



Wrocław
University
of Science
and Technology

Implementacja algorytmu do analizy morfologicznej fali tętniczopochodnej ciśnienia wewnętrzczaszkowego

Implementation of an algorithm for morphological
analysis of intracranial pressure pulse waveform



autor: Hanna Jaworska

opiekun: dr inż. Agnieszka Kazimierska

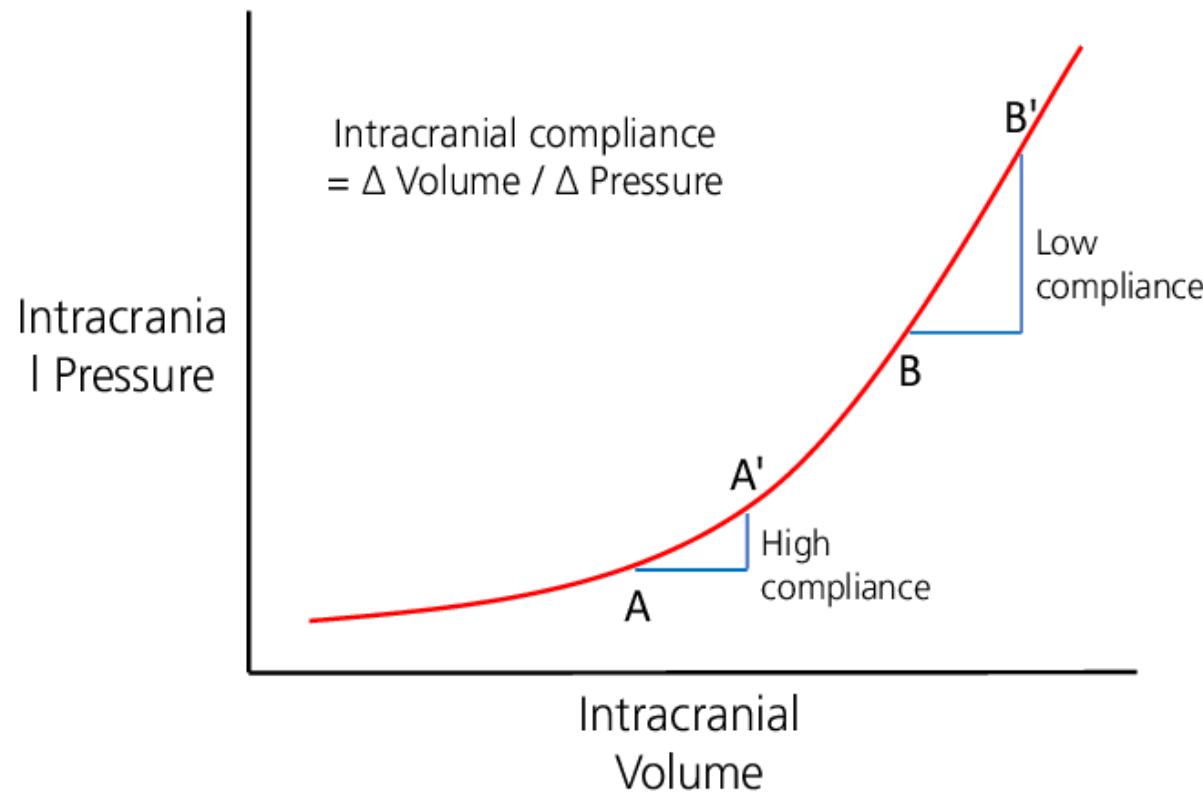


Cel pracy

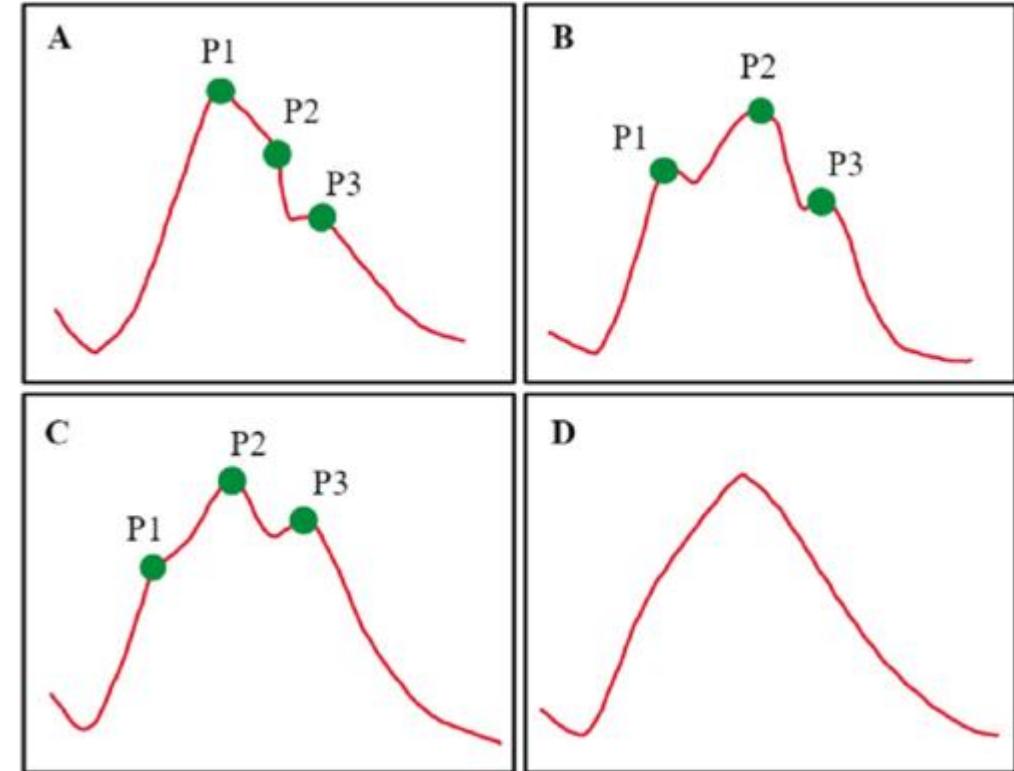
Opracowanie i implementacja algorytmu umożliwiającego automatyczne wykrywanie punktów charakterystycznych (maksimów lokalnych: P1, P2, P3) w przebiegu fali tętniczopochodnej sygnału ciśnienia śródczaszkowego oraz ocenę ich parametrów w kontekście zgodności mózgowej i rezerwy kompensacyjnej pacjentów z urazowym uszkodzeniem mózgu oraz wodogłowiem, w tym przeprowadzenie analizy statystycznej.

