

画像処理にもとづく眠気の推定 —居眠り運転の防止を目指して—

M2021SC012 嶋田悠介

指導教員：大石泰章

1 はじめに

2021年の全国の交通事故のうち、漫然運転や安全不確認といった運転者の安全運転義務違反が原因のものが全体の約70%を占めている [1]。そして、安全運転義務違反者の約2割程度が居眠り運転をしていたと推測される [2]。加えて、居眠り運転は危険回避をせずに衝突するため被害が大きくなりやすい。このように、居眠り運転の防止は大きな社会的課題である。

居眠り運転の防止のためには、眠気の推定が必要である。眠気を直接計測することは困難なので、眠気と相関がある特徴量（あくび、まばたき等）を計測し、眠気を推定するのが普通である。ただし、接触式の計測手段は対象者に煩わしさを感じさせてしまう。これを避けるために、顔の画像から眠気に強い相関を持つ特徴量を抽出し、これらを用いて眠気の推定に取り組むものがある [3][4]。しかしこれらの研究では、高コストの実験機器や画像処理システムを用いたものがほとんどである。そして、近年では機械学習を利用し、直接眠気を推定に取り組むものがある [5]。

本研究では、非接触で低コストの眠気の推定を実現するために、画像処理ライブラリ OpenCV [6] と Dlib [7] を組み合わせて用いて顔の画像データを取得し、サポートベクターマシン (SVM) [8] を用いて眠気の有無を判定することを目指す。

2 アプローチ

眠気を感じている顔の画像と眠気を感じていない顔の画像を用意し、これらに SVM による 2 クラス分類を適用して眠気を感じているかどうか区別できるようにする。

顔の画像を SVM に入力する際に、画像データをそのまま入力するのではなく、画像の前処理を行い、顔の目や鼻などの特徴点の座標を抽出してこれを入力する。こうすることにより、画像データから眠気に関係ないと考えられる顔以外の背景のデータや色データなどを取り除くことができ、処理速度を高速化することができる。画像処理には OpenCV と Dlib を用いる。

2.1 OpenCV

OpenCV は、画像処理や画像解析、機械学習などの機能を持つオープンソースのライブラリである。また Windows や Linux など幅広い開発環境で利用することができる。Python や Java, MATLAB を用いて開発することができる。

本研究では、PC に保存した顔の画像を呼び出し、グレースケールに変換するときに利用した。

2.2 Dlib

Dlib は C++ 言語で書かれたオープンソースのクロスプラットフォームソフトウェアライブラリである。Dlib はニューラルネットワークやサポートベクター回帰などの機械学習や画像処理を行うことができる。

本研究では、Dlib に用意されている顔検出ツールを用いて画像の中にある顔の位置を特定する。その後、Dlib に用意されている顔の特徴点を検出するツールを用いて図 1 に示すような 68 点の座標を抽出する。

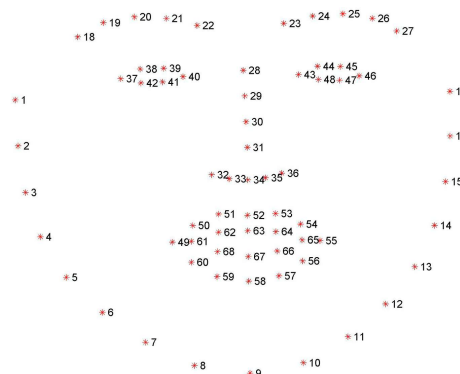


図 1: 顔の特徴点 ([9] より)

2.3 SVM

SVM は主に 2 クラスの分類に用いられる機械学習手法の一種で、事前に用意したデータから特徴や規則を学習し、2 クラスを分類する超平面を発見する。この超平面を用いて、新たに得たデータがどちらのクラスに属するかを分類する。

超平面を見つける方法を説明する。 m 次元の変数 $\mathbf{x} = (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m)^T$ からなる n 個の学習データ $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$ が与えられており、これらの学習データが K_1, K_2 のどちらかに属しているとする。このとき、2 クラスを分離する超平面を考える (図 2) :

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0.$$

特に、超平面とデータのすき間 (マージン) が最大になる超平面を求めることを考え、次の最適化問題を解く :

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{w}, b}{\text{minimize}} && \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ & \text{subject to} && z_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, n. \end{aligned}$$

