

ポスター | 医療データ解析

ポスター6

医療データ解析・医療支援

2021年11月20日(土) 09:00 ~ 10:00 P会場 (イベントホール)

[3-P-1-04] スマートグラスを用いた医療安全向上支援システムの開発

*外山 怜¹、吉野 孝¹、西川 彰則² (1. 和歌山大学, 2. 和歌山県立医科大学)*Ryo Toyama¹, Takashi Yoshino¹, Akinori Nishikawa² (1. 和歌山大学, 2. 和歌山県立医科大学)

キーワード : Machine learning, Medical equipment recognition, AR glasses, Medical support

【背景・目的】医療行為において少人数で行われる検査や手技は、現場の医療従事者による即時の判断が必要であり、不安定な心身状態などにより判断を間違えることは重大な医療事故に繋がる。しかし、医療行為をする際に、注意すべき事項を常に意識できるとは限らない。そこで我々は、拡張現実の利用により視界を妨げることを避けることができるスマートグラスを用いて、検査の手順やガイドなどの注意喚起情報を提示するシステムを開発している。【方法】本研究において医療機器認識モデルに学習させた医療機器は、骨髄穿刺針、腰椎穿刺針、中心静脈カテーテル、ガイドワイヤー、血液培養ボトルオレンジと青の6種類を学習させた。学習には Yolov3を採用している。学習データは各医療機器を模擬環境下で配置、使用を再現した映像から抽出した画像であり、前処理として、学習データに正解位置の情報を付加する。基本的に医療機器全体を学習させるが、全体を含めると特徴量が多い医療機器は部分的な学習を行う。このモデルを用いた医療機器認識から医療行為を特定、その注意喚起情報を表示する。医療従事者が装着したスマートグラスを用いて、自動的に撮影した画像をサーバに送信し、サーバ内で医療機器を認識。認識された医療機器から医療行為を特定、医療行為名をアプリに送信し、スマートグラスにその医療行為の注意喚起情報を表示する。【結果】認識精度は、骨髄穿刺66%、腰椎穿刺針96%、中心静脈カテーテル75%、ガイドワイヤー68%、血液培養ボトルオレンジ69%、血液培養ボトル青62%となった。モデルの精度は72.61%となった。【考察】特徴的な部分の学習により認識精度が高くなる一方で、手に保持し医療機器が隠れることで認識精度が下がること、形や色が似ている医療機器では誤認識が多くなることが考えられる。最終原稿では、医療行為の特定手法の評価から実用化に向けた考察も行う。

スマートグラスを用いた医療安全向上支援システムの開発

外山 怜¹、吉野 孝^{*1}、西川 彰則^{*2}

*1 和歌山大学システム工学部、*2 和歌山県立医科大学輸血部

Development of a Medical Safety Support System Using Smart Glasses

Ryo Toyama^{*1}, Takashi Yoshino^{*1}, Akinori Nishikawa^{*2}

*1 Faculty of Systems Engineering, Wakayama University,

*2 Faculty of Blood Transfusion, Wakayama Medical University

In medical treatment, examinations and procedures performed by a few people require immediate judgment by the medical personnel on site. Errors in judgment due to unstable physical or mental conditions can engender serious medical accidents. However, it is not always possible to be aware of what to consider when performing medical procedures. Therefore, we are developing a system to present alerting information such as examination procedures and guides using smart glasses that can avoid obstructing the field of vision through the use of augmented reality. To consider the practical application of this system, we evaluated an identification method for medical procedures based on the results of recognizing medical instruments using simulated images of medical devices. The evaluation, confirmed the lack of training data and the necessity of accumulating recognition results. Conversely, the possibility to identify a medical practice by recognizing medical instruments was confirmed as the medical practice was correctly identified at a sufficiently early stage after its start.

