Wojskowy Instytut Higieny i Epidemiologii im. Gen. Karola Kaczkowskiego

Zakład Ochrony Mikrofalowej

Warszawa

Neurofizjologiczna, wieloparametryczna metoda oceny sprawności psychofizycznej człowieka

Neurophysiological, multi-parametric method of assessing psychophysical fitness of a human

====

mgr inż. Andrzej Bartosiński

Promotor

dr hab. n. med. Wanda Stankiewicz, prof. WIHiE

SPIS TREŚCI

STRESZCZENIE 4
ABSTRACT 5
I. WSTĘP 6
1. Wprowadzenie 6
2. Wybrane sygnały biomedyczne 8
2.1 Elektroencefalografia (EEG) 9
2.2 Elektrokardiografia (EKG) 13
2.2.1 Oddychanie 16
2.2.2 Zmiany powierzchni przekroju naczyń krwionośnych 17
2.2.3 Oddziaływanie sympatycznego układu nerwowego 17
2.2.4 Kontrola rytmu serca 19
2.3 Hemoencefalografia (HEG) 20
2.4 Zmiana objętości przepływającej krwi 24
2.5 Pulsoksymetria (pomiar saturacji SpO_2) 25
2.6 Częstość oddychania 26
3. Wybrane metody obliczeniowe stosowane w analizie sygnałów biomedycznych 27
3.1 Metody liniowe 28
3.1.1 Analiza czasowa 28
3.1.2 Metody nieparametryczne 29
3.2 Analiza nieliniowa 31
3.2.1 Przybliżona entropia 34
3.2.2 Entropia spektralna 37
3.2.3 Entropia próbkowana 37
3.2.4 Wieloskalowa entropia próbkowana 38
3.2.5 Wielowymiarowa, wieloskalowa entropia próbkowana 41
II. CEL PRACY 43
III. MATERIAŁY I METODY 45
1. MATERIAŁY 45
1.1 Opis badań 45
1.1.1 Badanie poligonowe z udziałem lotników 46
1.1.2 Badanie poligonowe z udziałem żołnierzy wojsk lądowych 46
1.1.3 Badanie ochotników I 46
1.1.4 Badanie ochotników II 46

1.2 Opis urządzeń pomiarowych ... 46
1.2.1 Urządzenie Nexus – 10 ... 49
1.2.2 Urządzenie Nexus – 32 ... 50
2. METODY ... 50
2.1 Testy psychologiczne ... 51
2.1.1 Test STAI ... 51
2.1.2 Test uwagi TOVA ... 52
2.1.3 Test Stroopa ... 52
2.2 Pomiar HEG ... 53
IV SCHEMAT PRACY ... 53
V WYNIKI ... 56
1. Analiza sygnałów z wykorzystaniem wielowymiarowej, wieloskalowej entropii próbkowanej ... 56
1.1 Dobór wymiaru osadzonego *m* ... 56
1.2 Dobór wartości wzajemnej odległości *r* oraz wartości parametru *Skala* ... 58
1.3 Dobór wymiaru zanurzenia τ ... 61
1.4 Dobór metryki (miary odległości) ... 63
1.5 Porównanie metryk Czebyszewa i Spearmana ... 68
1.6 *MMSE* sygnałów modyfikowanych ... 70
1.7 Wyniki obliczeń dla grup badanych ... 81
1.7.1 Entropia jednowymiarowych macierzy sygnału ... 81
1.7.2 Entropia trójwymiarowych macierzy sygnału ... 92
1.7.3 Entropia pięciowymiarowych macierzy sygnału ... 94
2. Analiza strategii podejmowania decyzji z wykorzystaniem teorii gier ... 100
2.1 Piloci / linia lotnicza ... 103
2.1.1 Piloci 1 badanie ... 104
2.1.2 Piloci 2 badanie ... 107
2.1.2.1 Badanie 2 – założenie: wynik pierwszego badania zdolny (Z) ... 108
2.1.2.2 Badanie 2 – założenie: wynik pierwszego badania niezdolny (NZ) 108
2.1.2.3 Badanie 2 – założenie: wynik pierwszego badania niezdolny (NZ) – badanie na żądanie pilota ... 109
2.2 Operatorzy maszyn (kierowcy, maszyniści)/firma ... 113
2.3 Żołnierze oddziałów specjalnych lub żołnierze pododdziałów piechoty zmechanizowanej ... 117
2.4 Pacjenci ... 120

2.5 Algorytm procedury wspomagającej proces podejmowania decyzji 122
VI. DYSKUSJA 127
VII. WNIOSKI 142
VIII. ZAŁĄCZNIKI 144
1. Wykaz skrótów 144
2. Zestawienie rycin 147
3. Spis tabel 153
4. Zgoda Komisji Etycznej na badania z udziałem ochotników (skany) 154
5. Wyjaśnienie wybranych pojęć użytych w tekście 156
5.1 Podział sygnałów 156
5.2 Miara odległości 157
5.2.1 Definicja metryki (miary odległości) 157
5.2.2 Metryki 158
5.2.3 Metryki odległości dostępne w skryptach MATLAB 160
5.3 Filtr o skończonej odpowiedzi impulsowej FIR 160
6. Źródło finansowania pracy 161
IX. PIŚMIENNICTWO 162

STRESZCZENIE

Ocena stanu psychofizycznego i/lub kwalifikacja personelu przeznaczonego do wykonywania skomplikowanych zadań (na przykład: piloci, operatorzy maszyn, ratownicy, żołnierze) wymaga akwizycji i analizy wielu sygnałów biomedycznych (między innymi: EKG, aktywność elektryczna mózgu, nasycenie tlenem naczyń krwionośnych zaopatrujących mózg i tkanki obwodowe, temperatura ciała). Podstawowym wymaganiem stawianym takim procedurom jest bardzo krótki czas wykonania badania i oceny wyników. Oczywiście ważny jest koszt badania i wymogi stawiane personelowi wykonującemu badanie. W przypadku oceny stanu psychofizycznego osób zdrowych oraz wykrywania chorób (lub pogorszenia stanu zdrowia) czas wykonania badań nie jest krytyczny, ale znaczenie będzie miał relatywnie niski jego koszt. Automatyzacja tych procesów jest bardzo ważna wobec faktu malejącej liczby wykfalifikowanych pracowników służby zdrowia (lekarzy, pielęgniarek, ratowników) i/lub ograniczeń związanych z ich dostępnością w określonym czasie i miejscu.

Głównym celem pracy było opracowanie metodologii badawczej służącej ocenie stanu psychofizycznego osób zdrowych z wykorzystaniem wielu sygnałów biomedycznych, a także określenie warunków stosowania wybranej metody obliczeniowej. Metoda ta powinna umożliwić jednoczesne analizowanie wielu parametrów (sygnałów). Szczegółowym celem pracy był dobór i analiza biosygnałów pozwalających na prawidłowe odzwierciedlenie stan psychofizycznego badanej osoby. Ze względu na dostępność sprzętu pomiarowego i oprogramowania do oceny parametrów fizjologicznych wybrano: puls (pozyskiwany zarówno z pulsoksymetru jak i z elektrokardiografu), częstotliwość oddychania oraz nasycenie krwi obwodowej tlenem. Do oceny funkcji neuropsychologicznych wybrano elektroencefalografię i hemoencefalografię (pomiar poziomu nasycenia tlenem krwi zaopatrującej wybrane struktury mózgu).

Jako funkcję pozwalającą ilościowo ocenić wynik pomiaru wybrano wieloskalową entropię próbkowaną, a następnie dokonano analizy jej stosowalności (zbadano jak na jej wartość wpływają na przykład takie parametry jak miara odległości, długość sygnału czy częstotliwość próbkowania).

Ludzie nie są identyczni, każdy ma inny zakres aktywności, w której sprawdza się najlepiej. Metod na ocenianie tego zakresu dostarcza współczesna teoria gier. Pozwala ona, między innymi, na lepsze zrozumienie mechanizmów podejmowania decyzji o zakwalifikowaniu do odpowiednich zadań na przykład: pilotów, operatorów sprzętu radiolokacyjnego, żołnierzy na polu walki. Wykorzystując teorię gier opracowano szereg algorytmów, które wykorzystano do generacji dla wybranych sytuacji decyzyjnych odpowiednich drzew decyzyjnych i macierzy wypłat.

ABSTRACT

Assessment of the psychophysical state and qualification of personnel assigned to perform complex tasks (e.g. pilots, machine operators, rescuers, soldiers) requires the acquisition and analysis of many biomedical signals (among others: ECG, brain electrical activity, oxygen saturation of blood vessels supplying the brain and peripheral tissues, body temperature). The basic requirement for such procedures is a very short time to perform the test and evaluate the results. Certainly the cost of the test and the requirements for the test staff are important. When assessing the psychophysical state of healthy people and detecting diseases (or deterioration of health), the time to perform the tests is not critical, but its relatively low cost will be important. The automation of these processes is very important since the number of qualified health professionals (doctors, nurses, rescuers) is decreasing and/or restrictions on their availability at a specific time and place. The main purpose of the work was to develop a research methodology for assessing the psychophysical state of healthy people using multiple biomedical signals, as well as to determine the conditions for using the selected calculation method. This method should enable the simultaneous analysis of many parameters (signals). The specific objectives were the selection of biosignals that reflected the psychophysical state. Due to the availability of measuring equipment and software for the assessment of physiological parameters, the following were selected: pulse (obtained from both the oximeter and electrocardiograph), respiration frequency, oxygen saturation of peripheral blood. Electroencephalography and hemoencephalography (measuring the level of oxygen saturation in the blood supplying selected brain structures) were used to assess neuropsychological functions.

As a function that allows quantitative assessment of the measurement result, multiscale sampling entropy was selected, and then its applicability was analyzed (its value was influenced by, for example, parameters such as distance measure, signal length or sampling frequency).

People are not identical; everyone has a different range of activities in which they work best. Methods for assessing this range are provided by modern game theory. It allows, among others, to better understand the mechanisms of making decisions about the qualification for appropriate tasks, e.g. pilots, radar equipment operators, soldiers on the battlefield. Using game theory, a number of algorithms have been developed that have been used to generate appropriate decision trees and payout matrices for selected decision situations.

I. WSTĘP

1. Wprowadzenie

Stres jest niespecyficzną reakcją organizmu na jakiekolwiek wymagania stawiane mu z zewnątrz. Badania pokazują, że pod wpływem działania czynników stresogennych, dochodzi w organizmie do zmian o charakterze przystosowawczym [1, 2]. Narażenie organizmu na czynniki stresogenne często sprawia, że podejmowane działania kończą się niepowodzeniem, mimo działania neurowegetatywnych zdolności kompensacyjnych organizmu. Ocena takich zdolności jest bardzo istotna, gdyż pomaga w odpowiednim momencie zapobiegać zwiększaniu się liczby potencjalnie niebezpiecznych błędów w wysoce stresogennym otoczeniu. Ułatwić taką ocenę może rejestracja i analiza biosygnałów. System rejestracji i oceny przetwarzanych sygnałów powinien odpowiednio wcześniej właściwie zakwalifikować informacje o tym czy parametry wykraczające poza „normę" wynikają na przykład z nadmiernego napięcia mięśni połączonego ze zmęczeniem czy są obrazem zaburzenia zdolności kompensacyjnych układu autonomicznego przez silny i długotrwały stres.

Sytuacje stresowe, inicjujące reakcje fizjologiczne, są zróżnicowane. Autorzy prac badawczych dotyczących tego tematu dzielą stresory na dwie kategorie [3, 4]. Jedną z nich stanowią "systemowe" stresory. Są to sytuacje, w których środowisko stwarza bezpośrednie fizjologiczne zagrożenie dla organizmu, takie jak: infekcje bakteryjne i wirusowe, doświadczanie skrajnych temperatur, odwodnienie, urazy oraz deprywacja pokarmowa. Druga z kategorii to stresory „neurogenne" lub inaczej nazywane: „progresywnymi". Działanie drugiej kategorii stresorów dotyczy takich sytuacji, które nie pro-wadzą do zaburzenia homeostazy, są jednak potencjalnym zagrożeniem. Stresorami, o podłożu psychologicznym i psychospołecznym doświad-czanymi przez każdą osobę są sytuacje wymagające dużych możliwości przetwarzania informacji oraz umiejętności dokonywania trafnej ich interpretacji.

Sposób funkcjonowanie organizmu w warunkach rzeczywistego stresu można przybliżyć poprzez symulację polegającą na stosowaniu interakcyjnych technik biologicznego sprzężenia zwrotnego (ang. *biofeedback*). Podczas takiego treningu angażuje się uwagę ćwiczącego na realizacji zadań pojawiających się na ekranie komputera. Stwierdzono, że najbardziej „emocjonalnie obciążone" zadania powodują najsilniejszą reakcję fizjologiczną niezależną od woli [5], którą można jednak wytrenować do tego stopnia, że w pewnym zakresie można ją kontrolować.

Wpływ stresu, i/lub zwłaszcza długotrwałego wykonywania zadań na funkcjonowanie człowieka oraz korelacja z fizjologiczną odpowiedzią organizmu stanowi wciąż bardzo rozległe pole badań neurofizjologicznych [6, 7].

Dotychczas najczęściej stosowana metodą oceny biosygnałów była ocena wizualna (na przykład elektroencefalografia EEG, elektrokardiografia EKG). Metoda wizualna staje się zawodna w przypadku oceny wielu sygnałów dokonywanej jednocześnie. Analiza ilościowa i jakościowa „złożoności" sygnałów fizjologicznych koncentruje się głównie na doskonaleniu istniejących i szukaniu nowych metod pozwalających na rozróżnienie stanu zdrowia od stanu chorobowego. Oczywiście, lepsza jest ta metoda, która pozwala na wykrycie choroby na jak najwcześniejszym etapie jej rozwoju, bowiem wtedy z reguły rokowania całkowitego wyleczenia są lepsze. Większość prac dotyczących problematyki analizy sygnałów medycznych dotyczy zmian

w sygnałach (zwłaszcza EKG i EEG) w przebiegu choroby i rekonwa- lescencji [8-11]. Dużo mniej prac zajmuje się do analizą sygnałów zbieranych od osób zdrowych podlegających na przykład: wysiłkowi, długotrwałemu stresowi i tym podobnych [12-14].

W przypadku operatorów (np.: kierowców, żołnierzy, pilotów) konieczna jest szybka kwalifikacja do wykonania zadań oraz monitorowanie w trakcie ich wykonywania (ocena poziomu zmęczenia i/lub aktualnych możliwości wykonania zadań). Zdalny, automatyczny system mógłby wspomóc służb ratunkowe podczas akcji ratowniczych w górnictwie, ratownictwie: medycznym, górskim, wodnym oraz w straży pożarnej. W zastosowaniach militarnych dochodzi jeszcze monitorowanie stanu rannych na polu walki. System taki wymagałby stworzenia baz danych gromadzących dane o stanie zdrowia osób. Rejestracja tych danych, która powinna odbywać się w różnych fazach życia, pozwoliłaby na analizę zmian związanych ze starzeniem się organizmu, a w konsekwencji mogłaby usprawnić długofalową opiekę nad zdrowymi/chorymi.

Analiza systemów biomedycznych wymaga wzięcia pod uwagę ich nieliniowej struktury i złożoności. Większość badaczy akceptuje fakt, że zauważalna złożoność sygnałów biologicznych wynika z wysokiej złożoności systemu (wiele stopni swobody) i jego podatności na wpływ otoczenia [15-21].

Projektując automatyczne systemy wspomagające diagnozowanie pacjentów i innych zdrowych osób (piloci, operatorzy i in.) musimy wziąć pod uwagę ograniczenia wynikające ze stosowania komputerów. Użycie komputera o dużej mocy obliczeniowej pozwala na wykonanie nawet złożonych obliczeń w krótkim czasie. Zastosowanie komputera osobistego o niezbyt wygórowanych parametrach pozwala na przykład na pełną interpretację holterowskiego zapisu EKG w czasie 60 – 90 s [22]. Jednak potrzeba interpretacji zapisu w czasie rzeczywistym (lub z niewielkim opóźnieniem trwającym kilka lub kilkanaście minut) pojawia się w przypadku jednoczesnej analizy wielu sygnałów wykonywanej przez wbudowane oprogramowanie. Oprogramowanie to może być instalowane na rejestratorze umieszczonym na osobie monitorowanej (na przykład: operator maszyn, żołnierz na polu walki), na komputerze stacjonarnym, na który przesyłane są dane z sond umieszczonych na pacjencie, na rejestratorze zakładanym na pacjenta przez ratowników lub przy zdalnym monitorowaniu stanu ratowanego (pacjenta). Wyzwania (ograniczenia) z tym związane to między innymi [22]:

- optymalizacja stosunku mocy obliczeniowej do masy urządzenia,
- maksymalizacja czasu pracy rejestratora i analizatora (liniowa zależność mocy rozpraszanej przez układ elektroniczny – głównie przez procesor – od jego mocy obliczeniowej),
- ilość przesyłanych danych (analiza „na miejscu” pozwala na zmniejszenie ilości danych przesyłanych do komputera centralnego).

Rozwój konstrukcyjny procesorów i przenośnych źródeł energii oraz minimalizacja zapotrzebowania na energię elektryczną przez sensory (przy wzroście ich liczby) powinny sprostać wyżej wymienionym ograniczeniom.

2. Wybrane sygnały biomedyczne

Variability is the law of life…

William Osler (1849 - 1919), lekarz i edukator [4]

Systemy biologiczne należą do systemów złożonych zarówno w czasie jak i w przestrzeni. Są one zbudowane z dynamicznych sieci pętli sprzężenia zwrotnego. Elementy systemu są współzależne od siebie, posiadają efekt plejotropowy (zjawisko, gdzie jeden czynnik ma zdolność wielokierunkowego działania), i są nadmiarowe (redundancja) [18, 23]. Taką złożoność systemów biologicznych odzwierciedlają sygnały biologiczne emitowane przez te systemy. Znaczenie złożoności sygnałów biologicznych badane było przez A.L. Goldbergera [24]. Zaproponował on pojęcie: „zmniejszenie złożoności choroby" (ang. *"decomplexification of illness"*). Pojęcie „złożoności" (ang. *"complexification")* definiowane jest w mate-matyce i dotyczy teorii grup. Rozumiane przez Goldbergera "zmniejszenie złożoności choroby" to zwiększenie regularności (lub zmniejszenie zmienności). Zdrowie można zdefiniować jako „zorganizowaną zmienność". Hipotezie Goldbergera przeciwstawiona zostały jednak wyniki uzyskane przez D.E. Vaillancourta i K.M. Newella [25] dotyczące kilku chorób, w przebiegu których zaobserwowano wzrost złożoności sygnałów, a w następstwie wzrost entropii. Nowa hipoteza mówi o tym, że choroba może manifestować się wzrostem lub spadkiem złożoności zależnie od wielkości parametrów opisujących wewnętrzną dynamikę procesów (oscylacja wokół stałych punktów) [25].

Współczesna technika umożliwia pomiar i rejestrowanie różnych sygnałów biomedycznych, generowanych przez różne organy i układy człowieka między innymi poprzez badania takimi metodami jak:

- elektroencefalografia (EEG) (ang. *electroencephalography*),
- elektrokardiografia (EKG) (ang. *electrocardiography*),
- hemoencefalografia (HEG) (ang. *hemoencephalography*),
- pomiar częstości oddychania (ang. *Respiration Pulse RSP*, *Respiration Rate RR*),
- pomiar zmiany objętości przepływającej krwi (ang. *Blood Volume Pulse BVP*) (określany również jako: pomiar częstości pulsu lub puls krwi),
- pomiar rezystancji skóry (ang. *Skin Conductance/ Galvanic Skin Response SC / GSR*),
- pomiar temperatury ciała (ang. *skin temperature*),
- pomiar nasycenia krwi tlenem SpO_2 (ang. *oxygen saturation*),
- pomiar ciśnienia tętniczego krwi (ang. *arterial blood pressure*),
- elektromiografia (EMG) (ang. *electromyography*),
- fonokardiografia (ang. *phonocardiography*),
- okulografia (EoG) (ang. *electroculography*),
- elektronystagmografia (ENG) - badanie diagnostyczne narządu równowagi (ang. *electronystagmography*),
- elektrohysterografia (EHG) (ang. *Electrohysterography*),
- tokografia (ang. *tocography*) - zapis graficzny nasilenia skurczów macicy,

- kardiotokografia (CTG) (ang. *cardiotocography*) – zapis częstości pracy serca płodu,
- analiza chodu (ang. *selected gait data signals*).

W pracy rejestrowano i analizowano tylko niektóre z przedstawionych sygnałów.

2.1 Elektroencefalografia (EEG)

Początki badań nad aktywnością elektryczną mózgu przypadają na koniec XIX wieku i początki XX wieku. Warto wymienić trzy spośród wielu nazwisk badaczy, w tym dwóch Polaków. Pierwszy z nich: Napoleon Nikodem Cybulski (1854 - 1919) jako jeden z pierwszych w 1890 roku otrzymał zapis EEG kory mózgowej. Jego uczeń i współpracownik Adolf Beck (1863 - 1942) prowadził pionierskie badania fal mózgowych
i aktywności kory mózgowej będącej następstwem drażnienia nerwów obwodowych u psów i małp. Następnym bardzo zasłużonym w rozwoju elektroencefalografii uczonym był Niemiec Hans Berger (1873 - 1941), który jako pierwszy zapisał fale alfa [26, 27].

Elektroencefalografia jest jedną z najważniejszych metod diagnostycznych wykorzystujących sygnały elektryczne generowane przez mózg. EEG odzwierciedla wypadkową aktywność elektryczną mózgu (a w szczególności kory mózgowej) w danej chwili. Aktywność ta związana jest ze wszystkimi procesami, w które zaangażowany jest mózg. Tymi procesami mogą być:

- planowanie,
- myślenie,
- przypominanie sobie lub uczenie się,
- odbiór bodźców i ich analiza,
- podejmowanie decyzji o reakcji czy kierowanie uwagi.

Na powyższe aktywności nakłada się aktywność kory związana z procesami, które trwają cały czas, niezależnie od naszej świadomości:

- kierowanie funkcjonowaniem układu pokarmowego,
- koordynacja ruchów złożonych,
- oddychanie.

Zapis aktywności mózgu komplikują dodatkowo spontaniczne wyładowania neuronów (gdy nie są pobudzane przez inne neurony) [28].

Rozróżnia się dwie podstawowe dziedziny elektroencefalografii: badanie spontanicznej aktywności elektrycznej mózgu oraz badanie potencjałów wywołanych. Spontaniczna (czyli podstawowa) aktywność mózgu, to aktywność kory wywołana ciągłą pracą mózgu, bez zewnętrznych bodźców wyzwalających. Obserwuje się fale (rytmy) o różnej częstotliwości (w zakresie 1 – 60 Hz) i amplitudzie (5 – 400 μV) (Rys. 1). Wśród fal mózgowych wyróżnia się kilka podstawowych. Są to fale delta, teta, alfa, sensomotoryczne, beta i gamma [27, 29, 30].

Fale delta są bardzo powolne (0,5 do 3,5 Hz) i mają stosunkowo duże amplitudy (do 20 – 200 μV). Powstają najprawdopodobniej w korze mózgowej (warstwa piramidowa wewnętrzna). Korelują z okresami zmniejszonej aktywności komórek piramidowych. U osób zdrowych występują w śnie głębokim.

Teta to fale o częstotliwości występującej w zakresach 3 – 7 Hz, 4 – 7 Hz lub 7 – 8 Hz. Rytm ten powstaje we wzgórzu oraz w układzie limbicznym w polu przegro-

dowym. Fale teta są najprawdopodobniej związane z wydobywaniem informacji z pamięci oraz ze zdolnością do kontroli reakcji na bodźce.

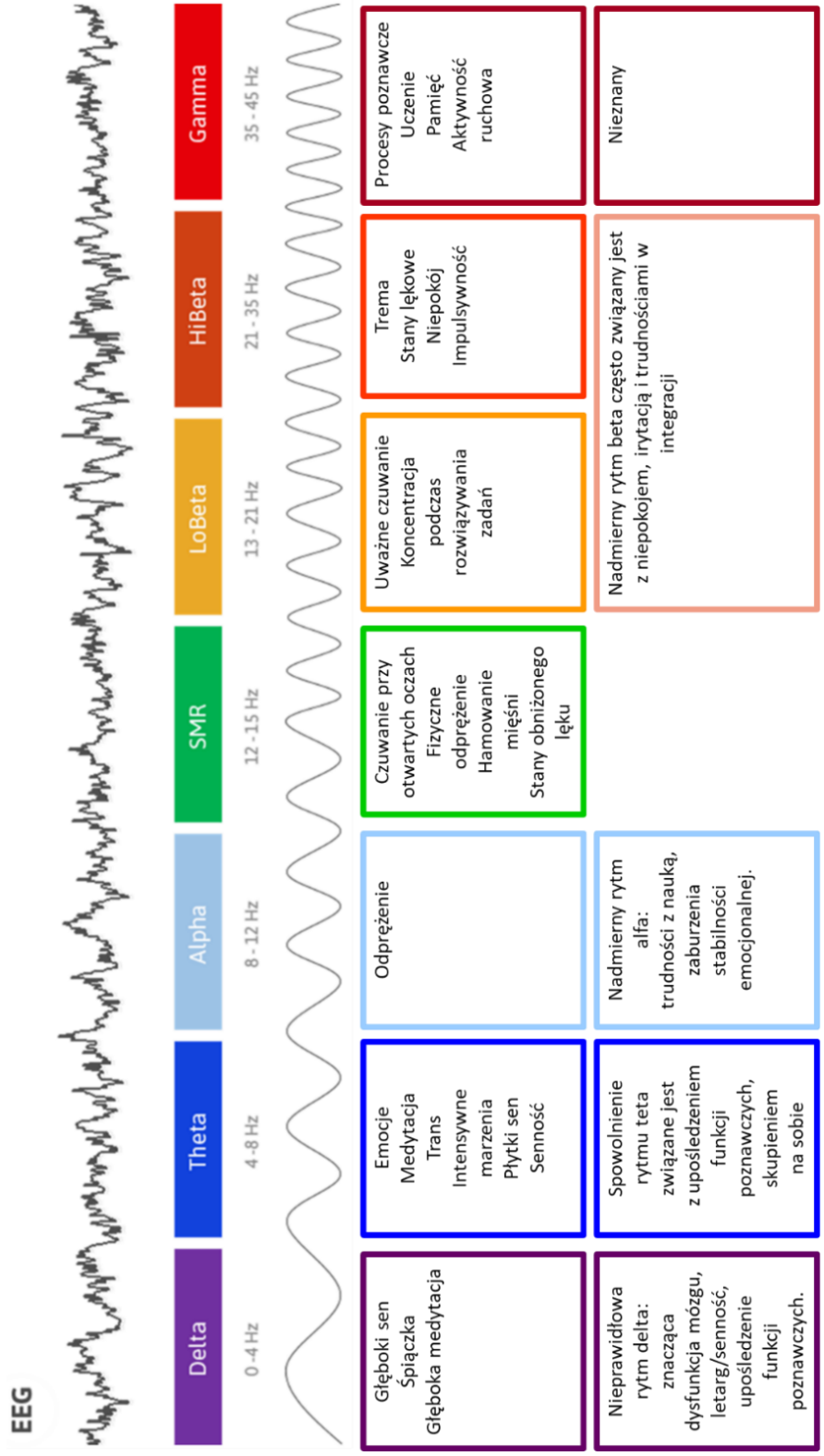
Fale alfa występują zazwyczaj w okolicy ciemieniowo-potylicznej i są generowane w obrębie ośrodków wzrokowych, ich częstotliwość mieści się w granicach 8 – 13 Hz, a amplituda 30 – 100 μV. Ich wytłumienie występuje podczas zwiększonej aktywności wzrokowej, kiedy w ich miejsce pojawia się rytm beta, natomiast przy braku bodźców wzrokowych fale te przeważają. Taka zmiana jest określana mianem desynchronizacji rytmu EEG i uważana jest za wskaźnik obrazujący wzbudzenia komórek kory mózgowej. Fale te są podstawowym rytmem EEG, charakterystycznym dla człowieka w stanie relaksu.

Fale sensomotoryczne SMR (ang. *sensory motor rhythm, sensorimotor rhythm*) są to fale o częstotliwości od 12 do 15 Hz i amplitudzie z zakresu 4 – 6 μV. Pojawiają się podczas czuwania, a także w stanie relaksu z naciskiem na bodźce zewnętrzne. Zespół SMR odpowiada za kontrolę lęku i gniewu oraz za lepszy sen i świadomość ciała. Występowanie fal SMR w sposób patologiczny najczęściej występuje u osób z zespołem nadpobudliwości psychoruchowej z deficytem uwagi (ang. *Attention – deficit hyperactivity disorder ADHD*), zaburzeniami ze spektrum autyzmu i ogólnie u osób nadaktywnych.

Fale beta występują zazwyczaj w okolicy czołowej, o częstotliwości 15 – 35 Hz i amplitudzie poniżej 30 μV. Związane są głównie z intensywną aktywnością korową. Fale beta można dodatkowo dzielić na dwa podzakresy: niska beta (ang. *low beta*) o częstotliwości 13 – 21 Hz i wysoka beta (ang. *high beta*) o częstotliwości 21 – 35 Hz.

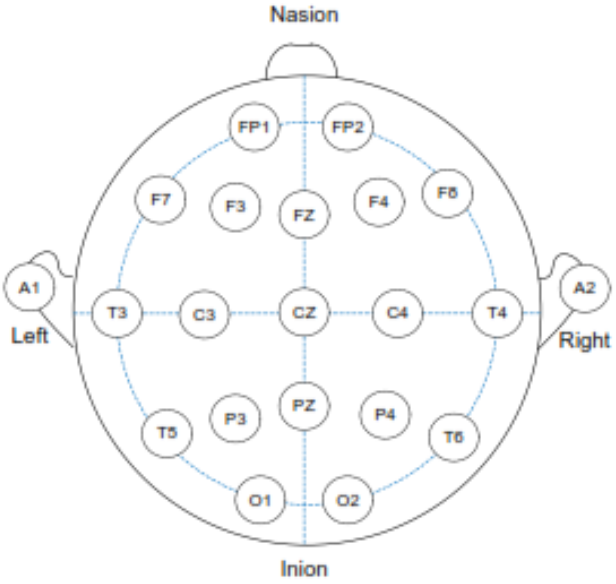
Fale gamma pojawiają się w odpowiedzi na bodźce zmysłowe i mają charakter regularnych oscylacji o częstotliwości około 40 Hz i małej amplitudzie (3 – 5 μV). Fale te trwają około 100 ms. Rytm gamma znika w śnie głębokim i w fazie snu z szybkimi ruchami gałek ocznych (ang. *Rapid Eye Movement REM*). Amplituda tego rytmu wzrasta, gdy uwaga badanego jest skierowana na źródło bodźca. Funkcjonalna rola tych oscylacji nie jest jasna. Jedna z ważniejszych teorii zakłada, że rytm gamma jest związany z tak zwanym łączeniem cech. Wyróżnia się jeszcze inne fale EEG: kappa, lambda oraz fale Mu [28, 31], ale w podstawowej analizie funkcjonowania mózgu nie są one rozpatrywane.

Schematycznie fale mózgowe przedstawione są na Rys. 1. Opis zawarty w prostokątach z kolorową ramką to stany prawidłowe i/lub patologiczne związane z daną falą.



Rys. 1 Schematyczne przedstawienie podstawowych fal mózgowych i aktywności człowieka, którym te fale towarzyszą[1] oraz możliwych zaburzeń towarzyszących nieprawidłowemu rytmowi [30, 32, 33].

[1] Źródło: https://www.mindmedia.com/en/solutions/neurofeedback/.Dostęp: 09.05.2018.

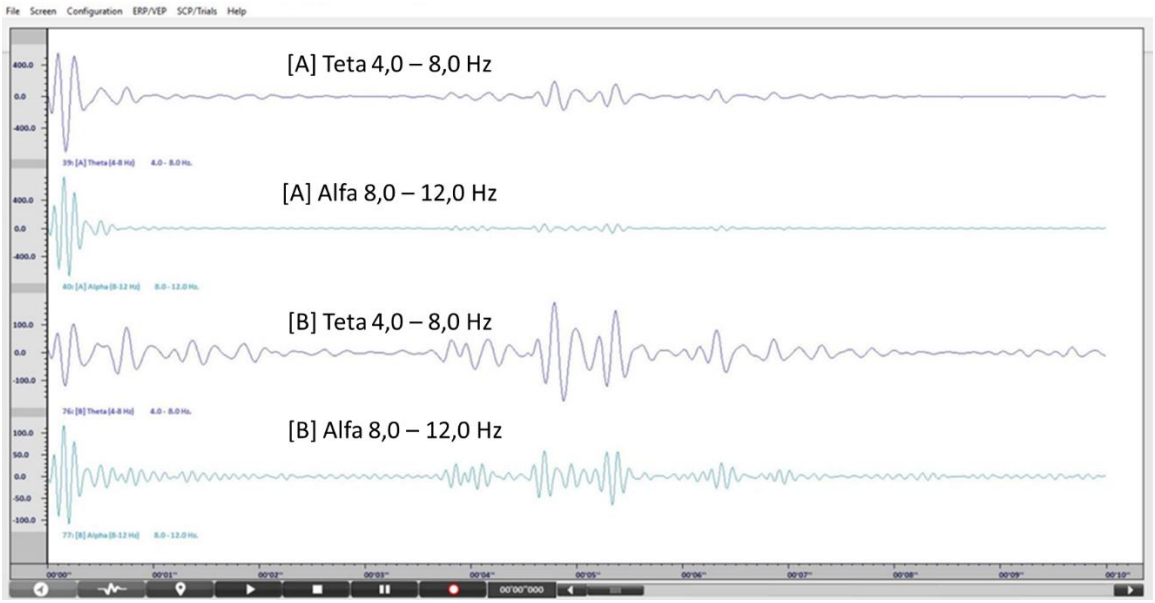


Rys. 2 Międzynarodowy standardowy system położenia elektrod 10 - 20 na głowie człowieka [34].

