

潜在的リスク発見を支援する 手術映像保存システムの提案と評価

坂部史生[†] 村川正宏^{††} 小林匠^{††}
樋口哲也^{††} 大津展之^{††}

手術室の状況を多面的に記録した映像を、潜在的リスクの発見に利用する取り組みが始まったばかりである。これを普及させる上で、事後の映像チェックにかかる多大な手間と保存すべき映像のデータ量増加は解決すべき課題である。そこで本論文では、手術映像中の出現頻度が低い動作にリスクが潜んでいると仮定し、我々が提案したシーン適応型動画画像圧縮法を適用することで、この二つの問題を同時に解決する。具体的には出現頻度が低い動作シーンほど高品質に、出現頻度が高い動作シーンほど低品質に保存することで、手術映像全体のデータ量を削減する。さらに高品質に保存されたシーンにしおりを付与することで、事後チェックの手間を大幅に低減する。8.5時間の手術映像を用いた実験の結果、データ量を約68.3%削減することに成功した。また潜在的リスクが潜んでいるとしてチェックされるべきシーンにどの程度しおりが付与されたかの定量的評価も行った。

Proposal and Evaluation of Surgery Video Preservation System Supporting Potential Risk Detection

FUMIO SAKABE[†] MASAHIRO MURAKAWA^{††}
TAKUMI KOBAYASHI^{††} TETSUYA HIGUCHI^{††}
and NOBUYUKI OTSU^{††}

In this paper, we propose a surgery video preservation system which supports to find potential risks in long recorded surgery video. Assuming that there are potential risks in motions which infrequently occur, the system attempts to reduce the video data size according to a coding efficiency which is proportional to frequency of motion in the recorded data. Moreover, chapter marks are placed just before the positions of the infrequent motions to reduce reviewer's workload for the preserved video. We conducted experiments using 8.5 hours surgery video data to confirm effectiveness of the proposed system. The system could successfully reduce the data size by 68.3%.

1. はじめに

手術をカメラで映像記録することは、普段から多くの病院で行われている。これは術野のみを拡大して記録するものであり、主に手術手技の記録を目的としている。これに対して南部らは、術野だけではなく手術室全体を記録し、作業内容や人の動きに含まれる潜在的リスクの発見にその映像を利用する提案をしている[1]。潜在的リスクを発見することができれば、これに起因するトラブルを想定し、未然に防止策を講じることが可能となり、手術は今よりもさらに安全なものになる。

しかし、この取り組みを普及させるためには2つの大きな課題がある。1つは、潜在的リスクの発見にかかる手間である。手術が長時間に及ぶ場合、手術の映像を最初から最後まで高い集中力を維持しながら目視で分析するのは非常に手間がかかり、現実的とは言えない。例えば、脳腫瘍手術では手術時間が10時間以上に及ぶものもある。また、作業内容や人の動きに含まれている潜在的リスクを発見するには、複数のカメラで多面的に手術室の状況を記録する必要がある。この場合、手術映像は手術時間×カメラ台数分となり、さらに分析の手間がかかる。

課題のもう1つは、手術映像のデータ量増加である。手術の状況を多面的に記録した映像は、手術室という閉ざされた空間の情報を第三者に提示する重要な素材にもなる。そのため、すべての映像を長期間保存することが求められるが、これら映像のデータ量は膨大である。病院としては、記憶媒体の増設コストは極力抑えたいため、映像を保存する際に符号化効率を高く設定して、記憶媒体を節約する方法が考えられる。しかしこれは、映像を詳細に分析する観点から考えると、映像が鮮明に記録されていないことが分析上の難点になりかねない。

そこで本論文では、上記2つの課題を解決する手術映像保存システムを提案する。提案システムでは手術映像中の出現頻度が低い動作にリスクが潜んでいると仮定し、我々が提案したシーン適応型動画画像圧縮法[2]を適用することで、上記の課題を同時に解決する。具体的に提案システムでは、潜在的リスクの発見につながるシーン（出現頻度が低い動作シーン）ほど高品質に保存し、その他のシーン（出現頻度が高い動作シーン）を低品質に保存することで、手術映像全体のデータ量を削減する。それに加え、潜在的リスクの発見につながるシーンに「しおり」をつけることで、分析の手間を大幅に低減させる。