Keywords: machine learning, medical equipment recognition, AR glasses, medical support

1. 緒言

多忙な医療現場では、インシデント・アクシデント、医療事故などが発生しやすく、多くの医療施設では、その原因を調査、共有することで、インシデント・アクシデント、医療事故を防ぐ取り組みをしている。しかし、医療行為をする際に、注意すべき事項を常に意識できるとは限らない。特に、医師が1人、もしくは医師と看護師2人といった少人数による医療行為は、即時の判断が必要であり、手順や判断を間違えることは重大な医療ミスにつながる。

死亡事故につながる医療事故として、手術部位を間違えたり、処方する薬を間違えたりすることなどが考えられるが、検査段階のミスにより死亡事故につながることもある。経験の少ない検査や手技を実施する場合、知識不足、ヒューマンエラーが原因となり、検査時の患者の体勢の取り方や医療機器の使い方など、判断を誤ることで、患者に障害が残ったり、死亡事故につながったりする。事例の1つとして、骨髄液を採取して検査するための骨髄穿刺において、本来貫通すべきではない胸骨を貫通、上行大動脈を損傷させてしまうという事故²⁾がある。この事故の原因としては、麻酔針による長さ調整が十分ではなく、骨髄穿刺針が長すぎたためであり、発生要因として、医師の判断ミス、不慣れた部位への穿刺があげられる。このようなヒューマンエラーによる医療事故は、十分な経験がある医療従事者でも、心身の状況変化、疲労などにより不適切な手順で医療行為をしてしまうことで発生する可能性がある。

2. 開発目的

我々は、検査や手技の実施時に、その医療行為について、医療安全情報に基づいた、注意すべき事項を医療従事者に提示する必要があると考え、検査の手順やガイドなどの注意喚起情報を提示するシステムを提案した³⁾。本システムはスマートグラスを用いたシステムであり、拡張現実を利用できることから手技実施中の視界を妨げることを避けることができる。また、軽量のデバイスのため、長時間使用の場合でも装着する医療従事者の負担を軽減させた注意喚起情報の提示を実現できる。本システムでは、負担軽減、ヒューマンエラーの防止

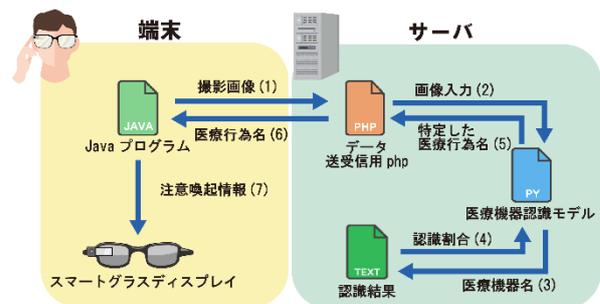


図1 システム構成図

のため、医療従事者によるシステム操作を最小限にすることを考慮し、スマートグラスから自動で取得できる視覚情報から医療機器を認識し、認識結果から実施する検査・手技を特定することで、その医療行為についての注意喚起情報をスマートグラスのディスプレイに表示する。その結果、提示された注意喚起情報により、医療従事者のインシデント・アクシデント、医療事故を防止することを目的としている。また、手技実施時の音声データや HIS(Hospital Information System, 病院情報システム)との連携により実施する医療行為の特定精度は向上する可能性はあるが、本研究では画像を用いた医療機器認識が医療行為特定につながる判断材料として有用であるかの検証をすることも目的としており、今後の開発において、医療機器認識以外にも医療行為特定に用いることも検討している。本稿では、提案するシステムの概要、医療機器認識の精度、医療機器の認識結果を用いた医療行為を特定する手法の評価について述べる。

3. 医療安全向上支援システム

3.1 システム概要

本研究では、スマートグラスを用いた注意喚起情報表示による医療安全の向上を目的とする。注意喚起情報を表示するにあたり、医師の負担を軽減させ、実施中の手技を妨げないこと、また、手動での操作を少なくすることでヒューマンエラーの防止が必要であると考えられる。そこで、本研究では、検

査・手技を行う医療従事者がスマートグラスを装着し、搭載されたカメラにより医療機器が自動で撮影される。撮影された医療機器映像で医療機器を認識し、認識結果から医療行為を特定することで、受動的な注意喚起情報の表示を可能としている。

3.2 システム構成

図1に、本システムの構成を示す。本システムは、医療機器認識から医療行為を特定、その注意喚起情報を表示するため、カメラを搭載、拡張現実を利用できるデバイスであり、軽量のため医師の負担を軽減できると考えられるスマートグラスを使用し、そのアプリ上で動作する。また、本システムは医療機器の認識をするため、リアルタイム物体検出アルゴリズムであるYOLOv3を用いた。