Zazwyczaj sygnał EEG jest zbierany z wielu lokalizacji na głowie i z użyciem różnego rodzaju elektrod. *The International Federation of Societies for Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* zarekomendowało system montażu elektrod: 19 elektrod aktywnych i dwie referencyjne. Elektrody referencyjne mocowane są na małżowinach usznych (ang. *earlobe*) lub na wyrostkach (ang. *mastoid*). Odległość pomiędzy elektrodami jest równa 10 % lub 20 % całkowitej odległości pomiędzy nasadą nosa a wyrostkiem (ang. *nasion* – *inion*) (stąd nazwa 10 – 20) [35]. Na Rys. 2 przedstawiony jest rzut głowy człowieka z góry. Każde położenie elektrody nazywane jest kanałem i odpowiada jednej serii czasowej. Należy pamiętać, że amplituda danej fali i jej rozkład wczasie (alfa, beta i innych) uzyskiwana jest poprzez odpowiednie łączenie napięć uzyskiwanych z określonego obszaru (elektrod) na głowie. Elektrody umieszczone na lewej półkuli oznaczamy liczbami nieparzystymi, a umieszczone na prawej półkuli liczbami parzystymi. Elektrody umieszczone w linii środkowej oznaczone są literą Z. Lokalizacja podstawowych elektrod i ich rozmieszczenie wygląda następująco:

- 7 elektrod nad korą płatów czołowych (ang. *frontal*): FPl, FP2, F3, F4, F7, F8, FZ,
- 3 elektrody części centralnej (ang. *central*), leżące na granicy płatów ciemieniowych i czołowych: C3, C4, CZ,
- 3 elektrody nad płatami ciemieniowymi (ang. *parietal*): P3, P4, PZ,
- 4 elektrody nad płatami skroniowymi (ang. *temporal*): T3, T4, T5, T6,
  2 elektrody nad płatami potylicznymi (ang. *occipital*): Ol, O2,
- 2 elektrody referencyjne przymocowane do płatka ucha (ang. *auricale*): Al, A2.

Na Rys. 3 pokazano przebiegi czasowe amplitud fal mózgowych uzyskanych przy zastosowaniu czepka EEG i urządzenia do rejestracji sygnału Nexus – 32. Montaż elektrod jest zgodny ze standardem 10 – 20 (21 elektrod).



Rys. 3 Fale mózgowe, montaż elektrod 10 – 20, A – strona lewa, B – strona prawa. Badania własne.

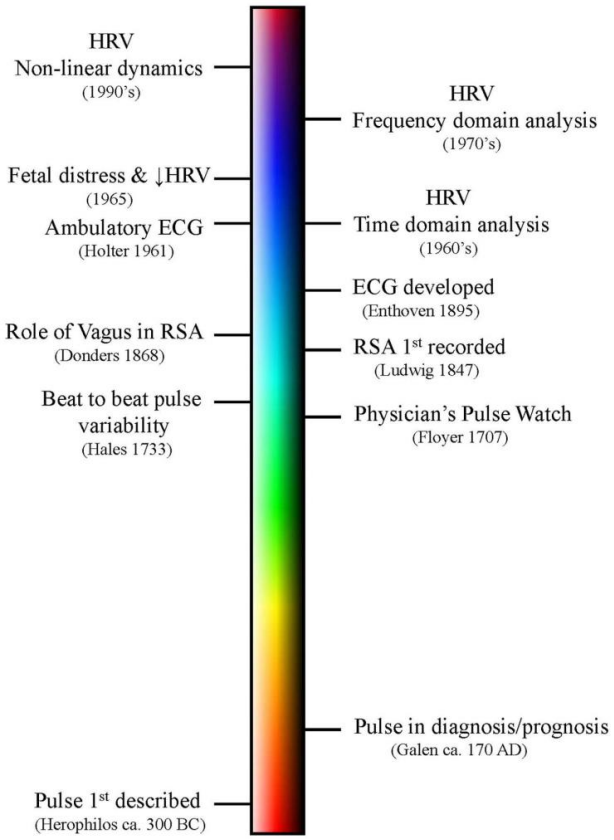
2.2 Elektrokardiografia (EKG)

Elektrokardiografia to rejestracja napięć elektrycznych (czyli różnic potencjałów wyrażanych w mV) występujących na skórze (odprowadzenia) jako skutek pobudzenia serca. EKG odzwierciedla przebieg procesów elektrycznych w sercu [22, 36-38]. Dzięki własnemu automatyzmowi serce może pracować bez udziału układu nerwowego – źródłem pobudzeń elektrycznych są komórki rozrusznikowe, wyspecjalizowane komórki sercowe zdolne do samopobudzenia (automatyzm). Dopasowanie czynności serca do zmieniającego się zapotrzebowania organizmu odbywa się w znacznej części z wykorzystaniem unerwienia serca. Modyfikacji mogą ulegać następujące wartości czynności serca:

- częstotliwość tworzenia impulsów przez generator rytmu i przez to częstość akcji serca – chronotropia,
- szybkość przewodzenia – dromotropia,
- siła skurczu mięśnia sercowego przy danym rozciągnięciu, inaczej kurczliwość serca – inotropia,
- pobudliwość w sensie zmiany progu pobudzenia – batmotropia,
- zmiana czasu trwania rozkurczu – lusitropia.

Analiza zmienności rytmu serca jest stosunkowo nową metodą. Jeszcze w 1999 roku opublikowano w *Journal of the American College of Cardiology* artykuł pod znamiennym tytułem: *„Ocena zmienności rytmu serca: narzędzie kliniczne czy badawcza zabawka?”* (ang. *Measurement of Heart Rate Variability: A Clinical Tool or a Research Toy?*) [39].

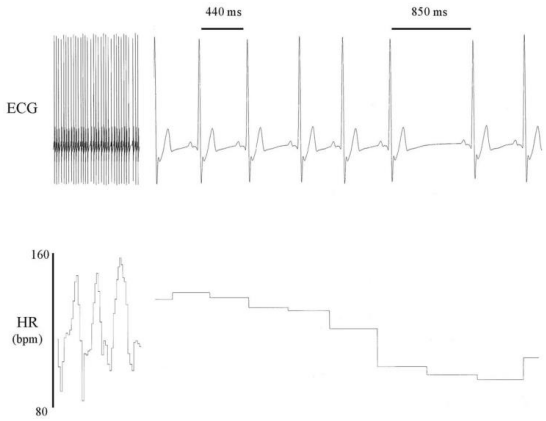
Historia analizy zmienności rytmu serca została opisana w artykule George’a E. Billmana [40] a jej skróconą wersję przedstawia Rys. 4.



Rys. 4 Najważniejsze odkrycia dotyczące zmienności rytmu serca [40] .

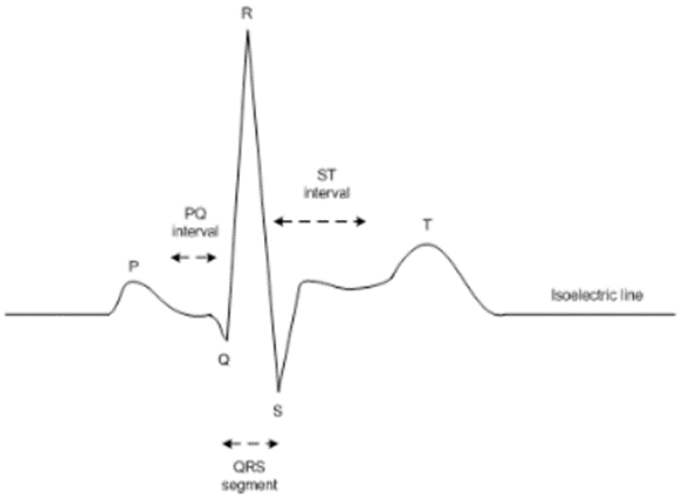
W pracy wykorzystano zapis EKG do pozyskania danych o czasie trwania kolejnych interwałów pomiędzy załamkami R (pierwsze dodatnie wychylenie zespołu QRS – zespołu największych załamków w zapisie EKG) lub cały zapis do obliczania entropii sygnału.

Zmienność rytmu serca (ang. *Heart Rate Variability HRV*) opisuje zmienność czasu trwania uderzenia serca (ang. *beat-to-beat variation*) określanego inaczej jako pomiar rzutu serca (ang. *heart rate HR*) lub czas trwania odstępu między załamkami R (ang. *RR interval*). Stosowana jest również inna nazwa – IBI (ang. *Inter-beat-interval IBI*). Analiza zmienności rytmu serca stała się narzędziem oceny ryzyka incydentu sercowo-krążeniowego oraz nagłego zgonu. Na Rys. 5 zamieszczony jest fragment EKG (A) psa oraz zbudowany na jego podstawie wykres rytmu serca (B). Rys. 6 przedstawia wycinek zapisu EKG (A) oraz ponad 2 s zapis EKG uzyskany przy użyciu urządzenia Nexus – 10.

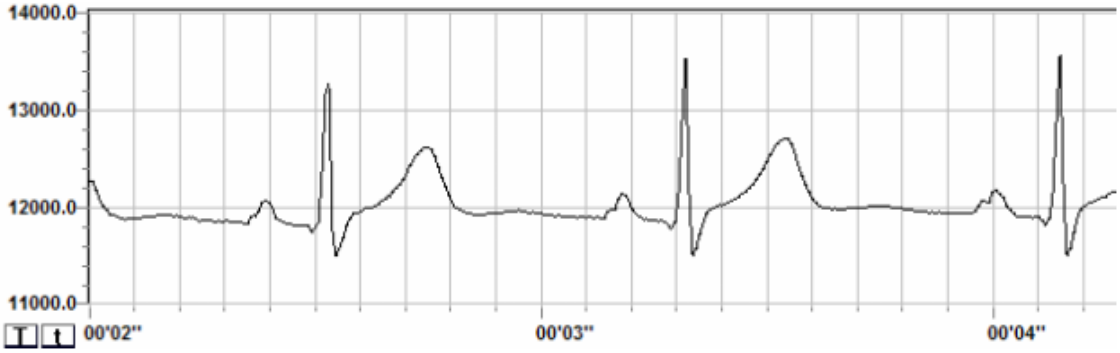


Rys. 5 Zmienność rytmu serca: elektrokardiogram przytomnego psa za [40].

A



B



Rys. 6 Fala PQRST – wycinek zapisu EKG A [26], zapis EKG uzyskany z trzech elektrod (urządzenie wielofunkcyjne Nexus – 10) B [41].

Zmniejszenie zmienności rytmu serca związane jest z pogorszoną prognozą diagnostyczną w przypadku wielu stanów klinicznych, podczas gdy silne zmiany w rytmie serca często są oznaką dobrego stanu serca [42, 43]. Znaczny udział w chwilowych zmianach rytmu serca związany jest oddychaniem. Dokładny udział układu para-

sympatycznego i sympatycznego autonomicznego układu nerwowego w zmienności rytmu serca nie jest jednoznacznie określony i nadal pozostaje obszarem aktywnych badań [44]. Fizjologicznie, rytm serca w spoczynku podlega fluktuacjom spowodowanym wpływem czynników wewnętrznych i zewnętrznych. Zaliczamy do nich między innymi: częstość oddechu, temperaturę ciała, porę doby, aktywność: baroreceptorów, chemoreceptorów oraz metaboliczną i hormonalną. Najważniejszą rolę odgrywa jednak aktywność układu autonomicznego.

Fizjologiczne rytmy, poprzez autonomiczny układ nerwowy, wpływają na akcję serca. Chwilowy rytm serca reprezentuje całkowitą sumę wszystkich efektów oddziałujących na autonomiczny system nerwowy. Zdrowy organizm przejawia kilka odruchów, które działają jednocześnie. Te odruchy zawierają rytmy, które przekazywane są do systemu kardioregulacji w mózgu i oddziałują na rytm serca. Zgodność pomiędzy tymi rytmami a gałęziami autonomicznego systemu nerwowego umożliwia dzięki analizie HRV dostarczanie informacji o funkcjonowaniu różnych części autonomicznego systemu nerwowego.

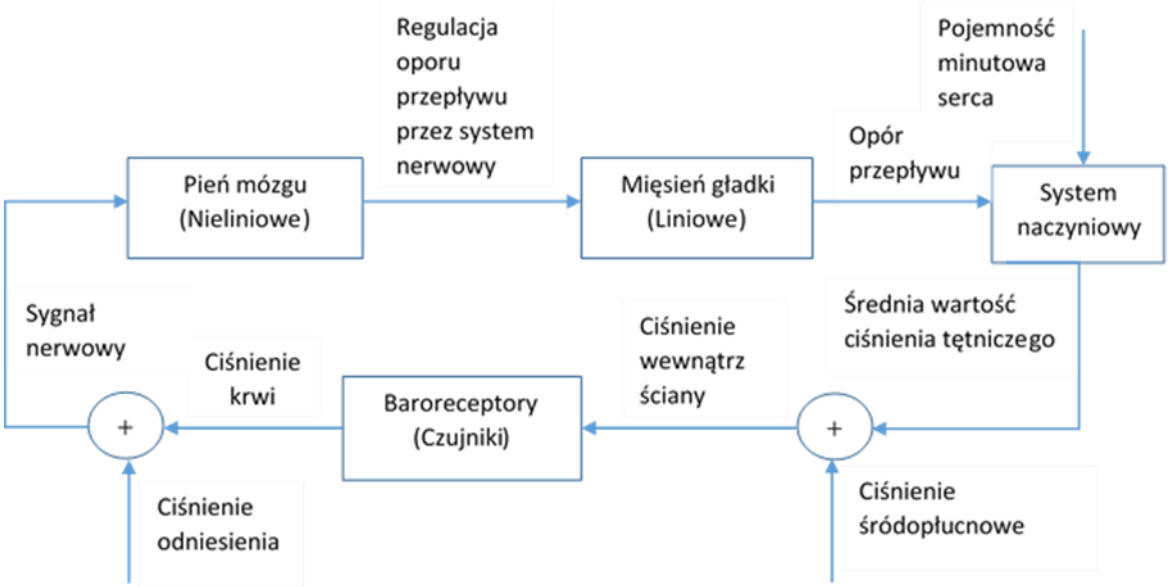
Na zmienność rytmu serca wpływ ma wiele czynników i jego większa zmienność jest oznaką zdrowia, a maleje wraz z wiekiem człowieka [45, 46]. Do głównych czynników wywierających wpływ na zmienność rytmu serca zaliczamy: oddychanie, zmiany powierzchni przekroju naczyń krwionośnych, oddziaływanie sympatycznego układu nerwowego.

2.2.1 Oddychanie

Oddychanie (ang. *respiration*) wpływa na rytm serca poprzez efekt zwany niemiarowością zatokową oddechową (ang. *Respiratory Sinus Arrythmia RSA*). Jest to fizjologiczna, niewielka zmiana częstości akcji serca, polegająca na przyśpieszeniu rytmu serca podczas wdechu i zwolnieniu rytmu serca podczas wydechu (rytm serca wzrasta – odległość RR ulega skróceniu – podczas wdechu, podczas wydechu na odwrót: rytm serca maleje – odległość RR wrasta) z częstotliwością ok. 0,25 Hz [47, 48]. Dzieje się to na skutek rytmicznego hamowania tonicznej aktywności nerwów błędnych w fazie wdechu. Nerwy przywspółczulne unerwiające serce zawsze przeważają nad nerwami współczulnymi, jeżeli są one pobudzane w tym samym czasie. Zniesienie aktywności nerwów błędnych umożliwia pełne ujawnienie efektów nerwów współczulnych. Oddychanie wywołuje zakłócenia w ciśnieniu tętniczym krwi, które są wykrywane przez baroreceptory. Łuk odruchowy (ang. *barroreflex arc*) przetwarza zmiany ciśnienia krwi i wymusza odpowiednią zmienność rytmu serca. Oddychanie jest w przybliżeniu periodyczne z relatywnie krótkim okresem (około 3 s), więc te zmiany są propagowane wyłącznie przez parasympatyczną część układu nerwowego. Zwiększenie powrotu żylnego na skutek zmian wartości ciśnienia w klatce piersiowej podczas wdechu nie jest przyczyną (poprzez odruch Bainbridge'a) powstawania niemiarowości oddechowej rytmu serca. Wynika to ze zbyt dużego opóźnienia w przekazywaniu informacji w splotach współczulnych serca. Wyjątkiem jest sytuacja, kiedy częstość oddechów wynosi mniej niż 6 na minutę. Niektórzy badacze są przekonani, że badanie wielkości amplitudy RSA może dostarczyć wskaźnika stopnia aktywacji nerwu błędnego (ang. *index cardiac vagal tone*) unerwiającego serce [48, 49]. Niemiarowość zatokowa oddechowa może być również markerem zmian regulacji emocjonalnej (ang. *emotion regulation ER*) [50].

2.2.2 Zmiany powierzchni przekroju naczyń krwionośnych

Wazodylatacja (ang. *Vasomotor Oscillations*) to rozkurcz mięśni gładkich w ścianie naczyń krwionośnych. Skutkiem tego procesu jest poszerzenie światła naczyń i spadek ciśnienia krwi, ponieważ rośnie ogólna objętość układu krwionośnego przy stałej objętości krwi. Procesem przeciwnym do wazodylatacji jest wazokonstrykcja. Oscylacje te są zmianami ciśnienia krwi o niskiej częstotliwości z okresem około 1 s. Zmiany przekroju poprzecznego („światło") naczyń (zwłaszcza małych tętnic i arterioli), na które przypada ok. 47 % oporu naczyń [51], poprzez aktywację mięśni gładkich regulują dopływ krwi do różnych części ciała. Jest to proces regulowany nieliniowo poprzez pień mózgu i baroreceptory (Rys. 7). Opóźnienia w procesie regulacji oraz właściwości mięśni gładkich powodują spontaniczne oscylacje ciśnienia krwi o częstotliwości około 1 Hz. Wpływ na zmiany powierzchni przekroju naczyń krwionośnych ma sympatyczny układ nerwowy. Dotychczasowe badania wpływu układu parasympatycznego nie dają jednoznacznej odpowiedzi czy taki wpływ istnieje.



Rys. 7 Schemat procesu generującego oscylacje naczynioruchowe [43].

2.2.3 Oddziaływanie sympatycznego układu nerwowego

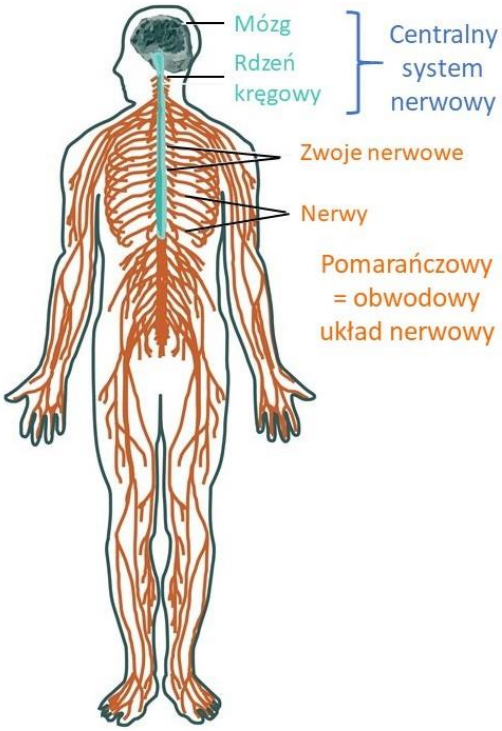
Układ nerwowy składa się z ośrodkowego układu nerwowego OUN (ang. *central nervous system CNS*) i obwodowego układu nerwowego (ang. *peripheral nervous system PNS*). Schemat układu nerwowego został przedstawiony na Rys. 8 (na pomarańczowo zaznaczono obwodowy układ nerwowy, na seledynowo centralny układ nerwowy). Układ obwodowy przekazuje informacje pomiędzy ośrodkowym układem nerwowym, a poszczególnymi narządami. Składa się ze zwojów oraz nerwów zbudowanych z włókien należących do układu somatycznego i autonomicznego. Somatyczny układ nerwowy albo układ somatyczny (ang. *sympathetic nervous system SoNS, voluntary nervous system)*) to układ odpowiedzialny za kontakt ze środowiskiem zewnętrznym oraz szybkie reagowanie w przypadku zachodzących w nim zmian. Układ somatyczny unerwia mięśnie szkieletowe i kieruje ich pracą oraz pracą gruczołów skórnych i komórek barwnikowych skóry. Działanie tego układu w dużym stopniu podlega kontroli świadomości. Wraz z układem autonomicznym tworzy obwodowy układ nerwowy. Autonomiczny układ nerwowy (ang. *autonomic nervous system ANS*) inaczej nazywany

wegetatywnym układem nerwowym (ang. *vegetative nervous system*) to część układu nerwowego, którego nerwy unerwiają narządy wewnętrzne, wyodrębniony ze względu na pełnione przez siebie funkcje i budowę. W przeciwieństwie do somatycznego układu nerwowego, działanie układu autonomicznego powoduje reakcje niezależne od woli, czyli na przykład wydzielanie soku żołądkowego, ruchy perystaltyczne jelit. Autonomiczny układ nerwowy (AUN) dzieli się na układ współczulny, inaczej sympatyczny (pobudzający) i przywspółczulny, inaczej parasympatyczny (hamujący) (ang. *parasympathetic nervous system PSNS*). Wszystkie narządy wewnętrzne są unerwione jednocześnie przez oba te układy – ich działanie jest względem siebie antagonistyczne. W sytuacjach stresowych działanie układu współczulnego przeważa nad działaniem układu przywspółczulnego. Część sympatyczna i parasympatyczna wzajemnie uzupełniają się w działaniu. Zazwyczaj występuje równowaga pomiędzy dwoma gałęziami autonomicznego układu nerwowego, a rytm serca odzwierciedla efekt „netto" tych przeciwstawnych gałęzi. W spoczynku przewagę ma nerw błędny (nerw X) (ang. *vagus nerve*) najdłuższy z nerwów czaszkowych. Jest to nerw mieszany, prowadzący włókna czuciowe, ruchowe i przywspółczulne. Wraz z wzrostem aktywności człowieka spada aktywność nerwu błędnego a wzrasta aktywność sympatyczna [52]. Niestety, pomimo że rytm serca odzwierciedla złożoną aktywność współczulną i przywspółczulną, nie może być użyty do indywidualnej oceny aktywności tych gałęzi.

Skutkiem stymulacji układu współczulnego jest:

- wzrost kurczliwości kardiomiocytów (komórki mięśniowe serca) – efekt inotropowy dodatni,
- przyśpieszenie rozkurczu kardiomiocytów – efekt lusitropowy dodatni,
- przyśpieszenie rytmu serca – efekt chronotropowy dodatni,
- przyśpieszenie przewodnictwa w węźle przedsionkowo-komorowym – efekt dromotropowy dodatni.

Ważną wielkością obrazującą pracę serca jest pojemność minutowa serca – inaczej rzut serca, objętość krwi wyrażona w litrach pompowana przez serce w czasie 1min. U dorosłego człowieka wartość ta zawiera się w przedziale 4 – 5 l / min (czyli w ciągu jednej minuty serce przepompowuje prawie całą objętość krwi w organizmie, która wynosi przeciętnie 5 – 6 l), a w czasie intensywnego wysiłku może wzrastać do 20 – 25 l / min. Pojemność minutowa zależy od: objętości wyrzutowej i częstotliwości rytmu serca [37].



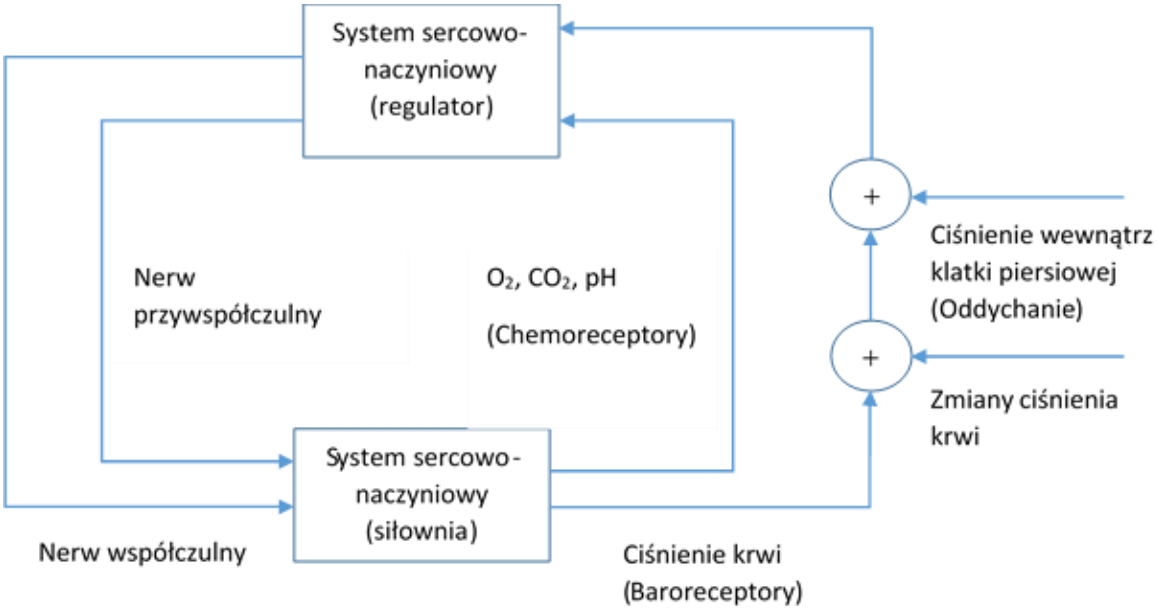
Rys. 8 Układ nerwowy[2].

2.2.4 Kontrola rytmu serca

Krótkoterminowa kontrola rytmu serca (ang. *Heart Rate Control*) może być opisana jako system regulacji, który można rozłożyć na następujące składniki:

- system sercowo-naczyniowy: siłownia (ang. *the plant*),
- system kardioregulacji: regulator (ang. *the controller*),
- autonomiczny system nerwowy: sygnały wejścia/wyjścia (ang. *inputs/outputs*),
- rozszerzanie (wazodylatacja) i zwężanie (wazokonstrykcja) naczyń krwionośnych i oddychanie: zakłócenia (ang. *disturbances*).

[2] Źródło: https://cdn.kastatic.org/ka-perseus-images/1e5300c3e8fdfc150a0e0432a3b2538ce81c2ee5.png. Dostęp: 24.10.2017.



Rys. 9 Kontrola systemu sercowo-naczyniowego jako sprzężenie zwrotne [43].

Na Rys. 9 składniki systemu regulacji rytmu serca ujęte są jako pętla sprzężenia zwrotnego (ang. *feedback control system*). Zmiany ciśnienia (głównie tętniczego) przekazywane są poprzez autonomiczny system nerwowy do regulatora, który wywołuje aktywność sympatyczną i parasympatyczną celem zmiany rytmu serca. Wynika z tego, że zmiany ciśnienia krwi są również obserwowane w rytmie serca.

Ocena zmienności rytmu serca (HRV) od czasu, gdy do jej analizy wprowadzono komputery, jest prostym i nieinwazyjnym badaniem czynności układu autonomicznego serca.

Dobowe zmiany częstości pracy serca pozwoliły wyodrębnić trzy podstawowe cykle zmienności częstości akcji serca:

- najbardziej widoczny towarzyszący niemiarowości oddechowej, wynikający z nasilenia się wpływu hamującego nerwów błędnych na węzeł zatokowy w czasie wydechu - zmienność ok. 0,25 Hz,
- zależne od rytmicznych zmian ciśnienia tętniczego krwi i cyklicznej aktywności baroreceptorów tętniczych - zmienność ok. 0,1 Hz,
- cykliczne zmiany rytmu serca o częstości poniżej 0,05 Hz zależne od procesów termoregulacji i aktywności osi renina-angiotensyna-aldosteron.

2.3 Hemoencefalografia (HEG)

Hemoencefalografia przezczaszkowa (ang. *Hemoencephalography HEG*) to metoda pozwalająca na pomiar poziomu wysycenia tlenem krwi w mózgu. Metoda ta została wprowadzona przez H. Toomima w 1999 roku [53-55]. Hemoencefalografia bliskiej podczerwieni (ang. *Nearinfrared NIR*) w skrócie oznaczana jako NIR-HEG, jest nieinwazyjnym pomiarem poziomu miejscowego nasycenia tkanek tlenem, odpowiadającemu zmianom przepływu hemodynamicznego oraz zmianom w aktywności metabolicznej tkanek [56, 57]. Zaletami tej metody są: doskonała rozdzielczość czasowa, możli-wość ciągłej obserwacji zmian hemodynamicznych, znacząco niższe koszty w porów-naniu z funkcjonalnym magnetycznym rezonansem jądrowym (ang. *functional Magnetic Resonance Imaging fMRI*) oraz odporność

na artefakty związane z ruchami badanego [58]. Hemoencefalografia szczególne zastosowanie znalazła w terapii zespołu nadpo-budliwości psychoruchowej z deficytem uwagi ADHD i jego odmiany: zespołu deficytu uwagi (ang. *Attention Deficit Disorder ADD*), [53, 59]. Innym polem zastosowań hemo-encefalografii jest monitorowanie stanu pacjentów z urazowym uszkodzeniem mózgu (ang. *Traumatic Brain Injury TBI*) [60]. HEG wykorzystuje zmiany w przejrzystości przepływającej krwi odpowiadające zmianom w nasyceniu krwi tlenem, które generują powstanie sygnału elektrycznego. Typowy zakres długości fali światła widzialnego to 400 – 700 nm. Czerwone światło zawiera się w obrębie długości fali 630 – 760 nm, a bliska podczerwień w zakresie 760 – 1 400 nm. Zakresy te nie są dokładne sprecyzowane i są wykorzystywane w różny sposób w różnych badaniach. W bioinżynierii przez bliską podczerwień rozumiany jest zakres widma 650 – 1 000 nm, czyli światło, które przenika powierzchowne warstwy ciała ludzkiego. Dominującym chromoforem w tkankach jest woda. Woda pochłania światło poniżej 300 nm i powyżej 1 000 nm. Widzialna część widma światła, pomiędzy 400 nm a 650 nm, prawie nie przechodzi przez tkanki z powodu silnej absorpcji światła przez hemoglobinę i melaninę. Jedynie w regionie bliskiej podczerwieni (NIR) w zakresie 650 – 1 000 nm, całkowita absorpcja jest wystarczająco niska, dzięki czemu można wykryć światło przechodzące przez grubą warstwę tkanek. W przezroczystym dla światła zakresie podczerwieni mózgu występuje wiele chromoforów. Tylko trzy z nich mają znaczenie w ocenie zmian utlenowania tkanek. Są to: hemoglobina (HbO_2), dezoksyhemoglobina (Hb) i oksydaza cytochromu (CtO_x). Hb i HbO_2 (transportujące tlen) znajdują się wewnątrz krwinek czerwonych. CtO_x jest enzymem, który kończy łańcuch oddychania komórkowego. Enzym ten znajduje się w błonie mitochondrialnej. Z względu na analizę ilościową ważne są różnice pomiędzy widmami absorpcji utlenionych i zredukowanych form CtO_x. Stężenie oksydazy cytochromu w żywej tkance jest zazwyczaj co najmniej o rząd wielkości poniżej poziomu hemoglobiny, zatem udział tego stężenia jest często zaniedbywany. W ciągu ostatnich 20 lat nastąpił ogromny postęp w konstrukcji i zastosowaniach urządzeń pomiarowych wykorzystujących spektroskopię bliskiej podczerwieni (ang. *Near Infrared Spectroscopy NIRS*).

Zjawisko absorpcji światła w nierozpraszającym środowisku opisuje prawo Lamberta – Beera (a historycznie poprawnie nazwa to prawo Bougera – Lamberta – Beera) [61]. Prawo to określa, w przypadku absorbującego światło związku chemicznego rozpuszczonego w środowisku niepochłaniającym, tłumienie światła następująco:

$$A = \log (I_0 / I) = \varepsilon \cdot c \cdot d\,. \tag{1}$$

A – absorbancja (osłabienie światła), I_O – natężenie padającego światła w cd,
I – natężenie światła przechodzącego w cd,
ε – stała proporcjonalności (współczynnik pochłaniania promieniowania, nazywany współczynnikiem absorpcji),
d – grubość warstwy absorbującej (droga jaką pokonuje promieniowanie przechodząc przez roztwór),
c – stężenie substancji w roztworze.
Iloczyn $c \cdot d$ nazywany jest współczynnikiem pochłaniania ośrodka.

W roztworach zawierających różne związki pochłaniające światło (z wyjątkiem bardzo wysokich stężeń) współczynnik pochłania wyrażony jest jako suma współczynników poszczególnych składników:

$$A = \log (I_0 / I) = (\varepsilon_1 \cdot c_1 + \varepsilon_2 \cdot c_2 + \varepsilon_3 \cdot c_3 + \ldots + \varepsilon_n \cdot c_n) \cdot d\,. \qquad (2)$$

Prawo Lamberta-Beera ściśle zachowane jest tylko gdy spełnione są następujące warunki [61]:

- światło jest ściśle monochromatyczne,
- molekuły są rozłożone jednorodnie,
- cała wiązka światła przechodzi przez obiekt (próbkę),
- nie występuje rozpraszanie światła i reakcje fotochemiczne w obiekcie (próbce),
- nie występuje dodatkowa emisja światła wywołana przez fluorescencję,
- natężenie światła wiązki padającej i przechodzącej jest mierzone dokładnie.

W praktyce w przypadku związków bardzo rozpraszających światło należy do prawa Lamberta-Beera dodać czynnik G opisujący osłabienie rozpraszania. Należy uwzględnić również to, że z powodu rozpraszania wydłuża się droga optyczna. Efektywną drogę optyczną (ang. *Differential Pathlength*) wyraża się wzorem:

$$DP = DPF \cdot d, \qquad (3)$$

gdzie *DPF* to współczynnik wydłużonej drogi optycznej (ang. *Differential Pathlength Factor DPF*). Zmodyfikowane prawo Lamberta-Beera otrzymuje postać:

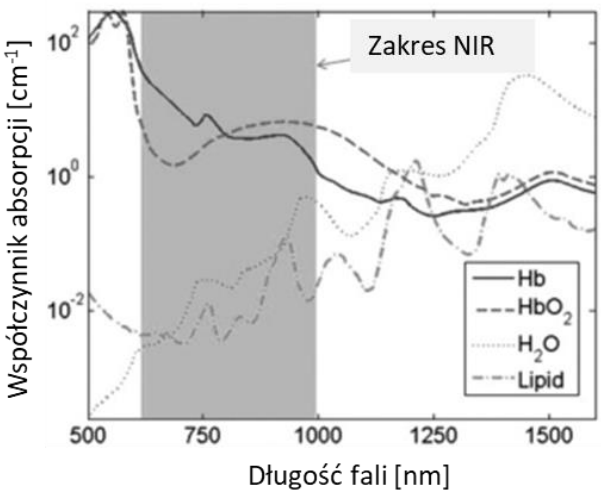
$$A = \log (I_0 / I) = (a1 \cdot c1 + a2 \cdot c2 + a3 \cdot c3 + \ldots + a_n \cdot c_n) \cdot d \cdot DPF + G. \qquad (4)$$

Na Rys.10 przedstawiona jest zależność współczynnika pochłaniania(absorpcji) promieniowania dla hemoglobiny (HBO_2), dezoksyhemoglobiny (Hb) i oksydazy cytochromu (CtO_x). Stężenie oksydazy cytochromu w żywej tkance jest zazwyczaj co najmniej o rząd wielkości poniżej poziomu stężenia hemoglobiny. W związku z tym jej wkład jest stosunkowo bardzo mały. Badania wykazały, że wartość *DPF* zależy od wieku człowieka. Duncan et al. [62] zmierzyli czaszkowy *DPF* u 283 osób, w wieku od 1 dnia do 50 lat. Zależność *DPF* od wieku osoby badanej można przybliżyć wzorem:

$$DPF\,780 = 5{,}13 + (0{,}07 \cdot Y) \cdot 081\,, \qquad (5)$$

gdzie *DPF 780* to *DPF* przy długości fali świetlnej 780 nm, a *Y* to wiek wyrażony w latach.