以下、2章に手術映像保存システムについて述べ、3章ではシーン適応型動画画像圧縮法について説明する。4章では開発した提案システムの概要について説明した後、5

[†] 筑波大学大学院
University of Tsukuba
^{††} 産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)

章でシーン分析精度の定量的評価とデータ量削減効果の評価を行うための実験とその結果を述べ、最後に6章でまとめる。

2. 手術映像保存システム

2.1 既存の手術映像保存システム

多くの病院では、カメラを用いて術野を映像記録している。この映像は、術式の共有や若手医師の育成などに利用される他に、患者やその家族への説明資料に利用されている。こういった状況の中、術野映像を保存するためのシステムが製品化されている[3]。これら手術映像保存システムは、主に映像の閲覧や検索の利便性に着目したもののばかりである。これに対して、多面的に手術室全体を記録した映像を潜在的リスクの発見に利用する提案がなされる中、事後分析の利便性に着目した手術映像保存システムは開発されていない。事後分析に特化したシステムが開発されることにより、手術の安全性を向上させる手術映像の新たな利用方法を普及させることができる。

2.2 提案システム

手術室におけるリスクは、小さなトラブルや手術工程の区切りなどのイベントに潜んでいるとされている[4]。そこで提案システムでは、手術映像中の出現頻度が低い動作に小さなトラブルや手術工程の区切りなどのイベントが含まれていると仮定する。ここで小さなトラブルとは、例えば何かが台から落ちる動作などであり、これら動作は出現頻度が低い。また、手術工程の区切りなどのイベントには手術機器の移動が含まれており、これは手術全体を通して出現頻度が低い。提案システムでは、手術映像に含まれるこれらのトラブルやイベントなどの潜在的リスクの発見に重要なシーンに「しおり」を付けて高品質に保存して提示し、その他のシーンは低品質に保存することで映像全体のデータ量を削減する手術映像保存システムである。手術映像を分析する際には提示された高品質なシーンのみを分析すればよいので、手術室に潜むリスクを発見する手間が大幅に低減される。また、分析に必要なシーンが低品質に保存されデータ量が小さくなるので、必要な記憶媒体のコストも低く抑えることができる。

3. シーン適応型動画画像圧縮法

提案システムでは、動画画像圧縮技術として我々の提案したシーン適応型動画画像圧縮法[2]を用いる。シーン適応型動画画像圧縮法は、動画画像に含まれるシーンの重要度を算出し、この重要度を既存圧縮手法の符号化効率に反映させて圧縮処理を行う手法である。具体的には、学習用動画画像からフレームごとに特徴量を抽出し、これに主成分分析を用いることで出現頻度が高い動作の特徴空間内の分布を学習する[5]。次に、この分布に基づき圧縮対象動画画像から抽出した特徴量を評価し、その逸脱度としてシーンの重要度を算出する。この算出した重要度に応じて、動画画像の各シーンに施す符号

化効率を変化させる。以下にシーンの重要度について説明し、そのあと提案システムにおける分布の学習に関する改良点について述べる。

3.1 シーンの重要度の算出

シーン適応型動画画像圧縮法では統計的なシーン定義に基づくシーン分析を適用し、シーンの重要度を算出する。出現頻度が高い動作シーンほど重要ではないシーン、出現頻度が低い動作シーンほど重要なシーンとしてシーンを定義することで、主観によらない客観的な分析を可能とした。この統計的なシーン定義に基づくシーン分析では、環境に応じて適応的にシーンの意味合いが定まるため、ユーザーが前もって重要なシーンを想定し、列挙する必要がなくなる。これにより、主観的な思い込み起因の問題を避けることができる。本提案システムでは、手術映像中の出現頻度が低い動作にリスクが潜んでいると仮定したことから、手術映像中でリスクが潜んでいると思われるシーンほど重要度が高く算出される。以下に、重要度の算出方法について説明する。

3.1.1 立体高次局所自己相関(CHLAC)特徴

重要度算出のために動画画像から抽出する特徴量としては、立体高次局所自己相関(CHLAC: Cubic Higher-order Local Auto-Correlation)特徴[6]を用いた。CHLAC特徴は、顔画像認識などに有効な高次局所自己相関(HLAC)特徴を拡張し、時間方向の相関も加えた特徴である。CHLAC特徴(251次元のベクトル)は、物の形と動き情報を表現できる特徴であり、対象の切り出しが不要で、かつモデルを用意する必要がなく、計算量が少ないという利点を持つ。