以下に本システムの流れを述べる。

- (1) スマートグラス内のアプリを起動
医療従事者はスマートグラスを装着し、内部のアプリを起動する。医療従事者はあらかじめ、情報の重要度から3段階に分かれる注意喚起情報を何段階まで表示するかを、アラートレベルとして設定する。これは、行う医療行為における各自の経験量から判断する。この設定は手技開始前に設定し、変更は可能である。その後、端末に接続されているカメラが起動する。カメラを起動させたのち、1秒に約2枚の間隔で画像を撮影、1枚ごとにサーバへ送信する。
- (2) 医療機器の認識と医療行為の特定
端末で撮影した画像がサーバに送信され(図1(1))、10枚の画像が保存され次第、医療機器を学習させた物体検出モデルを実行し(図1(2))、医療機器を認識する。ここで、サーバに保存し、医療機器の認識をする画像は、撮影した画像にぶれが生じることを考慮して、医療機器認識の結果が十分に得られる画像枚数を撮影することが必要になると考えている。現段階では、暫定的に10枚の画像を保存しているが、必要に応じて変更することも考えている。認識した医療機器名がテキストファイルに保存され(図1(3))、その結果から医療機器の認識割合を算出する(図1(4))。認識割合から医療行為を特定し、医療行為名を端末に送信する(図1(6))。
- (3) 注意喚起情報の表示
端末に送信された医療行為名から、アラートレベルに対応した、医療行為の注意喚起情報をスマートグラスのディスプレイに表示する(図1(7))。

3.3 医療機器検出モデルの作成と利用

物体検出アルゴリズムであるYOLOv3を用いた医療機器の学習と、その学習済みモデルを用いた検出の流れを述べる。

- (1) 物体検出モデルの作成
認識対象の医療機器に関して、和歌山県立医科大学医師の協力のもと、4つの医療行為に関して、医療機器を模擬環境下で配置、使用を再現して撮影した動画から、画像を抽出する。学習データを訓練データ、検証データ、テストデータに分割し、医療機器を教師データとして、手作業によりアノテーションを付けたのち、YOLOv3を用いて、学習データとアノテーションファイルから学習モデルを作成する。

- (2) 物体検出モデルの利用
学習モデルに対して、Pythonプログラムを用いて、スマートグラスからの映像を入力し、画像として医療機器の認識をする。そして、認識された医療機器の名前から、現在の医療行為を特定し、スマートグラスに医療行為名を送信する。

3.4 注意喚起情報の表示

医療行為を特定したのちに、スマートグラスのディスプレイに表示する注意喚起情報の内容と、その提示方法について述べる。

- (1) 注意喚起情報の表示
スマートグラスのディスプレイには、特定した医療行為と、医療行為に関する注意喚起情報、その重要度を示すアラートレベルを表示する。これは、あらかじめ医療従事者が設定する経験の度合いに対応したアラートレベル1から3の注意喚起情報である。アラートレベルとして、レベル1は「経験が低い医療従事者へのみ表示」、レベル2は「経験が中程度以下の医療従事者に表示」、レベル3は「全員への表示」を想定しており、レベルが高いほど、その医療行為において注意すべき情報となる。また、注意喚起情報の内容は、医療機器の取り扱いや、患者の体勢などを想定している。また、各注意喚起情報は医師に協力のもと作成している。医療行為の特定に関して、重複する医療機器を使用することもあるため、複数の医療機器を認識することにより、特定が可能となる医療行為も存在する。
- (2) 注意喚起情報の提示方法
注意喚起情報は医療従事者が設定する経験量により、表示される内容が変わる。経験量が高い場合、アラートレベル3の情報を表示、中の場合はアラートレベル2と3の情報を表示、低い場合はアラートレベル1から3の情報を表示する。本システムでは、3段階のアラートレベルにおいて、重要度が高くなるに従い、表示される文字色を黄色、オレンジ、赤に変化させる。また、注意喚起情報の表示とともに、スマートグラスに搭載されたスピーカから音を出す。この音はアラートレベルが高いほどテンポの速い音になり、表示された注意喚起情報の重要度を直感的に把握できる。

