

心拍変動解析を用いた動画鑑賞の客観的評価

東海林 綾¹ 竹下 怜花¹ 横窪 安奈¹ ロペズ ギヨーム¹

概要：動画鑑賞サービスでは、口コミから興味のある動画を探することができるが、多くの口コミは個人の主観である。複数の装置やバイタルデータを用いて、鑑賞者の印象を客観的に評価する試みはあるが、作業負担や心理的負担を与える可能性があるため、鑑賞中動画の印象とは異なる懸念がある。そこで本研究では、日常生活に影響を及ぼさず、手軽に装着可能なスマートウォッチを用いて心拍変動と動画鑑賞時の感情の関係性を明確にし、動画鑑賞の客観的評価手法を提案する。10分程のホラー動画を用いて心拍変動解析による特徴量抽出と、機械学習モデルによるホラーに纏わる感情の自動推定を行った。その結果、F1値の平均90%以上と非常に良い結果となり、実際に動画共有サイトで生体情報から自動的に評価を行うには問題のない結果であることが確認できた。

Objective Evaluation of Video Viewing Using HRV Analysis

AYA SHOJI¹ REIKA TAKESHITA¹ ANNA YOKOKUBO¹ GUILLAUME LOPEZ¹

1. 背景

近年、動画の鑑賞方法が増え、利用者も増えている(図1)。鑑賞方法の一つとしてHuluや、Netflixなどの動画配信サービスがあり、口コミや、ジャンルから自分の興味がある動画を探することができる。一方、インターネット上の多くの口コミは個人の主観であり、自分の好みにあった動画を探すのは困難である。個人の好みにあった動画を探す研究として、角田ら[1]は、動画鑑賞後にアンケートを用いて動画の印象を回答させる研究を行った。しかし、動画毎にアンケートを実施することは、鑑賞者に余計な作業負担を与えると同時に、実際の鑑賞中の印象(感情)と違って来る懸念がある。また、宮本ら[2]は、鑑賞者に作業負担を与えないため、生体信号を用いた動画視聴中のユーザ評価の推定を試みたが、複数の計測装置を装着することで、ユーザに余計な心理的負担を与えることになった。

そこで、手軽に装着可能なウェアラブルデバイスを用いて、障害を起さずに動画鑑賞時の心拍データを取得・解析することで、鑑賞中の実際の感情に基づいた動画の評価が可能となれば、より個人に合わせた動画を探し出すサービスへの展開が期待できる。

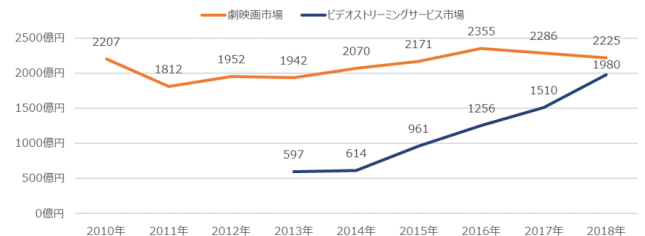


図1 劇映画市場とビデオストリーミングサービス市場の推移 ([3]より引用)

本研究では、スマートウォッチのみを用いて、動画鑑賞時の心拍データを取得し、心拍変動と動画鑑賞時の感情の関係性を明確にすることを目標としている。これにより、鑑賞者に作業負担及び心理的負担を与えない動画鑑賞の客観的評価手法の構築ができると考える。

2. 関連研究

動画のレコメンドにユーザの反応を取り入れた研究の一つとして、Asohは、動画の印象に関するユーザのアンケート結果を取り入れた、動画のレコメンドを提案している[4]。これより、従来では行われなかった、動画に対するユーザの印象を考慮したレコメンドが可能になった。しかし、動画を再生する度にユーザに印象を回答させることは、作業負担となる可能性がある。この

¹ 青山学院大学
Aoyama Gakuin University

問題を解決するためには、被験者の印象アンケートの代わりに、センサを取り付けることで被験者から自然に計測でき、ユーザの負担が抑えられると考えた。

Yazdani らは、皮膚温や、脳波など多数のバイタルデータから、動画の視聴によって生じるユーザの情動の変化を推定する手法を提案している [5]。しかし、皮膚温や脳波など多数のバイタルデータを測定するには、ユーザに多数の電極やセンサ機器を装着する必要がある、ユーザの行動や動作を著しく制限してしまう問題がある。

