel]、フレームレートは30 [frame/sec]である。この体感映像から、スプライトを用いたボトムアップ的なアプローチよりGMVパラメータを求めた。

映像視聴中に呼吸、心電図、血圧、発汗をサンプリング周波数500 [Hz]で計測した。心電図のR-R間隔を求め3次スプライン補間し、サンプリング周波数30 [Hz]でリサンプリングしたものをR-R間隔時系列とした。ここで、リサンプリング周波数は映像のフレームレートに合わせた。R-R間隔時系列に対して連続Wavelet変換を施し、各時間における0.16~0.5 [Hz]帯域成分の積分値をRSA時系列とした。さらに、体感映像視聴前の安静3分間でのRSAの平均値で除算し、正規化した。血圧より、拡張期血圧を検出し、3次スプライン補間によりサンプリング周波数30 [Hz]の等間隔時系列とした。血圧時系列に対して連続Wavelet変換を施し各時間における0.16~0.5 [Hz]帯域成分の積分値を求め、MW時系列とした。さらに、体感映像視聴前の安静3分間でのMWの平均値で除算し、正規化した。

4. 結果と考察

4.1 OEモデルによるシミュレーション

ボブスレー(60秒間)のデータを用いて、AIC(Akaike's Information Criterion: 赤池情報規範)を用いたARXモデル(入力次数2, 出力次数2)のクロスバリデーションにより決定されたむだ時間を持つOEモデル(入力次数2)を推定した。推定にはMATLABのSystem Identification Toolboxを使用した。図3は推定したOEモデルにマウンテンバイク(120秒間)のGMVパラメータを入力した場合のRSA, MWのシミュレーション結果である。RSAの適合度は33.98, MWの適合度は63.40であったが、それぞれの概略は知見できた。よってOEモデルを用いて被験者の体感映像に対する自律神経反応をシミュレーションできる可能性がある。また、自己運動感をともなう映像のGMVを複数回の実験データ、及び複数人のOEモデルに入力し自律神経反応をシミュレーションすることで、どのような生体影響を与える映像かを統計的に評価できる可能性がある。

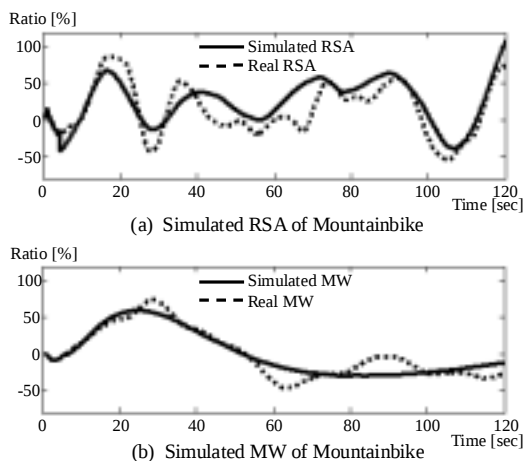


Fig.3 Simulated RSA and MW by OE model.

4.2 ARXモデルによる予測

OEモデルと同じむだ時間を持つARXモデル(入力次数2, 出力次数2)を推定した。図4は推定されたARXモデルに対して、実時間までに計測されたRSA,(又はMW)と3秒先までのマウンテンバイクのGMVパラメータから、3秒先のRSA,(又はMW)を逐次予測した結果である。RSAの適合度は71.94, MWの適合度は91.25であり、RSA, MWを予測可能であった。よってARXモデルを用いて数秒先の自律神経活動を実時間で逐次的に予測できる可能性がある。

5. まとめ

体感映像から受ける自己運動感をGMV, 生体影響をRSA, MWによって定量化し、これらの関係を線形離散時間モデルで近似した。OEモデルによってRSA, MWの事前シミュレーションを行った結果、それぞれの概略をシミュレーションできる可能性がある。また、ARXモデルによって数秒先のRSA, MW逐次予測を精度良くシミュレーションすることができた。よって自己運動感をともなう映像が与える生体影響を実時間予測できる可能性がある。

現在、映像酔い評価には様々な自律神経系の生理指標が用いられている。しかし、映像酔い発症の絶対的な判断指標がないため、交感・副交感神経活動指標であるRSA, MWを映像酔い評価指標の代用とした。将来、映像酔い発症の評価指標が確立された際には、本手法は動きベクトルを用いた映像酔い予測システムとして機能し、臨場感、現実感のある映像を安全に利用することができると考えている。

今後は、オプティカルフローを用いたモデルとの比較、蓄積誤差の軽減が期待できるRARXモデルによる実時間予測、一般化されたOEモデルの構築とそれを用いた映像評価、実際のフィールドでの生体影響予測実験などを課題とする。

謝辞

本研究は社団法人電子情報技術産業協会からの委託によるものである。

参考文献

- [1] S. Nichols and H. Patel: Health and safety implications of virtual reality, a review of empirical evidence, Apply Ergonomics, Vol.33, No.3, 251/271 (2002)
- [2] 秦泉寺 久美, 石橋 聡, 小林 直樹: カメラモーション抽出によるスプライト自動生成, 電子情報通信学会論文誌, J82D-, No.6, 1018/1030 (1999)
- [3] 早野 順一郎: ゆらぎと休息, 能動機能としての呼吸性洞性不整脈, 日本時間生物学学会誌, Vol.7, No.1, 27/35 (2001)

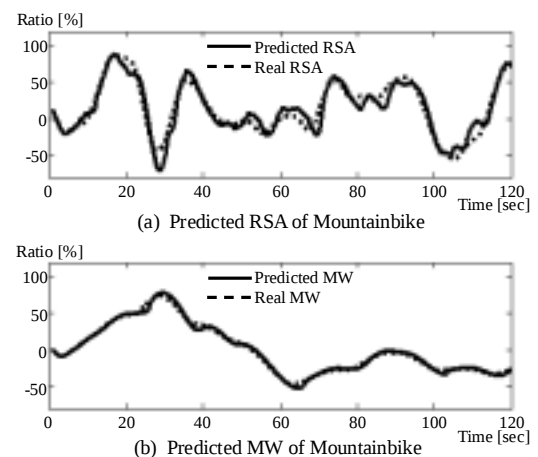


Fig.4 Predicted RSA and MW by ARX model.