3.5 医療行為特定手法

医療機器を学習させたモデルを用いた認識結果から、医療行為を特定する手法について述べる。

- (1) 手法に使用するデータ
システム起動後、1秒に約2枚の間隔で撮影される画像が、サーバに1枚ごと送信され、サーバに10枚の画像が保存される。その画像から医療機器を認識した結果が、医療行為を特定する手法に使用される。医療行為特定手法を実行したのち、保存された画像は削除される。医療行為特定手法による結果がスマートグラスに送信され次第、結果に応じた注意喚起情報の表示とともに、再度画像撮影を行う。短期間の画像撮影と医療行為の特定を繰り返すことで、システム起動から迅速な注意喚起情報の表示と、特定結果の修正を行えると考えている。
- (2) 認識割合を用いた医療行為特定

医療機器を学習させたモデルを用いて、サーバに保存された 10 枚の画像から医療機器認識を実行した結果は、サーバ内のテキストファイルに保存する。10 枚の認識が終わり次第、テキストファイルに保存された医療機器名を読み込み、医療機器名ごとの認識割合を算出する。この認識割合が高い医療機器が必要となる医療行為が、実施している医療行為であると考え、医療行為特定手法の結果となる。また、複数の医療機器の使用が必須である医療行為に関しては、必要となる全ての医療機器の認識割合が上位にあることで特定可能となる。テキストファイルに保存される認識結果は、10 枚の画像における医療行為特定手法を行ったのち、削除される。この手法により特定された医療行為名が端末に返され、対応する注意喚起情報を表示する。



図 2 医療行為場面例

4. 評価実験

4.1 医療機器認識モデルの精度評価

提案手法における、医療機器認識モデルの精度評価について述べる。

4.1.1 実験概要

現段階のモデルの精度評価を行うことで、モデルに学習させるデータの考察が可能であると考えられる。学習データには使用していない動画データから抽出した各医療機器の画像データをテストデータとして、作成したモデルで認識を行うことで精度評価を行った。各医療機器認識の精度評価として使用する画像データにはテスト対象の医療機器が 1 箇所含まれている。

4.1.2 評価指標

医療機器認識モデルの精度評価は以下の 3 つの指標から評価を行う。

(1) IoU (Intersection over Union)

IoU は 2 つの領域がどれだけ重なっているかを表す指標であり、2 つの領域の共通部分を和集合で割ったものが値になる。ここでの 2 つの領域は、医療機器認識結果の座標と正解の座標である。そのため、この評価指標により、正解領域と比較した、モデルによる予測領域の評価を行うことができる。また、この評価値が 50%以上で、予測結果が正解であると判断している。

(2) AP (Average Precision)

AP は平均適合率のことであり、適合率と再現率から算出される値である。誤検出の割合を評価できる適合率と、見逃し検出を評価できる再現率の両方を考慮すべきであると考え、適合率と再現率からなる曲線で AP を算出している。AP の値を各医療機器に対して算出し、認識精度を評価する。

(3) mAP (mean Average Precision)

各医療機器で算出した AP の平均を算出した値が mAP であり、各医療機器を学習させたモデルの評価に用いている。

4.1.3 評価結果と考察

表 1 に各医療機器のテスト画像枚数と認識箇所数、その内の正解箇所数と不正解箇所数、AP、またモデルとしての評価

指標である mAP の値を示す。表 1 に関して、認識箇所はテストにおいて、テスト対象の医療機器と認識した箇所であり、その内の正解と不正解の数を正解認識箇所、不正解認識箇所として記述している。

各医療機器の認識結果から算出される AP の平均である医療機器認識モデル評価指標の mAP は表 1 より、72.61%となった。AP は最大値で 0.96、最小値で 0.62 となり、医療機器間で認識精度に差があることが mAP の低下につながったと考えられる。評価実験の結果より、医療機器を手に保持した状況での認識と類似する医療機器が同時に映ること認識精度が下がる一方で、医療機器学習において、各医療機器の特徴的な部分を学習させることで認識精度の向上が見込めることが分かった。そのため、医療機器を手に保持した状況でも、各医療機器における特徴的な部分を学習させることで、特徴的な部分が映っているならば認識が可能であると考えられる。一方で、特徴的な部分が類似するような機器に関しては、正確な認識は困難であるため、学習データの増加、複数モデルの多段的な使用など、誤検出の割合が影響する適合率を改善させることを考慮したモデルの学習、認識方法の検討が必要であると考えられる。