3.1.2 部分空間の構成

動画画像に含まれる出現頻度が高い動作は、抽出されたCHLAC特徴ベクトルが251次元の特徴空間内で、ある限定された領域に集中して分布することになる。ここでは、そのような分布を部分空間により近似する。そのため、主成分分析により主成分ベクトル $U = [u_1, \dots, u_{251}]$, $u_i \in R^{251}$ ($i = 1, \dots, 251$) を求める。主成分ベクトル U は自己相関行列 R を用いて、

$$RU = UA \quad \dots \dots \dots (1)$$

の固有値問題より求まる。固有値行列 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_{251})$ に基づいて累積寄与率 η_k ($0 \leq \eta_k \leq 1$) は、

$$\eta_k = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^{251} \lambda_i} \quad \dots \dots \dots (2)$$

と表され、累積寄与率 η_k が C (例えば $C = 0.99$) となる次元までの固有ベクトル u_1, \dots, u_k により張られる空間を、出現頻度が高い動作の部分空間として採用する。

このようにして得られた直交基底 $U_k = [u_1, \dots, u_k]$ によって張られる部分空間への射影子は $P = U_k U_k^T$ として表され、それに対する直交補空間への射影子は、 I_{251} を単位行列と

して $P_{\perp} = I_{251} - P$ となる。この時、入力 X の上記部分空間への垂直距離 d_{\perp} は、直交補空間への射影成分で表され、

$$d_{\perp}^2 = \| P_{\perp} X \|^2 = X'(I_{251} - U_K U_K^T) X \quad \dots\dots\dots (3)$$

と表すことができる。本稿では、この距離 d_{\perp} を出現頻度が高い動作かどうかの指標として、重要度とよぶ。この重要度が大きいほど、滅多に起こらない新奇なシーンであることを意味し、リスクが潜んでいると想定される重要なシーンと判断できる。

3.2 重要度に応じた符号化効率

シーン適応型動画圧縮法では、上述した方法で検出される重要度 d_{\perp} を用いて動画の符号化効率を適応的に変化させてデータ量を大幅に削減する。具体的には、重要度に応じて符号化効率を変化させるために、重要度と符号化効率を反比例関係とする。例えば、符号化効率を変化させるパラメータとしてフレームレートについて考えると、検出された重要度とフレームレートの関係は図1のような比例関係となる。つまり、重要なシーンほど多くのフレームで構成され、重要ではないシーンほど少ないフレームで構成される。なお、図1のように検出される重要度の最大値を最大フレームレートに固定すると、ユーザーの意図に反し、圧縮のかけ過ぎやかけなさすぎが発生する可能性がある。例えば、突出して高い重要度が1ヶ所検出された場合や、すべて同じような低い重要度が検出された場合である。そこで、図2に示すように、最大フレームレートを割り当てる重要度の下限ポイントは可変となっている。これにより、ある程度の選択性をユーザーに与えることが可能となる。

3.3 提案システムでの改良点

提案システムでは手術映像を処理対象とするにあたり、シーン適応型動画圧縮法における部分空間の学習を、重要度算出処理を行いながら逐次更新する適応学習に改良する。手術室は手術の進行と共に状況が変わる環境であり、手術映像に含まれる動作の種類や動作の見え方が変化する。ここで、学習用動画から学習した部分空間を固定すると、手術の進行によって出現頻度が大きく変化する動作に対応することができない。そこで適応学習を用いることにより、手術室の状況の変化にも対応しながら重要度を算出できる。

具体的には、圧縮対象動画から1本(1行251列)のCHLAC特徴を抽出する処理を1ステップとした時、Nステップごとに部分空間の構成に必要な固有値問題における自己相関行列 R_{NEW} を、

$$R_{NEW} = \beta R_{OLD} + (1 - \beta) X_{(N)} X_{(N)}^T \quad \dots\dots\dots (4)$$

より求める。ここで、 R_{OLD} は更新前の自己相関行列、 β ($0 < \beta < 1$) は重み係数、 $X_{(N)}$ はNス

テップ間N本(N行251列)のCHLAC特徴量である。この更新した R_{NEW} を用いてNステップ毎に固有値問題を解くことで、適応的に部分空間を更新する。

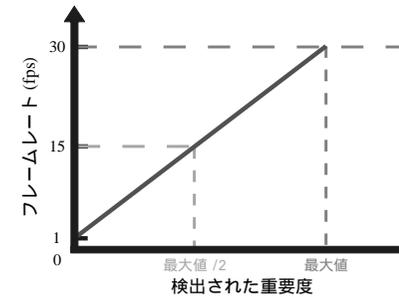


図1 重要度に応じて割り当てられるフレームレート

Figure 1 Assignment of frame rate corresponding to the importance value.

