

ECG 特徴抽出における消費電力削減を目的とした近似計算の利用

秀嶋晃太¹ 佐藤寿倫¹ 長友泰樹²

概要：心電図（ECG：electrocardiogram）波形の特徴を抽出する Pan-Tompkins アルゴリズムの低消費電力な回路実装を検討している。Pan-Tompkins アルゴリズム内のフィルタリング処理に近似計算手法を適用する。EvoApproxLib から選択した 8 個の近似加算器を試したところ、ローパスフィルタリング処理には適さないが、ハイパスフィルタリング処理では不整脈検出精度を維持しつつ加減算によって消費される電力を 26.5%削減できることが確認された。

キーワード：近似計算，Pan-Tompkins アルゴリズム，ECG

1. はじめに

近年，スマートウォッチ等の普及により，多くの人々が心拍数，運動量，睡眠パターンなどを日常的にモニタリングすることが可能となり [1]，ウェアラブル・ヘルスケア・デバイスへの関心が高まっている。ECG 波形のモニタリングは，これらの利用例の一つである。ECG は心臓の電気活動を記録する重要な医療ツールであり，ECG の解析は心疾患の診断や管理において非常に重要である [2]。これらのデバイスは，健康異常の早期発見や持続的な健康管理を可能とするが，エネルギー消費の効率化しバッテリー寿命を延長することが技術的課題として浮上している。ECG 波形の解析に必要な計算量は大きく，デバイスのバッテリー消費が激しいことが問題である [3]。

近似計算（Approximate Computing）は，エネルギー消費の削減に寄与できる手法として注目されている。近似計算とは，計算精度を僅かに犠牲にする代わりに，消費エネルギーの削減や実行時間の短縮などを実現する技術である [4]。近似計算を用いることでウェアラブル・ヘルスケア・デバイスのエネルギー利用効率を向上させ，それらのバッテリー寿命を改善することが期待できる [5, 6]。本研究の目的は，ECG 波形から不整脈を検出するデバイスの消費電力を削減することである。具体的には，ECG 波形から特徴を抽出する Pan-Tompkins アルゴリズム [7]内の演算に近似演算器を採用し，演算操作に必要な消費電力を削減すること

を検討している。以前の検討では特徴抽出精度の維持と消費電力の削減との両立が期待していたほどではなかったため [8]，本報告ではその検討時とは異なる近似演算器を採用し，電力削減効果と特徴抽出精度や不整脈検出精度への近似計算の影響を実験により評価する。

本稿の構成は以下の通りである。2 節で不整脈検出方法の概要，特に Pan-Tompkins アルゴリズムを説明する。3 節で関連研究を紹介する。4 節で近似計算を説明する。5 節で実験環境と評価手法を述べる。6 節で実験結果を紹介し，考察する。7 節はまとめである。

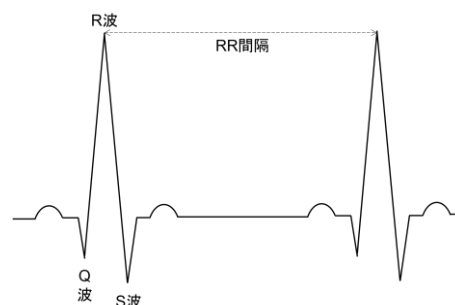


図 1：ECG 波形

1 福岡大学 工学部 電子情報工学科

2 福岡大学大学院 工学研究科 電子情報工学専攻

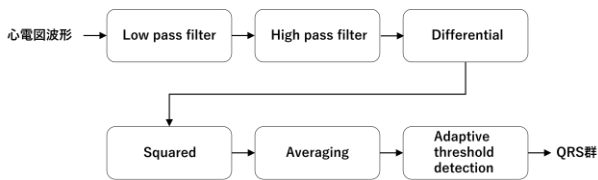


図2：Pan-Tompkins アルゴリズム

2. ECG 波形からの不整脈検出

不整脈の検出は、まず前処理で、ECG 波形を入力とし、QRS 群の特徴抽出を行う。次に後処理で、抽出結果を基に不整脈の検出を行う。本研究では前者には Pan-Tompkins アルゴリズムを、後者には RR 間隔に基づくアルゴリズム [9] を、それぞれ採用している。本報告では、前者でのみ近似計算を利用する。

