

Wydział Automatyki, Elektroniki i Informatyki

Praca Magisterksa Plan działania Zastosowanie metod sztucznej inteligencji do detekcji arytmii na podstawie sygnałów PPG

Jakub Kula

Gliwice 2025

Przygotowałem krótki dokument, w którym przedstawiam swoje założenia dotyczące części projektowo-badawczej, aby upewnić się, że są one zgodne z Pańskimi oczekiwaniami.

1 Wybrane bazy danych

- MIMIC PERform AF Dataset
- Multiclass Arrhythmia Detection and Classification(...)
- Dane wygenerowane dzięki Symulatorzes sygnału PPG z epizodami arrhythmia

2 Wybrane cechy

Dla celów badawczych zostały wybrand 30 cech. Niektóre z nich mogą okazać się nadmiarowe, więc praca w kolejnych krokach będzie zmniejszach ich ilość wybierajać te najważniejsze przy pomocy funkcji "SelectKBest" z sklearn lub/i innych metod wyjaśnialnej sztucznej inteligencji. Sprawdzane opcje to 30-25-20-15-10.

Nie jestem pewny poprawności naz cech - opracowywałem je z przy pomocy List of features extracted from the PPG signal that is used for AF detection.

• 1. Średnia

$$\overline{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} x_i$$

Gdzie: - x_i – wartość i-tej próbki sygnału, - N – liczba próbek.

- 2. Mediana
- 3. Odchylenie standardowe (σ)

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \overline{x})^2}$$

• 4. Wariancja (var)

$$var = \sigma^2$$

• 5. Rozstęp międzykwartylowy (igr)

$$igr = Q_3 - Q_1$$

Gdzie: - Q_1 – pierwszy kwartyl, - Q_3 – trzeci kwartyl.

- 6. Maksimum
- 7. Minimum
- 8. Średnia wartość modułu różnic

$$\overline{|\text{diff}|} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|$$

1

• 9. Procent różnic dodatnich

$$\frac{100\sum_{i=1}^{N-1}\mathbb{I}((x_{i+1}-x_i)>0)}{N-1}$$

Gdzie: - $\mathbb{I}(\cdot)$ – funkcja indykatorowa (1 jeśli warunek jest spełniony, 0 w przeciwnym przypadku).

• 10. RMS różnic (RMSSD)

RMSSD =
$$\sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2}$$

• 11. Średnie odchylenie absolutne

$$\mathrm{mad} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |x_i - \overline{x}|$$

• 12. Energia

$$\sum_{i=1}^{N} x_i^2$$

• 13. Skośność (skewness)

skewness =
$$\frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (x_i - \overline{x})^3}{\sigma^3}$$

• 14. Entropia Shannona (wentropy)

wentropy =
$$-\sum_{i=1}^{N} p(x_i) \log p(x_i)$$

Gdzie: - $p(x_i)$ – prawdopodobieństwo wystąpienia wartości x_i .

• 15. Szczyt widmowy

maximal spectral peak =
$$\arg \max_{f} P_{xx}(f)$$

Gdzie: - $P_{xx}(f)$ – moc widmowa dla częstotliwości f.

• 16. Średnia mocy widmowej

$$\overline{P_{xx}} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^{M} P_{xx}(f_j)$$

Gdzie: - M – liczba częstotliwości w widmie.

• 17. Odchylenie standardowe widma

$$\sigma(P_{xx}) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^{M} (P_{xx}(f_j) - \overline{P_{xx}})^2}$$

2

• 18. Kurtoza widma

$$kurtosis(P_{xx}) = \frac{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^{M} (P_{xx}(f_j) - \overline{P_{xx}})^4}{\sigma(P_{xx})^4}$$

• 19. Całkowita energia widmowa

$$\sum_{j=1}^{M} P_{xx}(f_j)$$

• 20. Udział wysokich pików

$$\frac{\sum_{j=1}^{M} \mathbb{I}(P_{xx}(f_j) > \overline{P_{xx}})}{M}$$

• 21. Średnia wartość współczynnika falkowego

$$\overline{|wt|} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} |wt_k|$$

Gdzie: - wt_k – współczynnik falkowy dla k-tej skali.

• 22. Odchylenie standardowe współczynnika falkowego

$$\sigma(|wt|) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^{K} (|wt_k| - \overline{|wt|})^2}$$

• 23. Energia falkowa

$$\sum_{k=1}^{K} |wt_k|^2$$

• 24. Współczynnik zmienności

$$\frac{\overline{x}}{\sigma}$$

- 25. Maksymalny współczynnik falkowy
- 26. Mediana współczynnika falkowego
- 27. Entropia Shannona współczynników falkowych

wentropy(
$$|wt|$$
) = $-\sum_{k=1}^{K} p(|wt_k|) \log p(|wt_k|)$

• 28. Znormalizowana średnia wartość modułu różnic

$$\frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N-1}|x_{i+1}-x_i|}{\overline{x}}$$

• 29. Znormalizowana suma różnic

$$\frac{\sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|}{\sum_{i=1}^{N} |x_i|}$$

• 30. Znormalizowany RMSSD

$$\frac{\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N-1}(x_{i+1}-x_i)^2}}{\sqrt{x^2}}$$