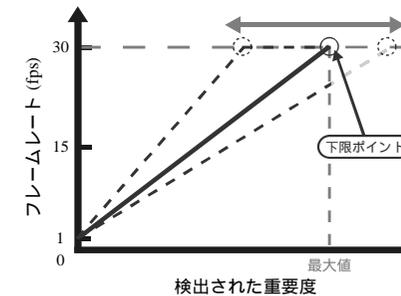


図2 最大フレームレートを割り当てる下限ポイントの調整

Figure 2 Adjustment of the lowest point in the importance value where the maximum frame rate is assigned.

4. 開発した手術映像保存システム

開発したシステムは、シーン分析プロセスと、適応型圧縮処理プロセスの2つのプロセスからなる。図3にシステム概要図を示す。

4.1 シーン分析プロセス

シーン分析プロセスでは、圧縮対象手術映像から重要度を算出する。具体的には、前処理として学習用手術映像と圧縮対象手術映像をグレースケール(256階調)に変換

し、フレーム間差分法を施す。フレーム間差分法を施した手術映像には、背景の明るさの変化などによるノイズが含まれているので、二値化処理も行う。この二値化が施された学習用手術映像から CHLAC 特徴を抽出し、学習用手術映像内の頻繁に起こる行動の部分空間を学習しておく。次に、前処理が施された圧縮対象手術映像から CHLAC 特徴を抽出し、主成分分析により構成された部分空間を用いて重要度を算出する。なお並行して、3.3 節で記したように適応学習をしながら部分空間を逐次更新する。

次に、1 秒ごとの代表重要度として 1 秒区間内の重要度の最大値を算出し、この代表重要度から図2の割り当てにより1秒ごとにフレームレートを算出している。また、潜在的リスクの分析上、小さなトラブルやイベントシーンの前後も重要なシーンとなる可能性があることから、最大フレームレート(30fps)が割り当てられたシーンの前後2秒にも、最大フレームレートを割り当てるようにしている。1秒ごとに算出されたフレームレートの情報は符号化効率情報として、後の適応型圧縮処理プロセスに渡される。

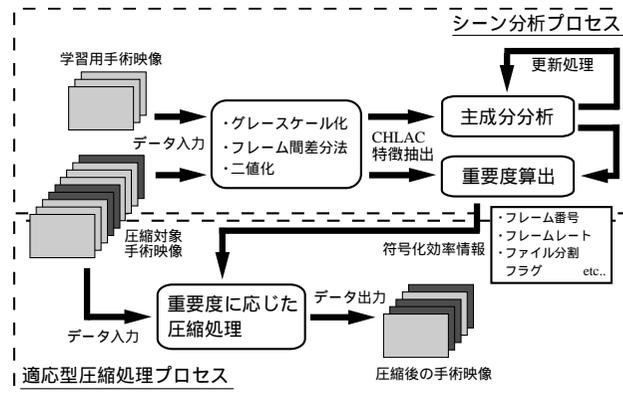


図 3 提案システムの概要

Figure 3 Schema of the proposed system

4.2 適応型圧縮処理プロセス

適応型圧縮処理プロセスでは、シーン分析プロセスで作成される符号化効率情報をもとに、圧縮対象手術映像に対して変換処理を加え、既存圧縮法を施す。図4に適応型圧縮処理プロセスのシステム概要を示す。ここで、薄い矢印はデータが複数あることを表す。提案システムでは、分析や映像ファイルの二次利用における利便性を向上させる目的で、手術映像を任意の箇所で分割して保存する。そのため、圧縮処理ではまず手術映像を分割し、音声を分離する。次に符号化効率情報を基に、指定されたフ