また、カメラによって測定できる眼球運動や顔表情の変化から、ユーザの心的状態を推定する技術も考案されている [6][7]。しかし、動画の視聴にあたっては、「驚き」や「面白い」など急な感情の変化に応じて、ユーザの体や顔が大きく動くことが想定される。このような体や顔の動きは、ノイズとなってしまいうため、動画の視聴中に顔や目の動きを安定して測定するには、ユーザの動作を制限する必要がある。以上から、多数の装置を身に付けたり、顔や体の動きを制限することは、ユーザに余計な負荷を与えてしまい、動画視聴時の感情変化に影響を与えてしまう可能性があると考えた。

ユーザの反応を客観的なデータとして得るための手段として、本人にデバイスを取り付けて生体信号を取得し、解析に利用する方法がある。代蔵らは、動画視聴中の皮膚抵抗値増加量が、被験者の動画の嗜好性に応じて量が変動することを示し、動画視聴中の被験者の皮膚抵抗値増加量反応量に応じて変化するアバターを用いた動画視聴アプリケーションを作成した [8]。Silveira らは、皮膚抵抗値を用いて被験者の動画に対する反応のあった場所を割り出し、動画の嗜好性との関連を比較し、動画に対する評価の分類を行った [9]。その結果、動画中の被験者に対する情動を引き出す刺激を一意に特定することは不可能であるということが分かった。また、使用した皮膚抵抗値と皮膚抵抗値増加量は精神性発汗を示す生体信号を測る指標であるため、そのみで動画に対する評価を測るのは適切でないということが分かった。

以上から、本研究では鑑賞者に作業負担および心理的負担を与えないため、手軽に装着可能なスマートウォッチのみを用いて動画鑑賞時の心拍データを取得し、動画鑑賞の客観的評価手法を構築する。

3. 動画鑑賞時の心拍変動計測

3.1 心拍のゆらぎと感情の関連について

一般的に心拍間隔は、横になる、寝るといった安静状態のとき長くなり、運動した時短くなるつまり、一定ではなく、常に変化している。心拍のゆらぎ（心拍変動）に現れる周期的な変化の要因は、様々あるが、この中でも自律神経系に関係するものは、呼吸と同期したゆらぎと、血圧と同期したゆらぎである。同じ周期の変動ということはお互

いが関係していることを示している。心拍変動は生体のメカニズムによる機能の制御などの影響を受けるため、自律神経系の活動の様子を反映していると考えられる。すなわち、心拍変動を分析することで自律神経系の活動を評価できるということである。そのため、心拍変動解析は、心拍に関わる自律神経系の活動の解析によく用いられる。

人は様々な感情に対して意識と関係なく自律神経系によって生体情報として反応が現れるということから、心拍のゆらぎと関連している。その反応から特徴的な部分を見つけ出し、動画に対する感情を推定することが出来れば、自分好みの動画を容易に見つけ出し、評価することができると考えられる。本研究ではそのようなシステムを開発する上での基盤を構築していく。具体的には動画鑑賞による心拍変動データから動画の種類の関係性や特徴の判定を目指す。そのために動画鑑賞の実験を行った。

3.2 心拍変動計測装置

今回、心拍変動を計測する装置として、Wear OS by Google 搭載の Polar 社製のスマートウォッチ M600 [10] を用いた (図 2)。このスマートウォッチは、フィットネスとスポーツのために設計されたスマートウォッチであり、音楽や健康、ライフスタイル、コミュニティなど、あらゆるニーズに対応する。そして、搭載されているセンサは、心拍センサ、加速度センサや、角速度センサなどである。多くのスマートウォッチは心拍センサを搭載していて、Wear OS API は一拍毎の心拍間隔データを取得する仕組みも提供しているが、殆ど実装されていない。一方、M600 では、Wear OS API の一拍毎心拍間隔データ取得メソッドの実装だけではなく、Polar 社独自のセンサ API により脈波の生データも取得可能なため、心拍変動の算出は可能になっている。さらに、動画鑑賞での心拍間隔データを計測するにあたって、スマートウォッチの心拍間隔と時間を計測するアプリを製作した。図 2 は、製作した心拍間隔と時間を計測するアプリの起動中のスクリーンショットである。