ただし、学習データ \mathbf{x}_i が K_1 に属するとき $z_i = 1$, K_2 に属するとき $z_i = -1$ とする。

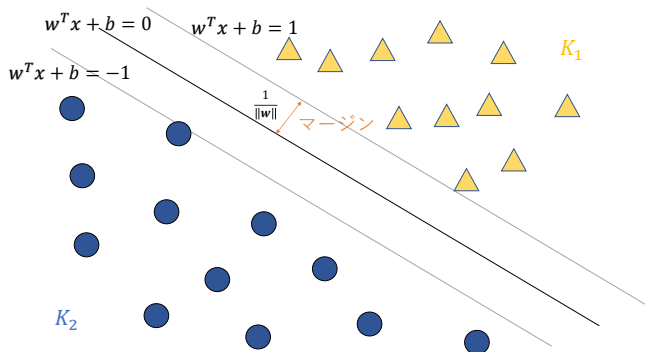


図 2: SVM による 2 クラスの分類

2 クラスを完全に分類する超平面がない場合にも、制約条件を緩和することによって対応することができる。

3 眠気の推定の手順

3.1 画像の収集

SVM の学習対象として、筆者自身の眠気を感じていない画像と眠気を十分に感じている画像をそれぞれ 30 枚用意した。眠気の基準は起床から数時間経過し、筆者自身が十分眠気を感じていない状態の顔を「眠気を感じていない顔」とし、起床から 24 時間程度経過し、十分眠気を感じている状態の顔を「眠気を感じている顔」とした。また、それぞれの画像を撮影する時に、データの偏りが起きないようにするためにカメラの連射機能を使わずに時間を置き、背景を変えて撮影するようにした。

3.2 画像処理

Dlib に入力するデータを得るためまず、OpenCV を用いて画像をグレースケール変換を行い処理を高速化する。その後、Dlib を用いて画像から顔の位置を特定し、その顔の 68 点の特徴点を抽出する。

Dlib が検出した顔の特徴点に印をつけた画像を図 3 に示した。検出された点は眉毛や目、鼻、あごなどのおおよそ目的の顔の特徴点をとらえていると考えられるため十分な精度である。

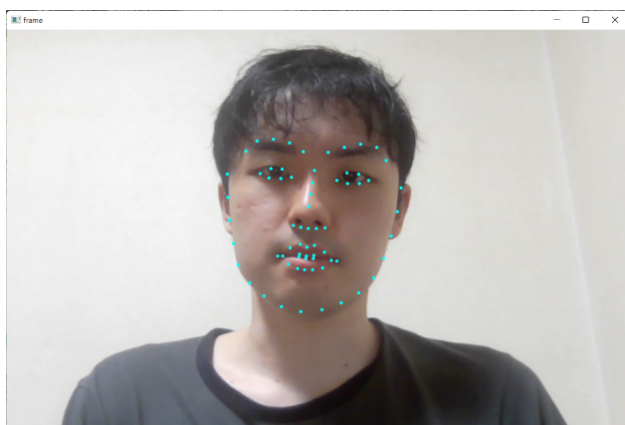


図 3: 開発環境下での特徴量の検出

3.3 SVM に入力するデータ

本節では SVM に与えるデータについて説明する。3.2 節の方法より、各画像から 68 個の特徴点の座標 (x_k, y_k) , $k = 1, 2, \dots, 68$ を抽出する。画像に写っている顔の大きさや画像の解像度が分類に影響を与えないようにするため、標準偏差を使って正規化する。

まず標準偏差を

$$s_x = \sqrt{\frac{1}{68} \sum_{1 \leq k \leq 68} (x_k - \bar{x})^2},$$

$$s_y = \sqrt{\frac{1}{68} \sum_{1 \leq k \leq 68} (y_k - \bar{y})^2}$$

のように求める。ただし、 \bar{x} は特徴点の x 座標 x_k の平均、 \bar{y} は特徴点の y 座標 y_k の平均である。

その後、それぞれの座標を標準偏差で割った正規化座標 $(x_k - \bar{x})/s_x$ と $(y_k - \bar{y})/s_y$ を求める。

得られた正規化座標 $(x_k - \bar{x})/s_x$, $(y_k - \bar{y})/s_y$, $k = 1, 2, \dots, 68$, を SVM に与えるデータ \mathbf{x} とする。ベクトル \mathbf{x} の次元は 136 次元である。

さらに、眠気を感じているかいないかを表すラベル変数 z をあわせた (\mathbf{x}, z) が 1 枚の画像から得られるデータとなる。

3.1 節で集めた全ての画像からデータ (\mathbf{x}, z) を得、ランダムに並び替えた上でデータの 7 割をトレーニングデータとし、残りの 3 割をテストデータとして SVM に入力し分類の精度の検証を行う。