3

2.1 Kod wyciągający cechy

```
featureMatrix(i, 1) = mean(signal); % Mean
2
      featureMatrix(i, 2) = median(signal); % Median
3
      featureMatrix(i, 3) = std(signal); % Standard Deviation
4
      featureMatrix(i, 4) = var(signal); % Variance
5
      featureMatrix(i, 5) = iqr(signal); % Interquartile Range
6
      featureMatrix(i, 6) = max(signal); % Maximum
7
      featureMatrix(i, 7) = min(signal); % Minimum
8
      featureMatrix(i, 8) = mean(abs(diff(signal))); % Average of
         the absolute value of the differences
9
      featureMatrix(i, 9) = 100 * sum(diff(signal) > 0) / (length(
         signal) - 1); % Percentage of Positive Differences
      featureMatrix(i, 10) = sqrt(mean(diff(signal).^2)); % RMSSD
10
      featureMatrix(i, 11) = mad(signal, 1); % Mean Absolute
11
         Deviation
12
      featureMatrix(i, 12) = sum(signal.^2); % Energy
      featureMatrix(i, 13) = skewness(signal); % Asymmetry
13
14
15
      % --- Entropia ---
      featureMatrix(i, 14) = wentropy(signal, 'shannon'); % Shannon
16
          Entropy
17
      % --- Cechy z domeny częstotliwości ---
18
19
      [pxx, f] = periodogram(signal); % Widmo sygnału
      featureMatrix(i, 15) = f(pxx == max(pxx)); % Maximal Spectral
20
21
      featureMatrix(i, 16) = mean(pxx); % Mean of Spectrum
22
      featureMatrix(i, 17) = std(pxx); % Standard Deviation of
         Spectrum
      featureMatrix(i, 18) = kurtosis(pxx); % Kurtosis of Spectrum
23
24
      featureMatrix(i, 19) = sum(pxx); % Total Spectral Energy
      featureMatrix(i, 20) = sum(pxx > mean(pxx)) / length(pxx); %
25
         Fraction of High Peaks
26
27
      % --- Zależności czasowo-częstotliwościowe ---
      wt = cwt(signal, 'amor'); % Continuous Wavelet Transform (
28
         Morlet Wavelet)
      featureMatrix(i, 21) = mean(abs(wt), 'all'); % Mean Wavelet
29
         Coefficient Magnitude
      featureMatrix(i, 22) = std(abs(wt), 0, 'all'); % Std Wavelet
30
         Coefficient Magnitude
      featureMatrix(i, 23) = sum(abs(wt).^2, 'all'); % Wavelet
         Energy
32
33
      % --- Cechy dodatkowe ---
      featureMatrix(i, 24) = featureMatrix(i, 1) / featureMatrix(i,
34
          3); % Coefficient of Variation
      featureMatrix(i, 25) = max(abs(wt), [], 'all'); % Max Wavelet
35
          Coefficient
```

```
featureMatrix(i, 26) = median(abs(wt), 'all'); % Median
36
         Wavelet Coefficient
37
      featureMatrix(i, 27) = wentropy(abs(wt), 'shannon'); %
         Wavelet Shannon Entropy
38
      % Normalizacja cech związanych z różnicami
39
40
      differences = diff(signal);
      featureMatrix(i, 28) = mean(abs(differences)) / featureMatrix
41
         (i, 1); % Normalized Absolute Deviation
42
      featureMatrix(i, 29) = sum(abs(differences)) / sum(abs(signal
         )); % Normalized Absolute Difference
      featureMatrix(i, 30) = sqrt(mean(differences.^2)) / sqrt(mean
43
         (signal.^2)); % Normalized RMSSD
```

3 Techniki uczenia maszynowego

Do celów klasyfikacji wybrałem 5 metod klasycznych oraz po kilka hiperparametrów które będą dostrajane. Dostrajanie będzie wykonywane przy pomocy zbioru walidującego, który będzie stanowić 15%-20% zbioru uczącego - tak aby nie doszło do przecieku danych

3.1 Drzewa decyzyjne

- max_depth maksymalna głębokość drzewa
- min_samples_split minimalna liczba próbek do podziału węzła
- min_samples_leaf minimalna liczba próbek w liściu drzewa
- max_features liczba cech do rozważenia przy podziale węzła

3.2 Random Forest

- n_estimators liczba drzew w lesie
- max_depth maksymalna głębokość każdego drzewa
- min_samples_split minimalna liczba próbek do podziału węzła
- min_samples_leaf minimalna liczba próbek w liściu drzewa
- max_features liczba cech rozważanych przy podziale węzła

3.3 K-Nearest Neighbors

- n_neighbors liczba sąsiadów do rozważenia przy klasyfikacji
- metric miara odległości

3.4 Support Vector Machines

- C parametr regularyzacji
- kernel rodzaj jądra
- degree stopień wielomianu
- gamma współczynnik jądra
- coef0 współczynnik dla jądra wielomianowego i sigmoidalnego
- probability czy obliczać prawdopodobieństwa
- shrinking czy używać algorytmu kurczenia

3.5 Naïve Bayes

3.6 Sieci neuronowe

Sieci neruonowe będą dostrajane przy użyciu bibloteki "Optuna"która pozwala stworzyć nam eksperyment którego celem jest maksymalizacja parametru zadanego. W naszym przykładzie będzie to maksymalizacja dokładności albo F1 dla zbioru walidującego

Wybrane architektury:

- Geste sieci neuronowe
- $\bullet\,$ Konwolucyjne sieci neuronowe
- Rekurencyjne sieci neuronowe
- LSTM

4 Podsumowanie

Ze względu na początek semestru oraz związane z nim kwestie organizacyjne, rozpocznę prace nad częścią projektowo-badawczą za kilka dni. Pozwoli mi to na spokojne opracowanie harmonogramu, który uwzględni obowiązki akademickie, pracę nad pracą dyplomową oraz działalność w kole naukowym.

Jeśli ma Pan jakiekolwiek uwagi, pytania lub sugestie dotyczące moich założeń, chętnie umówię się na spotkanie lub rozmowę przez Microsoft Teams w dogodnym dla Pana terminie.