słowa kluczowe: ciśnienie wewnętrzczaszkwowe, fala tętniczopochodna, podatność mózgowa, urazowe uszkodzenie mózgu, rezerwa kompensacyjna, analiza sygnału biomedycznego

keywords: intracranial pressure, pulse waveform, cerebrospinal compliance, traumatic brain injury, compensatory reserve, biomedical signal analysis



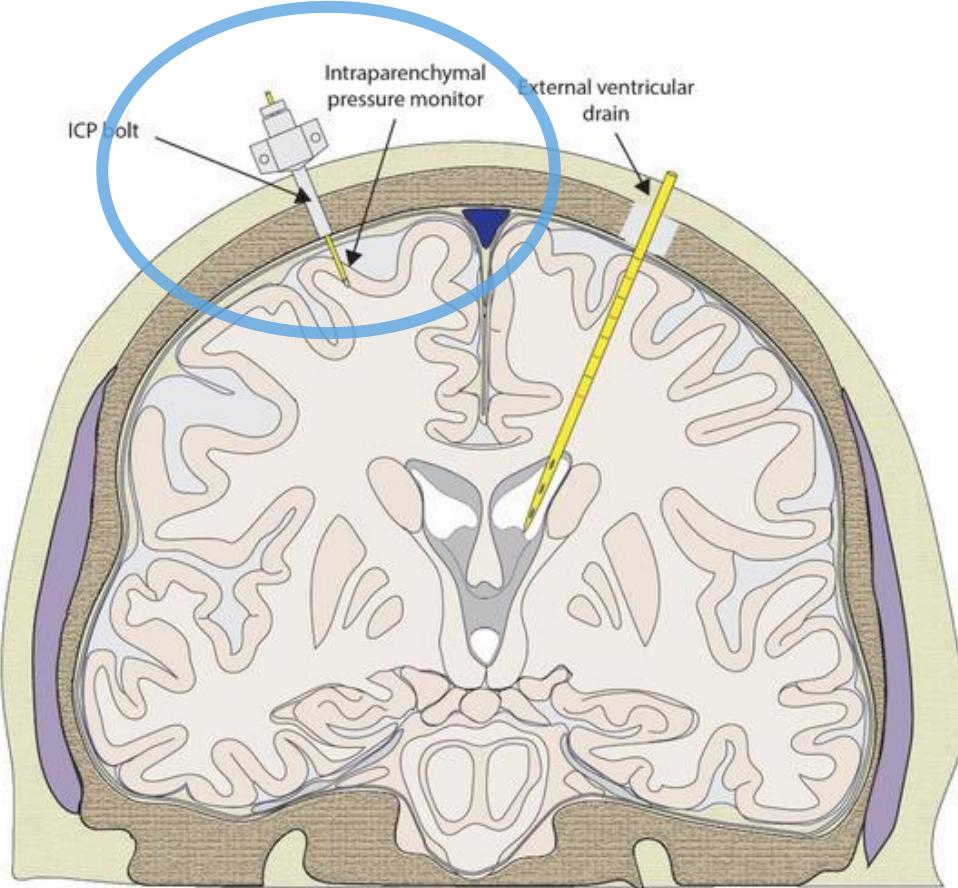
<https://www.researchgate.net/publication/311525405/figure/fig1/AS:752006645948417@1556303764554/ntracranial-Pressure-Volume-curve-Note-the-small-increase-in-intracranial-pressure-with.png>



<https://www.researchgate.net/publication/373704983/figure/fig1/AS:11431281186807130@1694023118989/Pulse-waveform-analysis-of-ICP-Type-A-indicates-normal-ICP-there-is-a-stepwise.png>