2.1 Pan-Tompkins アルゴリズム

Pan-Tompkins アルゴリズム [7] は ECG 波形の QRS 群を抽出する信号処理技術であり、ECG 波形の例を図 1 に示す。QRS 群は Q 波、R 波、S 波を含む ECG 波形の一部である。Pan-Tompkins アルゴリズムによる特徴抽出は、図 2 に示すように主に 6 つのステップで構成されている。

- ① Low Pass Filter：信号ノイズを低減する。
- ② High Pass Filter：ローパスフィルタと同様に信号ノイズを低減する。
- ③ Differential：5 点微分により QRS 群の傾きを評価する。
- ④ Squared：信号を 2 乗化することで全ての値を正数にし、振幅を増幅して ECG 周波数を強調する。
- ⑤ Averaging：移動平均によりノイズの影響を軽減しつつ信号の重要な波形特徴の情報を強調する。
- ⑥ Adaptive threshold detection：適応閾値を利用し、信号のピークとノイズ値の両方を考慮してピーク候補を特定する。

2.2 RR 間隔に基づく不整脈検出プログラム

RR 間隔に基づくアルゴリズム [9] は、ECG 波形の R 波情報を利用して不整脈を検出及び分類する。このアルゴリズムは医療専門家が提供する臨床ガイドラインを参考にするルールに従って心拍数を、正常洞拍動、心室性期外収縮、心室粗動/心室細動、および 2 度房室ブロックのいずれかに分類する。本研究では不整脈の検出のみに着目し、不整脈の分類結果を利用しない。また本報告では不整脈検出では近似計算を利用しないため、このアルゴリズムの詳細な説明を省略する。関心のある読者は [9] を参照されたい。

3. 関連研究

Basu らはモバイルヘルスアプリケーション向けの電力効率改善策として、マルチコア処理、再構成可能なアクセラレーション、そして近似コンピューティングの統合を検討した [10]。彼らの近似手法では不正確な回路を採用し

ておらず、極端な電圧スケールを用いている。Han らはアルゴリズムのノイズ耐性を活用し、ウェーブレット解析に基づく ECG プロセッサを開発した [11]。近似計算を採用しているが演算回路には適用しておらず、Pan-Tompkins アルゴリズムにも適用していない。Prabakaran らは Pan-Tompkins アルゴリズムに近似加算器と近似乗算器を適用して電力効率を改善した [12]。彼らは QRS 特徴抽出のみを調査したが、本報告では不整脈検出に対する近似の影響も評価している。Kanani らは Pan-Tompkins アルゴリズムでのフィルタへ近似加算を適用し、QRS 特徴抽出への影響を評価した [13]。[12] と同様に、彼らも不整脈検出への影響を調査していない。Najafi らは CNN ベースの ECG 不整脈分類に近似計算技術を適用した [5]。不整脈検出に近似回路を適用しているが、これは本報告の焦点ではない。本報告では Pan-Tompkins アルゴリズムに基づく QRS 特徴抽出に近似計算を適用している。

4. 近似計算

演算器の省電力化を検討する際に従来は消費電力と処理能力との間でのトレードオフを考慮していた。近似計算を採用することで図 3 のように演算精度をトレードオフに加えることが可能になる。計算精度を僅かに犠牲にする代わりに、消費エネルギーの削減や実行時間の短縮を実現する。