図 2 Wear OS by Google 搭載の Polar M600 を用いた心拍間隔と経過時間取得アプリケーションソフトウェア

3.3 動画内容の検証

動画鑑賞実験の内容や環境の検討を行った。まず、実験で使用する動画を設定するために、初めて鑑賞するコメディ映画、感動する映画、ホラー映画の3種類を、それぞれ2本ずつ鑑賞し、種類ごとに心拍変動の比較を行った。その結果、図3、図4の心拍間隔グラフから、コメディ映画とホラー映画は、感動する映画に比べてより大きく心拍変動に影響していることがわかった。

次に、関連研究で宮本らが行っていた動画に対するユーザの評価（嗜好性）と生体信号の関連性を調べる実験[2]を参考にし、ホラー映画の予告編6本の鑑賞時の心拍変動を計測した。予告編であることによりホラー映画内の恐怖場面がまとまっており、心拍間隔が狭まる要素が多いというメリットがある。その結果、目立った心拍変動はないことがわかったが、それは映画の予告編だと視聴時間が短いため心拍変動への影響が少ないためだと考えた。

最後に、これらを踏まえて実際に被験者に90分ほどのホラー映画1本を鑑賞してもらい、心拍変動を計測した。その結果、映画の後半になるにつれて恐怖場面とは明らかに違うところで心拍変動が長期的に激しくなっていた。それは鑑賞時間が長いと後半になると、疲労や苦痛などが加わっている可能性があると考えた。以上より動画鑑賞実験では、心拍変動に影響しやすいホラー動画の鑑賞と、被験者の負担を少なくするため、長すぎず短すぎない10分ほどの動画を用いることに決定した。

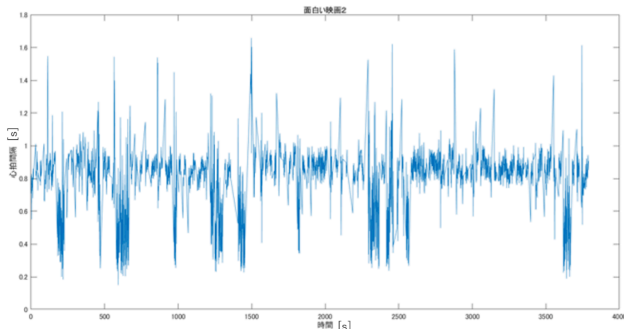


図3 コメディ映画を鑑賞中の心拍間隔

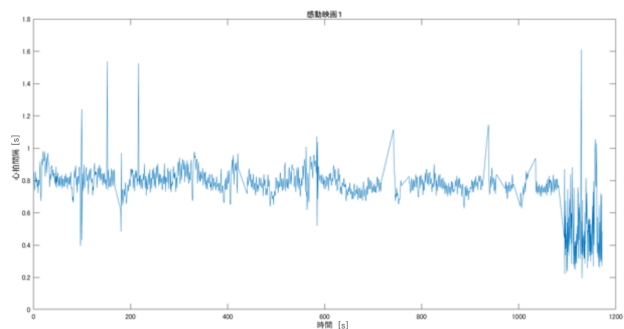


図4 感動する映画を鑑賞中の心拍間隔

3.4 ホラー動画鑑賞実験の手順

被験者として、成人男女10名(21-24歳)に協力していただいた。被験者には、初めて観る10分ほどのホラー動画を鑑賞してもらった。また、動画以外に影響されたデータが入らないように、暗室内にて、一人で動画を鑑賞してもらった。図5は、実験する際の部屋の全体図である。

被験者に部屋の所定の位置に着席後、スマートウォッチを手首に装着してもらい、10分ほどの動画鑑賞を行う。関連研究を参考に、被験者に負担を少なく、余計なストレスをかけないように、実験前後にアンケートなどは取らずに鑑賞中の心拍間隔データから解析を行う。なお、被験者の動画鑑賞中の様子をビデオ撮影する。これは撮影したビデオ映像から、被験者が恐怖を感じたと思われる場面を判断するためである。