Materiał

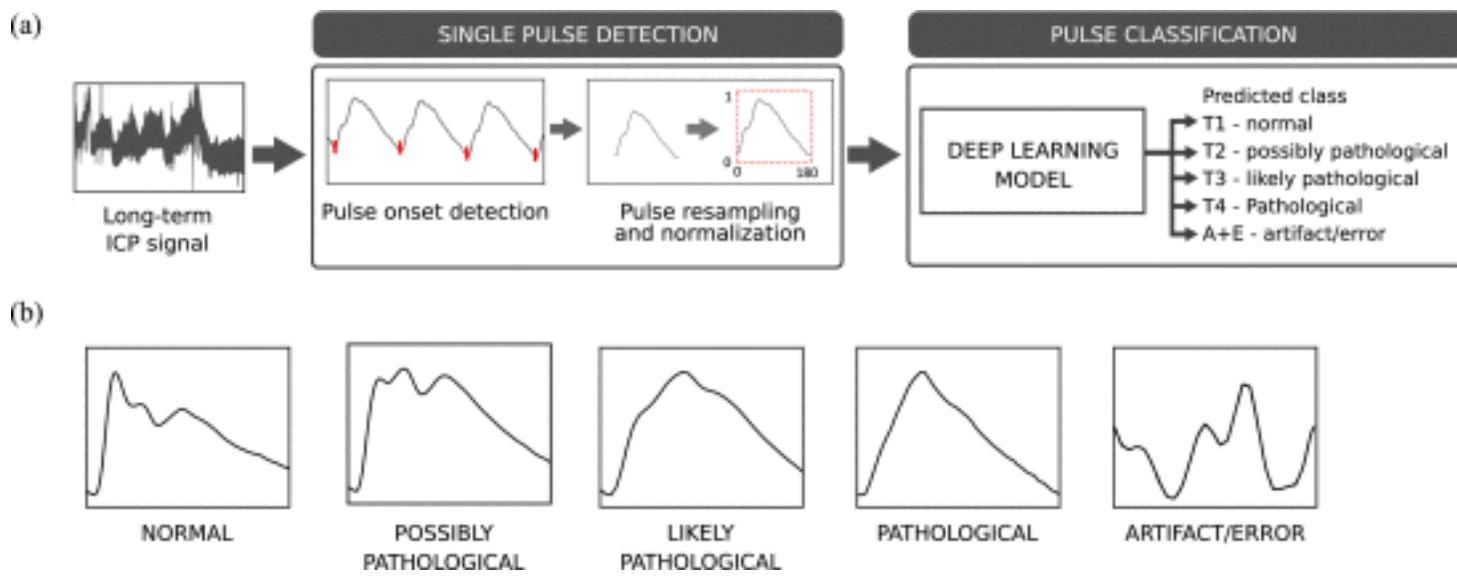


https://www.mdpi.com/biomedicines/biomedicines-12-00643/article_deploy/html/images/biomedicines-12-00643-g001-550.jpg

- 50 pacjentów przyjętych na Oddział Intensywnej Opieki Medycznej Uniwersyteckiego Szpitala Klinicznego we Wrocławiu w latach 2014–2019
- pacjenci dorośli, z rozpoznaniem TBI (Traumatic Brain Disorder, ang. urazowe uszkodzenie mózgu) lub aSAH (aneurysmal subarachnoid haemorrhage, ang. tętniakowy krwotok podpajęczynówkowy)
- ICP mierzone z wykorzystaniem **czujników śródmiejszowych** wprowadzonych do kory czołowej
- długość rejestracji: średnio 5 ± 3 dni



Materiał



<https://ieeexplore.ieee.org/mediastore/IEEE/content/media/6221020/9703443/9453152/matac1-3088629-small.gif>