本研究では、消費電力を削減することを目的として Pan-

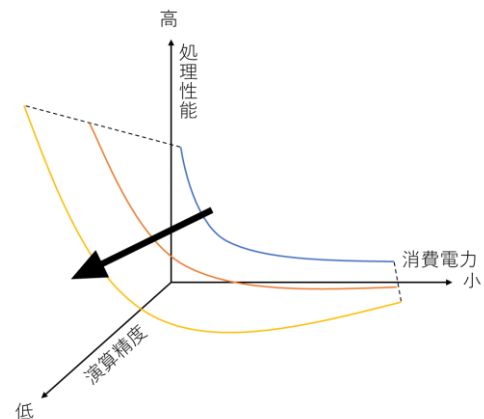


図3：近似計算のトレードオフ関係

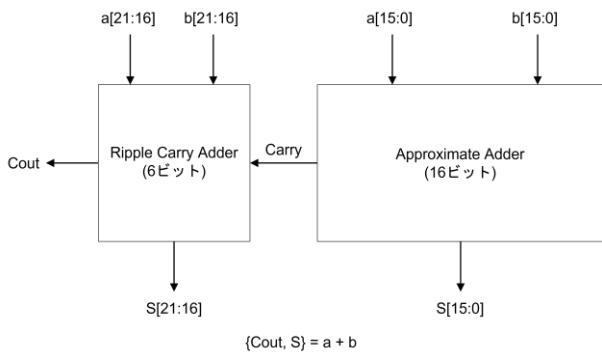


図 4 : 22 ビット加算器

Tompkins アルゴリズムに近似計算を適用する。我々はこれまでに 2.1 節で説明したステップ①～⑤で近似演算を適用した [8, 14]が、ステップ①では期待ほどの効果を得られていない [8]。そこで本報告では、[8]で利用した Carry-Maskable Adder(CMA) [15]とは異なる近似加算器を用いて、ステップ①と②を再評価する。具体的には、EvoApproxLib [16, 17]から近似加算器を採用する。EvoApproxLib [17]は、遺伝的アルゴリズムによって生成された近似加算器と近似乗算器のライブラリである。C 言語、Verilog HDL, Matlab, Python のソースコードが公開されており、平均絶対誤差, 最悪ケース絶対誤差, 平均二乗誤差, 平均相対誤差, 誤り確率の 5 つの指標で、演算器を順位付けされている。ステップ①②で必要となる加算器のビット幅はそれぞれ 17 ビットと 22 ビットであることが事前評価で確認されているため、EvoApproxLib から 16 ビット符号無し加算器を選択し、不足するビット数分の全加算器を上位ビットに追加することで、17 ビット加算器と 22 ビット加算器を実現した。すなわち、上位 1 ビットが正確で残り 16 ビットで近似を行う 17 ビット近似加算器と図 4 に示す上位 6 ビットが正確で残り 16 ビットで近似を行う 22 ビット近似加算器である。まず、上述した 5 つの指標で最も良い加算器 (add16u_0GN, add16u_0NL, add16u_110, add16u_0NT, add16u_0TA) をそれぞれ選択した。ステップ②では、平均絶対誤差の指標で 2 番目と 3 番目に良い加算器 add16u_126, add16u_0P8) と平均相対誤差の指標で 3 番目に精度の良い加算器 (add16u_0GX) を追加した。平均相対誤差の指標で 2 番目に精度の良い加算器はすでに選択された加算器の中に含まれている。以下では、各加算器を名前の終わりの 3 文字で呼ぶことにする。

5. 実験環境・評価手法

5.1 実験環境

QRS 群の特徴抽出精度と不整脈検出精度を評価するために、2 つの C プログラムを使用する。1 つは Pan-Tompkins アルゴリズムを、もう 1 つは RR 間隔に基づくアルゴリズムを、それぞれ実装している。Github で提供されている前

者 [18]は、ECG 信号を入力として受け取り、R 波情報を出力する。各時間ステップで、出力は R 波が存在するか否かを示す。入力には MIT-BIH Arrhythmia Database [2]の 48 個の ECG 波形を使用する。後者は自作プログラムで、小数ではなく整数を使用するように考慮して作成された。前者のプログラムから R 波情報を入力として受け取り、各 RR 間隔の分類結果を出力する。上述したように評価には不整脈検出結果のみを使用し、分類結果を用いない。

近似演算器には上述の EvoApproxLib [17]から提供される C 言語で実装された動作モデルを使用する。

EvoApproxLib [17]で提供されている Verilog HDL コードを拡張し、17 ビットと 22 ビットの近似加算器を実装した。45nm OpenCell FreePDK ライブラリ [19]を使用してシノプス社の Design Compiler で論理合成する。続いて Power Compiler で動的消費電力を見積もる。Power Compiler への入力となるスイッチング確率情報は VCS による論理シミュレーションによって生成する。論理シミュレーションへの入力として使用されるテストベクトルは、前述の C 言語で実装されている Pan-Tompkins アルゴリズムの実行から抽出する。

5.2 評価手法

近似加算の QRS 群の特徴抽出精度と不整脈検出精度への影響を評価する。近似を用いない場合の特徴抽出結果と不整脈検出結果を正解とみなし、これらと 1 対 1 比較をすることでそれぞれの精度を求める。この際、QRS 群が抽出された時刻、あるいは、不整脈が検出された時刻については $\pm 100\text{ms}$ のマージンを考慮している。

