

Moduł HeartClass

MICHAŁ CISZEWSKI, ŁUKASZ DUDEK, KRYSZTOF MUCHA

Akademia Górniczo - Hutnicza w Krakowie

Na przedmiot: Elektroniczne Systemy Diagnostyki Medycznej i Terapii

SPIS TREŚCI

I Wstęp	1
II Koncepcja proponowanego rozwiązania	2
I Poprzednie podrozdziały	2
II Klasteryzacja	2
III Klasyfikacja	3
III Rezultaty i wnioski	4
IV Podsumowanie	4
V Bibliografia	4

Streszczenie

Niniejszy artykuł dotyczy części programu do analizy sygnału elektrokardiograficznego, aby wykrywać w nim wszelkie niezgodności z normami. Ten moduł, nazwany "HeartClass", służy do analizy załamków QRS i grupowania ich według odpowiednio zdefiniowanego podobieństwa.

Słowa kluczowe: elektrokardiografia, klasyfikacja załamków QRS, algorytm k-średnich, algorytm G-średnich, metoda wektorów nośnych.

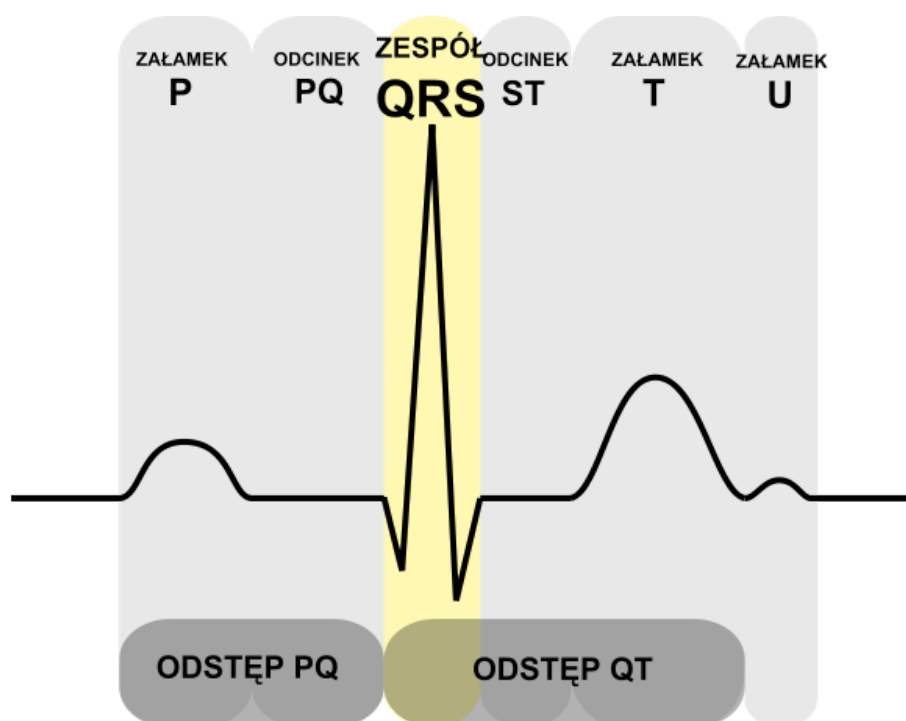
I. WSTĘP

Zespół QRS to fragment zapisu elektrokardiograficznego. Opisuje pobudzenie mięśni serca i składa się z jednego lub kilku załamków określanych jako Q, R i S.

- Załamek R – każdy załamek dodatni w obrębie zespołu QRS
- Załamek Q – pierwszy ujemny załamek widoczny przed załamkiem R
- Załamek S – pierwszy ujemny załamek widoczny po załamku R

Przykładowy (wyidealizowany) zespół QRS widoczny jest na rys. 1, przedstawiającym schematyczny fragment zapisu elektrokardiograficznego.

Celem opisywanego modułu jest wyliczenie liczby klas zespołów QRS, określenie reprezentantów każdej z nich oraz oznaczenie klas zespołów QRS na wykresie ECG. Wyodrębnienie klas QRS występujących w sygnale ECG pozwala na określenie prawidłowości rytmu pracy serca. Z reguły nieregularności mają charakter przejściowy, dlatego ich poprawne wyznaczenie wymaga przeprowadzenia 24-godzinnej badania pracy serca, czyli testu Holtera [2].