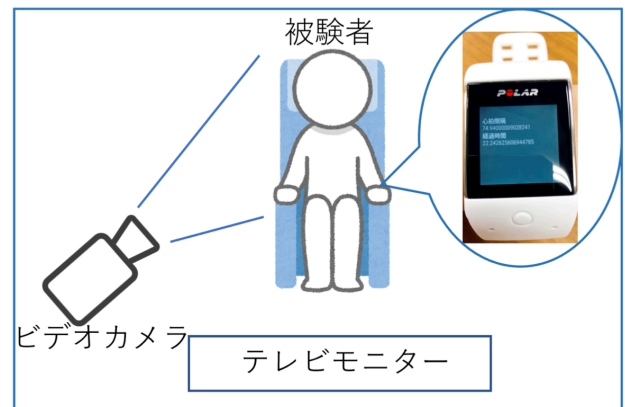


図5 実験部屋の全体図

4. データ分析方法について

本性で行う評価の目的は、ホラー動画を鑑賞中の心拍間隔データから「恐怖・恐怖を感じていない」の分類精度を調査することで、将来スマートウォッチから自動的に恐怖の評価を行う際に、それらの汎化性や、特徴選択を行い、分類に関連しない特徴を特定することで計算量を削減することである。

4.1 心拍変動の分析方法

本実験では、分析の指標として心拍変動の周波数特性から抽出できる低周波領域(LF:0.004~0.15[Hz])と高周波領域(HF:0.15~0.40[Hz])のパワーの比、LF/HFをはじめとして周波数領域の特徴量を用いた。LF/HFは、自律神経機能のバランスを計測するストレス指標としてよく用いられている。LF/HFの指標を用いるために図6のような手順でLF/HFを算出した。また、HF、LF、VLF(超低周波)のパワー(信号の二乗平均値)を算出し、その和をTotal Power(TP)という指標として用いる。これは自律神経系の、全体的な活性程度を反映し、自律神経系調整

能力を反映している。先に述べているように、自律神経系と副交感神経系の両神経系の緊張状態のバランスによって心拍変動への HF, LF の変動波が現れる大きさが変化する。ストレス環境下や緊張状態、疾病状態であれば、自律神経系調整能力は低下し、TP は減少する。これらを利用して、心拍変動から動画鑑賞中の感情分析に利用できると考える。よって本研究では、LF, HF, LF/HF, VLF, TP の周波数領域解析の指標を抽出した。

心拍変動の時間領域指標として代表的なものは、心拍数 (HR :Heart Rate), 心拍間隔平均 (Mean), 心拍間隔の標準偏差 (SDNN :Standard Deviation of NN intervals), 心拍変動係数 (CVNN :Coefficient of Variance NN), 隣接した NN 間隔の差が 50ms を超える回数 (NN50) とその割合 (pNN50:proportion of NN50) などがある。これらは、平均や標準偏差、割合など時間的なばらつき具合から自律神経系の活動を評価する。数学的解析から、周波数領域での評価の方がデータの母数が大きく、算出式的にも指標としての信頼度は高い。しかし、どちらの方が正しい解析という保証はなく、時間領域での解析においても十分信頼できる指標の算出が可能であると考えた。よって本研究では、心拍間隔平均 (Mean), 心拍間隔の中央値 (Median), 心拍間隔の標準偏差 (SDNN :Standard Deviation of NN intervals), 心拍間隔の差の 2 乗平均平方根 (RMSSD), 最大値, 最小値の時間領域解析の指標を抽出した。



図 6 LF/HF の算出方法

4.2 データの前処理

恐怖データのラベリングは恐怖データのラベリングは、被験者が鑑賞している様子を撮影したビデオ映像から判定しラベルの種類は、「恐怖・恐怖を感じていない」の 2 種類に設定した。しかし、恐怖を感じる度合は個人差がある

ため、ビデオ映像から判定するのは難しい。そこで本研究では、鑑賞中の被験者が驚きで声を発した時や動いた時に「恐怖」を感じたと判断する指標を設定した。反対に、何も反応していない時に「恐怖を感じていない」と判断し、ラベリングを行った。その結果、「恐怖・恐怖を感じていない」の合計ラベル数は 88 個になった。さらに、収集した心拍間隔データから 400msec 未満, 1500msec を超える心拍間隔は今回ノイズとして除去した。

ラベリングした箇所は、恐怖を感じた瞬間であるのでその瞬間の前後数十秒を抽出する必要がある。さらに、ラベル前後のデータを抽出することによって主観的に感じた前後何秒に生体情報として反応が現れるかを知ることができると考えた。以上より、ラベリングした前後 30 秒, 前 60 秒, 後 60 秒を窓サイズ 10 秒で 5 秒ずつシフトさせて抽出した。前後 30 秒, 前 60 秒, 後 60 秒, それぞれ「恐怖・恐怖を感じていない」を合わせて 968 個抽出した。