Ilość tlenu w krwi tętniczej zależy od ilości tlenu w wdychanym powietrzu i wymiany gazowej w płucach. Wymiana ta zależy od ciśnień parcjalnych tlenu ($PaCO_2$) i dwutlenku węgla ($PaCO_2$). Ciśnienie parcjalne wyrażane jest w kPa (jednostka pochodna w SI). Spotyka się również ciśnienie wyrażane w mmHg (1kPa = 7,5006 mmHg,) lub w Torach (1 mmHg ≈ 1 Tr). Ciśnienie parcjalne może być wyrażane w %, przy czym 100 % odpowiada ciśnieniu atmosferycznemu 760 mmHg (Tr), czyli 1 % równa się 7,6 Tr (mmHg).



Rys. 10 Zależność współczynnika pochłaniania promieniowania dla hemoglobiny (HBO_2), dezoksyhemoglobiny (Hb) i oksydazy cytochromu (CtO_x) [60].

Wysycenie hemoglobiny (SaO_2) mierzy się w %. Wartość normalna wynosi około 95 %. Typowa całkowita objętość przenoszonego tlenu we krwi to 19,4 ml O_2 na dl. Udział hemoglobiny to 19,1 ml O_2 / dl i tylko 0,3 ml O_2 rozpuszczonego w dl osoczu.

Przeciętna wartość mózgowego przepływu krwi (ang. *Cerebral Blood Flow CBF*) u dorosłych wynosi 47,7 ml / 100 ml / min, co odpowiada łącznej dostarczania tlenu 9,25 ml O_2 / 100 ml / min. Przeciętne zużycie tlenu w mózgu dorosłego wynosi 4,2 ml O_2 / 100 ml / min. Mózgowy przepływ krwi, mózgowa objętość krwi (ang. *Cerebral Blood Volume CBV*) i pobór tlenu (ang. *Cerebral Oxygen Extraction COE*) są znacznie większe w istocie szarej niż w istocie białej u normalnych dorosłych ludzi. CBF i CBV istoty szarej u normalnych dorosłych ludzi są około 2,5 razy większe niż w istocie białej. Tylko część tlenu tętniczego, który dostarczany jest do mózgu jest wchłaniana i wykorzystywana. Wykorzystywana frakcja nazywana jest frakcją uwalniania tlenu (ang. *Oxygen Extraction Fraction OEF*) jest zdefiniowana jako:

$$OEF = (SaO_2 - SvO_2)/SaO_2, \tag{6}$$

gdzie SaO_2 i SvO_2 to odpowiednio tętnicza i żylna saturacja tlenu. Według Derdeyn et al. [63] *OEF*, mierzony u normalnych pacjentów kontrolnych wynosi $0{,}41 \pm 0{,}03$. Zakładając $SaO_2 = 0{,}95$ otrzymamy wartość SvO_2 równą $0{,}56 \pm 0{,}03$. W tkance mózgowej wchłanianie natlenionej i odtlenionej hemoglobiny odbywa się głównie w żyłach. Przy założeniu 75 % udziału żylnego, miejscowe nasycenie tlenem tkanki mózgowej (ang. *Regional Oxygen Saturation rSO₂*) w obszarze czołowym wynosi 66 ± 3 %. Taką wartość obserwowano również w naszych badaniach. Wraz ze spadkiem *CBF* wzrasta zapotrzebowanie na tlen i rośnie *OEF* [64]. Odpowiednio, wraz ze wzrostem *CBF OEF* spada. Zastosowanie sensora HEG (opaski) umieszczonego na czole badanego pozwala na [56]:

- wykrywanie aktywności kory przedczołowej,
- rozróżnienie aktywności kory przedczołowej w zależności od wykonywanych zadań – aktywność maleje, gdy treści przekazywane badanemu zawierają negatywne emocje i rośnie, gdy przekaz zawiera pozytywne emocje,
- detekcję emocji (niezależnie od werbalnych deklaracji badanego),

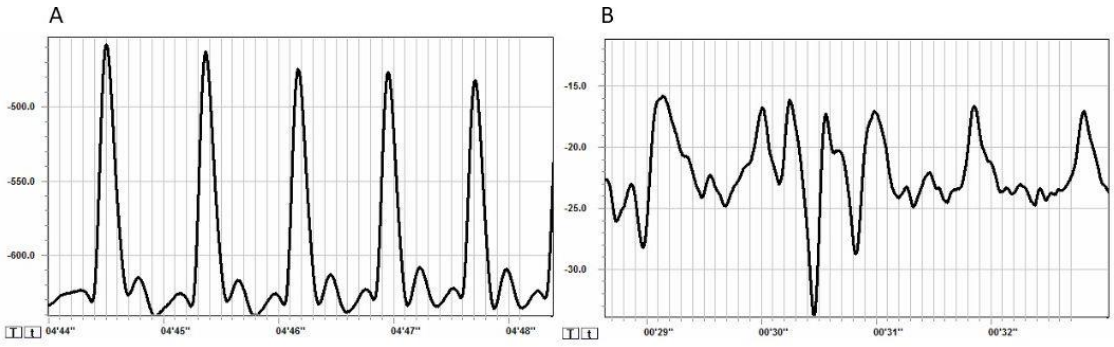
- wykrywanie zmian emocji związanych z procesem decyzyjnym (niezależnie od werbalnych deklaracji badanego).

Jednocześnie spadek aktywności kory przedczołowej jest zgodny z językiem ciała badanego (niezawodnym wskaźnikiem poziomu uczuć badanego).

Podobną metodą oceniania zmian metabolizmu mózgu jest metoda termograficzna wykorzystująca zmiany w promieniowaniu podczerwonym w paśmie średniej podczerwieni (o długości fali od 9 do 14 μm) (ang. *Long-Wave IR Imaging*). Wymaga zastosowania kamery termograficznej umiejscowionej w pewnej odległości od badanego (w metodzie NIR detektory umieszczone są na głowie badanego) [33].

2.4 Zmiana objętości przepływającej krwi

Zmiana objętości przepływającej krwi (ang. *Blood Volume Pulse BVP*) (określana również jako: pomiar częstości pulsu lub puls krwi) mierzona jest czujnikiem fotopletyzmatograficznym (ang. *photoplethysmograph PPG*). Przykładowe wykresy zależności amplitudy BVP w czasie pokazane są na Rys. 11. Analogicznie do zmienności ry-tmu serca (HRV) pozyskiwanego z sygnału EKG, używa się określenia zmienność pulsu (ang. *Pulse Rate Variability PRV*) [65]. Pomiar ten powszechnie stosowany jest jako substytut (ang. *surrogate*) trudniejszego do wykonania EKG. Metoda ta pozwala na monitorowanie: rytmu serca, zmienności rytmu serca oraz względnej objętości krwi poniżej czujnika [66]. Czujnik może być umieszczony w różnych miejscach: od koniuszka ucha poczynając na ścianie pochwy kończąc. Najczęściej stosowaną lokalizacją czujnika jest palec wskazujący (ze względu na łatwość umiejscowienia). Sygnał z czujnika odzwierciedla dynamiczne zmiany w łożysku naczyniowym poniżej sensora. Względne zmiany BVP wynikają z wazodylatacji lub wazokonstrykcji (wzrost lub spadek perfuzji – przepływu płynu ustrojowego przez tkankę lub narząd). Inną przyczyna zmian może wynikać najczęściej ze wzrostu sztywności ścian naczyń, a te mogą być skorelowane ze wzrostem ciśnienia tętniczego. Objętość krwi w arteriach i naczyniach włosowatych zmienia się zgodnie z cyklem pracy serca i z tego powodu może być alternatywą wobec EKG [67]. W praktyce oblicza się jeszcze jedną wielkość: amplitudę częstości pulsu (ang. *Blood Volume Pulse Amplitude BVPA*), która określa względną objętość krwi pod czujnikiem.



Rys. 11 Przykłady sygnałów BVP: niezakłócony A, zakłócony artefaktami (ruch pacjenta) B [67].

Przy pomiarze z użyciem sensora fotopletyzmograficznego należy wziąć pod uwagę następujące czynniki [66]:

- ilość światła emitowanego przez diodę, które przechodzi przez tkankę (jest załamywane w tkance oraz odbijane przez nią a to zależy od stanu skóry (na przykład: zabrudzenie)),
- amplituda sygnału zależy od umiejscowienia sensora,
- dodatkowa kontrola pulsu: palpacyjnie lub z EKG (ang. *behavioral test*), wartość pulsu np.: 10 lub 180 jest mało prawdopodobna, jeśli badany spokojnie siedzi,
- analiza surowego sygnału: zaszumienie i artefakty.

Najczęściej spotykanym artefaktem jest brak rytmicznych zmian lub zbyt szybkie chwilowe zmiany wynikające z:

- zmniejszonego przepływu krwi na skutek obniżenia temperatury palca (mniejszej niż około 26,7 ºC), remedium - należy ogrzać palec lub przełożyć sensor na kciuk,
- „przeciekanie" zewnętrznego światła do sensora, remedium – dokładne zamocowanie czujnika na palcu,
- niedokładny styk skóry palca z czujnikiem, możliwy wówczas, gdy palce jest mały, chudy lub wąski (na przykład: u dzieci), remedium – odczyt z kciuka lub mniejszy rozmiar sensora,
- ruch czujnika względem skóry palca, remedium – zawsze przypominać badanemu o trzymaniu rąk i dłoni w bezruchu.

Zaletą pomiaru BVP jest krótki czas przygotowania do badania (przenośny, lekki czujnik, wygodne umiejscowienie – palec wskazujący dłoni), a wadami są: mniejsza dokładność od EKG, wrażliwość czujnika na niedokładne zamocowanie wynikające na przykład z różnej grubości palca.

2.5 Pulsoksymetria (pomiar saturacji SpO_2)

Pulsoksymetria to nieinwazyjna przezskórnego monitorowania wysycenia (saturacji) tlenem hemoglobiny krwi tętniczej (SpO_2 lub SaO_2) i pulsu [37, 68]. W tym pomiarze wykorzystuje się zjawisko różnych właściwości optycznych hemoglobiny utlenowanej i odtlenowanej (podobnie jak w hemoencefalografii [69]). Pulsoksymetry działają na zasadzie spektrofotometrii transmisyjnej. Czujniki (lub całe urządzenie pomiarowe) umiejscawia się na palcu, małżowinie usznej lub na skrzydełkach nosa. Saturację oblicza się w następujący sposób:

$$SpO_2 = \frac{liczba\ wiązań\ wysyconych\ (utlenowana\ Hb)}{liczba\ wszystkich\ wiązań\ (całkowita\ Hb)}\ [\%] \qquad (7)$$

Prawidłowa wartość SpO_2 zawiera się w przedziale [95 %; 98 %] [37] lub [96 %; 100 %] [70] u zdrowych dorosłych (u noworodków jest niższa [91 %; 96 %] [71]). Podczas tlenoterapii może osiągać wartości z przedziału [99 %; 100 %] [37]. Za nieprawidłowe wartości saturacji uznaje się wartości poniżej 90 % (może to świadczyć o niewydolności oddechowej). Dokonując pomiaru saturacji należy pamiętać o możliwości powstania błędu pomiarowego spowodowanego m. in. [37, 68]:

- artefaktami ruchowymi: ruchy pacjenta, drżenie mięśni,
- upośledzeniem obwodowego przepływu krwi,
- zawyżeniem wyniku SpO_2 przez obecność hemoglobiny tlenkowęglowej i methemoglobiny o właściwościach optycznych podobnych do oksyhemoglobiny (niskie wartości są zawyżone, a wysokie zaniżone),

- zaniżeniem wyniku SpO_2 spowodowane zmianami na paznokciach – grzybica, lakier na paznokciach (przy umiejscowieniu pulsoksymetru na palcu),
- obecnością zewnętrznych źródeł światła w otoczeniu badanego: ksenonowe i fluorescencyjne zawyża wartości, a światło podczerwone zaniża wyniki.

Błąd pomiarowy nowoczesnych pulsoksymetrów wynosi $\pm$ 1 – 2 % w zakresie pomiarowym 70 – 100 % (akceptowalny błąd przyjmuje się poniżej 4 % u dorosłych i poniżej 5 % u noworodków). Poniżej wartości 70 % błąd rośnie powyżej akceptowalnego zakresu. Stąd uważa się, że odczyt poniżej 70 % jest mało wiarygodny [72].

2.6 Częstość oddychania

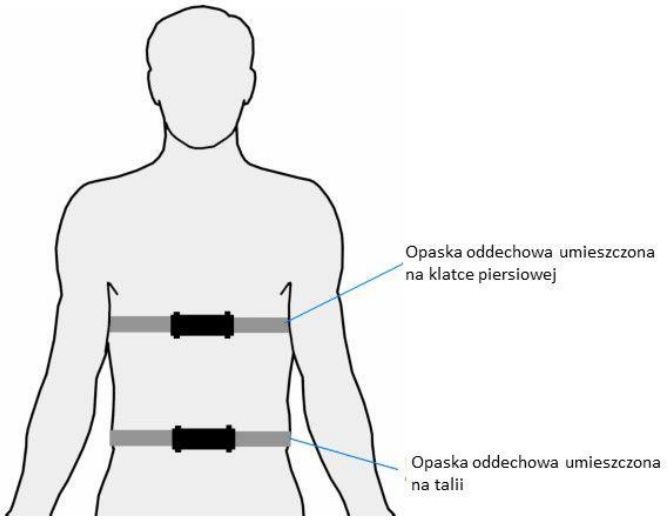
U ludzi oddychanie to proces pobierania powietrza zawierającego tlen do płuc, w których następuje wymiana gazowa w pęcherzykach płucnych. Ditlenek węgla jest usuwany w powietrzu wydychanym poprzez nos i usta. Cały proces (w węższym znaczeniu) od wdechu do wydechu nazywany jest oddychaniem (respiracją). Częstość oddychania (ang. *Respiration Pulse RSP, Respiratory Rate*) to ilość pełnych cykli oddechowych wykonanych w określonym czasie (najczęściej na minutę). Prawidłowa częstość oddychania w spoczynku powinna być niższa od 14 oddechów na minutę (częstość oddychania powyżej 20 oddechów / min. może być oznaką stanu chorobowego a powyżej 24 oddechów / min. oznacza stan zagrożenia życia [73]). Metody pomiaru częstości oddychania dzielimy na: kontaktowe (bezpośredni dotyk ciała osoby monitorowanej przez urządzenie pomiarowe, a nawet bardziej radykalna ingerencja w organizm osoby badanej) lub bezdotykowe (nie występuje jakikolwiek kontakt urządzenia monitorującego z ciałem osoby badanej. Do metod kontaktowych zaliczamy [74]:

- akustyczne (szmer oddechowy jest rejestrowany poprzez mikrofon umieszczony jak najbliżej dróg oddechowych lub gardła),
- przepływowe (powietrze wydychane ma wyższą temperaturę i wilgotność oraz zawiera więcej CO_2 niż powietrze wdychane, zmiany tych parametrów służą do wykrywania akcji oddechowej),
- wykrywające ruchu klatki piersiowej lub talii (opaska oddechowa umieszczana na klatce piersiowej lub na talii (Rys. 12) – w opasce umieszczony jest element wykonany z drutu o bardzo małej średnicy lub cewki, którego zmiany długości powodują zmianę impedancji), przykładowy wykres krzywej oddychania pokazany jest na Rys. 13,
- monitorujące zawartość CO_2 w skórze (elektroda przezskórna umieszczana jest zazwyczaj na ramieniu),
- monitorujące saturację (częstość oddechowa jest obliczana na podstawie pletyzmogramu),
- wykorzystujące EKG.

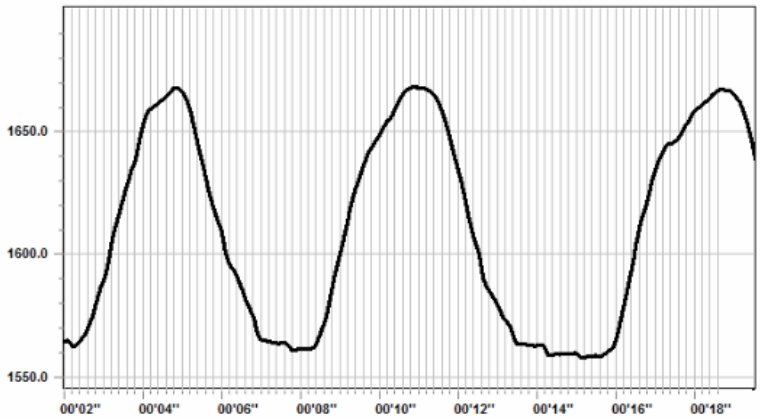
Metody bezkontaktowe to:

- z użyciem radaru (wykorzystujące zjawisko Dopplera),
- optyczne (rozpoznawanie zmian odległości pomiędzy jasnymi plamkami generowanymi przez światło podczerwone podczas oddychania),

- termiczne (pomiar zmian temperatury miejsc o najwyższej jej wartości - podstawa nosa i wewnętrzne kąciki oczu oraz najmniejszej wartości - wierzchołek nosa).



Rys. 12 Sposób umieszczenia opaski oddechowej [75].



Rys. 13 Krzywa oddychania (opaska umieszczona na talii) [74].

3. Wybrane metody obliczeniowe stosowane w analizie sygnałów biomedycznych

Z perspektywy historycznej ze względu na swoją prostotę i stosunkowo niskie wymagania co do czasu obliczeń pierwsze zastosowanie w analizie biosygnałów znalazły metody liniowe. Rozwój metod nieliniowych rozpoczął się z początkiem lat dziewięćdziesiątych (choć ich podstawy zostały opracowane w XIX wieku i na początku XX wieku). Metody nieliniowe „czekały" na rozwój technik komputerowych i niezwykły wzrost mocy obliczeniowej komputerów przy jednoczesnym obniżeniu ich ceny.

Obecnie stosowane metody obliczeniowe stosowane w analizie biosygnałów to [23]:

- metody liniowe:
  - metody parametryczne:
    - analiza czasowa z użyciem narzędzi statystyki,
    - analiza częstotliwościowa (widmowa),
    - analiza czasowo-częstotliwościowa,
    - analiza autoregresyjna w dziedzinie czasu [76],

- analiza falkowa [76] ,
- metody nieparametryczne,
- wskaźniki geometryczne na przykład indeks trójkątny.

- metody nieliniowe:
  - wykres Poincaré,
  - analiza fraktalna szeregów czasowych,
  - beztrendowa analiza fluktuacyjna,
  - wymiar korelacyjny,
  - analiza wykresu rekurencyjnego,
  - obliczenie entropii,
  - zastępcza analiza danych (ang. *surrogate data analysis*).

Należy podkreślić fakt, że podział metod nieliniowych nie jest ugruntowany w piśmiennictwie i można znaleźć pozycje, w których w dziale „Entropia" znajdziemy: wykładniki Lapunowa, fraktale, wymiar korelacyjny, atraktory [38].

W opisie metod obliczeniowych w tekście pracy używano do oznaczenia zmiennych i parametrów liter pisanych kursywą.

3.1 Metody liniowe

Metody liniowe analizy (ang. *Linear Signal Analysis*) serii czasowych wykorzystują równania pierwszego stopnia (czyli niezawierających wyrażeń stopnia różnego od 1). Charakterystyka systemu liniowego nie zmienia się pod wpływem wielkości sygnału wejściowego, zmienia się tylko wielkość sygnału wyjściowego. Odpowiedź na sygnał wejściowy nie jest uzależniona od warunków początkowych. Statystyka jest *modus operandi* w opisie liniowych relacji pomiędzy sygnałem wejściowym (zmienna nie-zależna), a sygnałem wyjściowym (zmienna zależna) [77].

3.1.1 Analiza czasowa

W analizie czasowej oceniane są następujące wielkości (najczęściej w przypadku analizy sygnału EKG):

- odchylenie standardowe wszystkich odstępów RR rytmu zatokowego (ang. *standard deviation of all normal RR intervals SDNN*) wyrażone w ms, jest wskaźnikiem całkowitym i opisuje całkowitą zmienność rytmu zatokowego,
- średnia ze wszystkich odstępów R – R (ang. *MEAN RR*) (ocena różnic długości wszystkich odstępów R – R), pozwala na oszacowanie zmienności rytmu serca pomiędzy następującymi po sobie pobudzeniami zatokowymi (zamiast oceniać średnią zmienność w określonym przedziale czasowym) [ms],
- odchylenie standardowe od średniej każdych, kolejnych, 5 minutowych zapisów odstępów RR z całkowitego zapisu (ang. *standard deviation of 5 minute means of RR intervals, SDANN*), wyrażone w ms, umożliwia ocenę wolno zmieniających się składowych rytmu serca,
- pierwiastek kwadratowy ze średniej sumy kwadratów różnic między kolejnymi odstępami RR (ang. *root mean square succesive difference rMSSD*) [ms], dotyczy zmienności krótkookresowej i koreluje ze składową wysokich często-tliwości (analiza widmowa),
- odsetek różnic między kolejnymi odstępami RR większymi od 50 ms (ang. *percent of difference between adjacent normal R – R intervals that are greater*

than 50 ms pNN50), wskaźnik ten wyrażony w procentach koreluje znamiennie z *rMSSD*.

Analiza czasowa jest prosta obliczeniowo, ale nie nadaje się do analizy interakcji pomiędzy mechanizmami kontrolującymi akcję serca.

3.1.2 Metody nieparametryczne

Należąca teoretycznie do metod liniowych analiza widmowa przekształca serie czasowe w dziedzinę częstotliwości. Metodami wykorzystywanymi w analizie widmowej są: szybka transformata Fouriera (ang. *Fast Fourier Transform FFT*) oraz autoregresja. Autoregresja jest dokładniejsza, lecz FFT jest prostsza w użyciu. Wzór służący do obliczania transformacji Fouriera sygnału czasu ciągłego (ang. *Continuous Time Fourier Transform CTFT*) to:

$$X(\omega) = F\big(x(t)\big) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j\omega t}dt, \tag{8}$$

gdzie $\omega = \frac{2\pi}{T} = 2\pi f$, f to częstotliwość w Hz. W wyniku tej transformacji sygnał ciągły w dziedzinie czasu $x(t)$ jest przetwarzany na ciągły sygnał $X(\omega)$ w dziedzinie częstotliwości. W analizie sygnału zajmujemy się z reguły próbkami dyskretnymi sygnału $x(nT_s)$ lub po prostu $x(n)$, gdzie T_s to okres próbkowania (Podrozdział 5.1). Transformację taką nazywamy transformacją Fouriera ciągu dyskretnego (ang. *Discrete Time Fourier Transform DTFT*), a określona jest wzorem:

$$X(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(nT_s)e^{-j\omega nT}. \tag{9}$$

Należy pamiętać o tym, że w obu przypadkach funkcja i sygnał muszą spełniać określone warunki zapewniające wykonalność transformacji. Obie transformacje są odwracalne, czyli można zrekonstruować oryginalny sygnał na ich podstawie. Zależności te określone są wzorami [78]:

$$x(t) = F^{-1}\big(X(\omega)\big) = \frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{\infty} X(\omega)e^{j\omega t}d\omega, \tag{10}$$

$$x(nT_s) = F^{-1}\big(X(\omega)\big) = \frac{T_s}{2\pi}\int_{-\frac{\pi}{T_s}}^{\frac{\pi}{T_s}} X(\omega)e^{j\omega nT_s}d\omega. \tag{11}$$

Moc widma (funkcję gęstości widmowej mocy) sygnałów ciągłych i dyskretnych obliczamy jako transformatę Fouriera funkcji autokorelacji (równania te noszą nazwę równań Wienera – Chinczyna) [79]:

$$P_{xx}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(\tau)e^{-j2\pi ft}d\tau, \tag{12a}$$

$$P_{xx}(f) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} R_{xx}(m)\, e^{\frac{-j2\pi f}{mf_{pr}}}, \qquad (12b)$$

gdzie $f_{pr} = \frac{1}{T_s}$ to częstotliwość próbkowania, τ to przesunięcie sygnału ciągłego, m przesunięcie sygnału dyskretnego, a funkcje korelacji określone są następująco:

$$R_{xx}(\tau) = E[x(t)x(t-\tau)], \qquad (13a)$$

$$R_{xx}(m) = E[x(n)x(n-m)], \qquad (13b)$$

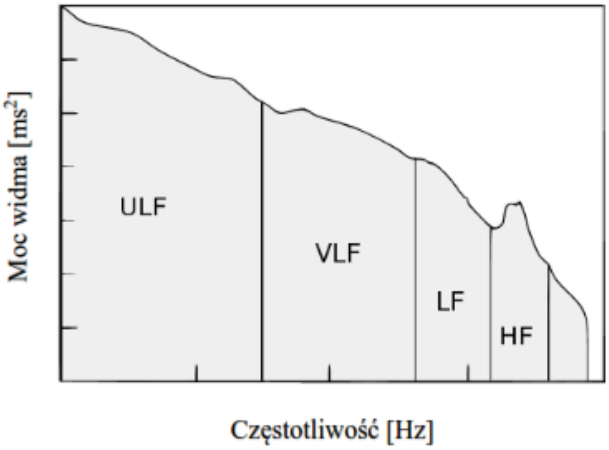
gdzie $E[.]$ oznacza wartość oczekiwaną. Innym sposobem estymacji spektrum mocy sygnału jest jej obliczenie bezpośrednio z użyciem transformaty Fouriera (bez wyznaczania korelacji) [80]:

$$S_{xx} = \frac{|X(f)|^2}{N}. \qquad (14)$$

Wielkości analizowane z użyciem nieparametrycznej analizy widmowej (Rys. 14):

- całkowita moc widma (ang. *Total Power TP*), odzwierciedla aktywność całego układu autonomicznego, [ms^2],
- moc widma o najniższej częstotliwości (ang. *Ultra Low Frequency ULF*) uzyskiwana w 24 godzinnej rejestracji, częstotliwość poniżej 0,0033 Hz, [ms^2],
- moc widma o bardzo niskiej częstotliwości (ang. *Very Low Frequency VLF*), zakres częstotliwości 0,0033 – 0,04 Hz, moc ta odwzorowuje zmienność modulowaną przez aktywność chemoreceptorów, zależne od odruchów naczynioruchowych i termoregulacyjnych z udziałem układu renina - angiotensyna - aldosteron (RAA), [ms^2],
- moc widma o niskiej częstotliwości (ang. *Low Frequency LF*), zakres częstotliwości 0,04 – 0,15 Hz, moc ta zależy od zmian ciśnienia tętniczego i oscylacji odruchów z baroreceptorów, w którym pośredniczą zarówno włókna przywspółczulne jak i współczulne, [ms^2],
- moc widma o wysokiej częstotliwości (ang. *High Frequency HF*), zakres częstotliwości 0,15 – 0,4 Hz, wielkość tej mocy obrazuje wpływ oddychania na rytm serca (zależny od modulacji układu przywspółczulnego), [ms^2]
- stosunek mocy widma składowej niskich częstotliwości do mocy widma wysokich częstotliwości (ang. *L / HF ratio*), wyraża współzależność tych typów modulacji wegetatywnej, obrazuje wzajemną relację obu komponent nerwowego układu autonomicznego,
- znormalizowana moc widma o niskiej częstotliwości (*LF / (LF + HF)*) wyrażane w jednostkach znormalizowanych (ang. *normalized units Low Frequency LFnu*) [nu],
- znormalizowana moc widma o wysokiej częstotliwości (*HF / (LF + HF)*) wyrażane w jednostkach znormalizowanych (ang. *normalized units High Frequency HFnu*) [nu].

W przypadku dzieci i dorosłych uprawiających sporty HF jest obliczane w zakresie: 0,24 – 1,04 Hz [81].



Rys. 14 Orientacyjne zakresy pasm częstotliwościowych.

Każdy z wymienionych przedziałów częstotliwościowych ma swoją interpretację biologiczną. Częstotliwości od 0,15 Hz do 0,4 Hz interpretuje się jako pochodzące od pobudzeń z układu przywspółczulnego lub powstałe na wskutek oddychania. Analogicznie równowagę pracy układu autonomicznego określa stosunek mocy widma obliczanej w zakresie niskich częstotliwości do mocy widma obliczanej w zakresie wysokich częstotliwości.

3.2 Analiza nieliniowa

Znaczenie nieliniowej analizy może podkreślić fakt utworzenia w renomowanej *Harvard Medical School* ośrodka specjalizującego się w analizie zjawisk nieliniowych w biosygnałach: *Margaret & H.A.Rey Institute for Nonlinear Dynamics in Medicine* (założony na początku lat 90. zeszłego wieku)[3].

Rozważając złożoność systemu kontroli rytmu serca zakłada się, że mechanizmy nieliniowe występują w generowaniu zmienności rytmu serca.

Do podstawowych metod nieliniowych obecnie zaliczamy obliczanie różnych entropii.

"Entropy is a property of a description, namely, the number of items that match that description. Thus, entropy is a function that assigns a number to a description."

T. Toffoli "Entropy? Honest!"[82]

"Entropy equals lack of diversity"

T. Downarowicz „Entropy" [83]

Pojęcie entropii zostało wprowadzone w termodynamice przez Rudolfa Clausiusa w 1850 roku. Samo pojęcie pochodzi z greki (gr. *εντροπία*): ἐν (*en*) to „w", a *τροπή* (*tropē*) to transformacja (zmiana).

[3] Źródło: http://reylab.bidmc.harvard.edu/index.shtml. Dostęp: 23.05.2018.

Entropia to ekstensywna funkcja stanu, opisująca „nieuporządkowanie układu" (współcześnie wyrażana jest w układzie SI w J/K, czyli w jednostkach energii dzielonych przez temperaturę wyrażoną w kelwinach). Wartość bezwzględną entropii określa się na podstawie trzeciej zasady termodynamiki i w temperaturze zera bezwzględnego jest równa zeru [84]. Zmiana entropii w elemencie objętości przy nieskończenie małej zmianie stanu jest równa całce zmiany energii całkowitej (wyrażonej na sposób cieplny) do temperatury [83]:

$$\Delta S = \int \frac{dQ}{T} \tag{15}$$

Zrozumienie pojęcia entropii w ujęciu L. Boltzmanna wymaga wprowadzenia pojęcia stanu makroskopowego (makrostan) i mikroskopowego (mikrostan). Makrostan to stan charakteryzowany przez wspólne właściwości układu, a mikrostan to stan określony przez właściwości pojedynczych cząstek. Każdy termodynamiczny stan makroskopowy może być zrealizowany poprzez bardzo wiele mikroskopowych realizacji (czyli mikrostanów). Stanem równowagi będzie stan o największej liczbie możliwych realizacji, a co za tym idzie entropia wzrasta wraz z liczbą możliwych realizacji i stąd entropia w stanie równowagi jest największa [84]. W 1877 roku Boltzmann wprowadził pojęcie entropii jako logarytmu naturalnego z liczby określającej złożoność systemu. Złożoność to liczba możliwych realizacji stanu, czyli mikrostanów. Należy podkreślić, że Boltzmann nigdy nie przedstawił swoich rozważań w formie poniższego równania, uczynił to dopiero w 1906 roku Planck [85]:

$$S = k \ ln \ W, \tag{16}$$

gdzie S to entropia, W to złożoność sytemu, a $k = 1{,}3806505 \cdot 10^{-23}$ J/K to stała Boltzmanna (zapewnia wymiarową zgodność ze wzorem Clausiusa). Następnym krokiem było wprowadzenie przez J.W. Gibbsa (1902) formuły:

$$S = -k \sum_{i}^{m} p_i \ ln \ p_i \, , \tag{17}$$

gdzie k to stała Boltzmanna, m to liczba mikrostanów. Dany rozkład prawdopodobieństwa $P = \{pi \ (i = 1, \ldots, m)$, określa prawdopodobieństwo znalezienia się systemu w i-tym stanie. Powyższa formuła znana jest również jako entropia Boltzmanna - Gibbsa. Jeśli wszystkie stany występują z równym prawdopodo-bieństwem formuła prowadzi do formuły Boltzmanna $S = k \ ln \ W \ (m = W)$ [86]. Formuła ta używana jest do dzisiaj. J.W.Gibbs był twórcą dyscypliny zwanej mechaniką statystyczną.

Powyższe wzory dotyczyły zagadnień termodynamiki. Pierwszy wzór pozwalający na obliczanie entropii, jako średniej ilości informacji, przypadającej na pojedynczą wiadomość ze źródła informacji zaproponował w 1948 roku Claude E. Shannon (od nazwiska twórcy nosi ona nazwę entropia Shannona (ang. *Shannon Entropy ShanEn*)):

$$S_{en} = \sum_{i=1}^{n} p(x_i) log_a \frac{1}{p(x_i)} = -\sum_{i=1}^{n} p(x_i) log_a p(x_i) \, , \tag{18}$$

gdzie $a > 0$ i $a \neq 1$, $p(x_i)$ ($\sum_{i=1}^{n} p_i = 1,\ 0 \leq p_i \leq 1$) to prawdopodobieństwo z jakim zmienna losowa X przyjmuje wartość x_i [87]. Shannon zdefiniował entropię systemu jako miarę niepewności jego struktury. Funkcja Shannona bazuje na następującej koncepcji – informacja uzyskana ze zdarzenia jest odwrotnie proporcjonalna do prawdopodobieństwa jego zajścia [85]. Entropia Gibbsa jest równa entropii Shannona, jeśli we wzorze Gibbsa (17) podstawimy $k = 1$. Najczęściej spotyka się wzór, w którym podstawa logarytmu równa jest 2 ($a = 2$), a entropia wyrażona jest w bitach:

$$S_{en} = -\sum_{i=1}^{n} p(x_i) log_2 p(x_i)\,. \tag{19}$$

Rozwój różnych metod obliczania entropii pokazany został na Rys. 15. Z rysunku można wyciągnąć jeszcze jeden wniosek: entropia (czy to fizyczna czy stosowana w teorii informacji) nie jest wielkością, którą można zmierzyć z określoną dokładnością (tak jak np.: masę, temperaturę, ładunek elektryczny). Każda z wymienionych metod prowadzi do obliczenia innej wartości entropii. Na Rys. 15 na żółto i pogrubionymi literami zaznaczono metody użyte w pracy.

