

CNN-LSTM with Geometric Transformation and Clinical Knowledge Integration for No-Reflow and Slow Flow Prediction from Intravascular Ultrasound Images

Keishi Kaneko¹

KANEKO.KEISHI@CHIBA-U.JP

¹ *Department of Medical Engineering, Graduate School of Science and Engineering, Chiba University, Chiba, Japan*

Takeshi Nishi²

TAKESHI24@HOTMAIL.CO.JP

² *Department of Cardiology, Beacon Kalamazoo Hospital, 1521 Gull Road, Kalamazoo, MI 49048, USA*

Yukihiro Nomura³

YNOMURA@CHIBA-U.JP

Toshiya Nakaguchi^{3†}

NAKAGUCHI@FACULTY.CHIBA-U.JP

³ *Center for Frontier Medical Engineering, Chiba University, Chiba, Japan*

Editors: Under Review for MIDL 2026

Abstract

経皮的冠動脈形成術（PCI）において、流出したプラークが末梢血管を完全に閉塞する No-reflow 現象や、血流が著しく低下する Slow flow 現象といった合併症を予測することは臨床的に重要である。しかし、これらの合併症の発症にはプラーク組成や血管径など様々な要因が複合的に絡むため、定量的なリスク評価は困難である。血管内超音波（IVUS）画像は病変部の有用な情報を提供するものの、IVUS 画像のみを入力する従来の手法では、予測性能に限界があった。本研究では、深層学習パイプラインに幾何学変換と医学的知見を統合することで、これら合併症の発症予測精度を向上させる手法を提案する。具体的には、IVUS 画像に極座標変換を適用し、IVUS カテーテルなどの非関心領域を除去し、血管構造の特徴抽出の効率化を図る。さらに、複数フレームにわたってプラーク内の減衰角度の統計量—平均・最大値・最小値・標準偏差の4統計量—を算出し、これを convolutional neural network-long short-term memory（CNN-LSTM）アーキテクチャに統合した。312 症例を対象とした実験の結果、極座標変換と減衰プラーク特徴量の統合により、ベースラインモデルと比較して AUC が 0.62 から 0.66 へ向上した。本手法は、PCI におけるより正確な定量リスク評価の実現に寄与する可能性を示している。

Keywords: Intravascular Ultrasound, Attenuated Plaque, CNN-LSTM

1. Introduction

経皮的冠動脈形成術（PCI）は冠動脈疾患の標準的な治療法であるが、プラークの流出により No-reflow 現象や Slow flow 現象といった合併症が術後に約 10～20%の割合で発症することが報告されている (Babapoor et al., 2022)。これらの合併症は一度発症すると血管拡張薬などによる事後治療が必要となるが、急激な血圧低下や不整脈といった重篤な副作用のリスクを伴う。そのため、発症後に対処するのではなく、合併症を未然に防ぐ予防的戦略の確立が重要である。

現在の臨床現場では、Distal Protection Device が高リスク病変への有効な予防手段であるが、デバイス準備の負担から全症例への適用は現実的でなく、術前の正確なリスク層別化

†. Corresponding author

が求められる。しかし、血管内超音波（IVUS）読影には専門知識を要するうえ、血管径やプラーク組成など複数の因子が複合的に絡み合うため、目視のみによる高精度な予測は困難であり、IVUS 画像から定量的にリスクを評価する手法が必要とされている。

我々の予備検討では、IVUS 画像を ResNet-34-long short-term memory (LSTM) モデルに入力するアプローチで area under the curve (AUC) —閾値に依存しない指標—が 0.62 にとどまり、予測性能の向上が課題として残った。IVUS 上の減衰プラークと No-reflow の有意な関連が報告されているが (Wu et al., 2011), そのスコアリングは手動であり、これらの特徴を自動的に統合した予測手法が求められる。本研究では、医師によるアノテーションから算出した減衰角度統計量を convolutional neural network-LSTM (CNN-LSTM) に明示的に統合する手法を提案する。

2. Methods

2.1. Dataset

本研究で使用する IVUS データは、千葉大学医学部附属病院で取得された IVUS 動画から、プラーク病変部の中心フレームを基準に 1 mm ごとのスライスで前後 6 フレーム、計 13 フレームを切り出したものである。症例数は 312 症例であり、そのうち No-reflow 症例が 39 例、Slow flow 症例が 35 例、合併症を発症しなかった症例が 238 例である。No-reflow 症例と Slow flow 症例を合わせて陽性クラスとした。各フレームには、医師による減衰角度方向のアノテーションが付与されている。評価にはすべての実験において 5 分割交差検証を用い、各フォールドの平均値を結果として報告する。

2.2. Proposed Method

まず、各 IVUS フレームに極座標変換を適用する。変換は画像中心を原点とし、Bicubic 補間により縦 224 × 横 254 ピクセルの画像に変換する。続いて、変換後の画像左端 30 ピクセルに存在する IVUS カテーテル領域を除去し、最終的に 224 × 224 ピクセルの画像として入力に使用する。この前処理により、非関心領域が除去されるとともに、円形の血管断面が矩形領域に展開され、空間特徴の抽出が効率化される。