3.4 SVM の学習と分類精度の計算

3.1 節で集めた画像を用い、前節で述べた手法でデータを作成し、SVM に学習させる。具体的には、眠気を感じている画像 30 枚と眠気を感じていない顔の画像 30 枚の合計 60 枚をランダムに並び替える。その後、合計の 7 割にあたる 42 枚の画像データをトレーニングデータとして SVM に入力し、2 クラス分類する超平面を求める。トレーニングデータにしなかった残りの 18 枚をテストデータとして用い、求めた超平面によって正しい分類ができるかどうかを調べて、分類精度を求める。用いるトレーニングデータに依存して分類精度は変わるので、以上の工程を 5 回行い、それぞれの結果の平均を求めた。

4 眠気の推定実験

3 章の方法で眠気の推定実験を行った。得られた 5 回分の分類精度を表 1 にまとめる。

実験の結果、高い精度で分類することができた。このことから、SVM を用いることで本研究の目的である眠気の有無の判別をすることができ、居眠り運転防止システムの作成にも活かせると考えられる。

表 1: 眠気の推定実験結果

実験	分類精度
1 回目	94 %
2 回目	89 %
3 回目	83 %
4 回目	94 %
5 回目	94 %
平均	91 %

表 2: 眠気の推定実験結果 2

実験	分類精度
1 回目	89 %
2 回目	83 %
3 回目	100 %
4 回目	89 %
5 回目	78 %
平均	88 %

5 筆者以外の画像の分類

5.1 画像の収集

4 章で行った実験では、筆者自身の顔の画像を用いて眠気の推定を行った。しかし、筆者以外の人の眠気を推定するには不十分であると考えられる。そのため、筆者以外の顔の画像においても眠気の推定が行えるかどうか実験を行った。

筆者以外の眠気を感じている顔の画像の収集には画像解析の研究でしばしば用いられる写真共有サイト Flickr[10]を用いた。Flickr は個人で撮影した写真を整理、分類、展示をすることができ、見知らぬ人とコメントでコミュニケーションすることができる写真共有コミュニティサイトである。このサイトではアップした写真にキーワードをつけて分類することができ、この機能を用いて画像解析に取り組む研究がある [11]。本研究では、眠気に関係がある単語である「sleepy (眠い)」や「yawn (あくび)」などで画像の検索を行い、確かに眠そうだと思われる画像を 30 枚収集した。

ただし、Flickr で収集した眠気を感じている顔の画像は元々 100 枚用意していたが、Dlib を適用したところ顔の向きや逆光により上手く顔を検出できなかったものが多く、最終的に 30 枚を使用することとなった。一方、眠気を感じていない画像については Flickr での検索による収集が難しかったため、4 章で利用した筆者自身の眠気を感じていない顔の画像 30 枚を「眠気を感じていない顔」として SVM に入力する画像に用いた。

5.2 眠気の推定実験

前節で収集した画像を使って眠気の推定実験を行った。実験は 5 回行い、得られた分類精度を表 2 にまとめた。

実験の結果、高い精度で分類することができた。しかし、「筆者の顔かそうでないか」という分類になってしまった可能性が考えられる。

6 少数の特徴点を用いる顔の画像の分類

ここまでは顔の 68 点の特徴点を用いて分類を行ったが、用いる特徴点の数を減らすことができれば計算量を減らすことができる。また、先行研究 [12][13] では、口や目の開閉状態や、顔の向きが眠気の推定に有効であるとされている。

本節では、直接眠気の推定を行うのではなく、口や目の開閉状態や、顔の向きを推定することにし、これを少数の特徴点を使って行うことを試みる。

まず口や目の開閉、顔の向きの推定に重要だと思われる目や口、あごなどの 18 点の顔の特徴点を選択した (図 1 の 4, 9, 14, 18, 22, 23, 27, 34, 37, 39, 40, 43, 44, 46, 49, 52, 55, 58 番の点)。口の開閉の分類は筆者自身の口を閉じた画像 10 枚と口を開けた画像 10 枚の合計 20 枚を用意し、18 点の特徴点の正規化座標を用いて SVM で分類を行う。具体的には、合計 20 枚のうち 7 割にあたる 14 枚をトレーニングデータとして超平面を求め、3 割にあたる 6 枚をテストデータとして 5 回実験を行い、分類精度を調べた。結果を表 3 に示す。

また、目の開閉の分類については口の開閉の分類と同様に、筆者自身の目を閉じた画像 10 枚と目を開けた画像 10 枚の合計 20 枚を用意し、18 点の特徴点の正規化座標を用いて SVM で分類を行う。14 枚をトレーニングデータとして超平面を求め、6 枚をテストデータとして 5 回実験を行い、分類精度を調べた。結果を表 4 示す。