Rysunek 1: Wyidealizowany schemat zapisu EKG z zaznaczonym zespołem QRS. Źródło [1]

II. KONCEPCJA PROPONOWANEGO ROZWIĄZANIA

Algorytm klasyfikacji został podzielony na dwie części. W pierwszej następuje stworzenie obiektów przechowujących parametry niezbędnych wartości dla każdego z załameków QRS. Zakłada się jednocześnie, że wszystkie załamki zostały poprawnie wykryte przez poprzednie moduły. Dane wejściowe zostają znormalizowane i zkwantyzowane, następnie przeprowadzana jest procedura ekstrakcji cech. W drugiej części następuje klasyfikacja zespołów QRS. Polega on na klasteryzacji każdego wykrytego zespołu QRS. Warto zaznaczyć, iż każdy współczynnik reprezentuje inną wielkość i z tego powodu wartość tolerancji jest dobierana dla każdego z nich indywidualnie. Do klasteryzacji wykorzystywany jest algorytm g-means clustering. Jego realizacja zajmują się klasy GMeans i SVMClassifier

I. Poprzednie podrozdziały

II. Klasteryzacja

Do grupowania danych w klastry (lub klasy) użyto algorytmu G-średnich (ang. "G-means"). Jest rozszerzeniem popularnego algorytmu k-średnich, który polega na dobraniu k klas w zbiorze danych tak, aby dla każdego punktu był on w klasie, do której środka ciężkości ma najbliższą [3]. Przyjęto, że dane, które należy pogrupować to d -wymiarowe wektory należące do zbioru X o liczności n . S to zbiór klas, a więc $S_j = \{x_i \in X | \text{klasa}(x_i) = j\}$. Zbiór środków ciężkości klas oznaczony został literą C i zdefiniowany jako: $C = \{c_j = \frac{\sum_{x \in S_j} x}{|S_j|}\}$ dla $j = 1, 2, \dots, k$. Cel algorytmu

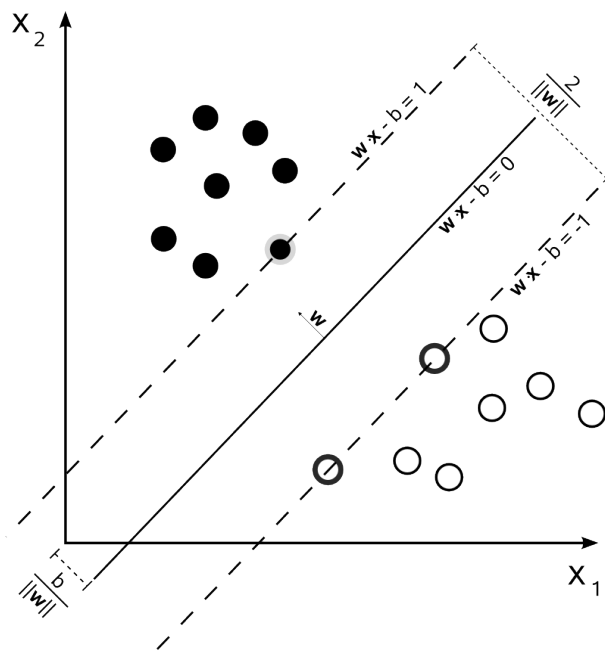
k-średnich to minimalizacja wyrażenia przedstawionego wzorem 1 .

$$\sum_{j=1}^k \sum_{x \in S_j} \|x - c_j\| \quad (1)$$

Poważnym problemem tego algorytmu jest fakt, iż liczba klas musi być znana bądź przyjęta z góry, co oznacza jakąś wcześniejszą wiedzę na temat klasteryzowanego zbioru danych [4]. W przypadku, gdy takiej wiedzy się nie posiada, należy zastosować uogólnienie algorytmu k-średnich, które pozwoli dobrać optymalne k względem jakiegoś wskaźnika jakości. Algorytm, który został zastosowany w opisywanym module dobiera k tak, aby w każdej klasie rozkład punktów był możliwie bliski rozkładowi normalnego. Stąd też wzięło się "G" w nazwie - od rozkładu Gaussa [4].