次に、減衰角度のアノテーションから 13 フレームにわたる平均・最大値・最小値・標準偏差の 4 統計量を算出し、減衰プラーク特徴量とする。

モデルは ResNet-34 と LSTM で構成され、LSTM の出力に減衰プラーク特徴量を結合して FC 層から合併症発症確率を出力する。

また、プラーク領域の Region of Interest (ROI) マスクを IVUS 画像にチャンネル方向で結合することの寄与を検証するため、ROI マスクを追加入力とした比較手法についても評価する。各フレームのマスクは、プラーク領域のアノテーションがあるフレームには医師のアノテーションを使用し、減衰が激しくアノテーションが困難なフレームには、本データセットのアノテーション付きフレームでファインチューニングした Nishi et al. (2021) のセグメンテーションモデルを用いて自動生成した。

3. Results

Wu et al. (2011) のスコアリング手法 (AUC: 0.65) および同一データセットの IVUS 画像から医師が行った予測 (AUC: 0.56) との比較を含むアブレーションスタディの結果を Table 1 に示す。提案手法 (AUC: 0.66) は Wu et al. (2011) を上回り、CNN が IVUS 画像から抽出す

る特徴量が減衰角度に加えて予測に有効な情報を含むことが示された．全 AI モデルは AUC において医師の予測も上回った．極座標変換のみでは AUC はベースライン (0.62) と同等であったが，減衰プラーク特徴量のための統合では AUC が 0.63 に向上した．両手法を統合した提案手法では AUC が 0.66 と最高値を達成し，ベースライン (± 0.12) より分散が小さく (± 0.07)，より安定した予測性能を示した．一方，提案手法に ROI マスクを追加した比較手法では AUC が 0.63 にとどまり，ROI マスクの追加が必ずしも予測性能の向上に寄与しないことが示された．

Table 1: アブレーションスタディの結果

手法	極座標変換	減衰プラーク特徴量	正解率	適合率	再現率	F1	AUC
Wu et al. (2011)	—	—	0.58 ± 0.16	0.31 ± 0.06	0.54 ± 0.30	0.36 ± 0.10	0.65 ± 0.08
医師による予測	—	—	0.56 ± 0.07	0.32 ± 0.05	0.72 ± 0.08	0.44 ± 0.06	0.65 ± 0.09
ResNet-34-LSTM	×	×	0.54 ± 0.12	0.31 ± 0.08	0.71 ± 0.18	0.43 ± 0.09	0.62 ± 0.12
ResNet-34-LSTM	✓	×	0.64 ± 0.13	0.36 ± 0.14	0.44 ± 0.09	0.38 ± 0.11	0.62 ± 0.12
ResNet-34-LSTM	×	✓	0.56 ± 0.11	0.31 ± 0.07	0.64 ± 0.20	0.40 ± 0.05	0.63 ± 0.09
ResNet-34-LSTM (提案)	✓	✓	0.60 ± 0.11	0.35 ± 0.10	0.62 ± 0.11	0.43 ± 0.05	0.66 ± 0.07
ResNet-34-LSTM (+ROI マスク)	✓	✓	0.65 ± 0.08	0.35 ± 0.08	0.53 ± 0.22	0.41 ± 0.09	0.63 ± 0.11

4. Conclusion

本研究では，IVUS 画像を用いた PCI 合併症予測において，極座標変換と減衰プラーク特徴量を統合した CNN-LSTM パイプラインを提案した．アブレーションスタディの結果，両手法の統合により AUC がベースライン (0.62) から 0.66 へ向上し，医師による予測 (AUC: 0.56) を上回る性能を達成した．これらの結果は，IVUS 画像における幾何学変換と臨床知見の明示的な統合が，深層学習モデルによる合併症の予測性能の向上に有効であることを示している．一方，ROI マスクの追加が予測性能の向上に寄与しなかった要因として，プラーク領域のセグメンテーション精度の不足が考えられる．今後は，石灰化プラークなど他の病変特徴や臨床情報の統合を通じた予測性能のさらなる向上が課題として挙げられる．

Acknowledgments

本研究は千葉大学大学院医学研究倫理審査委員会の承認を得た (承認番号 3270 号)．

References

- Behzad Babapoor, Saeid Sadeghieh-Ahari, Mehdi Sadeghi Hariri, and Bitia Shahbazzadegan. Survey of effective factors in slow flow and no reflow in primary percutaneous coronary intervention patients. *Int J Community Med Public Heal*, 9:1222, 2022. doi: 10.18203/2394-6040.ijcmph20220678.
- Takeshi Nishi, Rikiya Yamashita, Shinji Imura, Kazuya Tateishi, Hideki Kitahara, Yoshio Kobayashi, Paul G. Yock, Peter J. Fitzgerald, and Yasuhiro Honda. Deep learning-based intravascular ultrasound segmentation for the assessment of coronary artery disease. *Int. J. Cardiol.*, 333:55–59, 2021. doi: 10.1016/j.ijcard.2021.03.020.

Xiaofan Wu, Gary S. Mintz, Kai Xu, Alexandra J. Lansky, Bernhard Witzenbichler, Giulio Guagliumi, Bruce Brodie, Mirle A. Kellett, Ovidiu Dressler, Helen Parise, Roxana Mehran, Gregg W. Stone, and Akiko Maehara. The relationship between attenuated plaque identified by intravascular ultrasound and no-reflow after stenting in acute myocardial infarction. *JACC Cardiovasc. Interv.*, 4(5):495–502, May 2011. doi: 10.1016/j.jcin.2010.12.012.