特徴が検出された場合、あるいは、不整脈が検出された場合をそれぞれ真とし、混同行列で評価する。真陽性(TP), 真陰性(TN), 偽陽性(FP), 偽陰性(FN)の定義は以下のとおりである。特徴抽出では、

- 真陽性: 特徴を正しく抽出した場合
- 偽陰性: 特徴を抽出できなかった場合
- 真陰性: 存在しない特徴を正しく抽出しなかった場合
- 偽陽性: 存在しない特徴を間違って抽出した場合

表 1 : 特徴抽出精度(%)[ローパスフィルタ]

	0GN	0NL	110	0NT	0TA
TP	0.24	0.24	0.24	0.24	0.24
FN	0.12	0.12	0.12	0.12	0.12
FP	0.90	0.90	0.91	0.91	0.91
TN	98.73	98.73	98.73	98.73	98.72

表 2：不整脈検出精度(%) [ローパスフィルタ]

	0GN	0NL	110	0NT	0TA
TP	6.73	6.71	6.63	6.85	6.72
FN	10.67	10.69	10.77	10.55	10.68
FP	32.05	32.36	31.80	31.96	32.31
TN	50.55	50.24	50.79	50.63	50.28

表 3：再現率(%) [ローパスフィルタ]

0GN	0NL	110	0NT	0TA
38.68	38.56	38.10	39.37	38.62

であり、不整脈検出では、

- 真陽性：不整脈を正しく検出した場合
- 偽陰性：不整脈を正常脈として間違っ検出した場合
- 真陰性：正常脈を正しく検出した場合
- 偽陽性：正常脈を不整脈として間違っ検出した場合

である。

混同行列を基に真陽性/(真陽性+偽陰性)で再現率を求める。
消費電力については、正確な加算器 1A5 を上述と同様の
方法で 17 ビットあるいは 22 ビットに拡張したものを比較

表 5：特徴抽出精度(%) [ハイパスフィルタ]

	0GN	0NL	110	0NT	0TA	126	0P8	0GX
TP	0.36	0.36	0.37	0.37	0.36	0.36	0.33	0.36
FN	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.04	0.00
FP	0.01	0.00	0.00	0.01	0.20	0.03	0.53	0.03
TN	99.62	99.62	99.63	99.62	99.43	99.60	99.10	99.60

表 6：不整脈検出精度(%) [ハイパスフィルタ]

	0GN	0NL	110	0NT	0TA	126	0P8	0GX
TP	17.06	16.99	17.25	17.07	14.89	16.63	10.36	16.63
FN	0.34	0.41	0.15	0.34	2.51	0.78	7.04	0.77
FP	0.08	0.07	0.03	0.08	1.85	0.16	9.96	0.16
TN	82.52	82.52	82.57	82.52	80.74	82.44	72.63	82.43

表 7：再現率(%) [ハイパスフィルタ]

0GN	0NL	110	0NT	0TA	126	0P8	0GX
98.05	97.64	99.14	98.05	85.58	95.52	59.54	95.58

表 4 に示す。表 2 と表 4 から 2 つの実験で有意差が見られないため、影響の原因は減算ではないと考えられる。

以上のことから、依然としてローパスフィルタは近似に適さないと判断した。

ハイパスフィルタに近似を適用した際の特徴抽出精度と不整脈検出精度をそれぞれ表 5 と表 6 に示す。ローパスフィルタの場合と同様に、特徴抽出精度は極めて高いことが分かる。一方で、不整脈検出精度も比較的高いことが興味深い。表 1 と表 5 を比べると、特徴抽出での僅かな割合

対象とし、電力削減率で評価する。

6. 実験結果・考察

ローパスフィルタに近似を適用した際の特徴抽出精度を表 1 に示す。いずれの場合も偽陽性と偽陰性の割合は極めて小さく、合計しても 1%強に過ぎない。どの近似計算器を選択しても、QRS 群の特徴抽出精度は高いことが分かる。