顔の向きの分類方法は、正面から顔を写した画像を 12 枚用意し、上下左右を見ている顔を写した画像をそれぞれの方向で 3 枚ずつ用意する。合計 24 枚の画像データを用いて画像に写る顔が正面を向いているかどうかを SVM で分類を行う。具体的には、合計の 7 割にあたる 17 枚をトレーニングデータとし、3 割にあたる 7 枚をテストデータとして、分類精度を調べた (表 5)。

実験の結果、口の開閉の分類と目の開閉の分類については少数の特徴点を用いる場合であってもそれぞれ高い精度で分類することができた。

顔の向きの分類についてはあまり精度が高くなかったが、これは上下左右を向いた顔の画像のサンプル数が少なかったことが原因だと考えられる。

また、今回の実験で用いた 18 個の顔の特徴点は筆者が主観的に選んだものであるため、SVM により求められる超平面の係数 w に注目することで、よりシステムティックに選出できると考えられる。

7 おわりに

本研究では筆者自身の眠気を感じている画像と眠気を感じていない画像を用いて眠気の推定を行った。具体的には、

表 3: 少数の特徴点による口の開閉の分類

実験	分類精度
1 回目	100 %
2 回目	100 %
3 回目	100 %
4 回目	100 %
5 回目	100 %
平均	100 %

表 4: 少数の特徴点による目の開閉の分類

実験	分類精度
1 回目	83 %
2 回目	100 %
3 回目	100 %
4 回目	83 %
5 回目	100 %
平均	93 %

表 5: 少数の特徴点による顔の向きの分類

実験	分類精度
1 回目	88 %
2 回目	62 %
3 回目	75 %
4 回目	75 %
5 回目	50 %
平均	70 %

眠気を感じていない画像と眠気を感じている画像の正規化座標を求め、それらを SVM に入力し、2 クラス分類により眠気の推定を行った。結果として、高い精度で眠気の推定を行うことができた。

また、筆者以外の顔の画像を用いた眠気の推定実験も行った。結果として、筆者が筆者以外かを分類したと考えられる。

今後の課題としては、動画やリアルタイムの映像に対して本研究の手法を用いて眠気の推定を行い、居眠り運転防止システムを作成することが挙げられる。ただし、実用上、居眠り運転防止システムを作成するには、ノイズに強く、正確な分類を行うことができるバランスの良い顔の特徴点を用いる必要がある。SVM によって求められる超平面の係数を調べることで眠気の推定に重要な顔の特徴点を得ることができ、ノイズに強い眠気の推定ができると考えられる。

また、写真共有サイトの画像を用いて眠気の推定を行ったが満足いく画像の収集や実験結果が得られなかった。したがって、複数人の眠気を感じている画像を集めることも課題である。

参考文献

- [1] 令和 3 年中の交通事故の発生状況. 警察庁交通局, <https://www.e-stat.go.jp/stat-search/file-download?statInfId=000032169263&fileKind=2>
- [2] 高速道路での居眠り運転防止に向けた効果的な対策に関する調査研究(最終報告). 高速道路調査会, https://www.express-highway.or.jp/info/document/rpt_t_008.pdf
- [3] 大見拓寛:「運転者の居眠り状態評価の画像センサ」. 人工臓器, Vol. 42, No. 1, pp. 99–103, 2013.
- [4] 松尾治夫, キアット アブデラジズ:「居眠り運転の計測と眠気の度合い評価, および眠気の指標の評価」. 計測と制御, Vol. 55, No. 3, pp. 259–263, 2016.
- [5] 内藤大智, 秦野亮, 西山裕之:「脳波と表情を用いた機械学習に基づく居眠り運転の予兆検出に関する研究」. 情報処理学会, 第 81 回全国大会講演論文集, pp. 513–514, 2019.
- [6] OpenCV. <https://opencv.org/>
- [7] Dlib. <http://dlib.net/>
- [8] 竹内一郎, 鳥山昌幸:「サポートベクトルマシン」. 講談社, 2015.
- [9] ibug. <https://ibug.doc.ic.ac.uk/resources/faceal-point-annotations/>
- [10] Flickr. <https://www.flickr.com/>
- [11] 柳井啓司:「画像メディア技術の実世界データへの応用」. 映像情報メディア学会誌, Vol. 66, No. 11, pp. 903–906, 2012.
- [12] 北島洋樹, 沼田仲穂, 山本恵一, 五井美博:「自動車運転時の眠気の予測手法についての研究(第 1 報, 眠気表情の評価法と眠気変動の予測に有効な指標について)」. 日本機械学会論文集(C 編), Vol. 63, No. 613, pp. 93–100, 1997.
- [13] 水上直樹, 長峯望, 中曽根隆太, 島山直, 羽山和紀, 蔡東生, 董然:「運転士の支援に向けた眠気検知手法の開発」. 鉄道総研報告, Vol. 33, No. 1, pp. 11–16, 2019.