Wywodzące się z termodynamiki obliczenie entropii znalazło zastosowanie w różnych dziedzinach nauki i techniki. W czasopiśmie „*Entropy*", ukazującym się kwartalnie od 1999 roku (comiesięcznie od 2010 roku), wyodrębniono m.in. działy: termodynamika, mechanika statystyczna, teoria informacji, astrofizyka i kosmologia oraz systemy złożone. Publikowane są cyklicznie wydania specjalne na przykład: "Multiscale Entropy and Its Applications in Medicine and Biology" (2015).

Należy zaznaczyć, że można obliczać entropię wykorzystując, zamiast sumowania iloczynów prawdopodobieństwa i logarytmu naturalnego z tego prawdopodobieństwa, sumowanie iloczynów prawdopodobieństwa mnożonego przez liczbę e podniesioną do potęgi $1 - p_i$ [88]:

$$S = \sum_{i=1}^{n} p_i e^{(1-p_i)}\,. \tag{20}$$

Wyniki otrzymane przy użyciu tego wzoru będą inne od tych, które otrzymamy przy użyciu wzoru (19).

Teoria informacji/analiza sygnału		
	2015	M.D. Costa, A.L. Goldberger: Generalized Multiscale Sample Entropy
	2014	S.D. Wu, C.W. Wu, S.G. Lin, K.Y. Lee, C.K. Peng: Refined Composite Multiscale Sample Entropy
	2013	S.D. Wu, C.W. Wu, S.G. Lin, K.Y. Lee, C.K.: Peng Composite Multiscale Sample Entropy
	2011	**M.U. Ahmed, D.P. Mandic: Multivariate Multiscale Sample Entropy**
	2009	J.F. Valencia, A. Porta, M. Vallverdu, F. Claria, R. Baranowski, E. Orłowska-Baranowska: Refined Multiscale Sample Entropy
	2007	W. Chen, Z. Wang, H. Xie, W. Yu: Fuzzy Entropy
	2002	**M. Costa, A.L. Goldberger, C.K. Peng: Multiscale Sample Entropy**
	2002	C. Brandt, B. Pompe: Permutation Entropy
	2000	**J.S. Richman, J.R. Moorman: Sample Entropy**
	2000	T. Schreiber: Transfer Entropy
	1992	**J.N. Kapur: Spectral Entropy**
	1991	**S.M. Pincus: Approximate Entropy**
	1985	J.-P. Eckmann D. Ruelle: Eckmann-Ruelle Entropy
	1975	E. Posner: Minimum Entropy
	1968	A. Mowshowitz: Graph Entropy
	1965	R.L. Adler: Topology Entropy
	1961	A. Renyi: Renyi Entropy
	1961	C. Tsallis: Tsallis Entropy
	1959	Y.G. Sinai: Kolmogorov-Sinai Entropy (KS-Entropy)
	1958	A.N. Kolmogorov: Kolmogorov Entropy
	1957	E.T. Jaynes: Maximum Entropy
	1949	**C.E. Shannon: Shannon Entropy**

Rys. 15 Historia rozwoju metod obliczeniowych entropii [80, 85, 89, 90].

3.2.1 Przybliżona entropia

Przybliżona entropia (ang. *approximate entropy ApEn*) określa złożoność lub nieregularność sygnału. Duże wartości *ApEn* wskazują na nieregularność, a małe na bardziej powtarzalny sygnał. Teoria podana została przez S.M. Pincusa w 1991 roku [91, 92]. Powstała na bazie formuły Eckmanna-Ruelle z 1985 roku [93]:

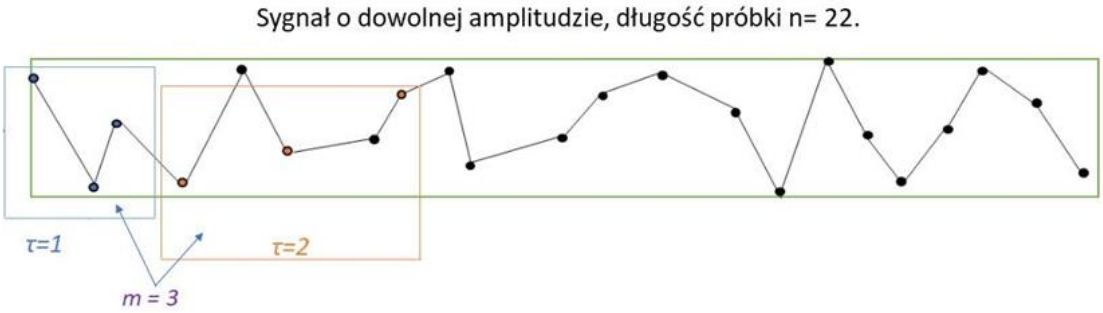
$$E - R\ entropy = \lim_{\substack{r\to 0 \\ m\to 0 \\ N\to\infty}} [\Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)] \tag{21}$$

w której r, m i N przypisano skończone wartości, gdzie:

r – oszacowanie wzajemnej odległości między punktami (w piśmiennictwie występuje również oznaczenie ε [83, 94, 95]), kryterium podobieństwa (ang. *tolerance value, similiarity criterion, set tolerance, radius*)), dodatnia liczba rzeczywista, w analizie HRV, EEG przyjmowana z zakresu $0{,}1SD \leq r \leq 0{,}25SD$, gdzie SD to odchylenie standardowe amplitudy sygnału, najczęściej $0{,}15SD$ lub $0{,}2SD$, taka wartość r pozwala dobrze oszacować warunkowe prawdopodobieństwo, jednocześnie nie uwzględniając zbyt dużej ilości szumów [96, 97],

m – wymiar osadzony lub długość wzorca [84, 98] (ang. *embeding dimension*, *pattern length*), liczba naturalna $m \in \mathbf{N}$, zwykle przyjmuje się parametr $m = 2$ (Rys.16),

τ – tau wymiar zanurzenia (ang. *time lag*), liczba naturalna $\tau \in \mathbf{N}$, najczęściej $\tau = 1$, przykładowe wektory zanurzone serii czasowej $\{x_i\}$, $i=1, \ldots, N$ gdy $m = 2$, a $\tau = 1$ to: $[x_1, x_2]$, $[x_3, x_4]$, a gdy $m = 3$, a $\tau = 2$ to: $[x_1, x_3, x_5]$ i $[x_2, x_4, x_6]$ (Rys 16).



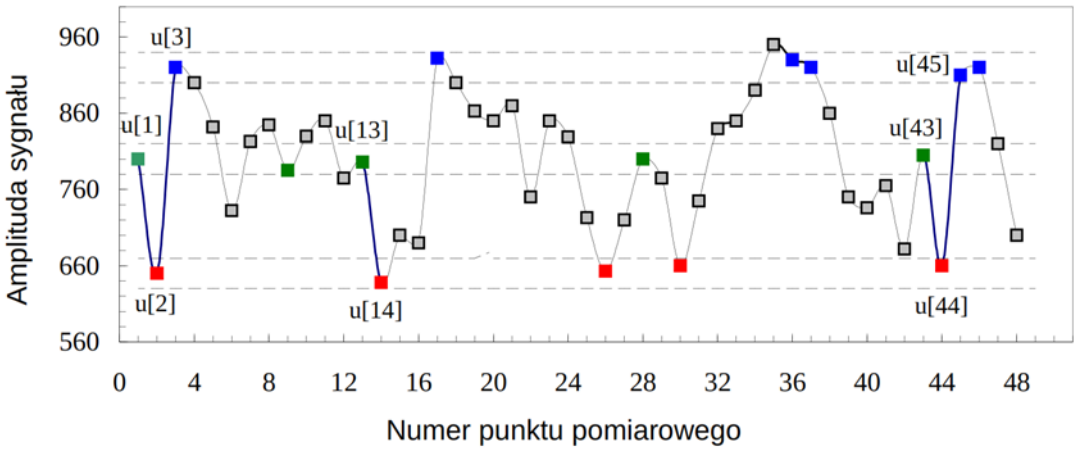
Rys. 16 Długość wzorca (wymiar osadzony) m i wymiar zanurzenia τ [99] .

Metodę tę zastosowano po raz pierwszy do analizy rytmu serca noworodków w 1992 roku przez S.M. Pincusa i współpracowników [100, 101]. Wykorzystując teorię i analizę danych S.M. Pincus [91] stwierdził, że wystarczająca liczba próbek to $N = 1\,000$, m powinno być równe 2, a r należy dobierać zakresu 0,1 do 0,25 [102] odchylenia standardowego amplitudy sygnału. Aby uniknąć wpływu szumu na obliczaną wielkość *ApEn* należy dobierać tak wartość r, aby była większa niż większość generowanych zakłóceń. Zaletami tej metody są niskie nakłady obliczeniowe, możliwość zastosowania do małych zbiorów (nawet $N < 50$) i możliwość uzyskiwania wyników w czasie rzeczywistym oraz mała wrażliwość na zaszumienie danych. Zlecana ilość próbek powinna wynosić co najmniej 10^m, a najlepiej aby była większa niż 30^m [102]. Do ograniczeń metody należy zaliczyć dużą zależność *ApEn* od ilości próbek (N) – wartości *ApEn* są niższe w krótszych próbach.

Przybliżona entropia obliczana jest następująco: jako pierwsze oblicza się wektory (ang. *vector comparison distance*):

$$u_j = (x_j, x_{j+1}, \ldots, x_{j+m-1}),\ j=1, 2, \ldots, N - m + 1, \tag{22}$$

gdzie m jest wymiarem osadzonym a N liczbą próbek. Odległość pomiędzy wektorami jest zdefiniowana jako maksimum z wartości bezwzględnej różnicy pomiędzy odpowiednimi elementami - jest to metryka Czebyszewa. W metodzie obliczania entropii można zastosować dowolną metrykę, na przykład Euklidesową (Podrozdział 5.2).



Rys. 17 Seria czasowa dowolnie wybranego sygnału – procedura znajdowania sekwencji pasujących do wzorca [103].

Na Rys. 17 przedstawiono serię czasową $u[1],\ldots, u[n]$. Wartości amplitudy sygnału są dowolnie wybrane (w tym przypadku z zakresu 560 – 980). Długość wzorca $m = 2$, wymiar zanurzenia $\tau = 1$, a kryterium podobieństwa $r = 20$ ($0{,}1 – 0{,}2SD$). Kreskowana, przerywana, horyzontalna linia wokół punktów $u[1]$ (pierwszy od lewej zielony punkt), $u[2]$ (pierwszy od lewej czerwony punkt) i $u[3]$ (pierwszy od lewej niebieski punkt) przedstawia zakres wartości: $u[1] \pm r$, $u[2] \pm r$ i $u[3] \pm r$. Dwie wartości są nierozróżnialne wtedy, gdy wartość bezwzględna z różnicy między nimi jest mniejsza lub równa r. Wszystkie zielone punkty obrazują te punkty, które pasują (są nierozróżnialne) do punktu $u[1]$. Odpowiednio punkty czerwone pasują do $u[2]$, a niebieskie do $u[3]$. Rozważmy szablon (ang. *template sequence*) zielony-czerwony ($u[1]$, $u[2]$) i szablon zielony – czerwony – niebieski ($u[1]$, $u[2]$, $u[3]$). Na rysunku odnajdujemy dwie zielono – czerwone sekwencje: ($u[13]$, $u[14]$) i ($u[43]$, $u[44]$) i jedną sekwencję zielono – czerwono – niebieską ($u[43]$, $u[44]$, $u[45]$). W tym przypadku liczba sekwencji pasujących do wzorca o długości 2 wynosi 2, a w przypadku wzorca o długości 3 wynosi 1. Ta kalkulacja powtarzana jest w przypadku następnej sekwencji o długości 2 i 3 czyli ($u[2]$, $u[3]$) i ($u[2]$, $u[3]$, $u[4]$). Oblicza się liczbę pasujących sekwencji i dodaje do po-przednio otrzymanych wartości. Procedura jest wykonywana dalej (oczywiście poprzez wszystkie pośrednie konfiguracje) na pozostałym zbiorze ($u[3]$, $u[4]$,$u[5]$, ($u[N-2]$, $u[N-1]$, $u[N]$). Obliczamy liczbę sekwencji o długości wzorca $m = 2$ i odpowiednio o długości wzorca $m = 3$.

Następnie dla każdego u_j obliczana jest względna ilość wektorów u_k, których wartość $d(u_j, u_k) \leq r$ Rys. 16 . Wskaźnik ten opisywany jest jako C_j^m(r):

$$C_j^m(r) = \frac{liczba\ k\ takich,\ \ że\ d(u_j,u_k) \leq r}{N-m+1} \quad . \tag{23}$$

W oryginalnym algorytmie odległość opisana jest wzorem Czebyszewa (szczegółowy opis metryk zawiera Podrozdział 5.2.2) :

$$d(u_j, u_k) = max\{|x_{j+n} - x_{k+n}||n=0, \ldots, m-1\}\,. \tag{24}$$

Dzięki normalizacji wartość $C_j^m(r)$ jest zawsze mniejsza lub równa 1. Następnie obliczamy wartość $\Phi^m(r)$:

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{j=1}^{N-m+1} ln\, C_j^m(r)\,. \tag{25}$$

Procedurę wykonujemy przyjmując *m+1* zamiast *m*. Ostatecznie przybliżona entropia obliczana jest z wyrażenia:

$$ApEn\,(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r)\,. \tag{26}$$

Wartość *ApEn* zależy od dwóch parametrów: długości *m* wektora u_j, wartości *r* (dokładność) oraz długości sygnału *N*. *ApEn* rośnie wraz z długością sygnału i dąży asymptotycznie do skończonej wartości. Dokładność *r* silnie oddziałuje na finalną wartość *ApEn* i powinna być obliczana jako ułamek odchylenia standardowego wartości sygnału (*SD*). Zaletą tej metody jest możliwość analizy sygnałów o małej liczbie próbek, a wadą silna zależność od długości sygnału, dając często niższa wartość entropii niż można tego oczekiwać w przypadku krótkich sygnałów.

3.2.2 Entropia spektralna

Entropię spektralną (widmową) (ang. *Spectral entropy, Power Spectral Entropy*) w 1992 roku wprowadził J.N. Kapur. Procedura obliczenia entropii spektralnej zmiennej losowej $X = \{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$ dla $n \geq 1$ i odpowiadających prawdopodobieństw zaistnienia zdarzeń $P = \{p_1, p_2, \ldots, p_n\}$ $0 \leq p_i \leq 1, i = 1, 2, \ldots, n$, $\sum_{i=1}^{n} p_i = 1$ [104, 105]. Etapy obliczania entropii spektralnej są następujące:

- obliczenie dyskretnej transformacji Fouriera (DTFT) $X(\omega_i)$, gdzie ω_i jest *i*-tą częstotliwością,
- obliczenie znormalizowanej gęstości mocy (ang. *Power Spectral Density PSD*):

$$\hat{P}(\omega_i) = \frac{1}{N}|X(\omega_i|^2, \tag{27}$$

- obliczenie funkcji dystrybucji znormalizowanej gęstości mocy:

$$p_i = \hat{P}(\omega_i) \Big/ \sum_{i=1}^{n} \hat{P}(\omega_i)\,, \tag{28}$$

- ostatnim etapem jest obliczenie entropii:

$$H = -\sum_{i=1}^{n} p_i\, lnp_i\,. \tag{29}$$

Entropię spektralną stosuje się do analizy sygnału EEG i EMG [106].

3.2.3 Entropia próbkowana

Pojęcie entropii próbkowanej (ang. *Sample Entropy SampEn*) wprowadzili w 2000 roku J.S. Richman i J.R. Moorman [107]. Entropia próbkowana jest podobna do *ApEn* z dwoma znaczącymi różnicami: przy obliczaniu *ApEn* liczby wektorów u_k, dla których $d\,(u_j, u_k) \leq r$ bierze się pod uwagę również wektor u_j. To zapewnia, że $C_j^m(r)$ jest zawsze większe od zera i można logarytmować wyrażenie, ale jednocześnie wynika z tego, że *ApEn* jest estymatorem obciążonym. *SampEn* została opracowana celem zmniejszenia obciążenia *ApEn* i lepiej zgadza się z teorią i obserwacją [108]. Przybliżona entropię można traktować jako obciążoną (ang. *biased*), entropię próbkowaną jako

nieobciążoną (ang. *unbiased*). Główna różnica w obu podejściach polega na tym, że w przypadku entropii próbkowanej nie zliczamy podobieństwa wektorów do samych siebie (ang. *self-matched*), i tylko $N - m$, zamiast $N - m + 1$ jest porównywanych w przypadku Φ^m i Φ^{m+1}. Większą stabilność obliczeń zapewnia logarytmowanie wyrażeń w ostatnim etapie obliczeń.

Algebraiczne wzory służące do obliczenia *SampEn* są następujące:

$$C_j^m(r) = \frac{\text{liczba k takich, że } d(u_j, u_k) \leq r}{N-m+1} \; dla\; każdego\; k \neq j\,. \qquad (30)$$

$C_j^m(r)$ należy do przedziału (0;1). Następnie wartość $C_j^m(r)$ uśrednia się otrzymując:

$$C^m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{j=1}^{N-m+1} C_j^m(r)\,, \qquad (31)$$

a entropię otrzymujemy ze wzoru:

$$SampEn(m, r, N) = \lim_{N \to \infty} \left(-\ln \frac{C^{m+1}(r)}{C^m(r)}\right), \qquad (32)$$

stąd:

$$SampEn(m, r, N) = -\ln \frac{C^{m+1}(r)}{C^m(r)}\,. \qquad (33)$$

Wielkości *m*,*r* i *N* opisano w Podrozdziale 3.2.1. Inny zapis wzoru (33) to:

$$SampEn(x, m, r) = -\ln \frac{n^{m+1}}{n^m}\,, \qquad (34)$$

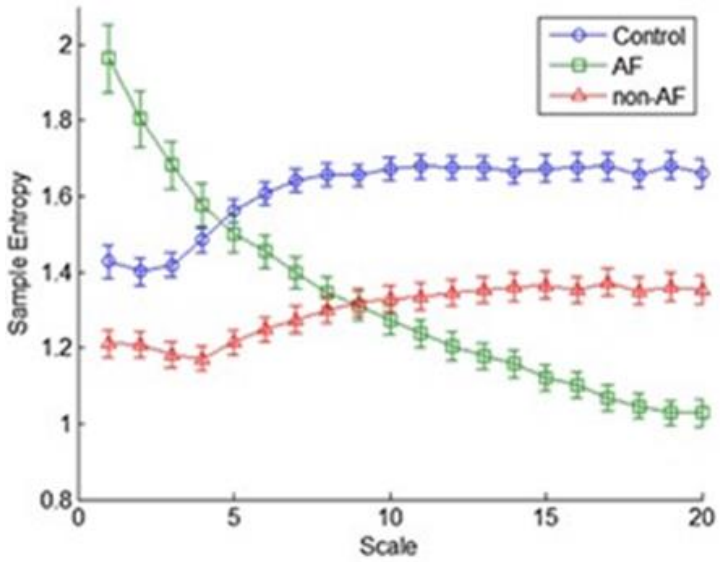
gdzie *x* to seria czasowa $\{x_1, \ldots, x_i, \ldots, x_N\}$, *r* i *m* jak wyżej , n^m to liczba wszystkich par wektorów o długości *m*, które spełniają warunek odległości ≤ *r*, a n^{m+1} to odpowiednio liczba wszystkich par wektorów o długości $m + 1$, które spełniają ten sam warunek.

Teoretycznie *SampEn* sygnałów regularnych i periodycznych wynosi 0, podczas gdy w przypadku nieskorelowanego, losowego sygnału entropia osiąga maksimum (zależne od długości sygnału) [109].

3.2.4 Wieloskalowa entropia próbkowana

Wieloskalowa entropia próbkowana (ang. *Multiscale Sample Entropy MSE*) została wprowadzona przez M. Costa, A.L. Goldbergera i C.-K. Penga w 2002 roku [110, 111]. MSE zastosowano do tak egzotycznego celu jak analiza śpiewu kanarków [112]. Obecnie MSE stała się podstawową metodą oceny złożoności sygnału [109]. Dzięki tej metodzie odkryto, że wzrost złożoności sygnału EEG koreluje ze zmniejszeniem zmienności zachowania (taki związek występuje wraz z prawidłowym procesem dorastania) [113]. Na Rys. 18 pokazano krzywe *MSE* uzyskane z obliczeń sygnału EKG zdrowych ochotników (ang. *Control*), pacjentów z udarem i migotaniem przedsionków AF (ang. *Atrial Fibrillation*) oraz pacjentów z udarem bez migotania przedsionków non-AF (ang. *non-Atrial Fibrillation*). Obliczenia dotyczą sygnału trwającego 1 h i próbkowanego z częstotliwością 512 Hz wg [114]. Krzywa uzyskana dla pacjentów z udarem i migotaniem przedsionków ma przebieg zbliżony do hiperbolii, natomiast krzywe zależności *MSE = f(Skala)* pacjentów z udarem bez

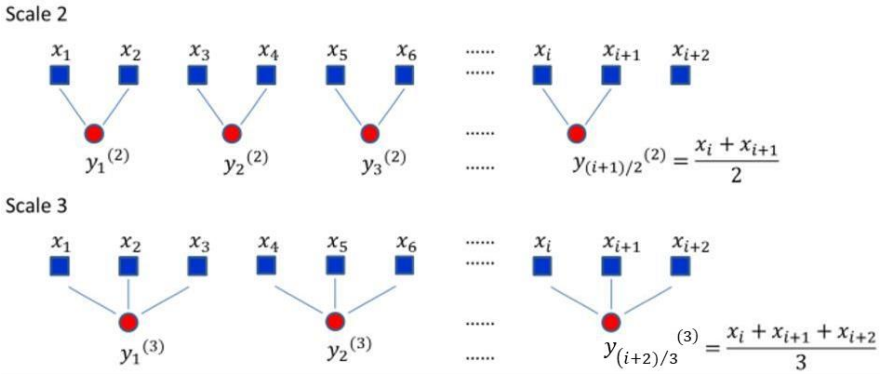
migotania przedsionków i grupy kontrolnej mają zbliżony przebieg, ale krzywa grupy kontrolnej przyjmuje większe wartości.



Rys. 18 Krzywe *MSE* (sygnał EKG).

r, *m*, τ – opis w rozdziale Przybliżona entropia (Podrozdział 3.2.1),

ε – skala to wielkość bezwymiarowa, w piśmiennictwo bardzo często używa się do oznaczania skali litery τ, co może prowadzić do nieporozumień, w pracy używam do oznaczenia skali we wzorach tylko litery ε, a do opisu osi wykresów nazwy Skala, a w tekście *Skala* (kursywa) bez odmieniania przez przypadki.



Rys. 19 Procedura coarse-graining [115, 116].

W przypadku dyskretnego sygnału jednej zmiennej o długości N $\{x_1, \ldots, x_i, \ldots, x_N\}$, procedura obliczania nowej serii czasowej $\{y^{(\varepsilon)}\}$ (ang. *coarse-grained time series*) czyli modelowania gruboskalowego [117] wykorzystuje wzór:

$$y_j^{(\varepsilon)} = \frac{1}{\varepsilon} \sum_{i=(j-1)\varepsilon+1}^{j\varepsilon} x_i \,, \quad 1 \leq j \leq \left\lfloor \frac{N}{\varepsilon} \right\rfloor . \tag{35}$$

gdzie $\lfloor . \rfloor$ to funkcja zaokrąglająca liczby rzeczywiste do liczb całkowitych w dół.

Schemat przedstawiony na Rys. 19. W przypadku skali *1* ($\varepsilon = 1$) seria czasowa $\{y^{(1)}\}$ odpowiada sygnałowi oryginalnemu. Długość serii czasowej $\{y^{(\varepsilon)}\}$ poddanej procedurze gruboskalowej równa jest N/ε. Procedurę tę można określić jako uśrednianie danych w oknie o długości ε zapewniające redukcję składników o dużych częstotliwościach [89]. Taka procedurę można porównać do filtra o skończonym czasie trwania odpowiedzi impulsowej (SOI) (podrozdział 5.3). Uśrednianie odbywa się w niepokrywających się ze sobą przedziałach (ang. *non – overlapping*). Następnie oblicza się *SampEn* dla każdej serii.

$$MSE(x, \varepsilon, m, r) = -\ln \frac{n_\varepsilon^{m+1}}{n_\varepsilon^m}, \tag{36}$$

n_ε^m - liczba wszystkich par wektorów o długości m, które spełniają warunek odległości $\leq$ r, a n_ε^{m+1} to odpowiednio liczba wszystkich par wektorów o długości $m + 1$, które spełniają ten sam warunek przy zadanej skali ε. Należy pamiętać o tym, że obliczenia dokonywane są przy stałej wartości parametru r. Wyniki z reguły przedstawia się w układzie *SampEn* (ε) – ε (Rys. 18 *Scale* = ε).

MSE w przypadku serii czasowej białego szumu może być analitycznie określona jako:

$$MSE(x, \varepsilon, m, r) = -ln \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{2}\sqrt{\frac{\varepsilon}{2\pi}}\left[erf\left(\frac{x+r}{\sqrt{\frac{2}{\tau}}}\right) - erf\left(\frac{x-r}{\sqrt{\frac{2}{\tau}}}\right)\right] exp\left(-\frac{x^2\varepsilon}{2}\right) dx, \tag{37}$$

gdzie *erf* to funkcja błędu Gaussa opisana wzorem [118]:

$$erf(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dx\,. \tag{38}$$

Wartości odstające (ang. *outliers*) mają wpływ na wielkość entropii, bowiem zmieniają odchylenie standardowe, a co za tym idzie zmieniają parametr r definiujący kryterium podobieństwa. Mała liczba wartości odstających o dużej amplitudzie ma taki sam wpływ na wariancję serii czasowej jak duży procent wartości odstających o małej amplitudzie [103].

Należy zaznaczyć, że zastosowanie do przetworzenia sygnału formuły opisanej wzorem (35) jest podobne do użycia filtra impulsu o skończonej odpowiedzi (ang. *Finite-impulse Response FIR*) opisanego na przykład wzorem (Podrozdział 5.3):

$$y_j^{(\varepsilon)} = \frac{1}{\varepsilon}\sum_{k=0}^{\varepsilon-1} x(j-k), \quad 1 \leq j \leq N\,. \tag{39}$$

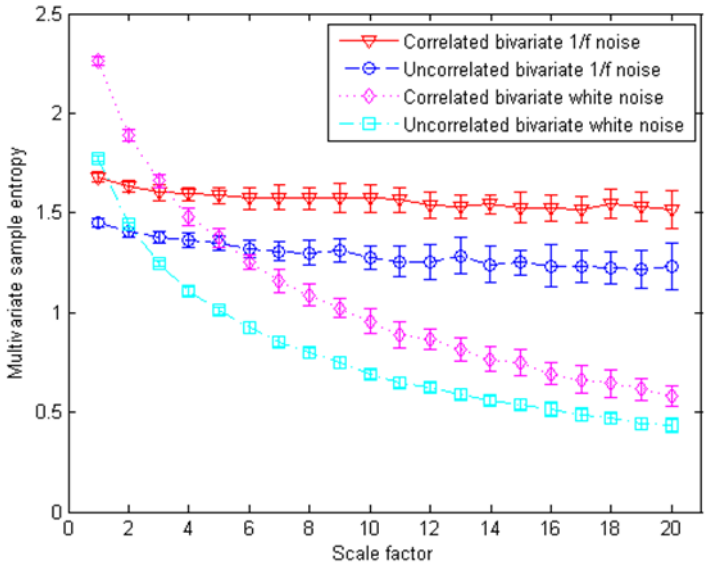
W latach 2013-2014 S.D. Wu, C.W. Wu, S.G. Lin, K.Y. Lee, C.K. Peng dokonali modyfikacji algorytmu MSE opracowując algorytmy: złożonej wieloskalowej entropii próbkowanej (*ang. Composite Multiscale Sample entropy CMSE*) oraz oczyszczonej, wieloskalowej entropii próbkowanej (ang. *Refined Composite Multiscale Entropy RCMSE, rcMSE*). Metoda ta bierze pod uwagę fakt, że procedura coarse-graining

redukuje długość serii czasowej (N / τ), a to pociąga za sobą niedokładność obliczeń lub powoduje, że entropia jest nieokreślona przy dużych skalach τ lub przy krótkich seriach czasowych. Metoda RCMSE (lub rcMSE) podnosi dokładność obliczeń i pozwala uniknąć przypadków nieokreślonej wartości entropii w przypadku krótkich serii czasowych.

3.2.5 Wielowymiarowa, wieloskalowa entropia próbkowana

Algorytmy obliczania wielowymiarowej, wieloskalowej entropii próbkowanej (ang. *Multivariate Multiscale Entropy MMSE*) oraz oczyszczonej, złożonej, wielowymiarowej, wieloskalowej entropia próbkowana (ang. *Multivariate Refined Composite Multiscale Entropy MRCMSE*) zostały podane przez M.U. Ahmeda i D.P. Mandica w 2011 roku [119]. Inny skrót stosowany w piśmiennictwie to mvMSE [120]. Obliczanie *MMSE* (*MRCMSE*) polega na tych samych krokach jakie wykonuje się w trakcie obliczeń *MSE* [19, 119, 121]. Metoda jest dostosowana do jednoczesnego obliczania entropii dla wielu serii czasowych (o tej samej długości *N*). Uśrednianie sygnału (procedura coarse-graining) wykonujemy dla każdej serii czasowej $\{x_{k,i}\}_{i=1}^{N}$ gdzie $k = 1,\ldots, p$ to indeks liczby kanałów – zmiennych, a *N* długość serii czasowych. Serie czasowe wielu zmiennych po procedurze coarse-graining opisane są wzorem:

$$y_{l,j}^{(\varepsilon)} = \frac{1}{\varepsilon} \sum_{i=(j-1)\varepsilon+1}^{j\varepsilon} x_{l,i}\,,\ 1 \le j \le \frac{N}{\varepsilon}\,. \tag{40}$$



Rys. 20 *MMSE* w funkcji *Skala* (ang. *Scale factor*) sygnałów sztucznie wygenerowanych.

Na Rys. 20 przedstawiono wykresy *MMSE* w funkcji *Skala* macierzy dwumiarowych sygnałów sztucznie wytworzonych: skorelowanych i nieskorelowanych szumów $1 / f$ (ang. *Correlated bivariate 1 / f noise, Uncorelated bivariate 1 / f noise*) i szumu białego (ang. *white noise*). Dla szumu $1 / f$ charakterystyczna jest niewielka zmienność wartości *MMSE* w funkcji *Skala*, a dla szumu białego znaczny spadek wartości *MMSE* w całym przedziale wartości *Skala*. Wykresy te pokazują, że szum $1 / f$ zawiera złożone struktury dla

wszystkich wartośći *Skala*, a szum biały nie zawiera takich struktur [109]. *MMSE* obu sygnałów (szumów) w porównaniu do entropii biosygnałów osiąga duże wartości.

Obecnie rozwijanych jest wiele nowych metod obliczania entropii (a raczej modyfikacja już istniejących). Przykładem może być wielowymiarowa, uogólniona, wieloskalowa entropia próbkowana (ang. *Multivariate Generalized Multiscale Sample entropy MGMSE*) [122].

II. CEL PRACY

Hipoteza badawcza:

Analiza wieloprametryczna biosygnałów odzwierciedla zmiany stanu psychofizycznego osoby badanej.

Cel pracy:

Opracowanie metodologii badawczej służącej ocenie stanu psychofizycznego osób zdrowych z wykorzystaniem wielu sygnałów biomedycznych.

Szczegółowe cele badawcze:

1. Opracowanie procedury oceny stanu psychofizycznego osób zdrowych z wykorzystaniem wielu sygnałów biomedycznych. Procedura zawiera:
   - badanie (akwizycja sygnałów biomedycznych):
     - wybór sygnałów,
     - dobór długości sygnałów – czas badania,
     - dobór częstotliwości próbkowania (ograniczenia sprzętowe).
   - obliczenia wykorzystujące algorytm obliczeniowy pozwalający na analizowanie zmienności wielu sygnałów jednocześnie:
     - dobór długości sygnałów (minimalna długość sygnału),
     - wybór metody obliczeniowej oceny sygnałów,
   - algorytmy postępowania z badanymi z wykorzystaniem metod teorii gier, opracowanie drzew decyzyjnych i macierzy wypłat w sytuacjach decyzyjnych, które dotyczą:
     - pilotów, operatorów maszyn,
     - żołnierzy,
     - pacjentów.

   Przyjęte wymagania stawiane procedurze:
   - krótki czas badania,
   - niski koszt badania,
   - wysoka czułość i swoistość,
   - łatwe do wykonania przez personel badający,
   - sensory łatwe do założenia, trwale zamocowane,
   - minimalizacja wymaganych mocy obliczeniowych,
   - minimalizacja ilości przesyłanych danych.
2. Stworzenie bazy danych sygnałów biomedycznych (badania poligonowe i stacjonarne ochotników). Nie istnieje ogólnie dostępna baza zawierająca wiele biosygnałów jednocześnie rejestrowanych (ta sama oś czasu i częstotliwość próbkowania).
3. Analiza sygnałów z użyciem algorytmów obliczania entropii:
   - dobór parametrów metody MMSE,
   - dobór miary odległości w procedurze MMSE (kryterium optymalizacji: minimalizacja odchylenia standardowego i czasu wykonania obliczeń),
   - ocena wpływu użycia procedur „odszumiających” (poprawiających jakość sygnału): analizy składników głównych (ang. *Principal Component Analysis PCA*) i analizy składowych niezależnych (ang. *Independent Component Analysis ICA*) na wyniki obliczeń entropii.

III. MATERIAŁY I METODY

1. MATERIAŁY

Akwizycja danych została wykonana w ramach projektu badawczego: Mikrosensoryczna technologia pomiaru funkcji życiowych żołnierza – element indywidualnego systemu („MiCros") (Umowa Nr DOBR/0038/R/ID2/2013/03 O WYKONANIE I FINANSOWANIE PROJEKTU REALIZOWANEGO NA RZECZ BEZPIECZEŃSTWA I OBRONNOŚCI PAŃSTWA). Jednym z celów projektu było opracowanie algorytmów decyzyjnych oraz kryteriów wnioskowania o aktualnym stanie żołnierza. Badania były prowadzone równolegle z pracami nad rozwojem platformy sprzętowej (mikrosensorycznej) i programowej.