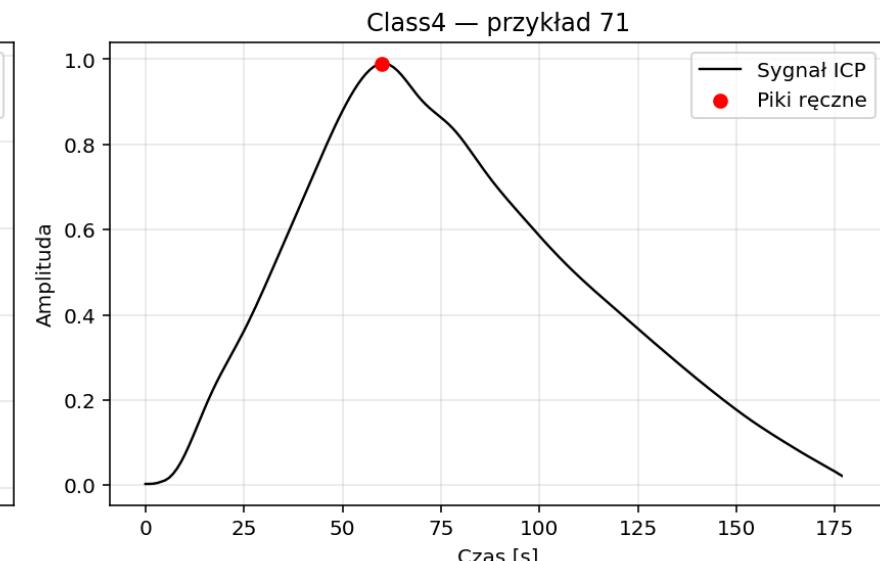
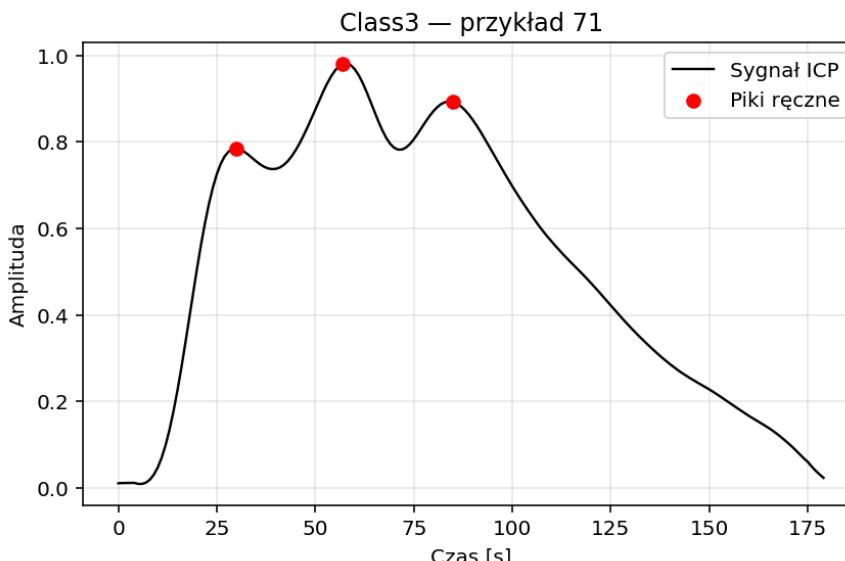
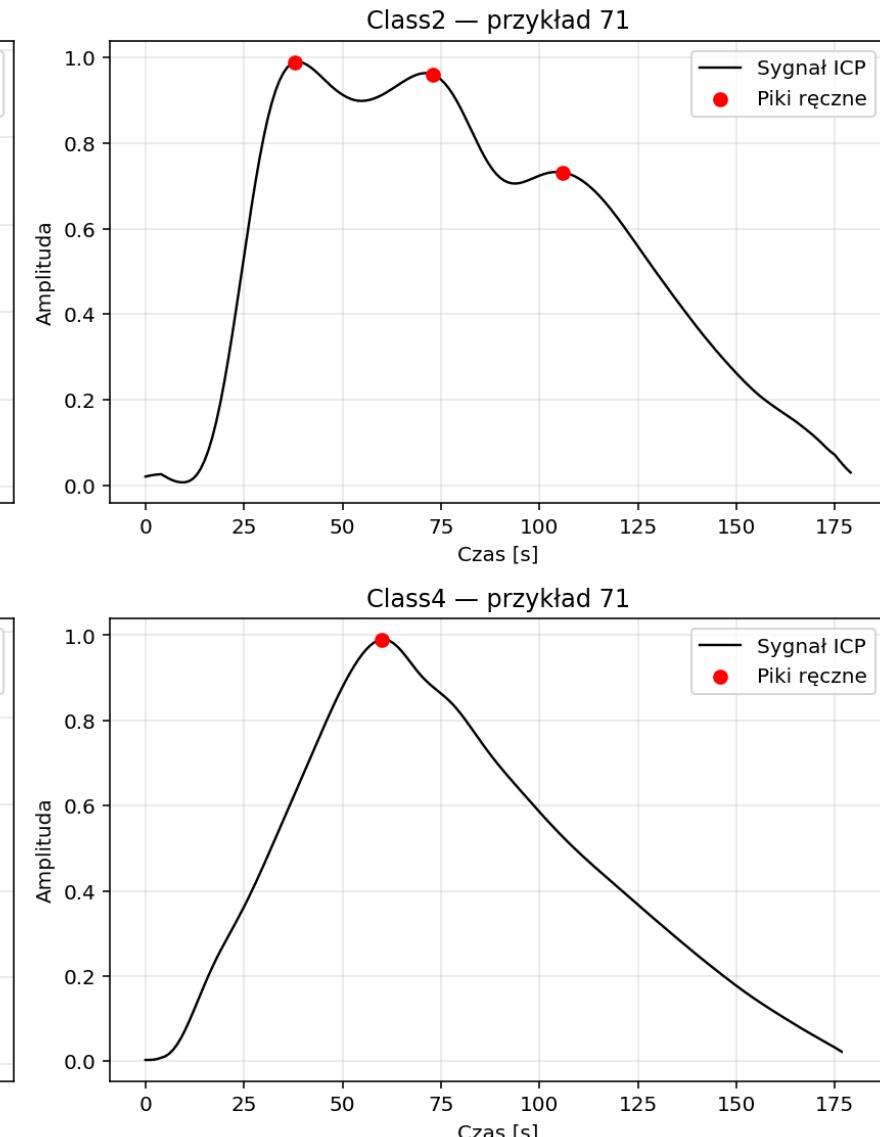
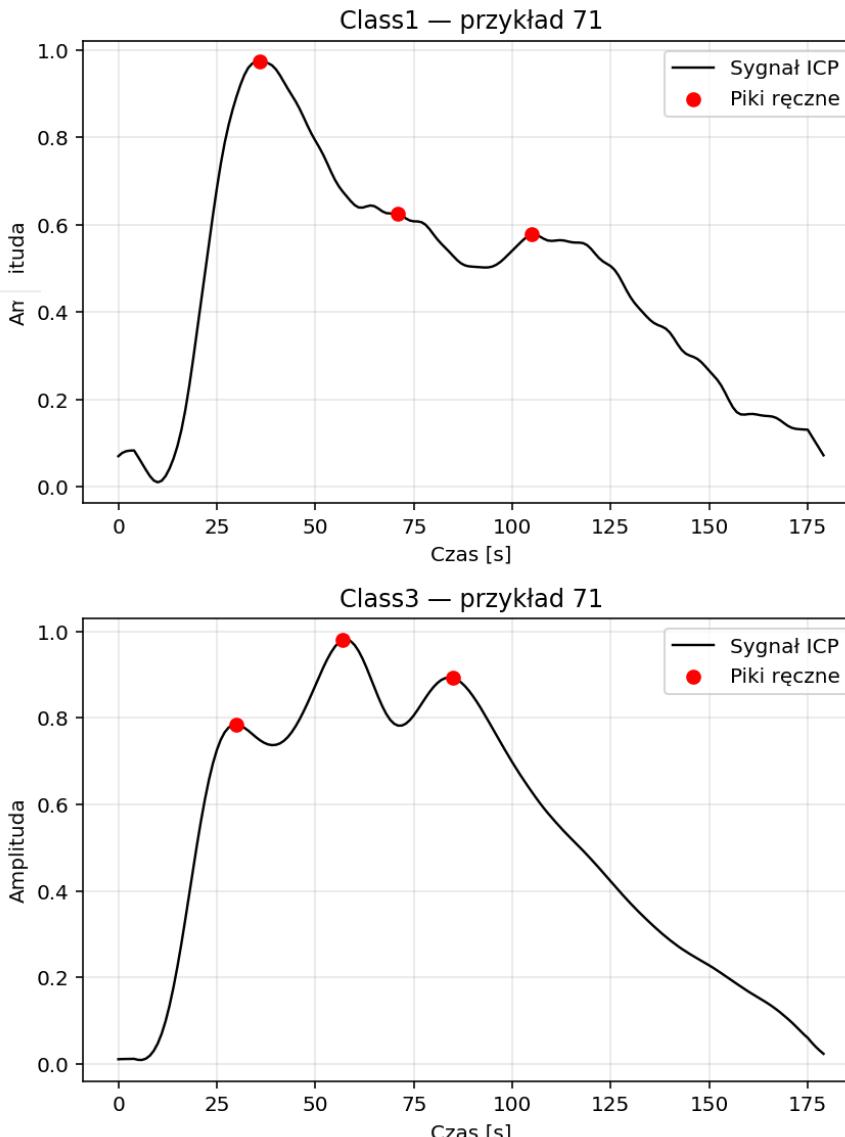
- resampling do 50 Hz
- pojedyncze脉搏 wydzielone z sygnału
- podział na 5 klas morfologicznych (1-4 oraz artefakt) z wykorzytaniem sieci neuronowej ResNet (82% dokładności)
- ręcznie oznaczone punkty referencyjne P1, P2, P3