レームレートを動画像に対して適用し、データ量を削減する処理が行われる。その後、分離した音声情報を結合した手術映像に既存圧縮法を施し、最終出力を行う。既存圧縮法には MPEG など一般的な圧縮方式を利用するため、提案手法を施した映像ファイル群は、一般的な動画再生ツールで一連の手術映像として再生可能となる。動画像のファイル名には、内容を見ずとも潜在的リスク発見につながる重要なシーンが含まれているファイルを把握できるように、重要度に応じて「」印(しおり)を5段階で付加する。これにより、印の多いファイルから確認すればよいので、分析の手間が大幅に低減される。

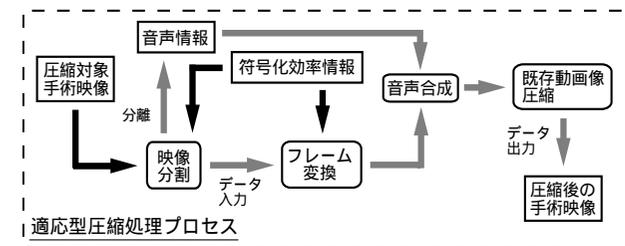


図 4 圧縮処理の概要

Figure 4 Schema of the compression process

5. 検証実験

実際の手術映像を用意し、提案システムの評価を行った。手術映像には図5のような麻酔医の頭上アングルを2症例分用意した。ここで、1症例中の1時間分を学習用手術映像に利用し、残った1症例の8.5時間を圧縮対象手術映像として利用した。これら手術映像のフレームレートは30fps、フレームサイズは360×240 pixelである。実験での各種パラメータは、累積寄与率の上限Cを0.9999、適応学習の更新間隔Nを150ステップ、適応学習の重み係数βを0.85、重要度の下限ポイントを120とした。

5.1 シーン分析の検証

提案システムにおけるシーン分析の有効性を検証するために、長時間の手術映像から潜在的リスクの発見につながるシーンをどの程度検出できているかの定量的評価を行った。具体的には圧縮対象手術映像を目視にて分析し、トラブルやイベントシーンの検出を行い、この結果と提案システムを用いて最高フレームレート(30fps)を割り当てたシーンとの比較を行った。目視での分析においては、潜在的リスクの発見につながる重要なシーンとして、物が台から落ちるなどの他に、手術機器の移動シーンを検出した。なお一連のシーンは、映像内の対象者が動作を始めるフレームから、動作が終わるフレームまでの区間とした。



図 5 麻酔医頭上アングル

Figure 5 Camera angle for anesthetist.

表 1 にトラブル・イベントシーンの検出結果を示す．ここで，表における番号の E と T はそれぞれイベントシーンとトラブルシーンを表す．また，出現時刻は圧縮対象手術映像内での対象シーンの出現時刻(映像開始時を 0:00:00 とする)，時間(秒)は対象動作を含むシーン区間の長さ，検出可否は提案システムにおけるシーン分析の検出可否，割り当て秒数は提案システムで対象動作を含むシーン区間に最高フレームレート(30fps)を割り当てた秒数である．

表 1 の結果から，提案システムではトラブルシーンとして T3:ビニールの束が手術用具の台の上から落ちるシーンなどが検出できた．検出結果は全 10 シーン 21 秒中 6 シーン 14 秒であり，検出率 60%(=6/10)・最高フレームレート割り当て率約 66.7%(=14/21)となった．ここで，最高フレームレート割り当て率とは，最高フレームレートを割り当てなければならない秒数に対する実際に最高フレームレートを割り当てた秒数である．提案システムが T7,T10(台の上からバイндаが落ちるシーン)を検出できなかった原因については，類似したシーンの出現頻度が高いことが考えられる．圧縮対象手術映像には，麻酔医がバイндаを移動させる動作が多く含まれており，これらの特徴が部分空間に学習されたものと考えられる．これは出現頻度を基準に重要なシーンの検出を行う提案システムの性質であり，改善には別の工夫が必要である．例えば，手術映像内でバイндаが保管されている台の領域だけで部分空間を構成し，並列して検出を行えばよい．こうすることで，台の領域ではバイндаの落下は頻度が低い動作となり，重要なシーンとして検出されることが期待される．次に T8,T9(麻酔医が開けた箱から説明書が落ちるシーン)が検出できなかった原因については，検出対象の物体が小さすぎたことが考えられるため，カメラの増設やアングルを工夫するなど物理的な対策が必要と考えられる．