Badania prowadzone w Zakładzie Ochrony Mikrofalowej Wojskowego Instytutu Higieny i Epidemiologii miały na celu opracowanie metryk neurofizjologicznych. Metryki mogą być wykorzystane w przenośnym systemie analitycznym. Powinny być przydatne do analizy danych pomiarowych przed uruchomieniem transmisji zebranych sygnałów do środowiska zewnętrznego względem urządzenia monitorującego. Z uwagi na to, że elementy toru przetwarzania sygnałów stanowią te etapy analizy, które muszą być realizowane w rejestratorze umieszczonym na ciele osoby monitorowanej odpowiednie algorytmy zostały opracowane w wersji na energooszczędny procesor mobilnego systemu monitorującego (w projekcie „MiCros").

W swojej pracy skoncentrowałem się na analizie danych pochodzących od osób deklarujących w ankiecie dobry stan zdrowia (ochotnicy w dwóch badaniach) i osób, które z względu na charakter wykonywanych obowiązków uznajemy za osoby zdrowe (żołnierze zawodowi w trakcie wykonywania swoich obowiązków).

Badania zostały wykonane na grupie 160 uczestników. Podczas badania były mierzone następujące parametry neurofizjologiczne: ilościowa elektroencefalografia (ang. *Quantitative Electroencephalography QEEG*), połączona z zapisem wzrokowych potencjałów wywołanych (ang. *Event – related Potential ERP*) zsynchronizowanych z testem kolorowych słów Stroopa i badaniem zmiennych uwagi za pomocą testu zmienności uwagi (ang. *Test of Variables of Attention TOVA*). Badanie EEG odbywało się tylko w warunkach laboratoryjnych. Obliczano rytm zatokowy serca (HR) na podstawie danych z elektrokardiogramu (EKG Badanie I ochotników) i pletyzmografu mierzącego falę tętna (BVP) w celu porównania ze sobą obydwu tych metod. Wzmiankowane wyżej pomiary zostały uzupełnione o badanie oksymetrii przezskórnej (SpO_2), częstości oddychania (RSP) oraz temperatury skóry. Dodatkowym pomiarem była hemoencefalografia przezczaszkowa (HEG). Dane zgromadzone w naszych badaniach były analizowane przy użyciu metod liniowych i nieliniowych. Wyniki obliczeń wykonanych metodami „klasycznymi" nie były przedmiotem analizy w mojej pracy.

1.1 Opis badań

Przeprowadzono cztery badania: dwa poligonowe i dwa stacjonarne (w laboratorium Zakładu Ochrony Mikrofalowej Wojskowego Instytutu Epidemiologii i Higieny im. Gen. Karola Kaczkowskiego w Warszawie). Rejestrowano następujące biosygnały: EEG, HEG, EKG, BVP, SpO_2, RSP, temperaturę i impedancję skóry (mierzone na palcach lewej ręki).

1.1.1 Badanie poligonowe z udziałem lotników

W badaniu wzięło udział 13 pilotów i techników pokładowych w wieku od 27 do 44 lat (średnia 37 $\pm$ 4,8 lat). Rejestrowane sygnały: HEG, EKG, SpO_2, BVP i RSP.

1.1.2 Badanie poligonowe z udziałem żołnierzy wojsk lądowych

W badaniu wzięło udział 13 żołnierzy w wieku od 27 do 44 lat (średnia 37 $\pm$ 4,8). Rejestrowane sygnały: HEG, EKG, SpO_2, BVP i RSP.

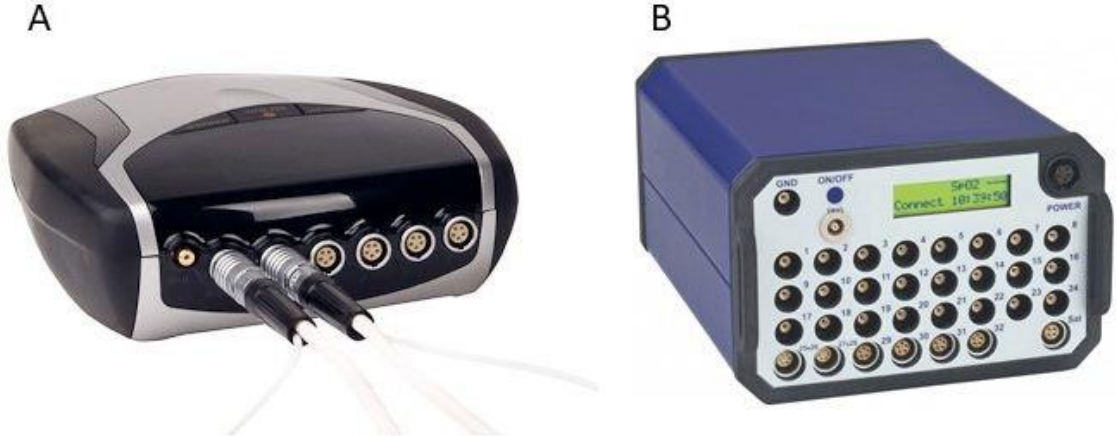
1.1.3 Badanie ochotników I

W badaniu wzięło udział 30 osób w wieku od 20 do 52 lat (średnia 33 $\pm$ 7,4 lat). Nikt z badanych nie był w przeszłości leczony neurologicznie i / lub psychiatrycznie. Uczestnicy eksperymentu byli ochotnikami znalezionymi poprzez ogłoszenia. Dane EEG były zapisywane przy użyciu 32 – kanałowego rejestratora Nexus – 32, wyposażonego w aktywne elektrody i 24 – bitowe przetworniki analogowo – cyfrowe. Do badania zastosowano standardowe czepki (Rys. 28) z 19 elektrodami rejestrującymi oraz dwoma elektrodami referencyjnymi A1 i A2 zgodnie z systemem międzynarodowym 10 - 20 (FP1, FP2, F7, F3, Fz, F4, F8, T3, T5, T4, T6, P3, Pz P4, C3, Cz, C4, O1, O2, A1 i A2). Elektrody były umieszczone według systemu 10 – 20. Do analizy sygnałów EEG użyto pakietu Biotrace firmy Mindmedia oraz sLORETA. System EEG, EKG i HEG miał częstotliwość próbkowania 512 Hz. Pozostałe sygnały były rejestrowane z niższymi częstotliwościami: BVP (128 Hz), SpO_2 (32 Hz) i RSP (32 Hz).

1.1.4 Badanie ochotników II

W badaniu wzięło udział 70 osób w wieku od 18 do 36 lat (średnia 26 $\pm$ 4,3 lat). Nikt z badanych nie był w przeszłości leczony neurologicznie i/lub psychiatrycznie. Uczestnicy eksperymentu byli ochotnikami znalezionymi poprzez ogłoszenia. Sposób pomiaru taki sam jak w Badaniu ochotników I. Nie rejestrowano sygnału EKG.

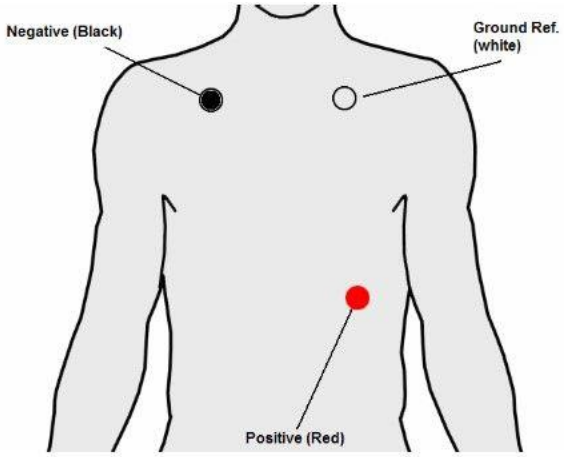
1.2 Opis urządzeń pomiarowych



Rys. 21 Urządzenia służące do rejestracji wielomodalnych: Nexus – 10 A i Nexus – 32 B (widok paneli do podłączania sensorów) [41].

Do badań użyto urządzeń pomiarowych: Nexus – 10 i Nexus – 32 (produkowane przez holenderską firmę MindMedia) [41] Rys. 21. W urządzeniach Nexus zainstalowano przetwornik analogowo – cyfrowy (ang. *Analog to Digital Converter ADC*) o rozdzielczości 24 bitów na wszystkich czujnikach. W przypadku temperatury oznacza to, że jest w stanie wykrywać zmiany temperatur mniejsze od 0,0001 ºC. Przy pomiarze rezystancji skóry natomiast, są wykrywane zmiany przewodności elektrycznej mniejsze

od 0,001 μS. W efekcie, daje nam to możliwość obserwowania zmian mikro-psychologicznych, których w przypadku użycia przetworników 12 – 14 bitowych nie można rejestrować. Przykładowo poziom sygnału EKG zmienia się w zakresie 3 mV (przy offsecie na poziomie 12 mV). Sposób rozmieszczenia elektrod EKG pokazany jest na Rys. 22. Możliwe jest umieszczenie elektrod na przedramieniu (lokalizacja nie wymagająca odsłonięcia klatki piersiowej), niestety taki układ jest bardziej narażony na szumy (zwłaszcza pochodzące z ruchu mięśni).

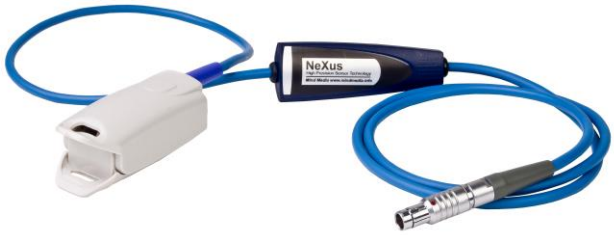


Rys. 22 Schemat rozmieszczenia elektrod do EKG [75].

Na dalszych rysunkach przedstawiono przykłady sensorów używanych w badaniach. Pomiar częstości oddychania przeprowadza się przy użyciu opaski oddechowej. Opaska oddechowa składa się z elastycznego paska i części zawierającej czujnik (Rys. 23). Opaska oddechowa może być noszona na koszulce lub swetrze, producent zaleca maksymalnie dwie warstwy odzieży pomiędzy skórą a czujnikiem. Jest to pomiar względnych zmian objętości klatki piersiowej lub talii podczas wdechu i wydechu i nie wymaga kalibracji.

Do pomiaru zmian objętości przepływającej krwi, inaczej zwanego pomiar częstości pulsu lub pulsem krwi urządzenia Nexus – 10 i Nexus – 32 wyposażone są w czujnik pletyzmograficzny (Rys. 24). Czujnik umieszcza się na palcu, a mierzy on względny przepływ krwi. Podczas każdego uderzenia serca krew przepływa poprzez arterie i naczynia krwionośne. Maksymalnemu przepływowi towarzyszy maksymalny wzrost sygnału BVP (korelacja przepływu z wazokonstrykcją i wazodylatacją naczyń). Odległość pomiędzy szczytami sygnału BVP wykorzystuje się do obliczania akcji serca (HR) lub do określania interwału pomiędzy kolejnymi uderzeniami serca (IBI). Amplituda sygnału BVP wynosi ok. 200 mV. Sygnał próbkowany jest zazwyczaj z częstotliwością do 128 próbek na sekundę (ang. *sample per second sps*). Jeśli wymagana jest wyższa dokładność należy pozyskiwać HR z sygnału EKG (do 2 048 sps). Należy zaznaczyć, że taka dokładność powoduje znaczny wzrost zapotrzebowania pamięci komputera, stąd w obliczeniach stosowaliśmy częstotliwość 32 sps, dysponując danymi rejestrowanymi z częstotliwością do 512 sps.

Rys. 23 Opaska oddechowa służąca do pomiaru częstości oddychania [75].



Rys. 24 Pletyzmograf służący do pomiaru BVP[4].

Rys. 25 Czujnik SpO_2[5].

[4] Źródło: https://www.mindmedia.com/en/products/sensors/pulse-hr-sensor/. Dostęp: 09.05.2018.
[5] Źródło: https://www.mindmedia.com/en/products/sensors/oximetry-sensor/. Dostęp: 09.05.2018.

Rys. 25 przedstawia czujnik służący do pomiaru nasycenia tlenem krwi obwodowej. Rejestracja sygnału odbywa się z częstotliwością 32 sps.

Rys. 26 Czepek EEG (19 kanałów, 2 elektrody referencyjne oraz uziemienie)[6].

Na Rys. 26 przedstawiony jest czepek służący do akwizycji sygnału EEG. Czepek zapewnia rozmieszczenie elektrod zgodnie ze standardem 10 – 20. Producent dostarcza trzy rozmiary czepków. Pokazana na Rys. 27 przystawka HEG nie jest standardowym sensorem produkowanym przez MindMedia, natomiast oprogramowanie BioTrace umożliwia akwizycję danych z sensora HEG.

Rys. 27 Przystawka HEG produkcji Biocomp Reaserch Institute[7].

1.2.1 Urządzenie Nexus – 10

Urządzenie to jest przenośnym wielokanałowym rejestratorem sygnałów biomedycznych. Wykaz sensorów możliwych do podłączenia do tego urządzenia zawiera Tab. 1.

[6] Źródło: https://www.mindmedia.com/en/products/accessories/eeg-cap/. Dostęp: 09.05.2018.
[7] Źródło: http://wellbeing.media.mit.edu/wp- content/uploads/sites/21/2014/02/Hemoencephalography _HEG_large.jpg. Dostęp: 09.05.2018.

Tab. 1 Wykaz czujników możliwych do podłączenia do urządzenia Nexus - 10 [123].

Czujnik	Zalecana ilość próbek na 1 s, częstotliwość próbkowania	Numer wejścia
[-]	[Hz]	[-]
EEG	256	A
EEG	256	B
EMG	2048	C
EMG	2048	D
SC/GSR	32	E
Temperatury skóry (Skin Temperature)	32	F
Pulsu krwi (Blood Volume Pulse)	128	G
Oddechu (RSP)	32	H
SpO2	32	I
SpO2 puls	128	J

1.2.2 Urządzenie Nexus – 32

Każde wejście pozwala na podłączenie określonej liczby typów czujników. W Nexus – 32 pierwsze 24 wejścia są używane do akwizycji sygnału EEG DC i AC elektrofizjologicznych sygnałów, w zakresie częstotliwości do około 800 Hz. Wykaz preferowanych przez producenta czujników zawarty jest w Tab. 2.

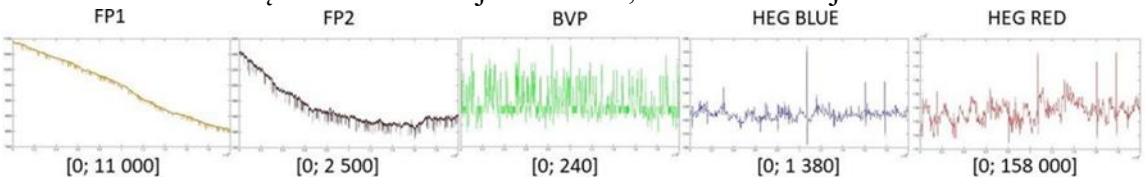
Tab. 2 Wykaz czujników możliwych do podłączenia do urządzenia NeXus-32 [41].

Czujnik	Zalecana ilość próbek na 1 s, częstotliwość próbkowania	Numer wejścia
[-]	[Hz]	[-]
EEG	512 (lub 256)	1-28
SCP	512 (lub 256)	
ECG	256-2048	
EMG	1024-2048	
EOG	256-256	
Przewodnictwa skóry (Skin conductance)	32	29-32
Temperatury skóry (Skin Temperature)	32	
Pulsu krwi (Blood Volume Pulse)	128	
Oddechu (Respiration)	32	
SpO2		
SpO2 puls		
Sygnał oddechu "Tempomat"		

2. METODY

Wybór metody obliczeniowej - wielowymiarowej, wieloskalowej, próbkowanej entropii jest arbitralną decyzją autora. Profesor R. Tadeusiewicz stwierdza: „Mimo ogrom-nego postępu jaki miał miejsce w ostatnich latach w biocybernetyce, wciąż nie ma jeszcze czegoś takiego, jak zbiór zasad, według których można by było w pełni racjonalnie wybrać optymalny kształt modelu matematycznego.” [124]. Profesor J.D. Murray, światowy specjalista w dziedzinie modelowania matematycznego procesów

biologicznych podkreśla, że pomimo ogromnego postępu w badaniu procesów biologicznych większość mechanizmów nie jest jeszcze poznana [125]. Oczywiście i autor pracy w wyborze metody obliczeniowej i psycholodzy dobierający testy, kierowali się merytorycznymi przesłankami. Metodę obliczania wielowymiarowej, wieloskalowej, próbkowanej entropii opracowano celem analizy sygnałów o niewielkich różnicach pomiędzy amplitudami, na przykład pomiar drgań wału w płaszczyznach położonych co 120 º (trzy sygnały). Jest to metoda pozwalająca na ocenę stanu zużycia łożysk. W tym przypadku odchylenie standardowe obliczane dla całej macierzy o wymiarze $3 \times N$ (gdzie N to długość sygnału, czyli inaczej ilość próbek) różni się nieznacznie od odchyleń standardowych poszczególnych składowych macierzy. W tym przypadku nie wymagana jest wstępna procedura normalizacyjna (amplitudy trzech sygnałów mieszczą się w przedziałach o podobnym zakresie). W przypadku analizy biosygnałów (Rys. 28) analiza jest utrudniona bowiem wymaga wstępnej procedury – normalizacji (autor wybrał normalizację do przedziału [0;1], możliwe są również inne przedziały na przykład [-1;1]). Normalizacja może mieć wpływ na zmniejszenie wrażliwości metody. Niezastosowanie normalizacji powoduje odzwierciedlenie w *MMSE* tylko sygnału o największej amplitudzie (w tym przypadku HEG RED). Dalej w tekście HEG RED będzie oznaczane jako HEGR, a HEG BLUE jako HEGB.



Rys. 28 Wykresy sygnałów o różnych zakresach amplitud. Pod każdym rysunkiem umieszczony jest przedział zmienności amplitudy sygnału.

2.1 Testy psychologiczne

W badaniach użyto testów psychologicznych służących ocenie stanu lęku, badających uwagę i koncentrację oraz czas reakcji na zadanie. Analiza wyników tych testów nie jest przedmiotem tej pracy (do oceny testów uprawnieni są wyłącznie psychologowie). W badaniu I używano również wizualnego testu psychofizycznego checkboard (badanemu przedstawiany jest wzór naprzemiennych jasnych i ciemnych kwadratów stosowany w oraz do stymulowania wrażliwych wizualnie komórek w mózgu) oraz programu Psytask. Psytask to program służący do przygotowywania i przeprowadzania badań psychofizycznych i psychofizjologicznych. Głównymi cechami PSYTASK to: 1. Wizualna (na ekranie monitora) i słuchowa (za pomocą karty dźwiękowej i głośników) prezentacja bodźców. 2. Pomiar czasu reakcji. Do pomiaru czasu reakcji można wykorzystać klawiaturę i mysz. W badaniu II dodatkowo stosowano test matematyczny. Szczegółowo opisano wybrane testy.

2.1.1 Test STAI

Test Inwentarz Stanu i Cechy Lęku (ang. *State-Trait Anxiety Inventory STAI*) [126] jest narzędziem przeznaczonym do badania lęku rozumianego jako przejściowy i uwarunkowany sytuacyjnie stan jednostki oraz lęku rozumianego jako względnie stała cecha osobowości. STAI składa się z dwu podskal, z których jedna (X – 1) służy do pomiaru lęku – stanu, a druga (X – 2) lęku – cechy. Pytania składające się na obie skale umieszczone są po obu stronach jednego arkusza testowego. Każda podskala składa

się z 20 pozycji, na które badany odpowiada wybierając jedna z czterech skategoryzowanych odpowiedzi. Podstawowymi cechami tego testu są:

- rzetelność: zgodność wewnętrzna obu skal jest wysoka, nieco niższa stabilność bezwzględna, zwłaszcza skali X – 1,
- trafność: trafność teoretyczna obu skal potwierdzona w wielu badaniach: wyniki w STAI korelują istotnie z wynikami narzędzi mierzących podobne do lęku konstrukty teoretyczne; trafność skali X – 1 dodatkowo zweryfikowana i potwierdzona w licznych badaniach eksperymentalnych, trafność diagnostyczna i pro-gnostyczna badana w próbie żołnierzy: wyniki w obu skalach STAI pozwalają zarówno diagnozować żołnierzy słabo przysto- sowanych do pełnienia służby jak i przewidywać wystąpienie takich zachowań w przyszłości,
- normy: dla młodzieży w wieku 15 i 16 lat, dla osób w wieku 17-18 lat, dla osób dorosłych w wieku 21 – 79 lat oraz dla żołnierzy zasadniczej służby wojskowej.
- zastosowanie: do diagnozy przesiewowej i indywidualnej; przydatna dodatkowo w badaniach eksperymentalnych wymagających rejestrowania zmian nasilenia lęku.

2.1.2 Test uwagi TOVA

Schemat badawczy opracowany do realizacji zadania projektu obejmował wykonanie testu badającego uwagę i koncentrację. Test ten wykonywany był zarówno przed, jak i po sesji biofeedback. Do oceny uwagi i koncentracji badanego użyto testu zmienności uwagi (ang. *The Test of Variables of Attention, TOVA*) [127]. Test ten jest wystandaryzowanym narzędziem mierzącym ciągłość i efektywność wykonania zadań poznawczych. Wykorzystywany jest w badaniach czasu reakcji i impulsywności. Zadaniem osoby badanej jest udzielanie odpowiedzi podczas pojawiania się na ekranie komputera bodźców istotnych, tzw. targetów oraz ignorowanie tych, które są nieistotne, tzw. dystraktorów. Neutralna kulturowo konstrukcja testu umożliwia badanie zróżnicowanych grup. Pomimo prostej i przyjaznej struktury, test nie jest obciążony efektem uczenia się, dlatego zasadnym wydaje się stosowanie go powtórnie po sesji biofeedback.

Parametry stosowanego testu TOVA:

- badanie wzrokowych potencjałów wywołanych ERP: paradygmat poprzedzania (ang. *oddball paradigm – GO/NOGO events*),
- bodziec wzrokowy standaryzowany dla testu TOVA, czas pomiędzy prezentowanymi bodźcami - stały: 1.200 ms,
- bodźce GO wymagające potwierdzenia za pomocą klawisza spacji na klawiaturze – 50 ms, nierandomizowane,
- bodźce NO – GO nie wymagające reakcji badanego – 200 ms, randomizowane.
- zastosowana randomizacja: ‘More randomization’ (4 w skali 0 – 5),
- czas trwania bodźca – 900 ms (bez randomizacji).

2.1.3 Test Stroopa

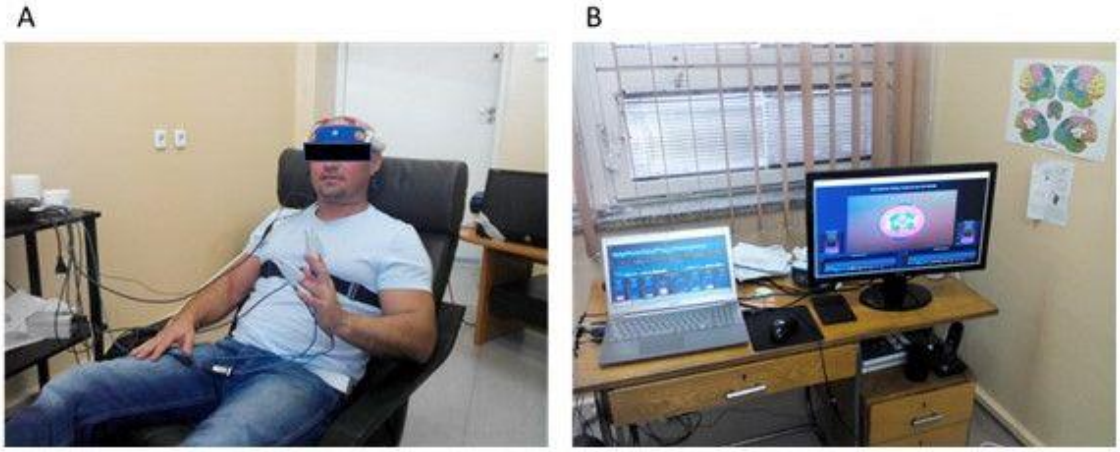
W latach trzydziestych XX wieku J.R. Stroop (1935) [128] odkrył, że pewna wysoce zautomatyzowana czynność (w tym przypadku czytanie słowa) silnie zakłóca wykonanie czynności mało zautomatyzowanej (w tym przypadku nazywanie koloru, jakim słowo jest napisane). W eksperymencie Stroopa badani musieli zaznaczać tak samo szybko wyrazy oznaczające kolory (na przykład: „czerwony”, „żółty”, „zielony”), niezależnie od tego, jakim kolorem były napisane. W 1935 roku Stroop opracował test,

obecnie nazywany Testem Interferencji Nazw i Kolorów (ang. *Stroop Color – Word Interference Test*) [129, 130]

W badaniach mierzono następujące typy mierzonych czasów reakcji:

- czas reakcji prostej (ang. *simple reaction time*) – to czas potrzebny obserwatorowi na odpowiedź na pojawienie się bodźca (np. naciśnięcie przycisku, kiedy pojawi się dany sygnał),
- czas reakcji różnicowej (ang. *go / no – go reaction time*) – wymaga naciśnięcia przycisku, kiedy jeden typ bodźca się pojawia i wstrzymania się od reakcji, kiedy pojawia się drugi (np. naciśnięcie przycisku, kiedy pojawia się zielone światło, a niereagowanie, kiedy pojawia się czerwone),
- czas reakcji wyboru (ang. *choice time reaction*) – kiedy zadania wymagają odrębnych odpowiedzi na różne typy bodźców – lewej strzałki, kiedy pojawia się kolor czerwony, strzałki w dół, kiedy niebieski i strzałki w prawo, kiedy zielony.

2.2 Pomiar HEG



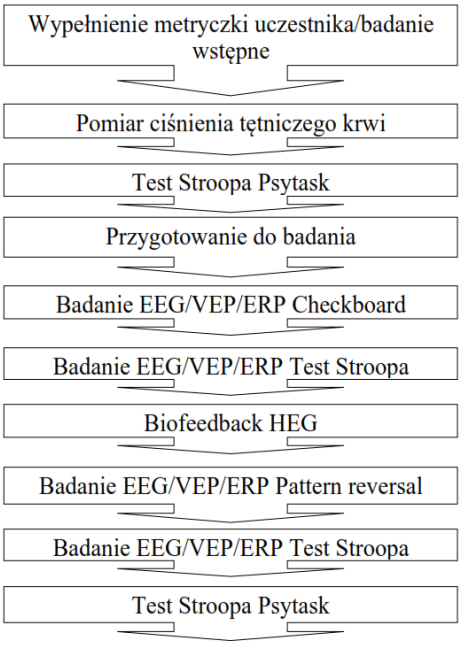
Rys. 29 Uczestnik badania A. Ekran służący do wyświetlania bodźców podczas badania (po stronie prawej) B.

Na Rys. 29 A pokazano ochotnika z umieszczoną na głowie opaską HEG. Opaska oddechowa (pomiar RSP) zamocowana jest na klatce piersiowej a pletyzmograf (pomiar BVP) i czujnik SpO2 umieszczone są na palcach A. Na Rys. 29 B pokazano przenośny komputer z zainstalowanym oprogramowaniem oraz ekran służący do wyświetlania bodźców podczas badania.

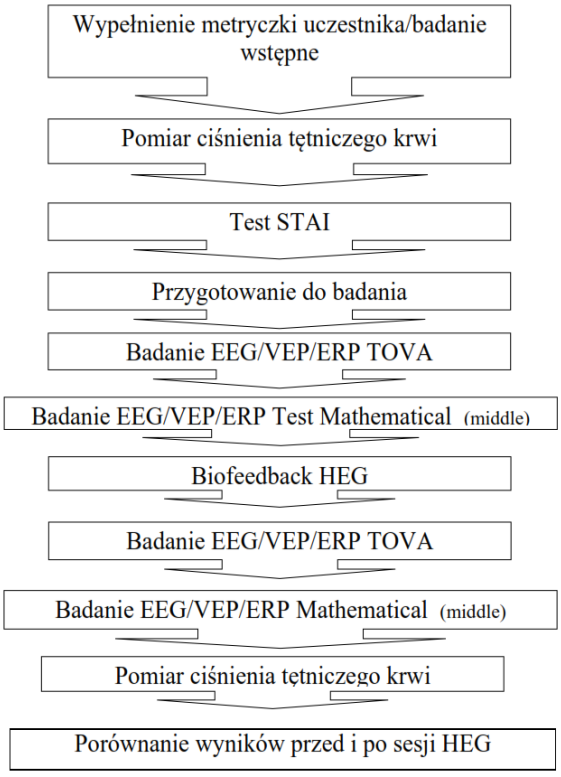
Sygnały w postaci wizualnej były przetwarzane w celu uzyskania następujących zmiennych: HEGR – surowy sygnał mierzony w woltach przetworzony za pomocą transformacji liniowej –0,85 / +0,85 do skali 0 – 2, określany jako wejście diody czerwonego światła przy długości fali 690 nm. Wartość Red zależy od poziomu oksyhemoglobiny, im większe nasycenie tlenu, tym więcej odbitego czerwonego światła.

IV SCHEMAT PRACY

Badanie ochotników I (Rys. 30) składało się z procedur wstępnych (wypełnienie kwestionariusza, pomiar ciśnienia tętniczego krwi, pulsu).



Rys. 30 Schemat badania ochotników I.



Rys. 31 Schemat badania ochotników II

Następnie badani wykonywali Test Stroopa a potem dwukrotnie uczestniczyli w 10 minutowym badaniu EEG (ocena potencjałów wywołanych), następnie 10 minutowa sesja Biofeedback HEG, ponownie dwa badania EEG (ocena potencjałów wywołanych) i na zakończenie Test Stroopa.

II badanie ochotników (Rys. 31) składało się z trzech 10 minutowych części podczas których rejestrowano aktywność elektryczną mózgu. W pierwszej części (TOVA1) rejestrowane wzrokowe potencjały wywołane przy wykorzystaniu testu TOVA. W drugiej części badani uczestniczyli w treningu hemoencefalograficznym (HEG) biofeedback połączonym z rejestracją sygnału EEG. W części trzeciej uczestnicy wykonywali badanie polegające na odpowiedzi na bodźce wzrokowe potencjały wywołane (ang. *Visual Evoked Potentials VEP, Visual Evoked Response VER*), powstające w ośrodkach wzrokowych kory mózgowej , są odpowiedziami elektrycznymi na bodziec świetlny, dostarczając informacji o całej drodze wzrokowej, poczynając od siatkówki, aż do struktur korowych. VEP są zaliczane do potencjałów wywołanych (ang. *Event-related Potential ERP*).

V WYNIKI

1. Analiza sygnałów z wykorzystaniem wielowymiarowej, wieloskalowej entropii próbkowanej

W analizie sygnałów, których amplitudy bardzo się między sobą różnią, należy wstępnie znormalizować sygnał. W przypadku wykonywanych obliczeń brak normalizacji powodowałby przewagę tego sygnału, którego amplituda była największa oraz w niektórych przypadkach w ogóle uniemożliwiałby zakończenie algorytmu z powodu braku pamięci operacyjnej komputera używanego do obliczeń. Pominięcie procedury normalizacji powoduje, że odległości obliczane dla wektorów zanurzonych o tak różnych zakresach amplitud są obciążone (ang. *biased*) w kierunku największych amplitud. Celem redukcji tego obciążenia należy normalizować sygnały do jednego wspólnego przedziału (na przykład: [-1 ; 1], [0 ; 1]). W obliczeniach przyjęto normalizację do przedziału [0 ; 1] [131].

W doborze wymiaru osadzonego i miary odległości jednym z kryteriów jest czas wykonania obliczeń, który zależny jest również od mocy obliczeniowej sprzętu komputerowego. Oczywiście większa moc obliczeniowa komputera pozwoliłaby na skrócenie czasu obliczeń lub na wykonywanie obliczeń dłuższych sygnałów i/lub większych ilości składowych macierzy sygnałów.

Przeprowadzono analizę doboru wartości:

- wymiaru osadzonego (długości wzorca) *m*,
- oszacowania wzajemnej odległości między punktami *r*,
- wartości *Skala*,
- wymiaru zanurzenia τ (tau).

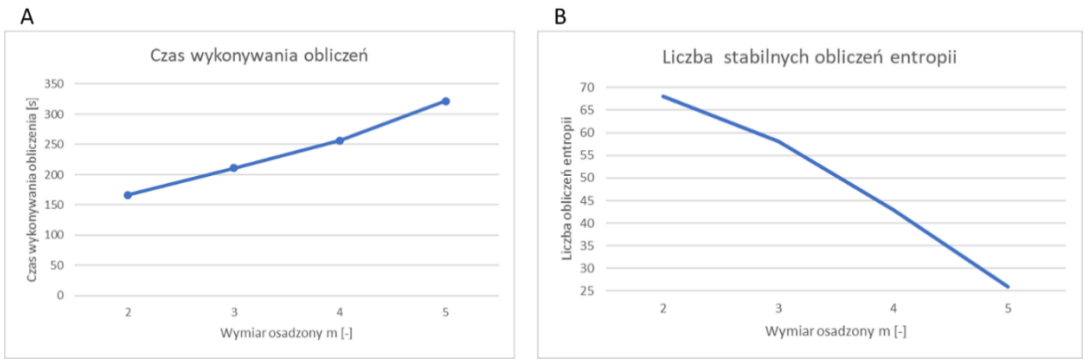
Dokonano również doboru miary odległości.

Dotychczas stosowane metody analizy wielu sygnałów są poszukiwaniem korelacji między sygnałami i wskaźnikami na przykład: rytmem serca, sygnałem EMG, przewodnością skóry, asymetrią fali alfa (sygnał EEG z elektrod FP1 i FP2), wolną falą alfa (sygnał EEG z elektrod FP1 i FP2), falami beta (sygnał EEG z elektrod FP1 i FP2), współczynnikiem *LF / HF* oraz rozszerzeniem źrenic a stanem afektywnym [132, 133]. W innej pracy używając analizy regresji szukano zależności pomiędzy sygnałami: EEG, HEG, BVP, SC i RSP a uwagą badanych również traktując sygnały oddzielnie [134].