本研究では、「恐怖・恐怖を感じていない」の分類を行うために機械学習を用いるため、ラベリングされたデータセットから特徴量を抽出する。分類精度を高くするために合計 11 個の特徴量を抽出した。抽出した特徴量について図 7 に示す。

特徴カテゴリ	抽出指標	説明	特徴数
周波数領域解析	LF	低周波数成分	5
	HF	高周波数成分	
	LF/HF	LF と HF のパワーの比率	
	VLF	超低周波数成分	
	TP	トータルパワー	
時間領域解析	平均	心拍間隔の平均	6
	Median	心拍間隔の中央値	
	SDNN(SDRR)	心拍間隔の標準偏差	
	RMSSD	心拍間隔の差の 2 乗平均平方根	
	最大値	心拍間隔の最大値	
	最小値	心拍間隔の最小値	

図 7 抽出した 11 個の特徴

4.3 機械学習モデルの選出

機械学習の手法は、教師あり学習と機械なし学習の 2 種類ある。「恐怖・恐怖を感じていない」のラベリングされたデータを用いて、モデルを訓練し、出力を予測できる教師あり学習を用いる。さらに、教師あり学習は分類や回帰の手法を用いてモデルを作成するが、本研究では「恐怖・恐怖を感じていない」の分類を行うので分類モデルを使用する。一般的な教師あり学習の分類器は、サポートベクターマシン (SVM), 決定木, 最近傍分類器, アンサンブル分類器などがあるが、分類を行うにあたって分類器を選定する必要がある。どの分類器が最適なモデルであるかを調べるために Matlab にあるアプリケーションの「分類学習器」を利用する。分類学習器を用いた分類器選択の手順は、アプリケーションを実行するために、「恐怖・恐怖を感じていない」の特徴量データセットとこのデータセットに対する

「恐怖」、「恐怖を感じていない」のラベルを与える。また、検証方法を指定する必要があるため、五分割交差検証を指定した。次に与えたデータに対して、決定木、線形SVM、ガウスSVM、最近傍分類器、バギング決定木の分類モデルに自動学習させた。分類学習器は、モデルの自動学習後に各モデルの指定した検証方法でのスコアが出力される。

本研究では、五分割交差検証を指定したので五分割交差検証の平均精度が出力された。最後に、分類学習器の出力結果により「恐怖」、「恐怖を感じていない」の分類に用いるモデルを選定した。これにより、ブーティング決定木の平均精度が一番高いことがわかった。よって、ホラー動画鑑賞中での「恐怖・恐怖を感じていない」の分類のために、ブーティング決定木を用いたアンサンブル分類器を選定した。アンサンブル分類器とは、決定木のような単純なモデルを複数組み合わせ、複雑で非線形なモデルを構築する手法である。個々のモデルは単純なため高速に実行でき、高い精度も実現できるとされている。その中のブーティング決定木とは、先に学習したモデルで分類に失敗した訓練データを分類できるように、後段のモデルを修正していく手法である。逐次的にモデルを作成し、最終的には個々のモデルの精度を用いた重み付き多数決を実施する。

5. 分析結果

5.1 LF/HF による分析手法の結果と考察

前章で説明した分析手法から正規化した時間経過による LF/HF の変化のグラフを求めた。動画鑑賞中の心拍変動から算出した LF/HF のグラフを被験者 2 名を例に挙げて図 8、図 9 に示す。また、グラフに赤い米印でプロットされている場所は、被験者の主観的な恐怖データをラベリングした箇所を表している。

図 9 のデータの被験者は、主観評価として 10 か所で恐怖を感じている。グラフを見ると、赤い米印で表されている恐怖ラベルと LF/HF 値の高い箇所が一致しているところは少ない。そこで恐怖ラベルの前後数十秒に注目して見ると、430 秒の恐怖ラベルの前数十秒に LF/HF 値が高い箇所があるが、10 人全員が一様に恐怖ラベルの前数十秒の LF/HF 値が高いとはいえなかった。また、図 8 のデータの被験者は、主観評価として 1 か所しか恐怖を感じていないが頻りに LF/HF 値が高く出ている。そして、他の被験者も同様に、恐怖ラベルと LF/HF 値の高い箇所が一致しているところは少なかった。これらの原因としては、被験者が主観的に恐怖を感じたと思われる箇所をビデオ映像で評価した判断に差が生じていたことが考えられる。