イベントシーンとしては E2:医師がベッドの上にビニールをかけるシーンなどが検出できた．検出結果は全 14 シーン 47 秒中 12 シーン 39 秒であり，検出率約

85.7%(=12/14)・最高フレームレート割り当て率約 83.1%(=39/47)となった．E1(麻酔医が椅子を引きずるシーン)が検出できなかった原因については，すでに類似した動きの特徴が学習されていたことが考えられる．該当シーンは，圧縮対象手術映像の冒頭部分に収録されていたシーンであり，このシーンの検出に用いた部分空間は学習用手術映像の特徴を大きく反映したものである．学習用手術映像には椅子の動きの特徴を取れるシーンが多く含まれていたため，圧縮対象手術映像の冒頭では検出できなかったと考えられる．E14(手術機器 A を移動させるシーン)が検出できなかった原因については，出現頻度が高くなり適応学習により手術機器 A の特徴が部分空間に反映されたことが考えられる．圧縮対象手術映像に手術機器 A の位置を調整するシーンが何度も出現するため，部分空間に手術機器 A の特徴が反映されたものと考えられる．E1, E14 が検出できなかった原因は出現頻度を基準に重要なシーンの検出を行う提案システムの性質であり，手術機器の移動で頻度の高いものを検出する必要が実際にあるのかどうか調査する必要がある．これらの結果から，トラブルシーンとイベントシーンを合わせた最高フレームレート割り当て率は約 77.9%となった．また，提案システムにおける過検出件数は全 38 シーン 215 秒であった．圧縮対象手術映像は 8.5 時間(30600 秒)であり，誤って最高フレームレート(30fps)を割り当てた率は約 0.7%(=215/30600)と非常に小さい値となった．

これらをまとめると，提案システムは圧縮対象手術映像(8.5 時間)から全 56 シーン 4 分 14 秒(トラブル 6 件・イベント 12 件・過検出シーン 38 件)を潜在的リスクの発見に最も重要なシーンとして提示した．これにより，提案システムは手術映像を最初から最後まで目視で分析する場合にかかる多大な手間を，大幅に低減することが可能であると確認した．

5.2 データ量削減効果の検証

提案システムの有効性を検証するため，どの程度データ量が削減されるかの実験を行った．前述のシーン分析の結果をもとに手術映像を圧縮した結果を表 2 に示す．表中の既存手法とは，提案システムで用いた既存圧縮法のみを施した手術映像のことである．表 2 から提案システムは，既存圧縮法を施した手術映像よりさらに，約 68.3%のデータ量削減効果が得られた．この結果，複数のカメラで多面的に記録した手術映像の保存に提案システムを用いることにより，既存手法のみで記録する場合よりもさらに 2 台分のカメラで記録した映像を保存できることもわかる．

表 2 提案システムのデータ量削減効果

Table 2 Data size reduction with the proposed system.

提案システム (MB)	既存手法 (MB)	削減率(%)
337	1062	68.3

表 1 提案システムでの検出結果 (トラブル・イベント)
Table 1 Detected trouble event scenes with the proposed system.

番号	出現時間	時間(秒)	検出可否	割り当て秒数	動作内容
T1	0:05:24	1	○	1	床に強い光が反射する
T2	0:28:00	1	○	1	麻酔医が急に前かがみになって引き出しを開ける
T3	1:45:38	2	○	2	ビニールの束が手術用具の台から落ちる
T4	1:45:57	3	○	3	麻酔医が落ちたビニールを拾う
T5	1:48:50	4	○	4	椅子に座っていた麻酔医が何かに気づいて急に立ち上がる
T6	2:27:24	3	○	3	麻酔医が少しよるめく
T7	2:50:47	1	×	0	台の上からバインダが落ちる
T8	4:16:59	3	×	0	麻酔医が開けた箱から説明書が落ちる
T9	5:51:57	1	×	0	麻酔医が開けた箱から説明書が落ちる
T10	7:40:12	2	×	0	台の上からバインダが落ちる
E1	0:03:42	3	×	0	麻酔医が椅子を引きずる
E2	0:10:11	6	○	6	看護師がベッド上にシーツを被せる
E3	0:21:41	9	○	6	麻酔医がベッドの上にビニールを被せる
E4	1:36:32	2	○	2	手術室のライトが点く
E5	1:37:02	7	○	7	医師と麻酔医がベッドを移動させる
E6	1:37:15	2	○	2	麻酔医が手術機器 A を移動させる
E7	1:37:18	3	○	3	麻酔医が手術機器 B を移動させる
E8	1:37:24	2	○	2	麻酔医が手術機器 C を移動させる
E9	1:37:29	6	○	6	麻酔医が手術機器 C を移動させる
E10	1:37:35	1	○	1	麻酔医がベッド上の MRI 用ビニールを取り除く
E11	1:37:41	1	○	1	麻酔医が手術機器 C を移動させる
E12	1:37:51	1	○	1	医師がベッドの傾きを調整する
E13	1:37:52	2	○	2	麻酔医が手術機器 A を移動させる
E14	1:38:07	2	×	0	麻酔医が手術機器 A を移動させる