Materiał

klasa	liczba próbek
1	300
2	300
3	300
4	100

sygnały znormalizowane
do zakresu 0-1
długość: 180 próbek





Metody

1. concave: Wyznaczenie maksimów spośród wklęsłych fragmentów

2. Modified Scholkmann

Metoda oparta na porównaniu amplitudy w różnych skalach

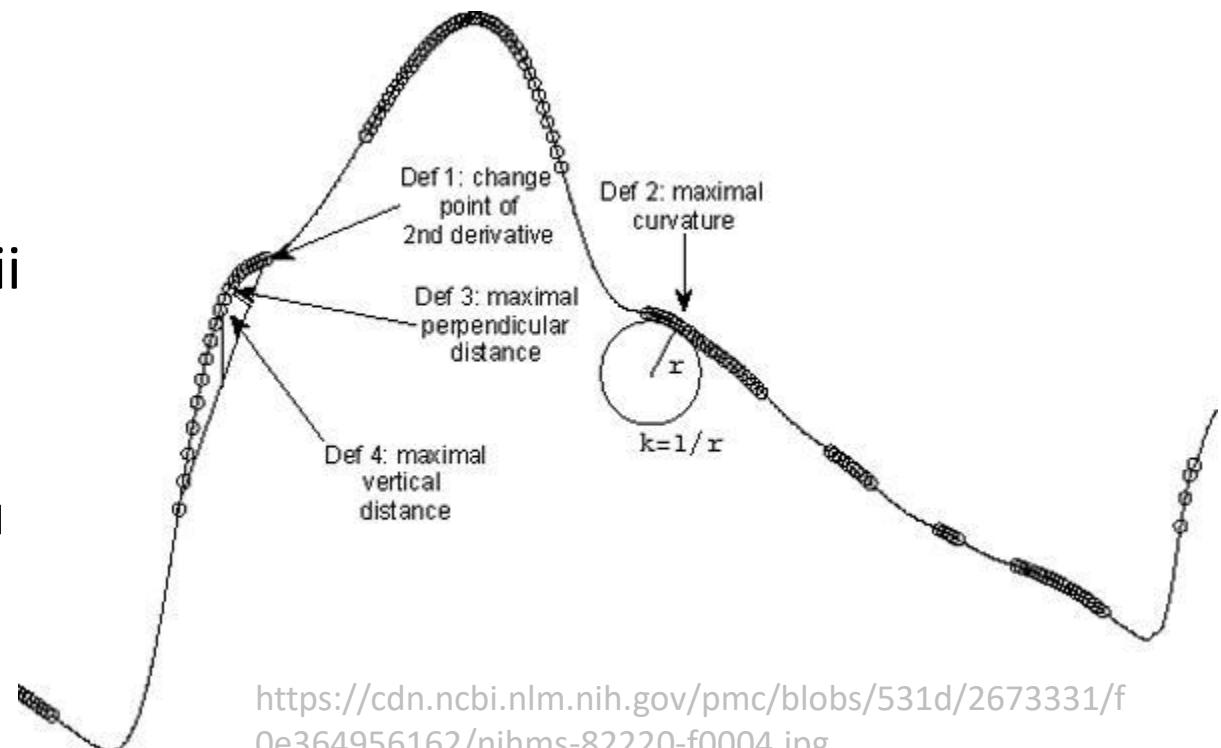
Piki to punkty, które są lokalnym maksimum dla wielu skali

3. curvature: Największej krzywizny

$$|\kappa(n)| = \frac{|x(n)''|}{(1 + x(n)'^2)^{\frac{3}{2}}}$$

4. line vertical: odległość punktu od linii łączącej końce regionu wklęsłego, mierzona prostopadle do niej)

5. line perpendicular: odległość punktu od linii prostej (pionowej) łączącej końce regionu wklęsłego