III. Klasyfikacja

Aby sklasyfikować powstałe w poprzednim kroku klastry wykorzystano klasyfikator SVM (Support Vector Machine). W najprostszej postaci klasyfikator ten służy do wyznaczenia hiperpłaszczyzny rozdzielającej dwa liniowo separowalne zbiory. Hiperpłaszczyzna ta wyznaczana jest z maksymalnym marginesem, tzn. tak, aby suma jej odległości od najbliższych próbek z obu klas była jak największa (patrz rys. 2).



Rysunek 2: Dwuwymiarowy przypadek hiperpłaszczyzny rozdzielającej dwie klasy z zaznaczonym marginesem. Źródło [5]

W wielu przypadkach nie można zagwarantować liniowej separowalności zbiorów. W takich sytuacjach stosuje się tzw. Kernel trick. Polega on na zwiększeniu wymiaru przestrzeni danych wejściowych, aby w nowej przestrzeni istniała własność liniowej separowalności zbiorów. W tym celu wykorzystuje się różne funkcje jądra (kernel functions). W opisywanym module wykorzystana została funkcja RBF (Radial Basis Function) określona wzorem:

$$K(x, x') = \exp \left(- \frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (2)$$

Aby klasyfikator mógł działać wcześniej należy go wytrenować. Polega to na podaniu mu ciągu wektorów uczących. Opisywany klasyfikator został wytrenowany za pomocą bazy danych MIT-BIH Arrhythmia Database [6]. Gotowy model klasyfikatora wczytywany jest z pliku, w którym zapisane są różne parametry oraz zestaw wektorów nośnych, na których opiera się działanie metody SVM.

III. REZULTATY I WNIOSKI

Fusce mauris. Vestibulum luctus nibh at lectus. Sed bibendum, nulla a faucibus semper, leo velit ultricies tellus, ac venenatis arcu wisi vel nisl. Vestibulum diam. Aliquam pellentesque, augue quis sagittis posuere, turpis lacus congue quam, in hendrerit risus eros eget felis. Maecenas eget erat in sapien mattis porttitor. Vestibulum porttitor. Nulla facilisi. Sed a turpis eu lacus commodo facilisis. Morbi fringilla, wisi in dignissim interdum, justo lectus sagittis dui, et vehicula libero dui cursus dui. Mauris tempor ligula sed lacus. Duis cursus enim ut augue. Cras ac magna. Cras nulla. Nulla egestas. Curabitur a leo. Quisque egestas wisi eget nunc. Nam feugiat lacus vel est. Curabitur consectetur.

IV. PODSUMOWANIE

Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Donec odio elit, dictum in, hendrerit sit amet, egestas sed, leo. Praesent feugiat sapien aliquet odio. Integer vitae justo. Aliquam vestibulum fringilla lorem. Sed neque lectus, consectetur at, consectetur sed, eleifend ac, lectus. Nulla facilisi. Pellentesque eget lectus. Proin eu metus. Sed porttitor. In hac habitasse platea dictumst. Suspendisse eu lectus. Ut mi mi, lacinia sit amet, placerat et, mollis vitae, dui. Sed ante tellus, tristique ut, iaculis eu, malesuada ac, dui. Mauris nibh leo, facilisis non, adipiscing quis, ultrices a, dui.

V. BIBLIOGRAFIA

- [1] QRS Complex, https://en.wikipedia.org/wiki/QRS_complex dostęp: 05-12-2015
- [2] RaportKoncowy.pdf
- [3] MacQueen, J. *Some methods for classification and analysis of multivariate observations*. W materiałach: "Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1: Statistics", strony 281-297, University of California Press, Berkeley, Kalifornia, USA, 1967.
- [4] Hamerly G., Elkan Ch. *Learning the k in k-means*. W: Neural Information Processing Systems, MIT Press, 2003.
- [5] Support vector machine, https://en.wikipedia.org/wiki/Support_vector_machine dostęp: 05-12-2015
- [6] MIT-BIH Arrhythmia Database, <https://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/> dostęp: 05-12-2015