4.2 医療行為特定手法の評価

提案手法における、認識結果から医療行為を特定する手法について述べる。

4.2.1 実験概要

医療行為特定手法の評価に用いるデータの詳細と、評価結果を表 2 に示す。提案手法における医療機器認識モデルを用いた認識結果からの医療行為特定手法の評価を行った。正確な医療行為の特定が可能であれば、適切な注意喚起情報の表示が可能となる。そこで、現段階の学習モデルを用いた医療行為特定手法の評価を行うことで、本システムの実用化に向けた考察を行うことが可能であると考えている。

特定手法の評価に利用する動画データは医療機器を模擬環境下で配置、使用を再現した映像となっている。評価に利用する動画データにおける医療行為場面例を図 2 に示す。図 2 のような、医療機器をパッケージから取り出す場面から、医療機器を手に取り、手技を開始する場面までに限定している。そのため、表 2 に示す、手技開始までの時間は動画データの秒数であり、この時間内で可能な限り早く、医療行為を特定することが必要であると考えている。表 2 に示す、抽出画像の枚数と、その画像を用いた医療行為特定手法の実行回数は動画データの秒数に依存するため、医療行為によって異なる。システム利用時は、手技開始前の医療機器を準備する場面での医療行為特定が必要であると考えられるため、システムと同様に 1 秒に約 2 枚の画像を抽出、10 枚ごとに医療機

器の認識, その結果を用いて医療行為特定手法の検証を行った。

4.2.2 評価結果と考察

各医療機器に関して, 評価用データを用いて医療行為特定手法を検証した結果と考察について述べる。

(1) 骨髄穿刺における結果と考察

表 2 に示すとおり, 骨髄穿刺に関して, 医療行為特定手法を実行した回数は 13 回で, 内 2 回で骨髄穿刺と特定しており, 動画データでは, 骨髄穿刺の特定につながる骨髄穿刺針が, より早い場面で, 目視により確認できたにもかかわらず, 認識ができていないことで特定成功回数が少なくなっていると考えられる。最初に特定できたのは, 43 秒間の評価用動画データにおける 35 秒時点であり, 手技開始間際で特定されていることが分かる。実際のシステム利用を想定すると, より早い場面での特定が必要であると考えられる。より早い場面での骨髄穿刺針の認識ができなかった原因としては, 図 2 のような, パッケージから取り出す場面を医療機器認識モデルに学習をさせていないことと, 針部分にカバーをした状態の骨髄穿刺針の学習をさせていなかったことが考えられる。パッケージから取り出す場面をモデルに学習させることで, より早い医療行為特定につながると考えている。

(2) 腰椎穿刺における結果と考察

表 2 に示すとおり, 腰椎穿刺に関して, 医療行為特定手法を実行した回数は 13 回で, 内 5 回で腰椎穿刺と特定しており, 残りの 8 回は動画内で腰椎穿刺針が映っていない場面であり, 腰椎穿刺針が映っている場面では腰椎穿刺針が認識され, 腰椎穿刺の特定ができていることが分かった。最初に特定できたのは, 42 秒間の評価用動画データにおける 15 秒時点であり, パッケージから取り出してから, すぐに腰椎穿刺の特定が成功しているため, 十分に早い段階での特定が可能であると分かった。また, モデルに学習させていない, パッケージから医療機器を取り出す場面での学習をすれば, より早い特定につながると考えられる。

(3) 中心静脈カテーテル挿入における結果と考察

中心静脈カテーテル挿入は中心静脈カテーテルとガイドワイヤーの 2 つの医療機器が 10 枚の画像の中で認識され, 両方の医療機器の認識割合が上位にあることで特定となる医療行為である。表 2 に示すとおり, 中心静脈カテーテル挿入に関して, 医療行為特定手法を実行した回数は 11 回で, 内 6 回で中心静脈カテーテル挿入と特定しており, 残りの 5 回は動画内で中心静脈カテーテルとガイドワイヤーが映っていない, もしくは片方だけが映っている場面であり, 両方の医療機器が同時に映っている場面では, 中心静脈カテーテル挿入の特定ができていることが分かった。一方で, 3 枚の画像において骨髄穿刺針が誤認識され, 1 回の特定結果が骨髄穿刺となった。最初に特定できたのは, 42 秒間の評価用動画データにおける 15 秒時点であり, パッケージから取り出してから, すぐに中心静脈カテーテルとガイドワイヤーが認識され, 中心静脈カテーテル挿入と特定されているため, 十分に早い段階での特定が可能であると分かった。中心静脈カテーテル挿入に関しては, 10 枚の画像で, 必要な 2 つの医療機器が認識されなければ特定につながらないが, 片方だけが認識されることもあった。そのため, 認識結果を手技開始時点から蓄積し,