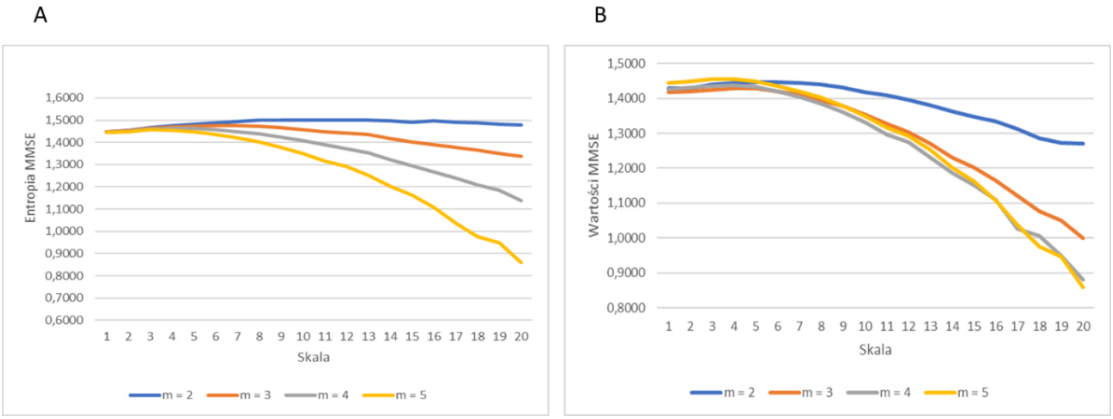
1.1 Dobór wymiaru osadzonego *m*

Zalecana w piśmiennictwie wartość wymiaru osadzonego (długość wzorca) *m* wynosi *2* [19]. Obliczenia wykonano zakładając wartość *m = 2, 3, 4, 5* bowiem powyżej wartości parametru *m = 5* wyniki stają się bardzo niestabilne (wartość entropii dąży do nieskończoności lub wartość entropii jest ujemna). Sygnały wzięte do stworzenia macierzy sygnałów to: BVP, sygnał z elektrod FP1 i FP2 (EEG) oraz dwa sygnały HEG (RED i BLUE). Długość sygnałów *N = 20 000* próbek, czyli macierz sygnałów ma wymiar *5 x 20 000*. Do tych obliczeń przyjęto *r* jako maksymalną wartość *SD* (odchylenie standardowe amplitudy sygnału) pomnożoną przez 0,15 liczoną z pięciu składowych sygnałów oraz wartość wymiaru osadzonego τ = 1. Rys. 32 A przedstawia wykres wzrostu czasu obliczeń entropii wraz z wzrostem wymiaru osadzonego – przy wzroście parametru *m* z 2 do 5 czas ten rośnie o ok. 100 %. Na Rys. 32 B znajduje się wykres zależności liczby stabilnych obliczeń w funkcji parametru *m*. Widać, że wraz ze

wzrostem wymiaru osadzonego maleje liczba obliczeń – tożsama z liczbą badanych (rośnie liczba odrzuconych obliczeń ze względu na pojawienie się wyrażeń nieoznaczonych lub wartości ujemnych).



Rys. 32 Czas wykonywania obliczeń zależny od wartości wymiaru osadzonego *m* A, liczba stabilnych obliczeń entropii zależna od wymiaru osadzonego *m* (wartość wyjściowa 68 obliczeń) B.



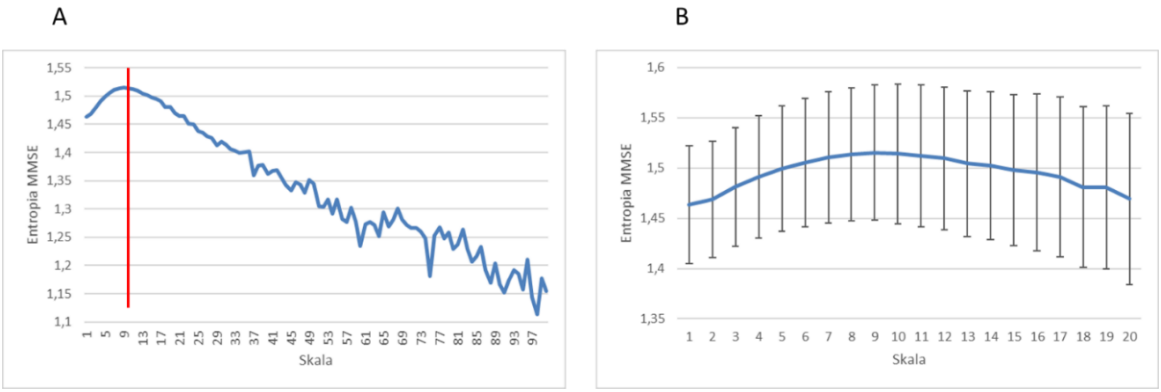
Rys. 33 Zależności *MMSE* od parametru *m*: obliczenia wykonane dla 68 macierzy sygnałów w przypadku *m = 2* A, obliczenia wykonane z eliminacją danych niestabilnych (przy wartości parametru *m* = 5, 26 macierzy sygnałów) B.

Rys. 33 przedstawia zależność *MMSE* od parametru *m*. Na Rys. 33 A zobrazowana jest zależność entropii od parametru *m* w przypadku usunięcia danych niestabilnych, które pojawiły się podczas obliczeń dla parametru *m* = 3, 4 i 5 (usunięto dane „wstecz" czyli po wykonaniu obliczeń wyeliminowane dane niestabilne). W porównaniu z wykresami entropii z Rys. 33 B (wszystkie wykresy dla 26 macierzy) można zauważyć, że krzywe są wyraźnie rozdzielone i „wygładzone". Niestety przy *m = 2* krzywa z Rys. 33 A ma prawie stały przebieg. Na tym samym rysunku wykres zależności entropii przy wartości parametru *m = 5* jest krzywą o stosunkowo dużej zmienności entropii w funkcji *Skala*, niestety „okupione" jest to utratą bardzo wielu danych (macierzy sygnałów). W zakresie niskich wartości skali wykresy wartości entropii przy różnych *m* pokrywają się, co sprawia, że porównywanie entropii w funkcji *m* w zakresie małych wartości *Skala* staje się bezużyteczne.

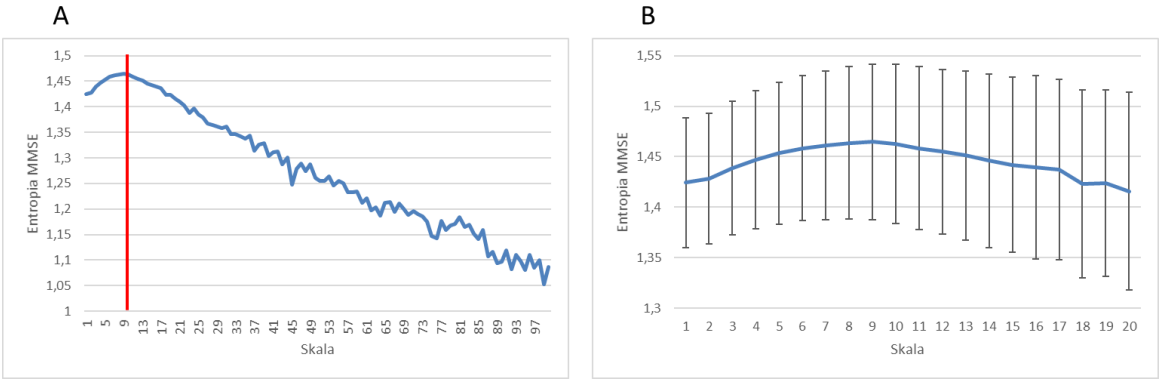
Do dalszych obliczeń przyjęto *m = 2*.

1.2 Dobór wartości wzajemnej odległości *r* oraz wartości parametru *Skala*

Zalecana w piśmiennictwie wartość oszacowania wzajemnej odległości zawiera się w przedziale $r \in [0{,}10SD\ ;\ 0{,}25SD]$, gdzie *SD* to odchylenie standardowe amplitudy sygnału. Przyjęcie zbyt małej wartości *r* powoduje niestabilność obliczeń, natomiast „bezpieczne" (górna wartość przedziału) przyjęcie wartości *r* prowadzi do utraty istotnych informacji o przebiegu sygnału. Wybór sposobu obliczania wartości wzajemnej odległości *r* jest procedurą czasochłonną [135, 136]. Przeprowadzono porównanie obliczeń przyjmując wartość *r* jako maksimum z *0,15SD* (gdzie odchylenie standardowe *SD* obliczane było oddzielnie dla poszczególnych składowych, procedura dostępna w MATLAB'ie) lub jako *0,15SD* obliczanego z całej macierzy sygnałów Procedura dostępna tylko w EXCEL'u). Na Rys. 34 – 35 i 37 – 38 przedstawiono wykresy zależności *MMSE* w funkcji *Skala* (liczba naturalna) obliczone przy zastosowaniu metryki odległości Czebyszewa z wyjątkiem Rys. 36, na którym sporządzono wykresy zależności *MMSE* w funkcji *Skala* z użyciem metryki odległości Spearmana (sygnały: BVP, RSP i SpO_2). Na Rys. 34 – 36 wartość *r* obliczana jest jako *0,15* pomnożone przez wartość odchylenia standardowego obliczanego dla całej macierzy sygnałów.



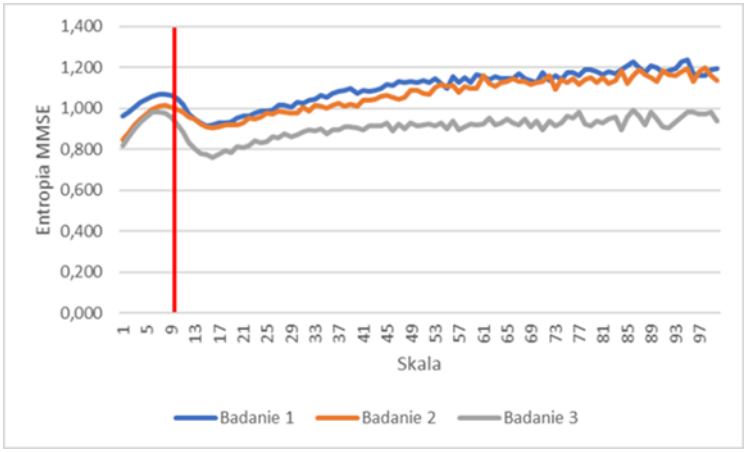
Rys. 34 Zależność *MMSE* od *Skala* A, entropia MMSE tego samego sygnału w zakresie skali *1-20* z naniesionymi odchyleniami standardowymi (słupki błędu) wartości entropii B.



Rys. 35 Zależność *MMSE* od *Skala* A, *MMSE* tego samego sygnału w zakresie *Skala 1 – 20* z naniesionymi odchyleniami standardowymi (słupkami błędu) wartości entropii B.

Przebiegi wykresów na Rys. 34 i 35 nie różnią się od siebie, ale wykreślenie pierwszego wymagało odrzucenia 39 macierzy sygnałów a drugiego 30 (macierz sygnałów zawiera sygnały BVP, sygnał z elektrod FP1 i FP2 (EEG) oraz dwie składowe sygnału HEG, długość sygnału wynosiła $N = 20\ 000$). W zakresie skali *1 – 20* w pierwszym przypadku należy odrzucić trzy macierze sygnałów z 68, a w drugim do obliczeń bierzemy

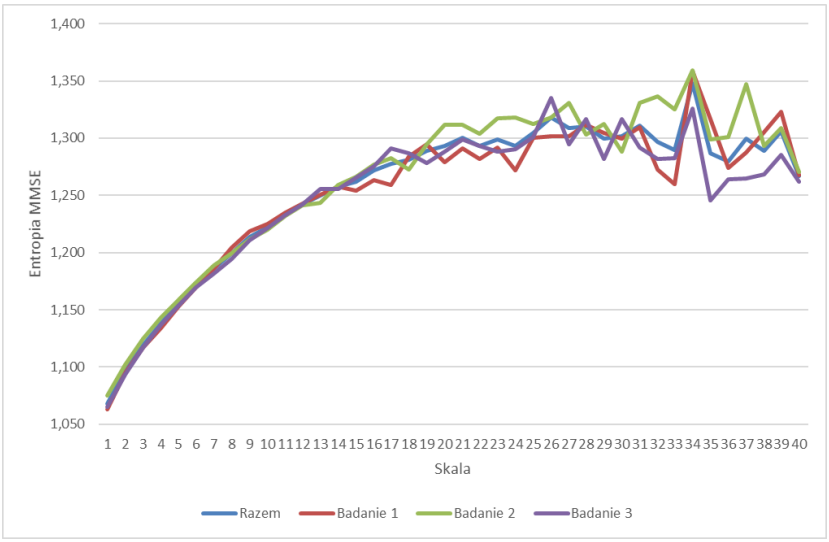
wszystkie 68 macierze sygnałów. W przypadku obliczeń macierzy sygnałów BVP, RSP i SpO_2 (długość sygnału $N = 5\,312$) i trzech następujących po sobie badań zależności entropii przedstawione są poniżej. Na Rys. 36 przedstawiono wykres zależności *MMSE* jako funkcji *Skala* przy przyjęciu miary odległości Spearmana. Przebieg krzywych w zakresie skali powyżej 10 wskazuje na niestabilność krzywej. Na Rys. 37 przedstawiono na wykresie zależność entropii *MMSE* przy uwzględnieniu tych danych, dla których wartości są stabilne (wartość *r* obliczana jako *0,20* pomnożone przez maksymalną wartość z odchyleń standardo-wych amplitudy sygnału wektorów składowych). Powyżej *Skala = 40* pojawiają się dane wymagające odrzucenia. Rys. 38 przedstawia tę samą zależność (wartość *r* obliczana z całej macierzy sygnału) ale zakres *Skala* jest zawężony do wartości z przedziału *1 – 20*, a Rys. 39 przedstawia wykres zależności *MMSE* w funkcji *Skala* – wartość *r* obliczana jest jako *0,15* pomnożone przez wartość odchylenia standardowego obliczanego z całej macierzy sygnału (Zakres *Skala* został również zawężony do zakresu *1 – 20*). W tym przypadku „odcięcie" występuje już przy wartości skali równej *10*.



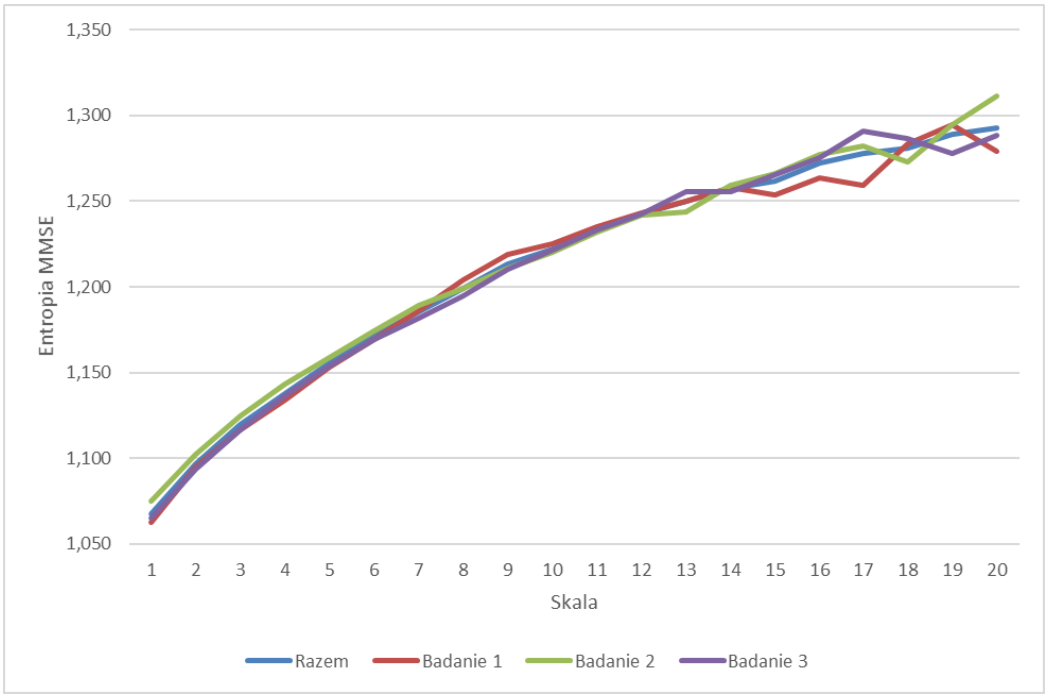
Rys. 36 Wykres zależności *MMSE* od *Skala*, zastosowana metryka Spearmana.

Porównując wykresy zależności entropii *MMSE* jako funkcji *Skala* na Rys. 37 i 38 widać, że przyjęcie zbyt dużej wartości *r* (prowadzić może do utraty informacji: krzywe na Rys. 37 są praktycznie nierozróżnialne). W przypadku zastosowania mnożnika równego 0,15 krzywa obrazująca wyniki pierwszego badania na Rys. 39 położona jest wyraźnie powyżej linii obrazujących badanie 2 i 3.

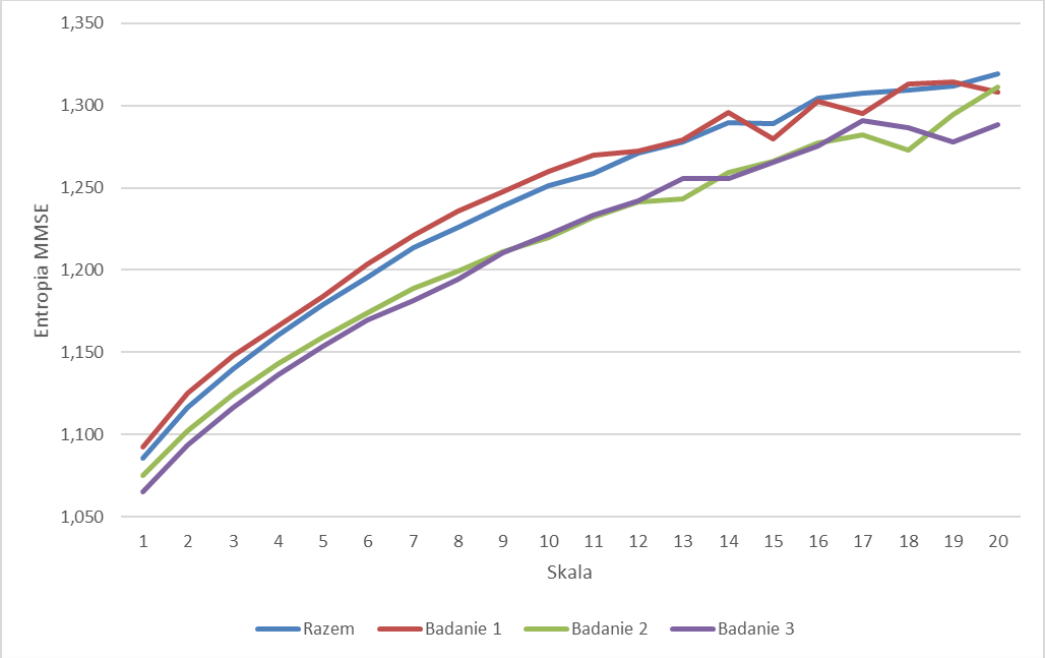
Do obliczeń przyjęto *r* jako maksymalną wartość 0,15*SD* obliczanego pojedynczo dla składowych macierzy sygnału, Przyjęto zakres *Skala* ∈ [1 ; 10], gdzie *Skala* należy do liczb naturalnych.



Rys. 37 Wykres zależności *MMSE* od *Skala*. Wartość *r* obliczana jako *0,20* pomnożone przez wartość maksymalną z odchyleń standardowych amplitudy sygnału składowych.



Rys. 38 Wykres zależności *MMSE* od *Skala*. Wartość *r* obliczana jest jako *0,20* pomnożone przez wartość maksymalną z odchyleń standardowych amplitudy sygnału składowych. Zakres *Skala 1 – 20*. (Wykres jest fragmentem wykresu z Rys. 37).



Rys. 39 Wykres zależności *MMSE* od *Skala*. Wartość *r* obliczana jest jako *0,15* pomnożone przez wartość odchylenia standardowego obliczanego z całej macierzy sygnału.

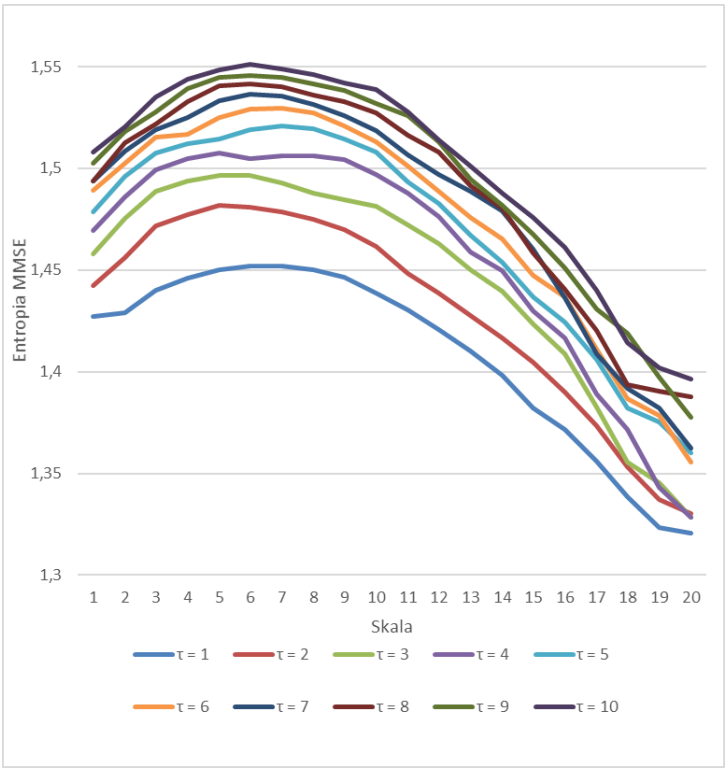
Obliczenia wartości *MMSE* przy użyciu stałej wartości *r* (*r* = *idem*) i zmiennej wartości *r* (*r* = *var*) i *r* = *var(Skala)* przedstawiono w Podrozdziale 1.7.3.

1.3 Dobór wymiaru zanurzenia τ

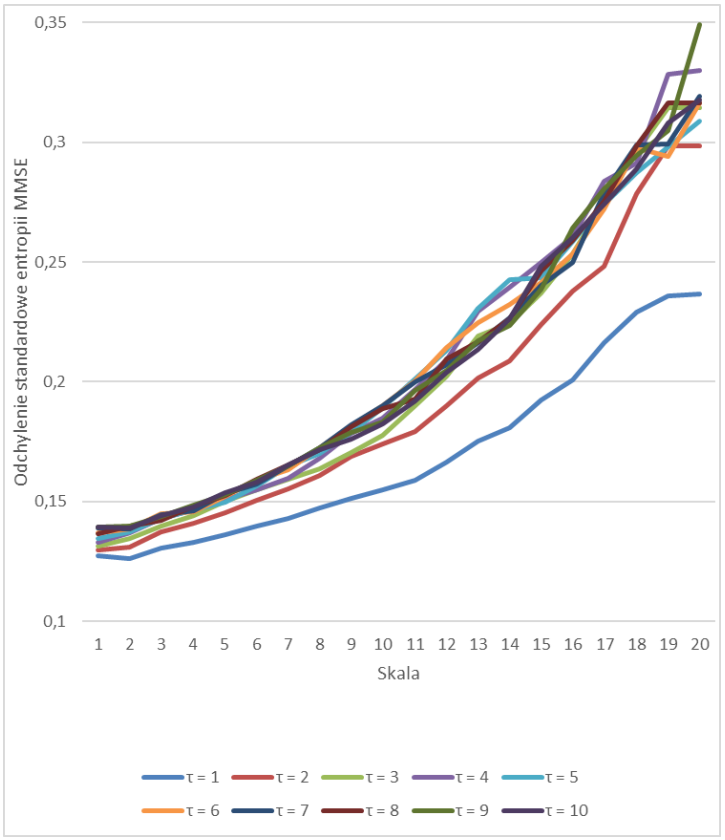
Ocenę wpływu wartości wymiaru zanurzenia τ (tau) dokonano dla macierzy zawierającej sygnały: BVP, sygnały z elektrod FP1 i FP2 (EEG) oraz dwie składowe sygnału HEG. Długość sygnału $N = 20\,000$. „Utracono" 4 macierze sygnałów (z początkowych 68 macierzy sygnałów), które musiano usunąć ze względu na niestabilność danych (nie dotyczyło to wartości parametru $\tau = 1$).

Na Rys. 40 widać, że charakter przebiegu zależności entropii jest bardzo podobny dla wszystkich wartości parametru τ z zakresu od *1* do *10*, a na Rys. 41 można zauważyć wzrost wartości odchylenia standardowego amplitudy sygnału wraz ze wzrostem wartości τ.

Do dalszych obliczeń przyjęto wartość parametru $\tau = 1$.



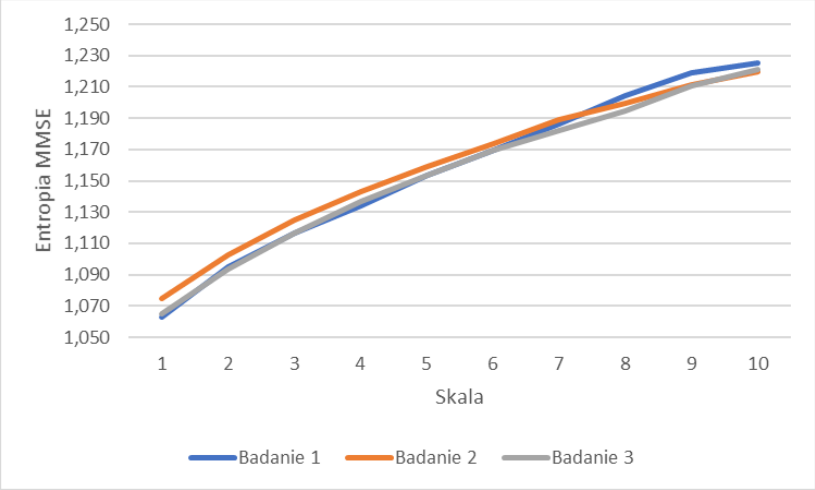
Rys. 40 Zależność wartości *MMSE* od *Skala* przy różnych wartościach τ.



Rys. 41 Wartość odchylenia standardowego obliczanej entropii w zależności od skali dla różnych wartości τ.

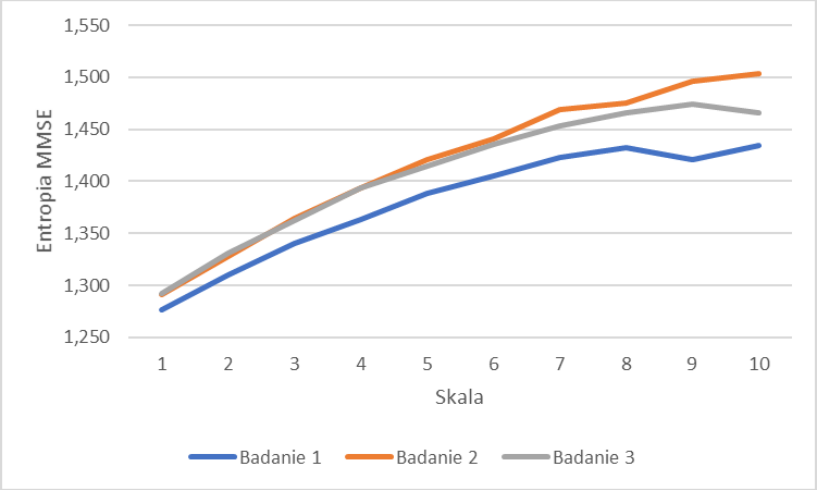
1.4 Dobór metryki (miary odległości)

W powszechnie dostępnych algorytmach stosowana jest metryka Czebyszewa. W pracy przeanalizowano możliwość użycia zdefiniowanych metryk dostępnych w Matlabie[8]: euklidesowej (*'euclidean'*), euklidesowej standaryzowanej (*'seuclidean'*), miejskiej (*'cityblock'*), Minkowskiego (*'minkowski'*), Czebyszewa (*'chebychev'*), Mahalanobisa (*'mahalanobis'*), kosinusowej (*'cosine'*), korelacyjnej (*'correlation'*), Spearmana (*'spearman'*), Hamminga (*'hamming'*) i Jaccarda (*'jaccard'*). Wstępna analiza pozwoliła na wykluczenie metryk: euklidesowej standaryzowanej, Minkowskiego, Mahalanobisa, korelacyjnej, Hamminga i Jaccarda. Szczegółowe definicje metryk zawiera Podrozdział 5.2.3. Dalsze analizy dotyczą macierzy sygnałów: BVP, RSP i SpO_2 (długość sygnału $N = 5\,312$, wartość r przyjęta jako maksymalna wartość odchylenia standardowego amplitudy pojedynczego sygnału mnożona przez $0{,}15$) pochodzących z trzech następujących po sobie badań (Rys. 42 – 52). Analiza wyników prowadzi do wniosku, że najbardziej stabilne obliczenia *MMSE* uzyskujemy stosując normę Spearmana (tylko jedna wartość do odrzucenie pojawiająca się przy wartości *Skala = 88*). Przy obliczeniach *MMSE* przy użyciu miary odległości miejskiej wartości do odrzucenia występują już przy wartości *Skala = 15*. Ten sam efekt (wartość niedefiniowalna w MATLAB'ie) zachodzi w przypadku miary euklidesowej przy wartości *Skala = 27*, a w przypadku miary Czebyszewa przy wartości *Skala = 44*. Zaznaczyć należy, że dla tych trzech miar odległości wartości do odrzucenia jest dużo więcej niż w przypadku miary Spearmana.

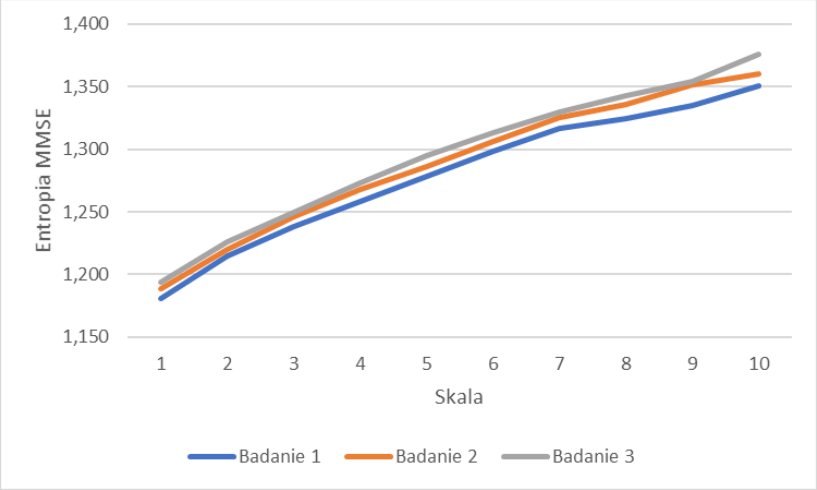


Rys. 42 Wykres zależności *MMSE = f(Skala)*, zastosowana metryka Czebyszewa (metryka w MATLAB'ie: *chebychev*).

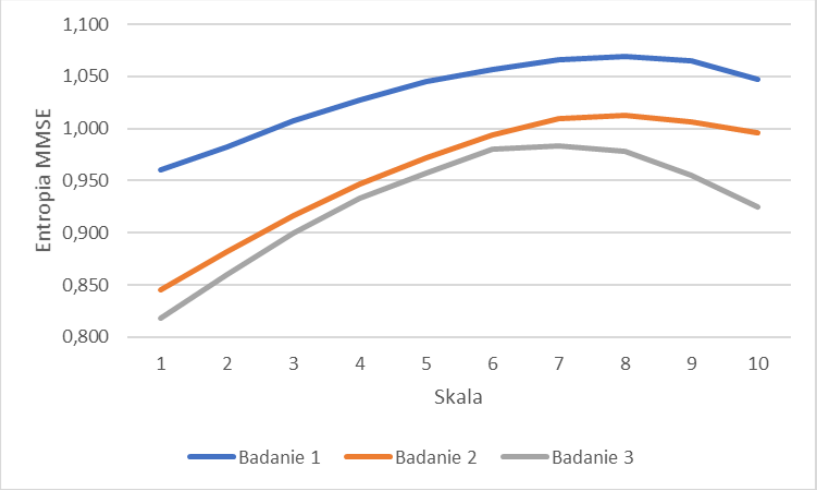
[8] Źródło: file:///C:/Program%20Files/MATLAB/R2013b/help/stats/pdist.html. Dostęp: 28.11.2017.



Rys. 43 Wykres zależności MMSE = *f(Skala)*, zastosowana metryka miejska (metryka w MATLAB'ie: *cityblock*).



Rys. 44 Wykres zależności *MMSE = f(Skala)*, zastosowana metryka euklidesowa (metryka w MATLAB'ie: *euclidean*).



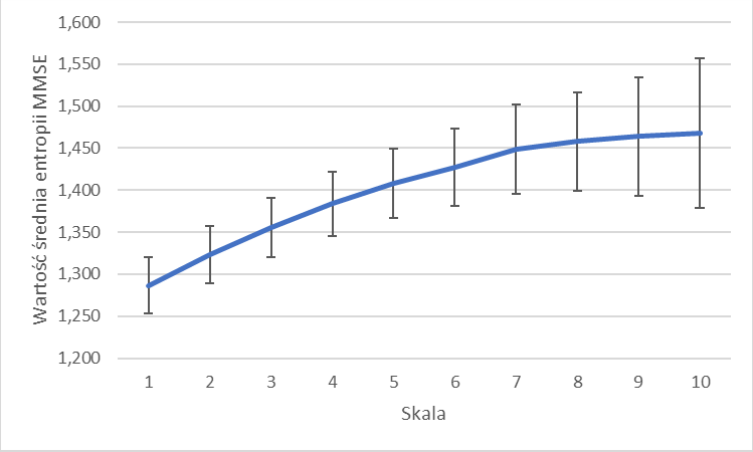
Rys. 45 Wykres zależności *MMSE = f(Skala)*, zastosowana metryka Spearmana (metryka w MATLAB'ie: *spearman*).

