覚醒水準低下を事前予知するモデル構築の試み

○目片 悠貴（慶應義塾大学）

中西 美和（慶應義塾大学）

Construction of a Model for Predicting Decreased Arousal Level in Advance

Yuki MEKATA (Keio University),

Miwa NAKANISHI (Keio University)

1. はじめに

眠気に伴う事故は自動車運転時などの様々な場面で発生しており、眠気を検知し、覚醒を促すシステムの搭載が進められている。近年では、覚醒を促すための働きかけとして、従来の外的刺激による方法に加えて、AIエージェントを用いた対話形式の覚醒維持手法も見られる（目片ら, 2019）。外的刺激による方法は、覚醒水準が低下した状態で提示を行うことにより、覚醒を促すことを指向した手法であるが、AIエージェントによる対話を用いた手法は、覚醒水準が低下する前段階に適用することで、覚醒水準が高い状態を維持することを指向した手法であり、対話による働きかけによって不快感や違和感を伴うことなく、覚醒水準の低下を防止する効果が期待できる。このような手法を適用するためには、覚醒水準の低下を事前に予測する必要があるが、このような覚醒水準の低下を事前予知する手法に関して、瞬目、視線や頭部の動き、運転時間などを用いて覚醒水準が低下するまでの時間を予測する研究例が見られるものの（Jacobeら, 2019）、これらの指標を全て記録し、複合的に使用することは難しく、実車での実用化には至っていない。そこで、本研究では、覚醒維持システムへの応用を狙いとして、特にカメラの設置のみで取得可能であり、実装可能性が高いと考えられる顔画像を用い、機械学習により顔画像の特徴を学習することで、覚醒水準の低下を事前予知するモデルの構築を試みた。

2. 実験による学習データの取得

2.1. 実験方法

機械学習を用いた覚醒低下の事前予知モデルの導出のために、学習データを取得するための実験を行った。実験タスクは、自動運転模擬タスクとし、実験参加者は、自車がコースを進行する様子を60分間監視するタスクに臨み、30秒ごとにその時点の眠気を主観評価した。実験参加者は走行す

る車線をスイッチによって選択する操作を行うことができるが、その他の操作は全て自動で行われた。また、走行中には周囲の環境が変化するイベントが発生した。イベントの内容はDriving context ontology（Benjaminら, 2018）によるカテゴリを参考に、車線数の変化、渋滞、トンネル、カーブ、市街地、山道、降雨、霧を設定した。実験画面は65インチのディスプレイを3台用いて、実験参加者の視界を180° 覆うように設置した。図1に実験画面の例を、図2に実験システムの概要を示す。

図1 実験画面の例

図2 実験システムの概要

2.2. 記録項目

眠気の主観評価は、30秒ごとに「現在の眠気を回答してください。」という音声で提示され、実験参加者は手元のキーにより、その時点での眠気を5段階評価（1が最も覚醒している状態、5が最も眠気が強い状態）により回答するものとした。

さらに、機械学習の特徴量として使用するために、タスク中の実験参加者の顔画像を記録した。顔画像は視線計測装置EMR-ACTUS（nac社製）から出力される映像を60Hzで記録した。また、覚醒水準の評価に用いられており、覚醒水準低下の予測の特徴量として使用することが可能であると考えられる生理指標についても測定を行った。

2.3. 実験参加者

実験参加者は23歳の男性2名であった。それぞれが上述した学習データ取得のためのタスクに3

回繰り返し臨んだ。なお、各実験参加者が1日に行うタスクは1回のみとし、繰り返しは別日程で行った。本研究は、慶應義塾大学理工学部・理工学研究科研究倫理審査委員会の審査を受け、承認を得た上で実施した。

3. 覚醒低下の事前予知モデルの構築

取得されたデータを用いてその時点から30秒後に覚醒水準の段階が低下しているかどうかを判別するモデルを構築した。

3.1. 学習データの形成

60Hzで記録された実験参加者の顔映像から1フレームごとに顔画像を抽出した。さらに、その時点での眠気の主観評価と30秒後の眠気の主観評価の値を比較し、その時点での主観評価値よりも30秒後の眠気の主観評価値が大きい場合には覚醒水準低下、それ以外の場合は覚醒水準維持または改善と判定し、顔画像と対応付けた。図3に学習に用いた顔画像の例を示す。

図3 学習に用いた顔画像の例

3.2. 顔画像の学習によるモデルの構築

モデル構築にはopencvの顔推定アルゴリズム Local Binary Pattern Histogram (LBPH) を用いた。各実験参加者について、抽出された顔画像から覚醒水準低下と判定された10000枚の画像と覚醒水準維持または改善と判定された10000枚の画像の計20000枚の画像を学習データとし、LBPHを適用した。これにより個人ごとに30秒後に覚醒水準が低下しているかを予測するモデルを構築した。

4. 覚醒低下の事前予知モデルの精度検証

上記の方法で導出したモデルを用いて、テストデータに対して、30秒後の覚醒水準低下をどの程度の精度で予測できるかを検証した。テストデータには、各実験参加者について、学習データとして用いなかった画像の中から、覚醒水準低下と判定された30000枚の画像と覚醒水準維持または改善と判定された30000枚の画像の計60000枚の画像を用いた。表1にテストデータに対する主観評価

による判別とモデルによる予測結果の対応を示す。予測の精度は79.6%となり、30秒後に覚醒水準が低下しているか否かの判別を比較的高い精度で実現可能であることを確認できた。さらに、適合率は86.4%、適合率は76.1%となり、実際に覚醒水準が低下しているが、低下していないと予測する可能性が小さく抑えられることも確認できた。

表1 覚醒低下の予測精度 (データ件数)

		予測結果	
		低下	維持または改善
主観評価	低下	51844	8156
	維持または改善	16299	43701

さらに、モデルの予測精度を詳細に検討するために、30秒後の眠気の主観評価の値によりテストデータを分類し、覚醒水準の段階ごとに予測の精度を評価した。表2に覚醒水準の段階ごとに分類した予測結果の評価を示す。覚醒水準が比較的高い状態である2や3の場合に精度が高くなり、覚醒水準が低下するにつれて精度が低下する傾向が見られた。覚醒水準が最も低い状態である5の場合には、適合率が大きく低下し、覚醒水準が低下したと予測されたが、実際には低下していないという場合が多く含まれる結果となった。

表2 覚醒水準の段階ごとの予測結果

	30秒後の眠気の主観評価			
	2	3	4	5
再現率(%)	87.2	88.8	86.1	80.3
適合率(%)	85.1	85.1	81.7	69.0
精度(%)	82.4	82.1	80.6	75.4

5. まとめ

顔画像を特徴量として、機械学習により、覚醒水準の低下を30秒前に予測するモデルの構築を試みた。結果として、本モデルによると、覚醒水準が低い状態では、予測の精度がやや低下する傾向も見られたが、概ね80%を超える精度で事前予知が可能となることを示した。このような覚醒水準低下を事前予知する手法の確立により、システムがユーザにプロアクティブに働きかけ、覚醒水準の高い状態を維持するシステムへの応用が期待される。