

覚醒下手術映像記録からの術中検査イベント自動検出法 Automatic Detection Method of Intraoperative Examination Events from Awake Surgery Videos

西村俊彦[†] 長尾智晴[†] 村垣善浩[‡] 田村 学[‡] 南 伸二[§]

Toshihiko Nishimura Tomoharu Nagao Yoshihiro Muragaki Manabu Tamura Shinji Minami

1. まえがき

手術を動画像として記録することは手術工程やインシデントの解析において効果的な方法の1つである。しかし、手術の動画像記録は大規模なデータになってしまい、詳細な解析をすべて人手で行うことは困難である。そこで、動画像記録から画像情報・音声情報を処理し、解析に有効な術中イベントを自動的に検出することが必要である。

本研究では、東京女子医科大学病院において手術記録システム IEMAS(Intraoperative Examination Monitor for Awake Surgery)[1] を用いて記録された覚醒下手術と呼ばれる脳外科手術の動画像記録を対象としている。覚醒下手術では、言語マッピングと呼ばれる脳機能野の同定を行う工程が重要である。この工程では、手術中に患者を目覚めさせ脳表面へ直接電気刺激を与えることによって発話停止などの症状をモニタリングし、言語機能野の同定を行う。これは、言語野の広がりには個人差があり、解剖学的な指標だけでは正確な位置を同定することが難しいからである。言語野の同定には失語の症状、電気刺激時間、出題している言語タスクなどを総合的に判断する必要があるため言語マッピング方法に関する詳細な分析が必要である。

東京女子医科大学病院では、IEMAS を用いて記録された覚醒下手術の映像記録が大量に存在する。本研究では、これらの映像記録の効率的な解析を行うために動画像、音声信号処理技術を用いた自動イベント検出に関する研究を行っている。

2. IEMAS と患者応答パターンの分類

2.1. IEMAS の概要

IEMAS とは、覚醒下手術を記録するための映像記録システムで、複数台のカメラ情報と患者の応答音声同期して記録されている。動画像記録の例を図 1 に示す。(a) は患者の顔領域を撮影したもの、(b) は出題されている言語タスク、手術室などを統合したもの、(c) は手術ナビゲーションシステム、(d) は術野画像をそれぞれ表している。また、言語検査における患者と術者のやり取りの音声情報も同時に記録されている。

2.2. 患者応答時の映像記録

電気刺激したときに発話停止や不明瞭な発話といった異常パターンが現れる。本報告では、機械学習アル

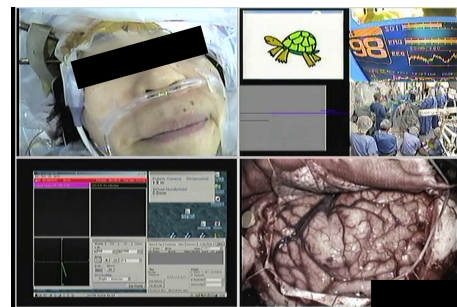


図 1: 手術記録システム IEMAS の画面例

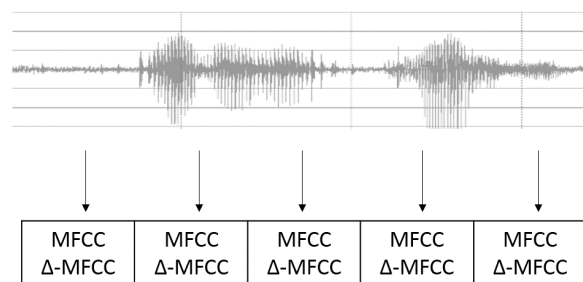


図 2: MFCC 特徴量の算出

ゴリズムを用いて正常反応と異常反応を識別することを考える。電気刺激に伴う発話停止や、不明瞭な発話などはタスクに回答するときの音響情報に主に含まれていると考えられるため音響特徴量を算出してパターン識別を行う。

2.3. SVM を用いたパターン識別

患者のパターンを正常と異常の2つのクラスに識別するために、ここではサポートベクターマシン (Support Vector Machine; SVM) を用いてパターン分類を行う。SVM は、マージン最大化によって識別超平面を構築するため高い汎化性能を持ち、カーネルトリックによって特徴空間における非線形な分離を可能とする機械学習アルゴリズムである。また、学習データに対する過学習を防ぐためにペナルティ変数を導入したソフトマージン SVM が提案されている。本報告における実験では SVM としてソフトマージン SVM を採用し、カーネル関数には RBF(Radial Basis Function) カーネルを用いた。SVM における 2 次計画問題の最適化には Platt によって提案された逐次最小最適化法 (Sequential Minimal Optimization; SMO) [2] を用いている。

[†]横浜国立大学大学院環境情報学府, Graduate School of Environment and Information Science, Yokohama National University

[‡]東京女子医科大学先端生命医科学研究科, Faculty of Advanced Techno-Surgery(FATS), Institute of Advanced Biomedical Engineering and Science, Tokyo Women's Medical University