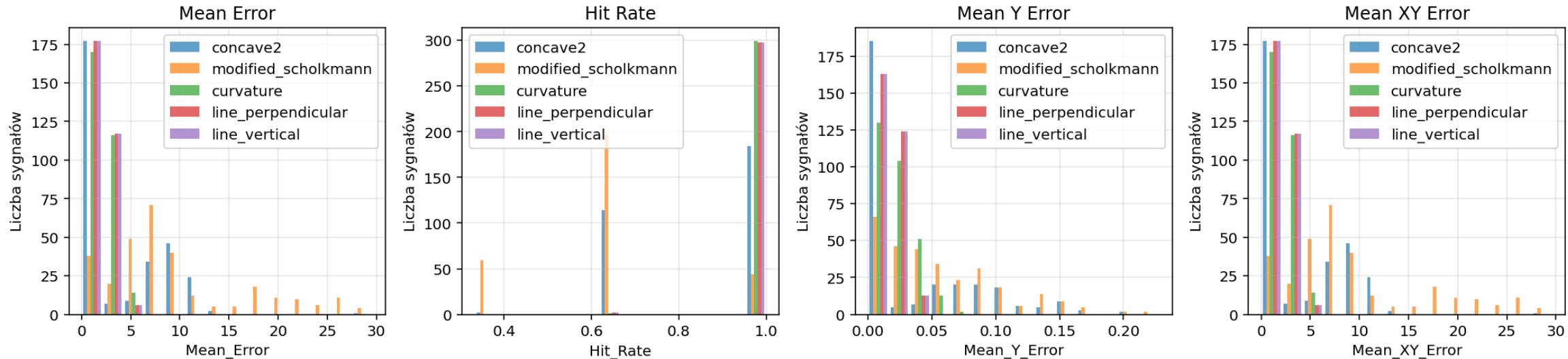
Metody

Do analizy danych użyto Pythona 3.11.0 wraz z pakietami pandas, numpy, matplotlib oraz scipy.signal, w tym funkcji find_peaks do wykrywania szczytów sygnału.