全て結果を考慮することで, 柔軟な特定につながると考えられる。また, 骨髄穿刺が誤って特定されたことに関して, 対象の医療機器はまだ画像内に映っていない段階で誤認識されており, 対策としては骨髄穿刺の精度を向上や, 一度認識された医療機器に対して, その医療機器のみを学習させたモデルを用いて, 再度認識をさせた結果を用いることなどを考えている。

(4) 血液培養における結果と考察

血液培養は血液培養ボトルオレンジと青の 2 つの医療機器が 10 枚の画像の中で認識され, 両方の医療機器の認識割合が上位にあることで特定となる医療行為である。表 2 に示すとおり, 血液培養に関して, 医療行為特定手法を実行した回数は 8 回で, いずれも血液培養と特定されなかった。しかし, 7 枚の画像において骨髄穿刺針が誤認識され, 3 回の特定結果が骨髄穿刺となった。また, 1 枚の画像において腰椎穿刺針が誤認識され, 1 回の特定結果が腰椎穿刺となった。血液培養ボトルは一度も適切に認識できず, 原因としては, 学習させたモデルに過学習があったことなどが考えられ, より特徴的な部分のみに絞った学習をさせることを検討している。また, 骨髄穿刺と腰椎穿刺が誤って特定されたことに関して, 対策としては骨髄穿刺の精度を向上や, 一度認識された医療機器に対して, その医療機器のみを学習させたモデルを用いて, 再度認識をさせた結果を用いることなどを考えている。

5. 結論

現段階の医療機器認識モデルの精度は 72.61%であり, そのモデルを用いて医療行為を特定する手法を評価した結果として, 医療行為開始から十分に早い段階での正確な特定が可能となる医療行為もあることから, 医療機器の認識による医療行為特定が可能であることが分かった。一方で, モデルに学習させていない場面では医療行為特定が困難になったことから学習データの不足が考えられる。また, 複数の医療機器が医療行為特定の判断材料になる場合, 認識結果を手技開始時点から蓄積し, 全て結果を考慮した柔軟な特定を行う必要があることも分かった。

参考文献

- 1) 一般社団法人日本医療安全調査機(医療事故調査・支援センター)医療事故調査制度について, 2017.
[https://www.medsafe.or.jp/modules/about/index.php?content_id=2 (cited 2021-Jul-12)].
- 2) 一般社団法人日本医療安全調査機構 警鐘事例～事例から学ぶ～, 2015.
[<https://www.pmda.go.jp/safety/info-services/medical-safety-info/0012.html> (cited 2021-Apr-17)].
- 3) 外山 怜, 吉野 孝, 西川 彰則. スマートラスを用いた注意喚起情報表示機能を持つ医療安全向上支援システムの提案. 情報処理学会第 83 回全国大会講演論文集 2021 ; 4 : 159-160.

表 1 テスト画像 認識結果

医療機器	テスト画像枚数	認識箇所	正解認識箇所	不正解認識箇所	AP
骨髄穿刺針	64 枚	42 箇所	42 箇所	0 箇所	0.66
腰椎穿刺針	67 枚	66 箇所	64 箇所	2 箇所	0.96
中心静脈カテーテル	240 枚	191 箇所	182 箇所	9 箇所	0.75
ガイドワイヤー	180 枚	134 箇所	124 箇所	10 箇所	0.68
血液培養ボトル オレンジ	490 枚	567 箇所	393 箇所	174 箇所	0.69
血液培養ボトル 青	504 枚	432 箇所	280 箇所	152 箇所	0.62
mAP					72.61%

表 2 医療行為特定手法 評価用データの詳細と実行回数

医療行為名	手技開始までの時間	抽出画像	実行回数	特定成功回数	特定失敗回数
骨髄穿刺	43 秒	130 枚	13 回	2 回	0 回
腰椎穿刺	42 秒	129 枚	13 回	5 回	0 回
中心静脈カテーテル挿入	35 秒	108 枚	11 回	6 回	1 回
血液培養	25 秒	75 枚	8 回	0 回	4 回