それぞれの特徴抽出結果を用いた際の不整脈検出精度を表 2 に示す。特徴抽出とは異なり、いずれの場合も真陰性と偽陰性の割合が無視できないほどに大きい。特に偽陰性は不整脈の見落としとしてであり、この割合が大きいことはヘルスケア・デバイスとしての信頼性に関わり、大きな問題である。不整脈の再現率を表 3 に示す。再現率が最も高かった近似加算器は 110 であるが、その再現率は 39.37%に過ぎない。特徴抽出精度が非常に高かったことから不整脈検出精度も高いと予想されたが、予想外の結果となった。

以前の検討[8]での問題は CMA が負数の扱いを苦手とすることが原因であったことから、今回も負数の扱いに原因がある可能性を考慮し、再現率の最も高かった 110 で減算を近似の対象にしないで再度実験を行った。その結果を

の偽陽性と偽陰性が、不整脈検出精度に大きな影響を及ぼしていると分かる。不整脈検出の再現率を表 7 に示す。再現率が最も高かった近似加算器はローパスフィルタの場合と同様に 110 であり、その再現率は 99.14%に達する。他の近似加算器の多くでも再現率が 95%を上回っており、ハイパスフィルタが近似に適していることが確認された。そのため、近似加算器を増やして評価を行ったところ、0P8 では再現率の低かったことから、近似加算器の選択には慎重さを欠かすことはできないことが示唆された。

ローパスフィルタは近似に適さないことから、ハイパスフィルタに近似加算器を適用した際のみで電力評価を行った。動的消費電力の削減率を図5に示す。どの近似加算器でも電力を削減できていることが分かる。最も電力を削減できたOP8で28.89%の削減率、最も削減できなかったOTAで9.09%の削減率であった。しかし、OP8は不整脈検出精度が低いことから、電力削減率が最も高いとはいえOP8の採用は望ましくない。以上をまとめると不整脈検出精度が最優先される場合は110を、動的消費電力の削減率が最優先される場合はOGXを、両者のバランスが求められる場合は0GNを、それぞれ選択することが望ましい。

表4：不整脈検出精度(%) [ローパスフィルタ]

	110
TP	6.76
FN	10.65
FP	32.31
TN	50.28

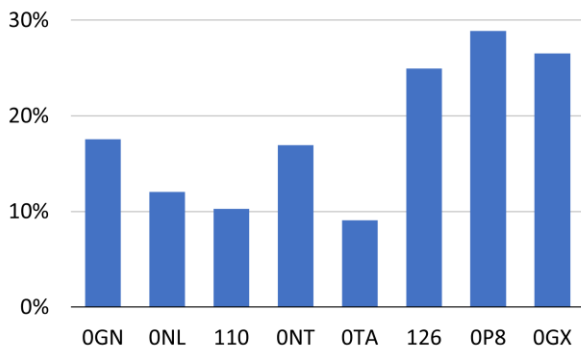


図5：消費電力の削減率

7. まとめ

本報告では、ウェアラブル ECG デバイスの低消費電力化を念頭に Pan-Tompkins アルゴリズムへ近似加算器を適用し、近似がQRS群の特徴抽出および不整脈の検出における精度へ与える影響と消費電力削減効果とを評価した。

まず、ローパスフィルタに近似加算器を適用した場合、特徴抽出精度が著しく低下することが確認された。全ての近似加算器で再現率が40%を下回っておりローパスフィルタには近似加算器を適用できないと判断された。

次に、ハイパスフィルタに近似加算器を適用した場合、特徴抽出精度に加えて不整脈検出精度も非常に高く、6つの近似加算器では再現率が95%以上となった。特に110の再現率は99.14%であった。さらに、ハイパスフィルタにおける動的消費電力削減効率を評価したところ、全ての近似加算器で電力削減効果が確認された。ただしOP8については、不整脈検出精度が低いことから適用は望ましくない。

以上から、ハイパスフィルタに近似加算を適用することは有効であると確認できた。不整脈検出精度を優先する場合は110を、電力削減率を優先する場合はOGXを、両者のバランスが求められる場合は0GNをそれぞれ選択することが望ましいと結論できる。

謝辞 議論に参加して下さったシステムアーキテクチャ研究室の皆さんに感謝します。本研究の一部は、福岡大学の研究助成(助成番号:GR2410)、及び、株式会社ロジック・リサーチの支援によるものである。また本研究は、東京大学VDEC活動を通して、日本シノプス合同会社の協力で行われたものである。