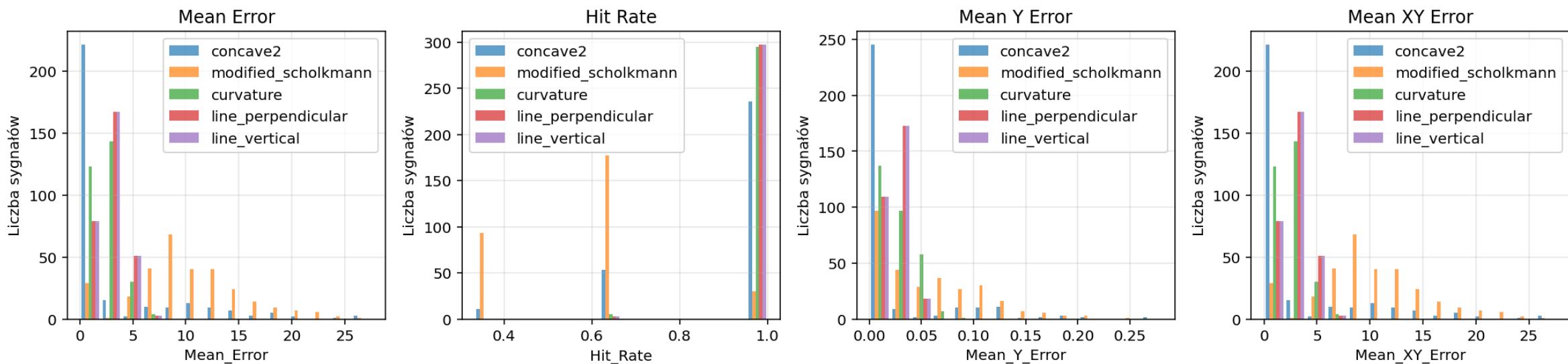


Wstępne wyniki

Wskaźniki jakości detekcji — Class1



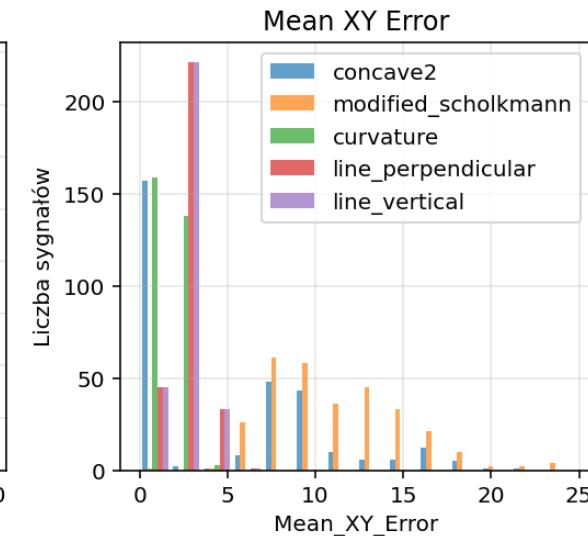
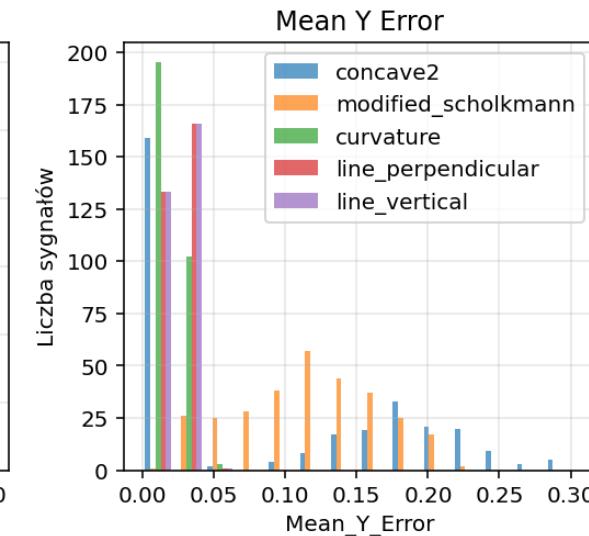
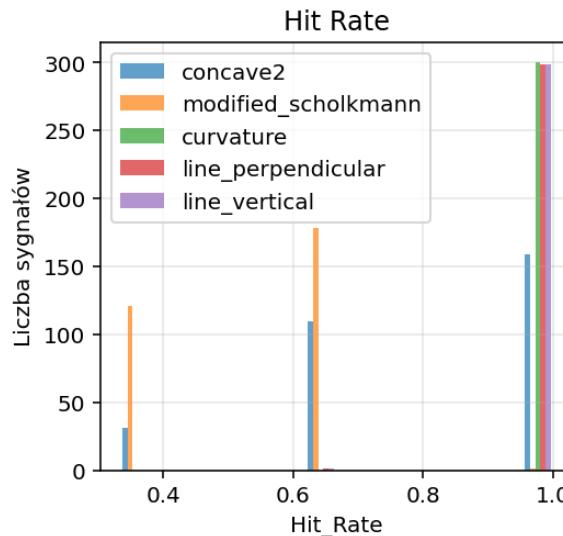
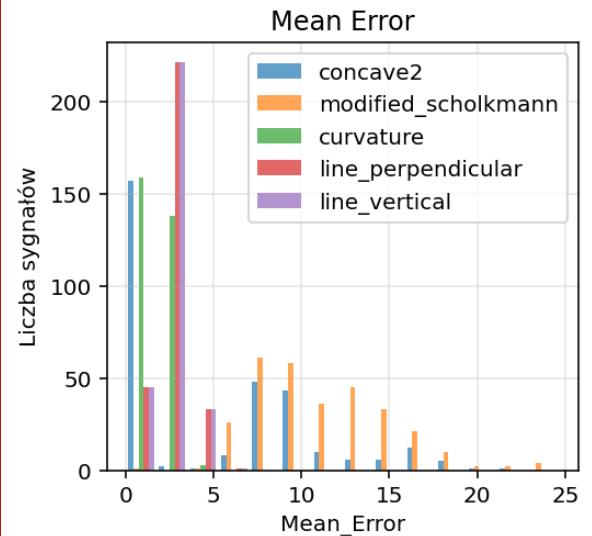
Wskaźniki jakości detekcji — Class2



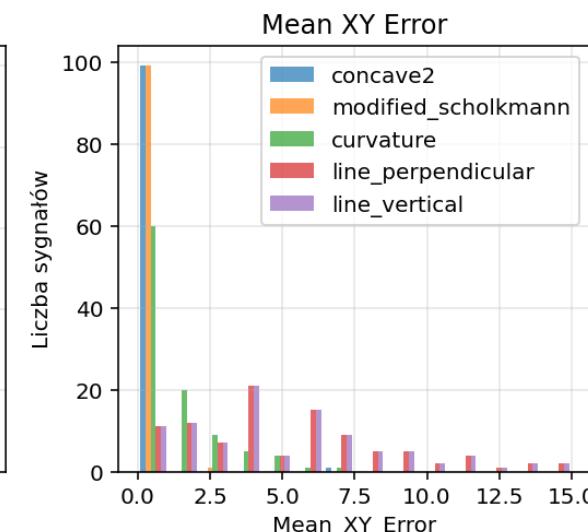
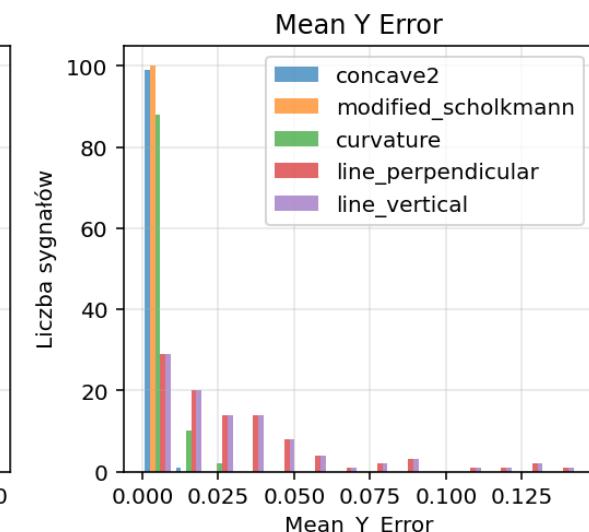
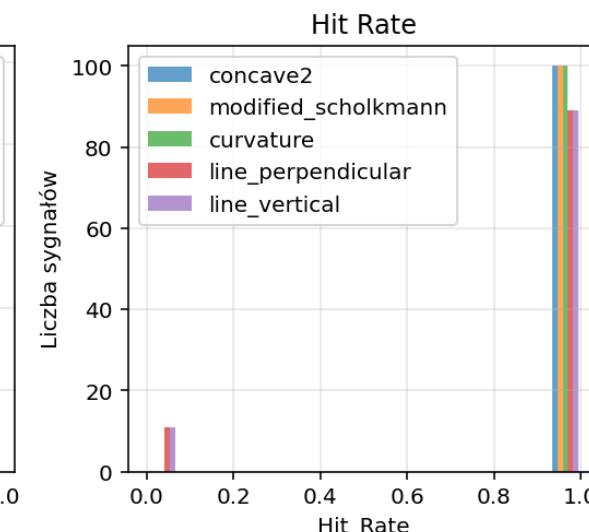
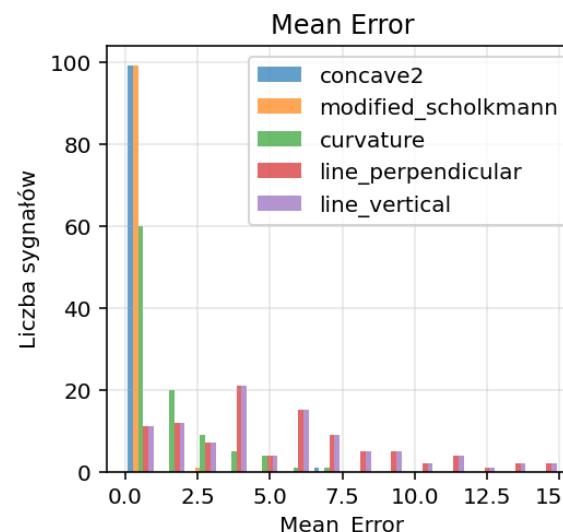