6. おわりに

本稿では、複数のカメラで手術室の状況を多面的に記録した映像を潜在的リスクの発見に利用する上で課題であった、長時間映像の分析にかかる多大な手間と保存すべき映像のデータ量増加を同時に解決する手術映像保存システムを提案した。具体的に

提案システムは、出現頻度が低い動作シーンほど高品質に、出現頻度が高い動作シーンほど低品質に保存することで、手術映像全体のデータ量を削減した。さらに高品質に保存された出現頻度が低いシーンにはリスクが潜んでいると仮定し「しおり」を付与することで、事後チェックの手間を大幅に低減した。

提案システムを用いた実験の結果、8.5 時間もの手術映像に対して、全体のデータ量を約 68.3%も削減させることに成功した。また提案システムは潜在的リスクの発見に最も重要なシーンとして、全 8.5 時間中でわずか 4 分 14 秒、計 56 シーンにしおりを付与した。これにより、手術映像の分析にかかる多大な手間を大幅に低減できることを確認した。また実験では、しおり付与の精度についても定量的評価を行った。その結果、目視の結果検出すべきとしたトラブル・イベントシーンの約 77.9%の秒数に最高フレームレート (30fps) を割り当てることができた。残りの約 22%についても原因を考察し、今後改善できる見通しを得た。また、過って最高フレームレートを割り当てた秒数は手術映像全体 (8.5 時間) の約 0.7%と、非常に小さい値であり実用上は問題ないレベルである。これらの結果より、手術映像中の出現頻度が低い動作にリスクが潜んでいると仮定した提案システムの有効性が実証された。

今後の課題として、今回実験に利用した手術映像とは違った場所を記録した映像を用いて実験し、提案システムの有効性を評価する。多面的に手術室の状況を記録した映像はどれも頭上アングルではあるが、記録されている動作の種類が変わることが予想され、このことが提案システムの検出率にどのように影響するかを評価する必要がある。

謝辞 手術室内映像は東京女子医科大学にて同意の元に記録された資料を匿名化した状態で提供いただいた。本研究は NEDO 内視鏡下手術支援システムの研究開発事業(P10003)により実施された。

参考文献

- 1) 南部恭二郎, 伊関洋: “手術戦略デスクと手術安全支援システム”, 日本エム・イー学会誌, Vol.44, No.2, pp. 257-264 (2006).
- 2) 坂部史生, 村川正宏, 小林匠, 樋口哲也, 大津展之: “シーンの重要度に応じて符号化効率を変化させる適応型動画画像圧縮法”, 電気学会論文誌 C 編, Vol.130, No.7, pp.1177-1185 (2010).
- 3) トムソン・カンオプス株式会社: “MEVIC カタログ”
http://www.thomson-canopus.jp/catalog/mevic/mevic_brochure.pdf
- 4) 南部恭二郎, 伊関洋: “手術安全のためのプロセス改善システム”, 医科器械学, Vol.75, No.5, pp. 282-287 (2005).
- 5) T.Nanri and N.Otsu: “Unsupervised Abnormality Detection in Video Surveillance”, MVA2005, pp.574-577 (2005).
- 6) T.Kobayashi and N.Otsu: “Three-way Auto-correlation Approach to Motion Recognition”, Pattern Recognition Letters, Vol.30, No.3, pp.212-221 (2009).