Niestety dobra rozdzielczość graficzna została okupiona najdłuższym czasem wykonywania obliczeń: *10,10 ± 0,10 s*. W przypadku pozostałych obliczeń *MMSE* czasy obliczeń wynoszą: norma miejska: *5,96 ± 0,37 s*, norma euklidesowa: *6,55 ± 0,18 s* oraz norma Czebyszewa: *6,85 ± 0,52 s*. Dalszą niekorzystną cechą obliczeń z użyciem entropii wykorzystującej miarę odległości Spearmana jest największa wartość odchylenia standardowego wartości entropii *MMSE* przy wszystkich wartościach *Skala*. Średnie wartości entropii i odchylenia standardowego w kolejności od najmniejszej do największej przedstawiają się następująco:

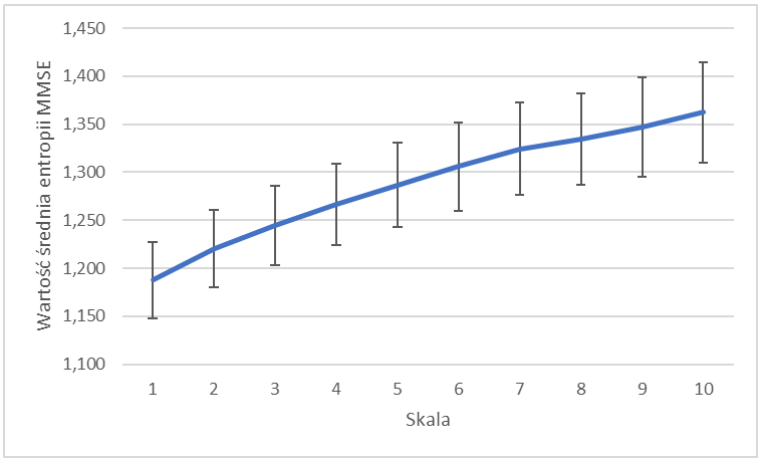
- obliczona przy użyciu normy Czebyszewa *MMSE = 1,157 ± 0,052*,
- obliczona przy użyciu normy miejskiej *MMSE = 1,402 ± 0,050*,
- obliczona przy użyciu normy euklidesowej MMSE = 1,288 ± 0,045,
- obliczona przy użyciu normy Spearmana *MMSE = 0,973 ± 0,132*.

Na Rys. 46 – 49 przedstawione zostały wykresy przedstawiające zależność średniej wartości *MMSE* jako funkcji *Skala* z naniesionymi słupkami błędu. Wysokość słupka błędu równa jest odchyleniu standardowemu obliczanemu z 15 wartości entropii przy danej *Skala* (*Skala* zmienia się w zakresie *1 – 10*). Należy zwrócić uwagę na fakt, że wysokość słupka błędu na wszystkich wykresach jest przedstawiona w tej samej bezwzględnej wielkości, wykresy różnią się tylko zakresem zmienności wartości entropii (skalowanie osi entropii jest identyczne dla wszystkich wykresów).

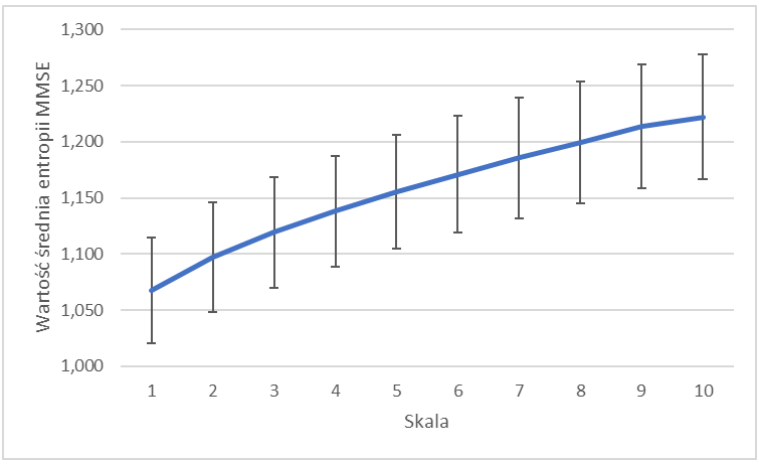
Wybrano do dalszych obliczeń entropii miary odległości Czebyszewa i Spearmana.



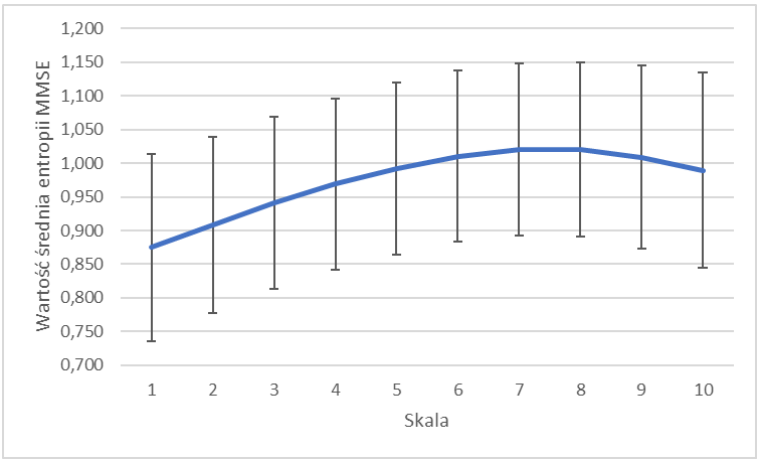
Rys. 46 Wykres średniej wartości *MMSE = f(Skala)* z naniesionymi słupkami błędu (wysokość słupka błędu równa wartości odchylenie standardowego z 15 pomiarów (macierzy sygnałów) przy danej wartości *Skala*), zastosowana metryka miejska (*cityblock*).



Rys. 47 Wykres średniej wartości *MMSE = f(Skala)* (wysokość słupka błędu równa wartości odchylenie standardowego z 15 pomiarów (macierzy sygnałów) przy danej wartości *Skala*), zastosowana metryka euklidesowa (*euclidean*).



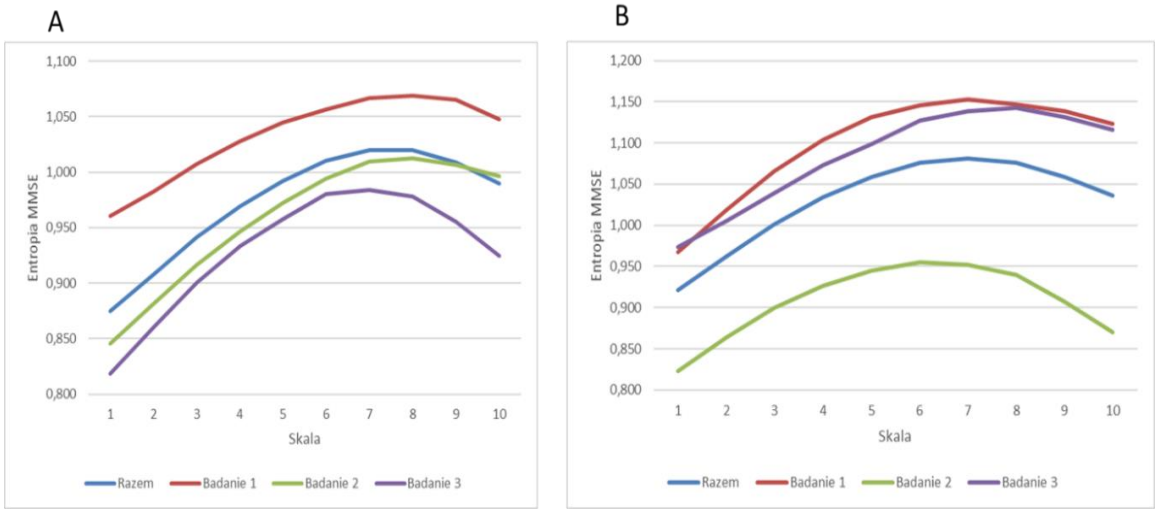
Rys. 48 Wykres średniej wartości *MMSE = f(Skala)* (wysokość słupka błędu równa wartości odchylenie standardowego z 15 pomiarów (macierzy sygnałów) przy danej wartości *Skala*), zastosowana metryka Czebyszewa (*chebychev*).



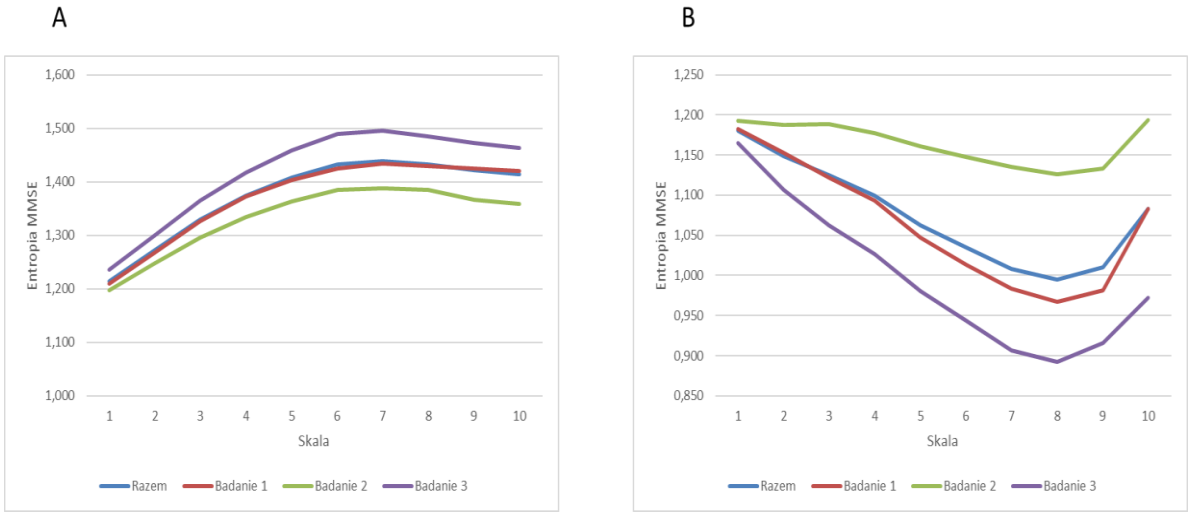
Rys. 49 Wykres średniej wartości *MMSE = f(Skala)* (wysokość słupka błędu równa wartości odchylenie standardowego z 15 pomiarów (macierzy sygnałów) przy danej wartości *Skala*), zastosowana metryka Spearmana (*spearman*).

Na Rys. 50 – 52 pokazano zależność MMSE w funkcji Skala a jako parametr występuje miara odległości *r*. Na Rys. 52 krzywe uzyskane z wykorzystaniem obu metryk przy przyjęciu wartości *r = 0,15SD* są wyraźnie od siebie odseparowane. Na Rys. 51 i 52 przedstawiono wyniki obliczeń z użyciem metryki Spearman z przyjęciem wartości *r = 0,1SD*, *0,05SD*, *0,01SD* i *0SD*. Przy wartości *r = 0,05SD* nastąpiło „odwrócenie" przebiegu krzywych, a dla jeszcze niższych wartości r krzywe nakładają się na siebie i przecinają.

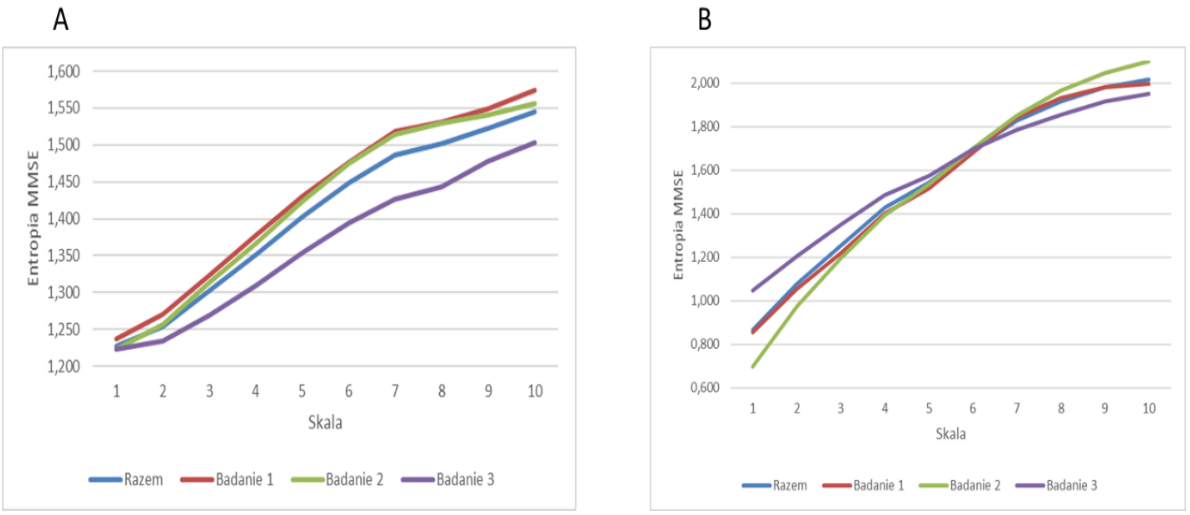
Do dalszych obliczeń przyjęto *r = 0,15SD*.



Rys. 50 Wykresy zależności *MMSE = f(Skala)* w metryce Spearmana: *r* = 0,*15SD* (*SD* odchylenie standardowe max wartość obliczana z pojedynczych sygnałów) A, *r = 0,15SD* (*SD* odchylenie standardowe obliczone z całej macierzy sygnału) B.



Rys. 51 Wykresy zależności *MMSE = f(Skala)*, zastosowana metryka Spearmana (*SD* odchylenie standardowe obliczone z całej macierzy sygnału): *r = 0,1SD* A, *r = 0,05SD* B.



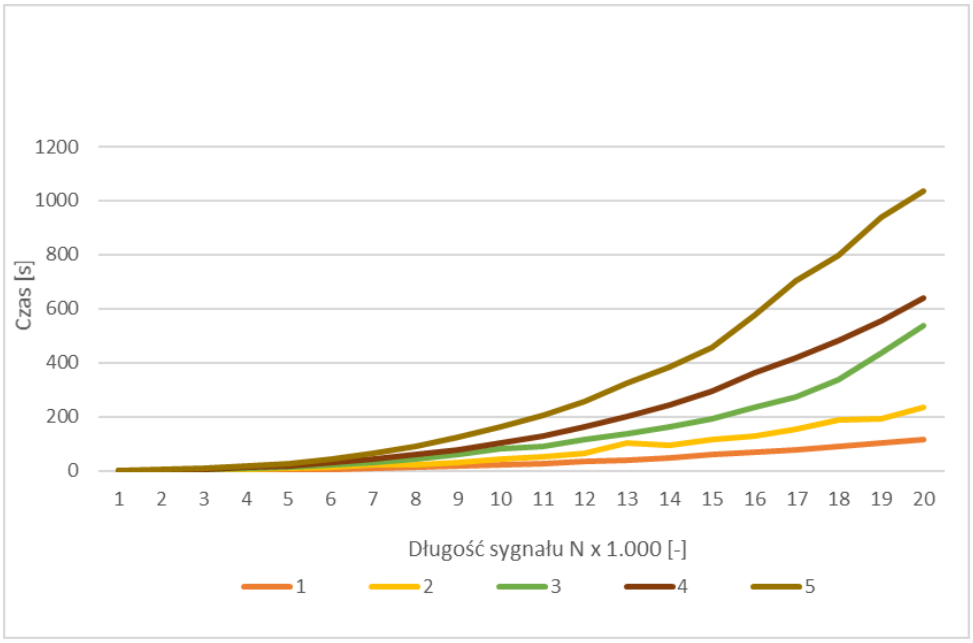
Rys. 52 Wykresy zależności *MMSE = f(Skala)*, zastosowana metryka Spearmana (*SD* odchylenie standardowe obliczone z całej macierzy sygnału): *r = 0,01SD* A, *r = 0SD* B.

1.5 Porównanie metryk Czebyszewa i Spearmana

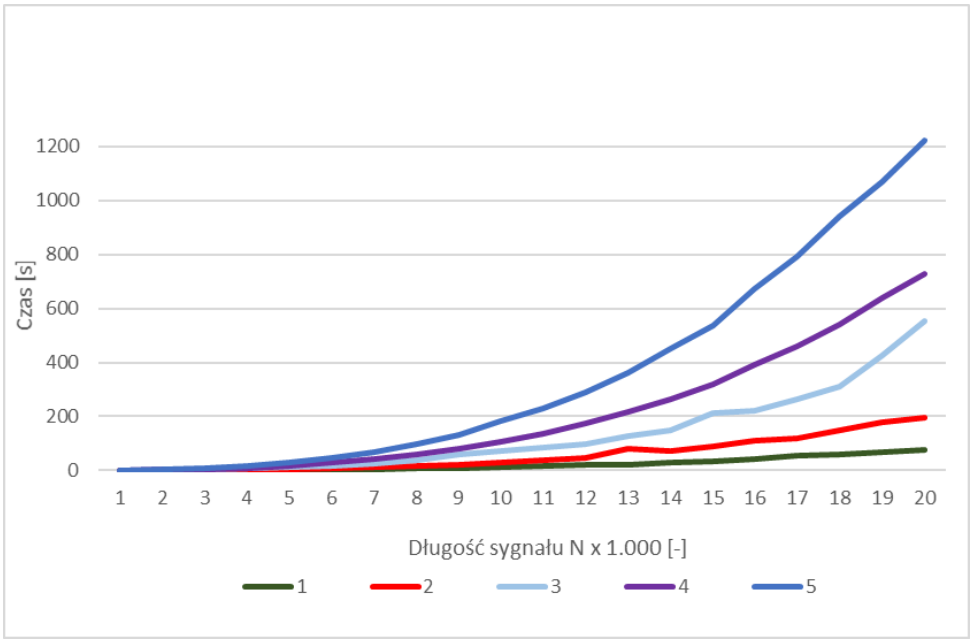
Orientacyjne czasy potrzebne na wykonanie obliczeń w zależności od długości sygnału i użytej metryki przedstawione są na Rys. 53 i 54. W obliczeniach przyjmowano zawsze: $m = 2$, $\tau = 1$, a *Skala* zmienia się od 1 do 10. Oszacowanie wzajemnej odległości między punktami $r = 0{,}15SD$ (*SD* to odchylenie standardowe amplitudy sygnału, obliczane dla każdej długości sygnału, $r = var$). Na rysunkach przedstawione są zależności czasu wykonania obliczenia *MMSE* jako funkcji długości sygnału *N* dla różnych macierzy sygnałów:

- 1 – macierz jednowymiarowa (sygnał FP1 z EEG),
- 2 – macierz dwuwymiarowa (sygnały: FP1 i FP2 z EEG),
- 3 – macierz trójwymiarowa (sygnały: FP1 i FP2 z EEG, BVP),
- 4 – macierz czterowymiarowa (sygnały: FP1 i FP2 z EEG, BVP oraz HEGB z opaski hemoencefalograficznej),
- 5 – macierz pięciowymiarowa ((sygnały: FP1 i FP2 z EEG, BVP oraz HEGB i HEGR z opaski hemoencefalograficznej).

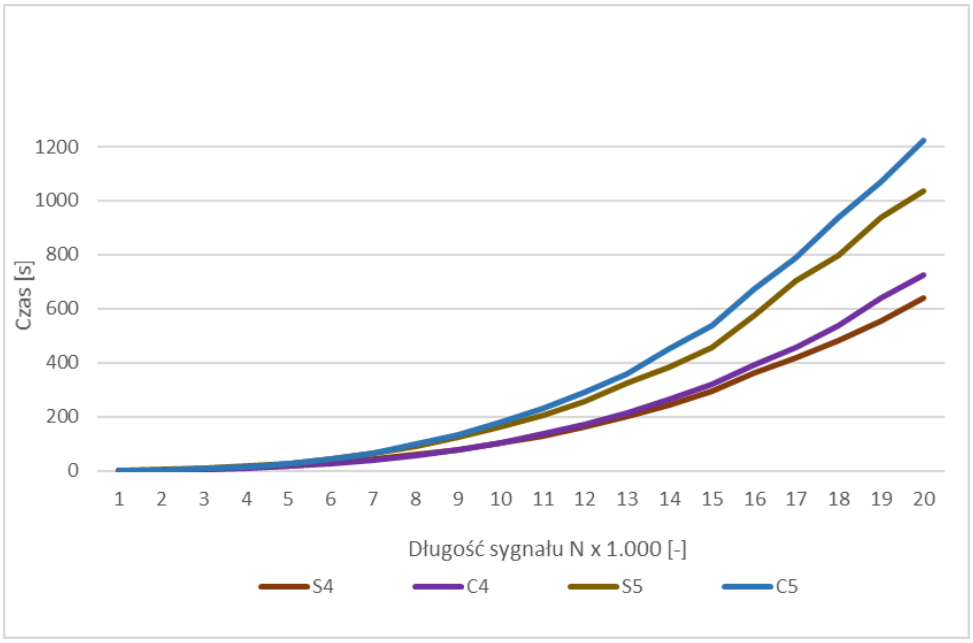
Z wykresów widać, że czas potrzebny na wykonanie obliczeń wzrasta wraz z liczbą analizowanych sygnałów i w przypadku metryki Spearmana (Rys. 53) i długości sygnału *N = 20 000* dla macierzy pięciowymiarowej w porównaniu z macierzą jednowymiarową jest ok. 8 – krotnie dłuższy. W przypadku metryki Czebyszewa (Rys. 54) wymagany czas obliczeń jest ok. 16 – krotnie dłuższy. Porównanie czasu obliczeń (sygnały cztero- i pięciowymiarowe) przedstawione na Rys. 54 pokazuje, że wymagany czas obliczeń przy użyciu metryki Czebyszewa jest o ok. 13 % dłuższy (sygnał czterowymiarowy) i ok. 18 % dłuższy w przypadku sygnału pięcio-wymiarowego niż czas potrzebny do obliczeń entropii z użyciem metryki Spearmana. W następnym podrozdziale (Podrozdział 1.6) omówiono bardziej szczegółowo jeszcze metrykę kosinusową.



Rys. 53 Wykresy czasu potrzebnego do wykonania obliczeń *MMSE* z użyciem metryki Spearmana. Macierze sygnałów o wymiarach od *1 x N* do *5 x N*.



Rys. 54 Wykresy czasu potrzebnego do wykonania obliczeń *MMSE* z użyciem metryki Czebyszewa. Macierze sygnałów o wymiarach od *1 x N* do *5 x N*.

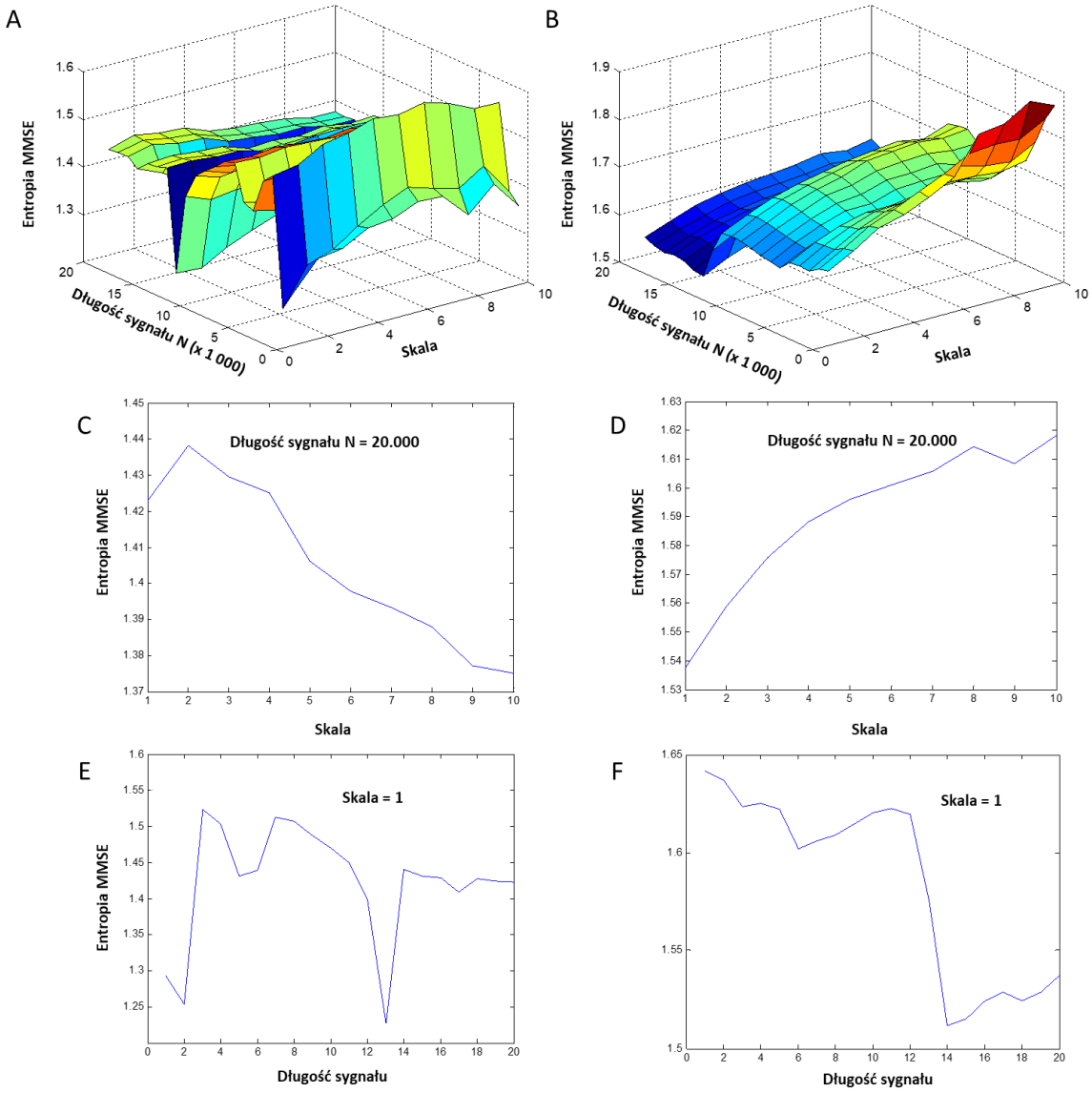


Rys. 55 Porównanie czasów wykonania obliczeń *MMSE* z wykorzystaniem metryki Spearmana i metryki Czebyszewa (Macierze sygnałów o wymiarach od *4 x N* i *5 x N*, gdzie C4 i C5 to wykresy wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa, a S4 i S5 to wykresy wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana).

1.6 *MMSE* sygnałów modyfikowanych

W obliczeniach przyjęto: $m = 2$, $\tau = 1$, a *Skala* zmienia się od *1* do *10*. Oszacowanie wzajemnej odległości między punktami $r = 0{,}15SD$ (*SD* to od-chylenie standardowe amplitudy sygnału). *SD* jest wartością zmienną, obliczaną dla każdej długości sygnału ($r = var$). Długość sygnału dobierana jest z uwzględnieniem możliwości obliczeniowych używanego komputera. Oznaczenia kolorów na wykresach: barwy zimne oznaczają niższe wartości, a barwy ciepłe wyższe.

Do symulacji użyto danych jednego ochotnika, którego wyniki obliczeń były podobne do większości pozostałych ochotników (Badanie ochotników II). Wyniki wszystkich symulacji należy odnosić do tego wyniku (Rys. 56). Zmienia się wartość wzajemnej odległości między punktami r – obliczana jest dla każdej macierzy, której jeden wymiar (długość sygnału *N*) ulega zmniejszeniu z krokiem $n = 1000$. Dla każdego sygnału obliczana jest wartość *MMSE* w funkcji *Skala* (wartość ta zmienia się od *1* do *10* z krokiem równym *1*).

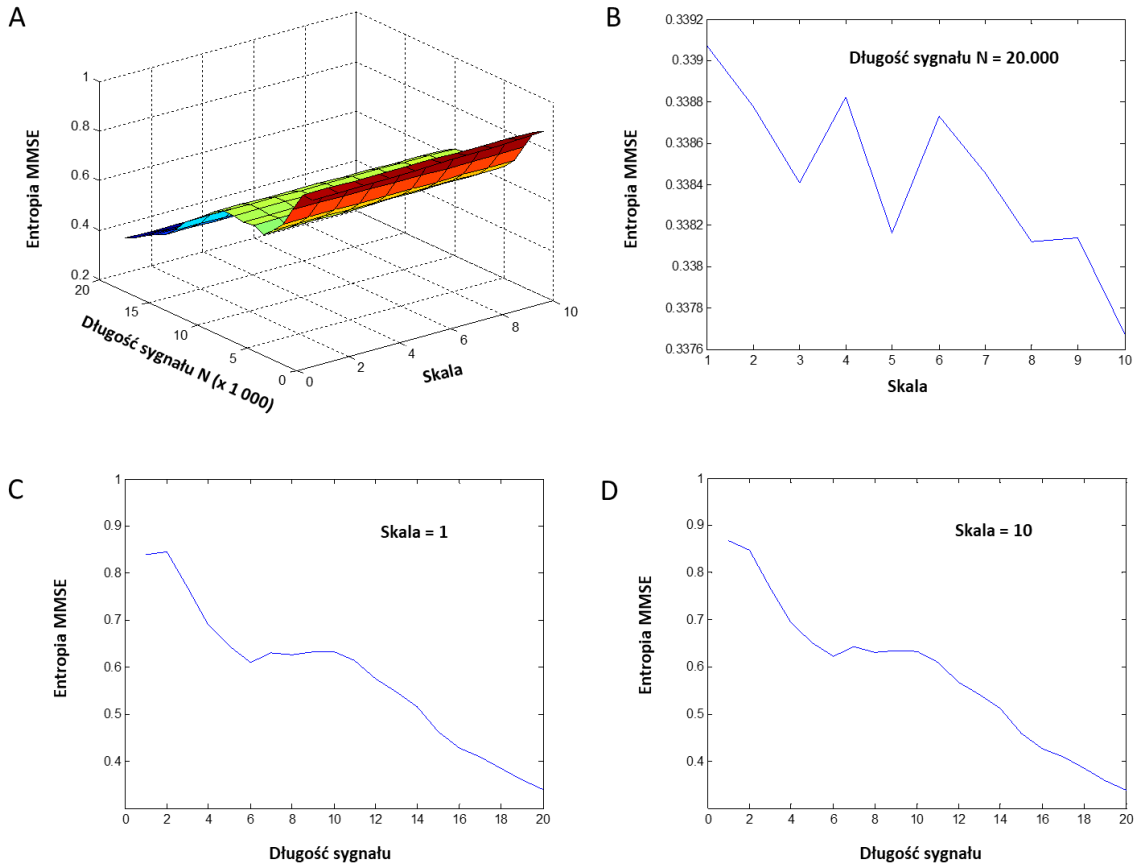


Rys. 56 Wykresy zależności *MMSE = f(Skala,N)* macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Przekroje powierzchni przy długości sygnału *N* = 20 000 (*MMSE = f(Skala)*): obliczenia z użyciem metryki Spearmana C, z użyciem metryki Czebyszewa D. Przekroje powierzchni przy wartości *Skala = 1*(*MMSE = f(N)*): obliczenia z użyciem metryki Spearmana E, z użyciem metryki Czebyszewa F.

Finalnie otrzymujemy wykres trójwymiarowy (3D) zależności *MMSE = f(Skala, N)*. Ta zasada tworzenia wykresów 3D jest stosowana w pozostałych obliczeniach *MMSE*, a zmienia się tylko zakres długości sygnału *N*. W symulacjach obliczana jest wartość *MMSE* macierzy o liczbie wierszy pięć (sygnały: FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Wymiar macierzy „wejściowej" (o pełnej długości *N*) równy jest *5 x 20.000*.

W artykule [137] autorzy stwierdzają, że metryka kosinusowa jest mniej wrażliwa na wartości odstające (ang. *outliers*) i przez to bardziej stabilna. Jednak zastosowanie tej metryki do obliczeń sygnałów biologicznych napotyka trudność, którą jest bardzo małe zróżnicowanie wartości *MMSE* przy stałej wartości długości sygnału

(Rys. 57 B). Należy zwrócić uwagę, że zakres zmienności wartości entropii wynosi około 0,001 (Rys. 57), gdy ten zakres w przypadku zastosowania metryki Spearmana to około 0,06, a metryki Czebyszewa około 0,08 (Rys. 57 C i D). Z Rys. 57 C i D wynika, że wykres *MMSE* z użyciem metryki kosinusowej można zredukować do wykresu dwuwymiarowego – *MMSE* jako funkcja *N*.

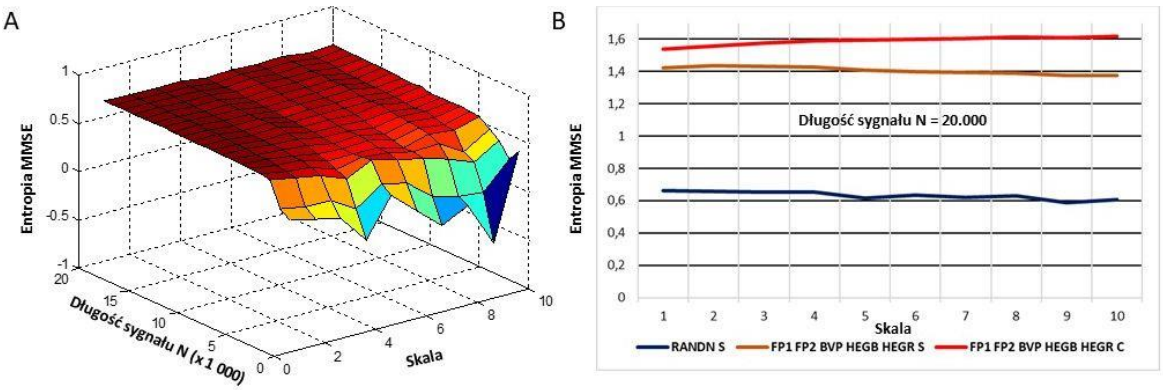


Rys. 57 Wykresy zależności *MMSE = f(Skala,N)* macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki kosinusowej A. Przekrój powierzchni przy długości sygnału *N* = 20 000 (*MMSE = f(Skala)*) B. Przekrój powierzchni przy wartościach: *Skala = 1* C i *Skala = 10* (*MMSE = f(N)*) D.

Na Rys. 58 przedstawiono powierzchnię uzyskaną wyniku obliczeń entropii MMSE sztucznego sygnału utworzonego przy wykorzystaniu generatora liczb losowych *randn*[9] o rozkładzie normalnym (ang. *normally distributed random numbers*). W rzeczywistości jest to generator liczb pseudolosowych. Każdy wiersz macierzy *5 x 20.000* generowany był oddzielnie. Rysunek przedstawia tylko wykres entropii obliczonej przy użyciu metryki Spearmana, bowiem w przypadku zastosowania metryki Czebyszewa do analizy tego samego sygnału otrzymano macierz niedefiniowalnych w MATLAB'ie wartości *(= –Inf*). Analiza przebiegu krzywych pokazanych na Rys. 58 B wskazuje, że analiza samego kształtu krzywych zależności *MMSE* jako funkcji *Skala* na płaszczyźnie może prowadzić do błędnych wniosków o nierozróżnialności tych krzywych (lub o zbliżonej do stałej wartości entropii *MMSE*). Dopiero porównanie przekrojów powierzchni z Rys. 58 A z powierzchnią z Rys. 56 A pokazuje odmienny

[9] Źródło: https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/randn.html. Dostęp: 06.11.2018.