参考文献

- [1] 児玉明, “ウェアラブル機器,” 画像電子学会誌, Vol. 48, No. 1, 2019.
- [2] George B. Moody and Roger G. Mark, “The Impact of the MIH-BIH Arrhythmia Database,” IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, Vol. 20, 2001.
- [3] Mohamed Elgendi, Bjorn Eskofier, Socrates Dokos, and Derek Abbott, “Revisiting QRS Detection Methodologies for Portable, Wearable, Battery-Operated, and Wireless ECG Systems,” PLoS ONE, Vol. 9, No. 1, e84018, 2014.
- [4] K. Roy and A. Raghunathan, “Approximate Computing: An Energy-Efficient Computing Technique for Error Resilient Applications,” IEEE Computer Society Annual Symposium on VLSI, 2015.
- [5] Ardalan Najafi, Amir Najafi, Julia Muller, Wanli Yu, and Alberto Garcia-Ortiz, “Approximate Computing in Critical Applications: ECG Arrhythmia Classification,” 12th International Conference on Modern Circuits and Systems Technologies, 2023.
- [6] Hans Jakob Damsgaard, Aleksandr Ometov, and Jari Nurmi, “Approximation Opportunities in Edge Computing Hardware: A Systematic Literature Review,” ACM Computing Survey Vol. 55, No. 12, 2023.
- [7] Jiapu Pan and Willis J. Tompkins, “A Real-Time QRS Detection Algorithm,” IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. BME-32, No. 3, 1985.
- [8] Hiroyuki Hama and Toshinori Sato, “Towards At-the-Edge ECG Signal Processing with Accuracy-tunable Approximate Adders,” IEEE 12th Global Conference on Consumer Electronics, 2023.
- [9] Markos G. Tsipouras, Dimitris I. Fotiadis, and Dimitris A. Sideris, “An Arrhythmia Classification System Based on the RR-interval Signal,” Artificial Intelligence in Medicine, Vol. 33, No. 3, 2005.
- [10] Soumya Basu, Loris Duch, Miguel Peon-Quiros, David Atienza, Giovanni Ansaloni, and Laura Pozzi, “Heterogeneous and Inexact: Maximizing Power Efficiency of Edge Computing Sensors for Health Monitoring Applications,” International Symposium on Circuits and Systems, 2018.
- [11] Jun Han, Yicheng Zhang, Shan Huang, Mengyuan Chen, and Xiaoyang Zeng, “An Area-Efficient Error-Resilient Ultralow-Power Subthreshold ECG Processor,” IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, Vol. 63, No. 10, 2016.
- [12] Bharath Srinivas Prabhakaran, Semeen Rehman, and Muhammad Shafique, “XBioSiP: A Methodology for Approximate Bio-Signal Processing at the Edge,” 56th Design Automation Conference, 2019.
- [13] Alish Kanani, Rajat Bhattacharjya, and Dip Sankar Banerjee, “ApproxBioWear: Approximating Additions for Efficient Biomedical Wearable Computing at the Edge,” 43rd International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society,

2021.

- [14] Taiki Nagatomo and Toshinori Sato, “Improving Energy Efficiency in Medical Edge Devices for ECG Feature Detection via Approximate Computing,” IEEE 5th Eurasia Conference on IOT, Communication and Engineering, 2023.
- [15] Tongxin Yang, Tomoaki Ukezono, and Toshinori Sato, “A Low-power Configurable Adder for Approximate Applications,” 19th International Symposium on Quality Electronic Design, 2018.
- [16] Vojtech Mrazek, Radek Hrbacek, Zdenek Vasicek, and Lukas Sekanina, “EvoApprox8b: Library of Approximate Adders and Multipliers for Circuit Design and Benchmarking of Approximation Methods,” Design, Automation and Test in Europe Conference and Exhibition, 2017.
- [17] <https://ehw.fit.vutbr.cz/evoapproxlib> (参照 2025-02-07) .
- [18] Rafael de Moura Moreira, “An ANSI-C implementation of the Pan-Tompkins Real-Time QRS Detection Algorithm,” <https://github.com/rafaelmmoreira/PanTompkinsQRS> (参照 2025-02-07) .
- [19] <https://si2.org/open-cell-library/> (参照 2025-02-07) .