[§]SOLIZE 株式会社, SOLIZE Corporation

表 1: 訓練データに対する SVM 分類精度

	適合率 [%]	再現率 [%]	F 値 [%]
訓練データ群 1	59.6	82.4	69.1
訓練データ群 2	66.0	91.7	76.7
訓練データ群 3	61.5	88.9	72.7

表 2: 検証データに対する SVM 分類精度

	再現率 [%]	適合率 [%]	F 値 [%]
検証データ群 1	61.1	64.7	62.9
検証データ群 2	63.6	82.4	71.8
検証データ群 3	76.2	84.2	80.0

3. 患者応答パターン分類実験

3.1. パターン識別に用いる特徴量と SVM 設定

本実験では、覚醒下手術の皮質マッピングにおける電気刺激が行われた直後 50 フレームをセグメントとして切り出し、この一連の動画像、音声情報に対して 1 つのラベルを与える。動画像のフレームレートは 30[fps] で、ビデオファイルに含まれる音声情報はサンプリングレート 48,000[Hz]、量子化ビット数 16[bit] のであるが、解析対象とする人の声の成分は主に 4,000[Hz] 以下に多含まれているため、サンプリングレートを 8,000[Hz] にダウンサンプリングして特徴量を算出している。

音声情報からは 12 次元 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficient) 特徴量および 12 次元 Δ -MFCC 特徴量を図 3 のように 5 フレームに分割して 120 次元の特徴量を得た。 Δ -MFCC 特徴量は、前後 2 フレームの MFCC 特徴量から得られる回帰係数であり、動的特徴量として広く用いられている。1 つの回答セグメントに対して 120 次元の特徴量を用いて SVM の訓練、検証を行った。なお、SVM に適用する特徴量は平均 0、標準偏差 1 となるように標準化を行っている。

3.2. 実験結果

識別面構築のための SVM には、ソフトマージン SVM を用いており、カーネル関数には RBF カーネルを採用した。RBF カーネルは式 (1) で表される。

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

ソフトマージンのペナルティパラメータ C と RBF カーネルの σ は、実験的にパラメータを調整し、 $C = 150.0$ 、 $\sigma = 2.16$ とした。動画像、音声情報から算出した特徴量を SVM によって分類した結果を以下に示す。適応度と再現率およびそれらの調和平均である F 値を用いて応答分類の精度評価を行った。

実験では、IEMAS によって撮影された覚醒下手術における言語検査の動画像記録のうち、回答パターン 90 個を取り出し、正常クラス、異常クラスの 2 値ラベル付け SVM の訓練を行った。なお、SVM の訓練および

検証は 3 分割交差検証によって行った。すなわち、90 個の対象データを 30 個ずつ 3 つのデータ群 A, B, C に分割し、2 つのデータ群を訓練用に、残り 1 つのデータ群を検証用に用いた。

4. まとめと今後の課題

本研究では、覚醒下手術の術中検査における映像記録における音響情報を特徴量として正常回答と異常回答のパターン識別を SVM を用いて行った。本報告における実験では、訓練用データセットにおける過学習を防ぐようにソフトマージン SVM のペナルティパラメータ、カーネル幅の設定を行った。訓練用データに対する分類精度を表 1、検証用データに対する分類精度を表 2 にそれぞれ示す。

検証用データに対して 3 分割交差検証による F 値で 60[%] から 80[%] 前後の結果が得られており、本報告においては実際の手術中に記録された情報に対する識別可能性を示すことができた。ただし、精度としては不十分であり今後の検討によってこれを改善する必要がある。また、本報告では、パターン識別の対象となる電気刺激後の動画像フレームへの訓練用クラス分けを手で行っており十分な数を確保できなかった。そこで対象となる区間を自動的に検出することで、SVM の訓練データとして用いるデータ数を大量に確保してパターン識別の妥当性を評価する必要がある。

本報告における実験では、電気刺激後、50 フレームから音響特徴量として MFCC 特徴量、 Δ -MFCC 特徴量を算出し、患者回答の 2 クラス分類を行ったが、顔領域における動きベクトルのような画像特徴量の導入など特徴量に関する検討、正常回答パターンを学習して異常パターンを検知する 1-class 学習の適用など学習アルゴリズムに関する検討についても必要である。

SVM のパラメータ設定については 3 分割交差検証を用いて実験的に設定を行い、最も良い結果を示したが、SVM はカーネル関数の設定およびパラメータの違いによる精度差が大きいためパラメータの調整方法の改善を行う予定である。

また、SVM によって識別されたパターンにおける出題タスク、患者の回答内容、電気刺激位置などを詳細に分析できるように動画像、音響情報から詳細なデータを整理する方法を構築し、より効率的に豊富なメタデータを付与できるようにすることが今後の課題となる。

参考文献

- [1] 伊関洋, 南部恭二郎: “覚醒下手術記録システム IEMAS”, 脳神経外科 33, 10 (2005)
- [2] J. C. Platt: “Fast Training of Support Vector Machines Using Sequential Minimal Optimization,” in Advances in Kernel Methods: B. Schölkopf, C. Burges and A. Smola, Eds. Cambridge, MA: MIT Press (1998)