さらに、ホラー動画の得意不得意などの差もデータに影響を及ぼす可能性がある。実際に、ホラー動画が好きな被験者は恐怖箇所であきらかに LF/HF 値が高く、影響が出ていたが、ホラー動画が苦手な被験者は恐怖箇所に関係なく終始 LF/HF 値が高かった。このように、LF/HF のグラ

フでは、詳細に恐怖の主観評価とストレス指標を比べることはできない。そのため特徴量を抽出し、機械学習を用いて「恐怖・恐怖を感じていない」の分類精度を検証した。

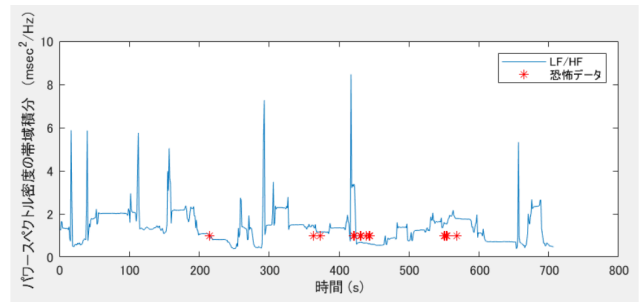


図 8 恐怖ラベルと LF/HF の変化 (例 1)

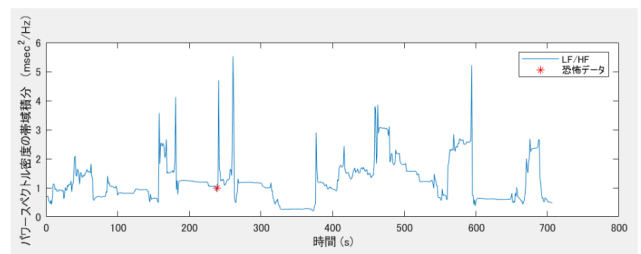


図 9 恐怖ラベルと LF/HF の変化 (例 2)

5.2 一人抜き交差検証を用いた判別性能

テストデータを用いて、アンサンブル分類器のブーティング決定木を用いて、一人抜き交差検証による精度を確認し、「恐怖・恐怖を感じていない」を判別する。本節では、11 個の特徴量を用いたアンサンブル分類器のブーティング決定木による一人抜き交差検証を行った。結果として、前後 30 秒、前 60 秒、後ろ 60 秒の適合率、再現率、F1 値、さらに F1 値の最大値、最小値、標準偏差を出した。一人抜き交差検証を行った結果を表 1 に示す。

前後 30 秒、前 60 秒、後ろ 60 秒ともの F1 値は 90% を達していて、後ろ 60 秒のデータの方が最も高い。なお、F1 値の標準偏差を比較すると、ラベル前 60 秒が、2% と最もばらつきの小さい結果となった。F1 値が 90% を超えて、実際に動画共有サイトの評価とスマートウォッチを連携させてホラー動画を視聴し、リアルタイムに評価を行うことが可能と考える。なお、LF/HF の変化に注目したところ、恐怖箇所前後の比較の結果、恐怖感情後 25 秒程にかけて反応が持続していた。

5.3 ラベル前後のストレス指標 (LF/HF) 推移

恐怖ラベル前後の LF/HF について、被験者 1 名の恐怖ラベル前後 30 秒を例に挙げて結果を図 10 に示す。図 10 より、恐怖箇所の 10 秒程前から LF/HF 値が 1.22(msec²/Hz)

表 1 一人抜き交差検証の判別性能評価結果

10人平均	F1 値±標準偏差			ラベル数
	前後 30s	前 60s	後 60s	
恐怖	0.90 ± 0.08	0.91 ± 0.02	0.92 ± 0.05	968
恐怖以外	0.90 ± 0.07	0.92 ± 0.02	0.93 ± 0.05	968

と高く出ている。そして、前 60 秒と後ろ 60 秒の LF/HF 推移では、恐怖箇所の 15 秒程前から恐怖箇所以降 25 秒程にかけて LF/HF 値が 1.22(msec²/Hz) と高く出ている。10 人の LF/HF 推移グラフも同様であった。