Wstępne wyniki

Wskaźniki jakości detekcji — Class3



Wskaźniki jakości detekcji — Class4





Podsumowanie

nr klasy	najdokładniejsza metoda
1	curvature (Mean_XY_Error=2,082), line perpendicular (Mean_XY_Error=2.145), line vertical (Mean_XY_Error=2.145)
2	curvature (Mean_XY_Error=2,288), line perpendicular (Mean_XY_Error=2.730), line vertical (Mean_XY_Error=2.730)
3	curvature (Mean_XY_Error=1,575), line perpendicular (Mean_XY_Error=2.576), line vertical (Mean_XY_Error=2.576)
4	modified scholkmann (Mean_XY_Error=0,04), concave (Mean_XY_Error=0,08)

Dalsze kroki:

- ustalenie optymalnych parametrów dla najdokładniejszych metod dla poszczególnych klas
- dodawanie odpowiednich etykiet P1, P2, P3 do wyznaczonych pików
- przetestowanie metod na mniej „książkowym” zestawie danych
- przetestowanie większej liczby algorytmów

(potencjalnie wykorzystujących analizę częstotliwościową, uczenie maszynowe)

- dokładna analiza statystyczna ostatecznego algorytmu



Bibliografia

C. Mataczyński, A. Kazimierska, A. Uryga, M. Burzyńska, A. Rusiecki and M. Kasprowicz, "End-to-End Automatic Morphological Classification of Intracranial Pressure Pulse Waveforms Using Deep Learning," in IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 26, no. 2, pp. 494-504, Feb. 2022, doi: 10.1109/JBHI.2021.3088629

Bishop, Steven M, and Ari Ercole. "Multi-Scale Peak and Trough Detection Optimised for Periodic and Quasi-Periodic Neuroscience Data." *Acta neurochirurgica.* Supplement vol. 126 (2018): 189-195. doi:10.1007/978-3-319-65798-1_39

M. C. Dewan, A. Rattani, S. Gupta, R. E. Baticulon, Y. C. Hung, M. Punchak, A. Agrawal, A. O. Adeleye, M. G. Shrime, A. M. Rubiano, J. V. Rosenfeld, K. B. Park, Estimating the global incidence of traumatic brain injury, *Journal of Neurosurgery*, 2019, 130(4), 1080–1097

L. A. Calviello, Clinical Applications of Neuromonitoring Following Acute Brain Injury, PhD Dissertation, University of Cambridge, 2019

J. Sahuquillo, M. A. Poca, M. Arribas, A. Garnacho, E. Rubio. Interhemispheric supra-tentorial intracranial pressure gradients in head-injured patients: are they clinically important?, *Journal of Neurosurgery*, 1999, 90, 16–26

F. Gjerris, J. Brennum, O. B. Paulson, P. S. Sørensen The cerebrospinal fluid, intracranial pressure and herniation of the brain, *Clinical Neurology and Neurosurgery*, 2004, 179–196

S. L. Bratton, R. M. Chesnut, J. Ghajar, Guidelines for the management of severe traumatic brain injury. VIII. Intracranial pressure thresholds, *Journal of Neurotrauma*, 2007, 24 (supplement 1), 55–58

H. Dai, X. Jia, L. Pahren, J. Lee, B. Foreman, Intracranial Pressure Monitoring Signals After Traumatic Brain Injury: A Narrative Overview and Conceptual Data Science Framework, *Frontiers in Neurology*, 2020, 11, 959

M. Czosnyka, P. Smielewski, I. Timofeev, Intracranial pressure: more than a number, *Neurosurgical Focus*, 2007, 22(5), E10

T. Ellis, J. McNames, M. Aboy, Pulse morphology visualization and analysis with applications in cardiovascular pressure signals, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, 54(9), 1552–1559

J. Y. Fan, C. Kirkness, P. Vicini, R. Burr, P. Mitchell, Intracranial pressure waveform morphology and intracranial adaptive capacity, *American Journal of Critical Care*, 2008, 17(6), 545–554

D. Legé, L. Gergelé, M. Prud'homme, J. C. Lapayre, Y. Launey, J. Henriet, A Deep Learning-Based Automated Framework for Subpeak Designation on Intracranial Pressure Signals, *Sensors (Basel)*, 2023, 23(18), 7834