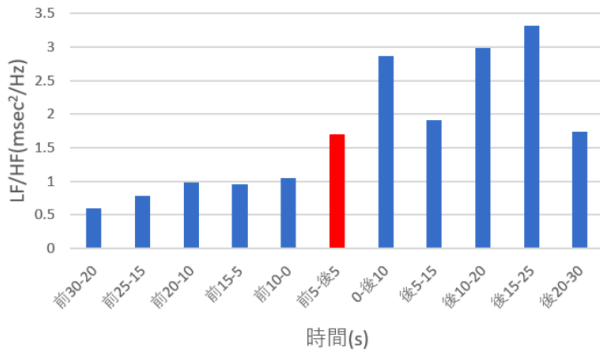


図 10 恐怖ラベル前後 30 秒の LF/HF 推移

6. 考察とまとめ

一人抜き交差検証の汎化性能評価結果、F1 値はほとんど変わらないが、後ろ 60 秒の F1 値が最も高く、汎化性があるといえる。さらに、F1 値の標準偏差を比較すると、前 60 秒の F1 値が最もばらつきの小さい結果となった。F1 値が 80% を超えると、実際に動画共有サイトの評価とスマートウォッチを連携させてホラー動画を視聴し、リアルタイムに評価を行うには問題のない結果だと言える。さらに、恐怖ラベル前後の LF/HF 推移については全被験者に、恐怖箇所以前 15 秒程から恐怖箇所以降 25 秒程にかけて生体情報として反応が出ている。これは、被験者が恐怖を感じた瞬間だけでなく数十秒前後にかけて心拍に影響が出ていると考える。

本研究では、LF/HF と恐怖箇所の比較、さらに、恐怖箇所前後のデータより、一人抜き交差検証を行い、汎化性能評価を行った。一人抜き交差検証の結果、10 人の平均 F1 値が 90% 以上と非常に良い結果であり、実際に動画共有サイトで生体情報から自動的に評価を行うには問題のない結果であると考えられる。LF/HF と恐怖箇所前後の比較の結果、恐怖感情後 25 秒程にかけて生体情報として反応が持続していた。今後は、より多くのデータを収集し、コメディ、感動、恋愛映画などの評価に対応できるようなスマートウォッチを用いた動画の自動的な評価システムの構築を目指す。

参考文献

- [1] 角田啓介, 江口佳那, 吉田和広, 渡部智樹, 水野理ほか. 心拍と呼吸を用いたコンテンツ視聴による気分変化の推定: コメディ視聴における検討. 情報処理学会論文誌 コンシューマ・デバイス & システム (CDS), Vol. 7, No. 1, pp. 44–52, 2017.
- [2] 宮本晴司, 代蔵巧, 棟方渚, 小野哲雄ほか. 生体信号を用いた動画視聴中のユーザ評価の推定. エンタテインメントコンピューティングシンポジウム 2015 論文集, Vol. 2015, pp. 568–573, 2015.
- [3] 日本映像ソフト協会. 2013~2018 年のビデオストリーミングサービス市場. 2010 2018 年の劇映画市場: 日本映画製作者連盟, 2018.
- [4] H. ASOH. A movie recommendation method considering both users' personality and situation. *Proceedings of the ECAI2006 Workshop on Recommender Systems*, pp. 45–48, 2006.
- [5] Ashkan Yazdani, Jong-Seok Lee, Jean-Marc Vesin, and Touradj Ebrahimi. Affect recognition based on physiological changes during the watching of music videos. Vol. 2, No. 1, March 2012.
- [6] 水科晴樹, 阪本清美, 金子寛彦. 課題遂行時の作業負荷により誘発された心理的ストレスとサッカーボール運動の動特性との関係. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 94, No. 10, pp. 1640–1651, 2011.
- [7] 石井雅樹, 佐藤和人, 間所洋和, 西田眞. 自己画像特性を用いた顔表情カテゴリーの抽出と感情空間マップの生成. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 91, No. 11, pp. 2659–2672, 2008.
- [8] 代蔵巧, 棟方渚, 小野哲雄. Excitube: 鑑賞者の興奮を共有する動画鑑賞システム (i 特集, アート & エンタテインメント 3). 日本バーチャルリアリティ学会論文誌, Vol. 18, No. 3, pp. 247–254, 2013.
- [9] Fernando Silveira, Brian Eriksson, Anmol Sheth, and Adam Sheppard. Predicting audience responses to movie content from electro-dermal activity signals. In *Proceedings of the 2013 ACM international joint conference on Pervasive and ubiquitous computing*, pp. 707–716, 2013.
- [10] Polar m600. android wear 搭載スポーツ用スマートウォッチ. polar japan.