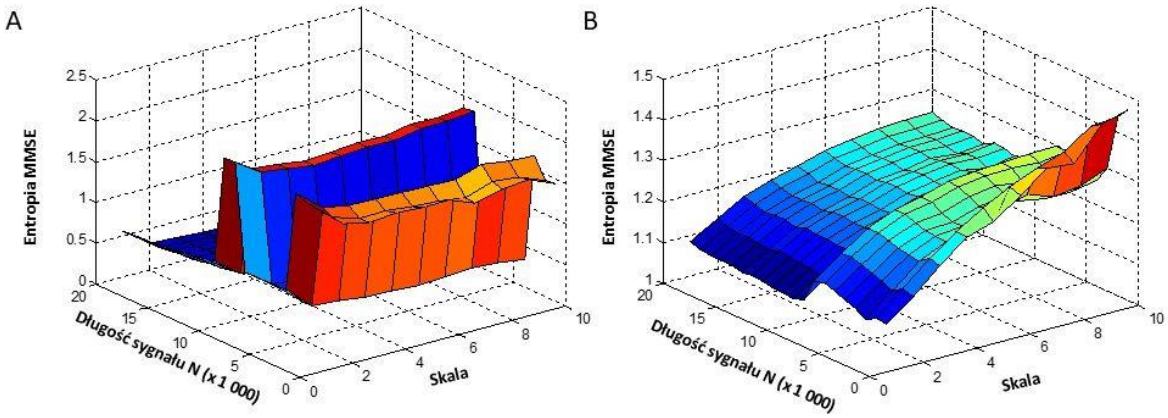
charakter tych powierzchni. *MMSE* sztucznie wygenerowanego sygnału ma też niższy zakres wartości. Wartości te są znacząco niższe od wartości entropii sygnałów uzyskanych w badaniach (maksymalna wartość *MMSE* sztucznego sygnału to *0,66*, gdy minimalna wartość entropii *MMSE* uzyskanej z obliczeń sygnałów „naturalnych" to *0,60*). Nie można natomiast obliczyć *MMSE* macierzy pięcio-wymiarowej utworzonej przy użyciu generatora liczb pseudolosowych MATLAB'a *rand*[10] (ang. *uniformly distributed random numbers*). Zarówno macierz entropii obli-czonej z użyciem metryki Spearmana jak i Czebyszewa zawiera niedefiniowalne w MATLAB'ie wartości.



Rys. 58 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)* sygnału pseudolosowego (sygnał pięciowymiarowy), obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, oraz przekroje powierzchni: z Rys. 56 C (krzywa FP1 FP2 BVP HEGB HEGR S – zastosowana metryka Spearmana) i Rys. 56 D (krzywa FP1 FP2 BVP HEGB HEGR C – zastosowana metryka Czebyszewa) wraz z przekrojem powierzchni *MMSE* (RANDN S) z Rys. 58 A. Wszystkie przekroje przy *N = 20 000* B.

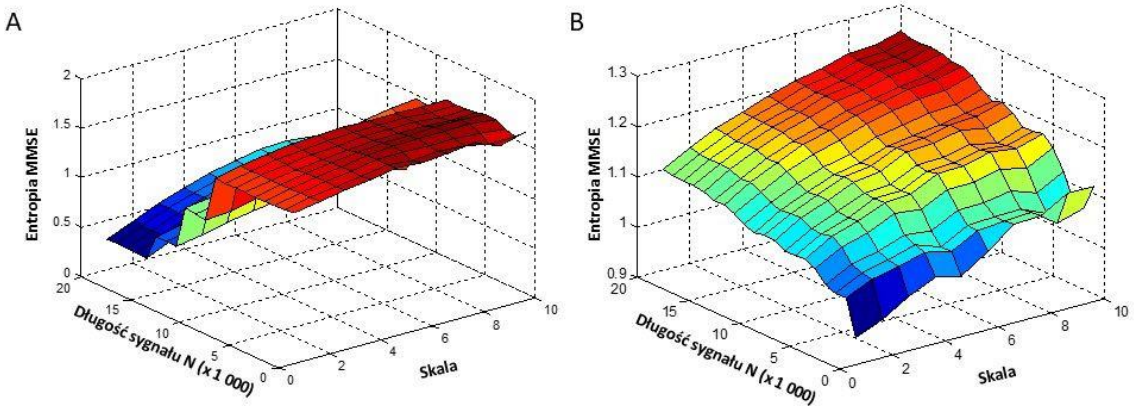
Do przetworzenia oryginalnych serii danych celem ich przetworzenia („wygładzenia" i/lub redukcji nadmiarowych danych) użyto: analizy składników głównych i analizy składowych niezależnych. Metoda PCA jest metodą statystyczną transformującą sygnał (stacjonarny proces stochastyczny) w nowy zredukowany (o mniejszej liczbie składników) przy zachowaniu najważniejszych informacji dotyczących procesu [80, 138]. Transformacja PCA zamienia dużą ilość informacji zawartej we wzajemnie skorelowanych danych wejściowych w zbiór statystycznie niezależnych składników według ich wartości. Na Rys.59 przedstawiono powierzchnie uzyskane metodą PCA z trzema składnikami głównymi.

[10] Źródło: https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/rand.html. Dostęp: 06.11.2018.



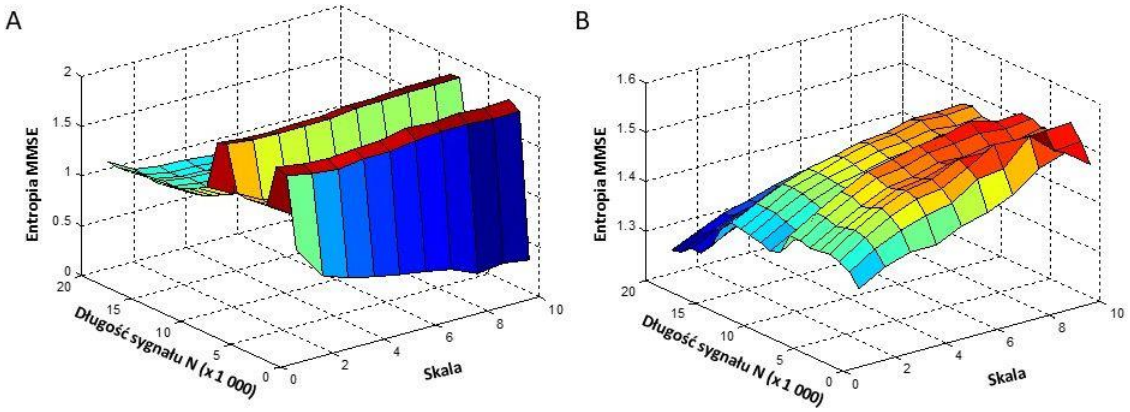
Rys. 59 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)* macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Sygnał przetworzony metodą PCA – sygnał zredukowany do trzech składników głównych.

Porównano te powierzchnie z powierzchniami uzyskanymi z obliczenia *MMSE* trzech sygnałów: FP1, BVP i HEGB (przyjęto arbitralnie, że sygnały FP2 i HEGR mogą nieść skorelowane informacje) Rys. 59. Z Rys. 59 i 60 widać, że kształt powierzchni jest odmienny.



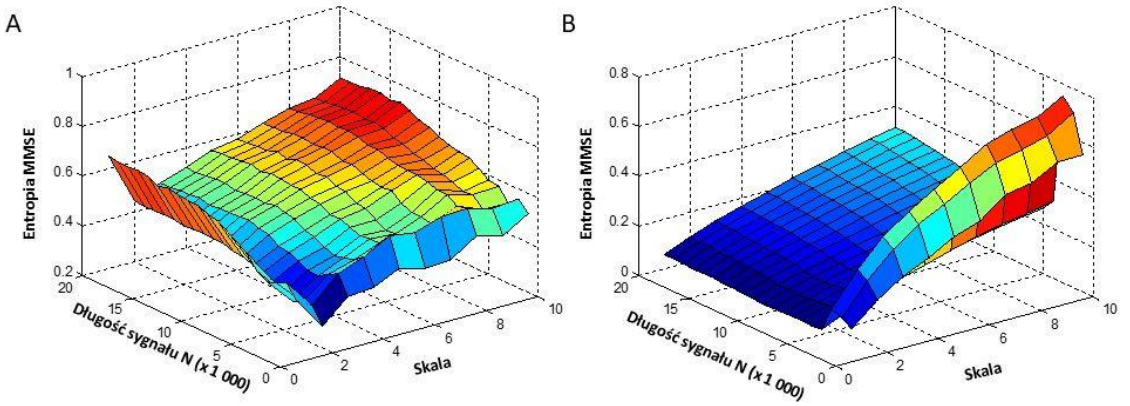
Rys. 60 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)* macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał trójwymiarowy (FP1, BVP, HEGB).

Na Rys. 61 przedstawiono powierzchnie uzyskane metodą PCA z czterema składnikami głównymi. Jeśli porównamy powierzchnie z Rys. 59 i 61 z powierzchniami z Rys. 56 A i B to widać, że kształty powierzchni są podobne. Zmniejszył się natomiast zakres zmienności *MMSE*.

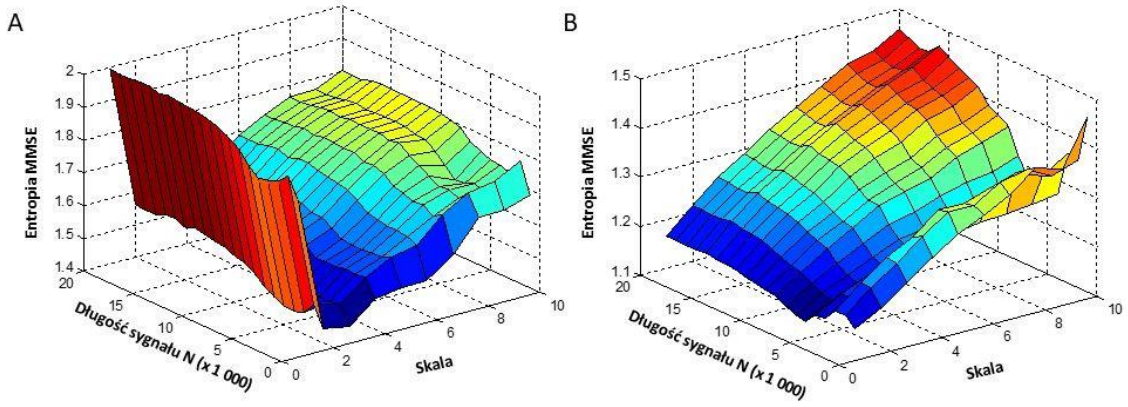


Rys. 61 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)* macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Sygnał przetworzony metodą PCA – sygnał zredukowany do czterech składników głównych.

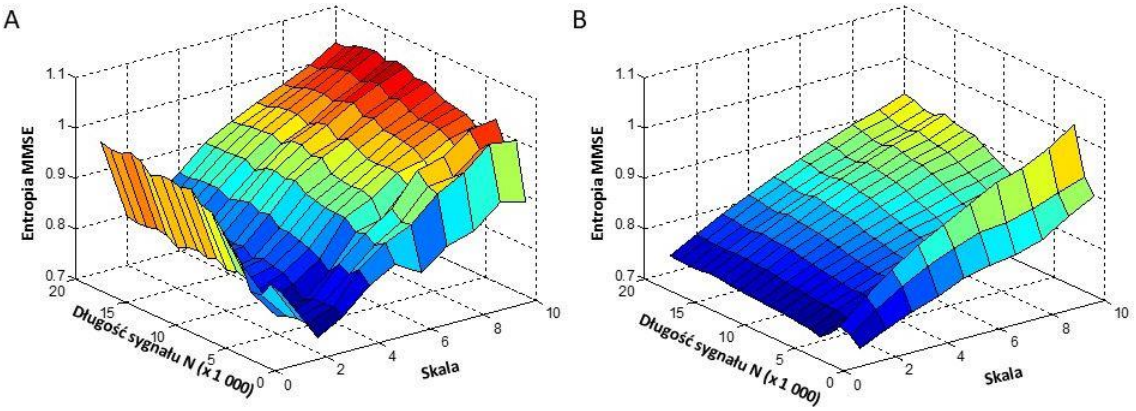
Do analizy sygnałów losowych i niegaussowskich używa się algorytmów analizy składowych niezależnych (ICA) wykorzystujących statystyki wyższych rzędów (ang. *Higher Order Statistics HOS*). Celem metody ICA [80, 139] jest wyodrębnienie z wielowymiarowego zbioru danych tak zwanych składowych niezależnych. Pozwala to na zmniejszenie wymiaru macierzy, którą poddamy procedurze obliczania *MMSE* (usunięcie danych nadmiarowych nie wnoszących istotnych informacji o macierzy sygnału) [140]. Rys. 62 do 64 pokazują, że kształt powierzchni uległ znaczącej deformacji w porównaniu do powierzchni z Rys. 56 („oryginalne" powierzchnie). Dotyczy to zwłaszcza obliczeń z użyciem metryki Spearmana. W przypadku „filtracji" pokazanej na Rys. 65, czyli gdy nie zmniejszamy wymiaru macierzy powierzchnie są podobne. W tym przypadku nie ma zysku na skróceniu czasu obliczenia *MMSE*. Analizy sygnałów wielowymiarowych metodą MMSE wymagają dużego nakładu czasu obliczeniowego. Dodatkowe stosowanie metod PCA i ICA zwiększa ten czas nie dając znaczących korzyści w jakości wyników *MMSE*.



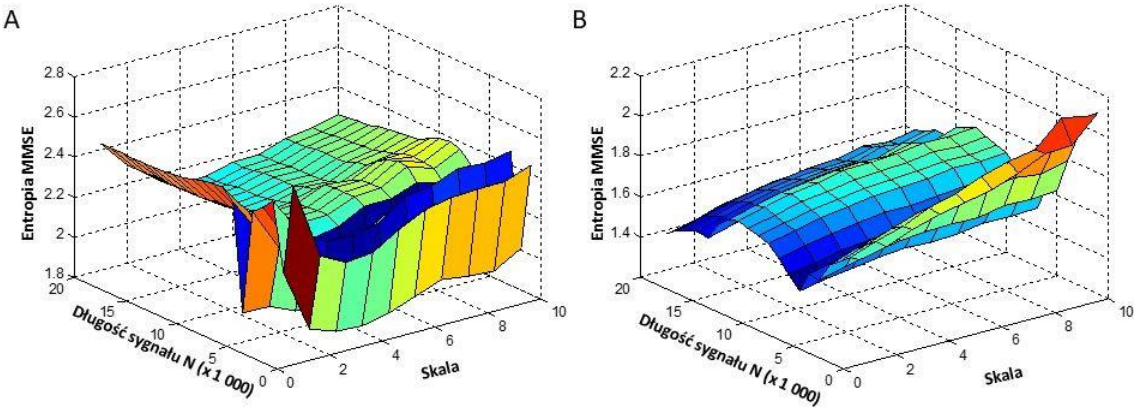
Rys. 62 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)* macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Metoda ICA: redukcja do dwóch składników głównych.



Rys. 63 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)* macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Metoda ICA: redukcja do trzech składników głównych.



Rys. 64 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)* macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Metoda ICA: redukcja do czterech składników głównych.

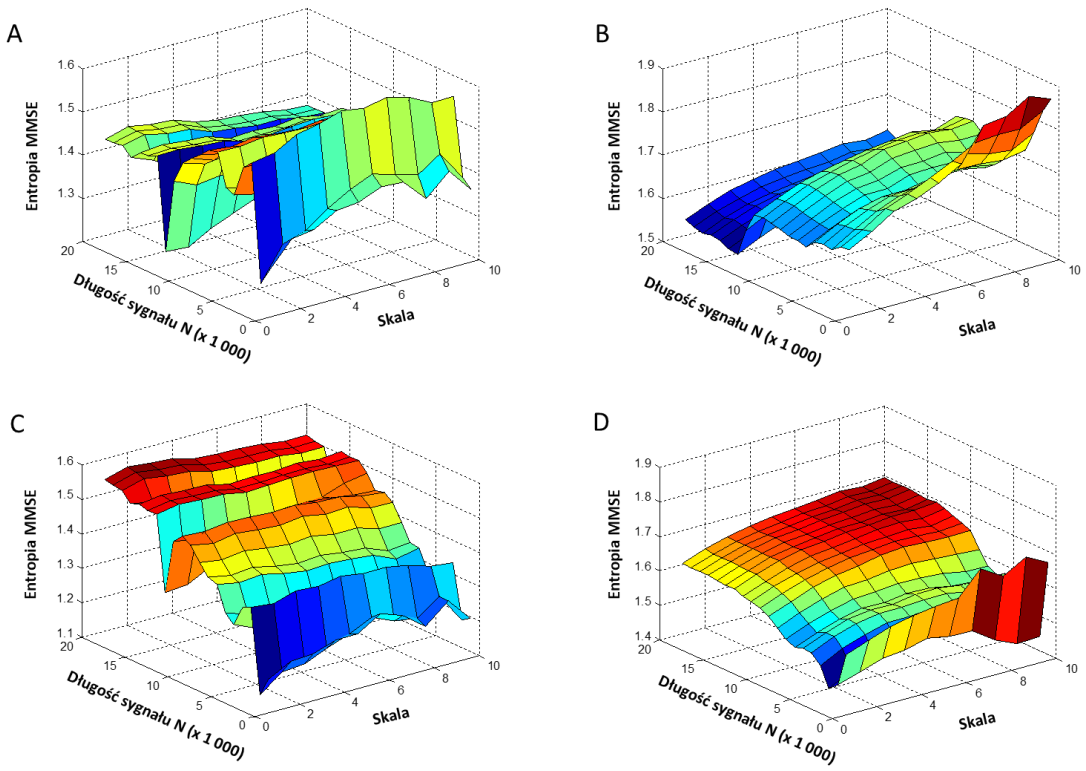


Rys. 65 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)* macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Metoda ICA: pięć składników głównych.

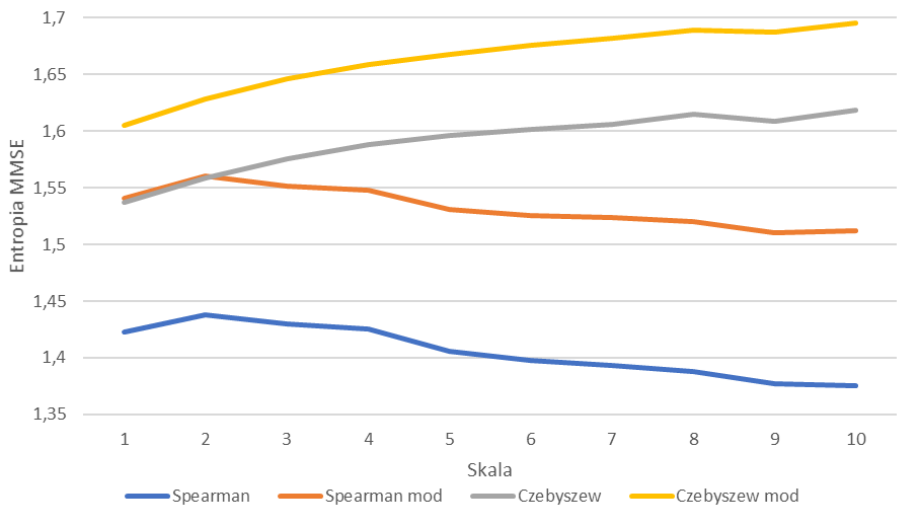
Na Rys. 66 – 69 przedstawione zostały obliczenia z użyciem takiej samej macierzy sygnałów jak poprzednio, czyli zawierającej sygnały: FP1, FP2, BVP, HEGB i HEGR. Długość sygnału $N = 20\,000$, odległość wzajemna $r = var$. Zakresy wartości *MMSE* będą przedstawiane w następujący sposób:

- zakres wartości *MMSE*, przedział od wartości minimalnej do wartości maksymalnej *MMSE* [*min ; max*],
- wartość średnia $\pm$ odchylenie standardowe wartości, $WS \pm SD$.

Na Rys. 66 A (zastosowana metryka Spearmana) i Rys. 66 B (zastosowana metryka Czebyszewa) przedstawiony są wykresy $MMSE = f(Skala, N)$ wykonane na podstawie danych pojedynczego ochotnika. Układ kolumn macierzy (wymiar macierzy *20 000 x 5*): FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR. Do tych wyników będą odnoszone pozostałe wyniki („dane referencyjne"). Na Rys. 66 C i D przedstawione są wykresy *MMSE* uzyskane dla macierzy o przestawionych kolumnach: FP1, BVP, HEGB, HEGR, FP2 (druga kolumna na „koniec" macierzy). Wartości tych *MMSE* oznaczone są jako „mod". Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy $r = var$ pojedynczego ochotnika –„macierz wyjściowa"(wykres na Rys. 66 A) wynosi: [*min ; max*] = [*1,223 ; 1,592*], wartość średnia $SW = 1{,}426 \pm 0{,}066$. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej $r = var$ (wykres na Rys. 66 B) wynosi: [*min ; max*] = [*1,511 ; 1,885*], wartość średnia $SW = 1{,}652 \pm 0{,}070$. Dla macierzy z przestawionymi kolumnami zakresy tych wartości wynoszą: *MMSE* obliczone z użyciem metryki Spearmana (Wykres na Rys. 66 C): [*min ; max*] = [*1,122 ; 1,560*], wartość średnia $SW = 1{,}403 \pm 0{,}106$, *MMSE* obliczone z użyciem metryki Czebyszewa (Wykres na Rys. 66 D): [*min ; max*] = [*1,438 ; 1,700*], wartość średnia $SW = 1{,}612 \pm 0{,}063$. Średnie różnice wyrażone w procentach (z wartości bezwzględnych) pomiędzy wartościami *MMSE* obliczonymi dla „macierzy referencyjnej" a wartościami *MMSE* obliczonymi dla macierzy o przestawionych kolumnach w przypadku obliczeń z wykorzystaniem metryki Spearmana wynosi 8,6 %, a w przypadku obliczeń z uży- ciem metryki Czebyszewa 6,3 %. Te różnice mogą wydawać się niewielkie, ale analiza kształtu powierzchni zależności $MMSE = f(Skala, N)$ (z uwzględnieniem różnic w skalowaniu osi *MMSE* pomiędzy wykresami) dla tych samych użytych metryk odległości pokazuje, że te powierzchnie różnią się od siebie zasadniczo (przy uwzględnieniu różnic w skalowaniu osi *MMSE*). Analiza wykresów (dwuwymiarowych) zależności *MMSE* jako funkcji tylko *Skala* (Rys. 67) pokazuje, że krzywe dla tych samych miar odległości są prawie identyczne i tylko równolegle przesunięte wobec siebie: krzywa *MMSE* uzyskana z obliczeń z użyciem metryki Spearmana (przekrój powierzchni z Rys. 66 A płaszczyzną $N = 20\,000$) i krzywa Spearman mod (przekrój powierzchni z Rys. 66 C płaszczyzną $N = 20\,000$) oraz krzywa Czebyszew (przekrój powierzchni z Rys. 66 B płaszczyzną $N = 20\,000$) i krzywa Czebyszew mod (przekrój powierzchni z Rys. 66 D płaszczyzną $N = 20\,000$). Wyraźne odróżnienie krzywych między sobą wynika również ze zmniejszenia skalowania osi *MMSE*. Nasuwa się wniosek, że analiza powierzchni opisanych zależnością $MMSE = f(Skala, N)$ wymagać będzie bardziej zaawansowanych metod niż obliczenie podstawowych statystyk.

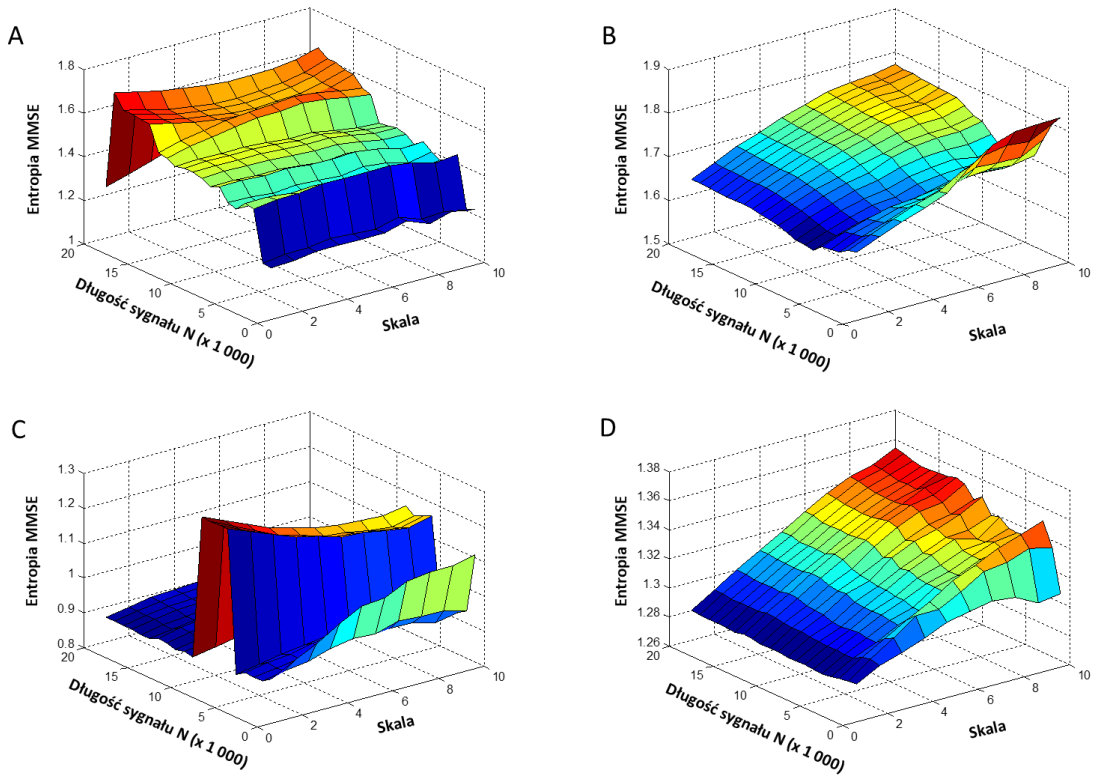


Rys. 66 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)*, długość sygnału *N* = 20 000, dane pojedynczego ochotnika. Zależności przy *r = var*: z wykorzystaniem metryki Spearmana A i C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B i D. Badanie ochotników II.



Rys. 67 Wykres zależności *MMSE = f(Skala)* dla macierzy pięciowymiarowej, długość sygnału *N* = 20 000.

Na Rys. 68 przedstawiono powierzchnie otrzymane jako zależność *MMSE = f*(*Skala, N*) dla zmodyfikowanych macierzy sygnałów pojedynczego ochotnika: kolumnę zawierającą sygnał FP1 zastąpiono kolumną zer (Rys. 68 A i B) a w drugim przypadku (Rys. 68 C i D) kolumny zawierające sygnały FP1 i FP2 zastąpione zostały kolumnami zer.

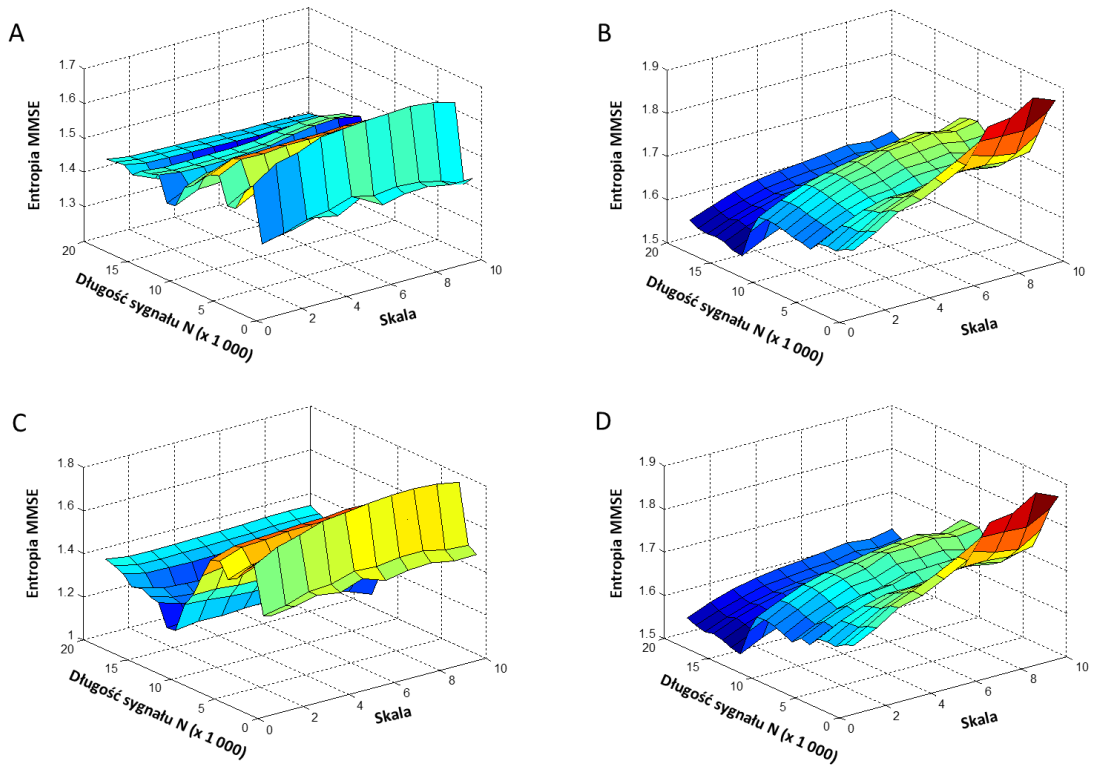


Rys. 68 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)*, długość sygnału N = 20 000, dane pojedynczego ochotnika. Zależności przy *r = var*: z wykorzystaniem metryki Spearmana A i C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B i D. Badanie ochotników II.

Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = var* pojedynczego ochotnika w przypadku zastąpienia w macierzy sygnałów kolumny FP1 kolumną zer (wykres na Rys. 68 A) wynosi: [*min ; max*] = [*1,200 ; 1,685*], wartość średnia *SW = 1,463 ± 0,107*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r =var* (wykres na Rys. 68 B) wynosi: [*min ; max*] = [*1,618 ; 1,824*], wartość średnia *SW = 1,704 ± 0,042*. Dla macierzy z kolumnami FP1 i FP2 zastąpionymi kolumnami zer zakresy tych wartości wynoszą: *MMSE* obliczone z użyciem metryki Spearmana (Wykres na Rys. 68 C): [*min ; max*] = [*0,865 ; 1,285*], wartość średnia *SW* = 0,966 ± 0,119, *MMSE* obliczone z użyciem metryki Czebyszewa (Wykres na Rys. 68 D): [*min ; max*] = [*1,287 ; 1,354*], wartość średnia *SW = 1,319 ± 0,019*. Na Rys. 69 przedstawione są wykresy zależności *MMSE = f(Skala,N)* macierzy , w których ostatnia kolumna (sygnał HEG R) zastąpiona został kolumną zer (Rys. 69 A i B) oraz wykresy *MMSE = f(Skala, N)* obliczonego gdy pierwsza kolumna (sygnał FP1) zastąpiona została kolumną, w której wszystkie komórki równe są 0,5 (Rys. 69 C i D). Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = var* pojedynczego ochotnika w przypadku zastąpienia w macierzy sygnałów kolumny HEG R kolumną zer (wykres na Rys. 69 A) wynosi: [*min ; max*] = [*1,289 ; 1,644*], wartość średnia *SW = 1,461 ± 0,067*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = var* (wykres na Rys. 69 B) wynosi: [*min ; max*] = [*1,536 ; 1,885*], wartość średnia *SW* = 1,660 ± 0,069. Dla macierzy z kolumną FP1 zastąpioną kolumną komórek o

wartościach *0,5* zakresy tych wartości wynoszą: *MMSE* obliczone z użyciem metryki Spearmana (Wykres na Rys. 69 C): [*min ; max*] = [1,058 ; 1,787], wartość średnia *SW* =1,401 ±0,177, *MMSE* obliczone z użyciem metryki Czebyszewa (Wykres na Rys. 69 D): [*min ; max*] = [1,505 ; 1,885], wartość średnia *SW* = 1,646 ± 0,071.

Wykresy *MMSE = f(Skala,N)* uzyskane z użyciem metryki Czebyszewa umieszczone na Rys. 66 B i Rys. 69 B i D nie różnią się. Wykresy *MMSE* uzyskane z użyciem metryki Spearmana wykazują większe zróżnicowanie. W przypadku macierzy sygnałów FP1, FP2, BVP, HEG B i HEG R pojawienie się kolumny stałych wartości świadczy o błędnej rejestracji sygnału. Wykresy oraz wartości statystyczne różnią się znacznie dopiero w przypadku, gdy trzy kolumny zawierają same zera. Podobne wartości *MMSE* pojawiają się gdy te same kolumny zastąpimy kolumnami jedynek („symetria" dla skrajnych wartości amplitudy sygnału, amplituda sygnału normalizowana była do przedziału [0 ; 1]). W przypadku trzech kolumn zer lub jedynek wartości *MMSE* są praktycznie identyczne. Analiza powyższych przypadków pokazuje, że tych wykresów nie można porównywać w sposób uproszczony (analiza wizualna). W praktyce może to wystąpić w przypadku sygnału wolnozmiennego lub przyjmującego na przykład tylko dwie wartości. Takim sygnałem jest nasycenie krwi obwodowej tlenem SpO_2: może przyjmować na przykład jedną wartość – 99 % a po przeskalowaniu jest to wartość 1 (czyli macierz - wektor samych jedynek). Należy też pamiętać, że macierz (wektor) na przykład: dwóch wartości SpO_2: 98,5 % i 99 % jest po normalizacji macierzą zawierającą tylko 0 i 1. Również w przypadku innych dwóch wartości na przykład: 88,5 % i 99 % też po normalizacji otrzymamy macierz zer i jedynek.



Rys. 69 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)*, długość sygnału *N* = 20 000, dane pojedynczego ochotnika. Zależności przy *r = var*: z wykorzystaniem metryki Spearmana A i C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B i D. Badanie ochotników II.

1.7 Wyniki obliczeń dla grup badanych

W obliczeniach przyjmowano zawsze: *m = 2*, *τ = 1*, a *Skala* zmienia się od *1* do *10*. Oszacowanie wzajemnej odległości między punktami *r = 0,15SD* (*SD* to odchylenie standardowe amplitudy sygnału obliczane jako maksymalna wartość z wektorów składowych macierzy). Długość sygnału dobierana była z uwzględnieniem możliwości obliczeniowych używanego komputera klasy PC wyposażonego w procesor Intel Core i7 - 5960X, 64 GB RAM, karta graficzna AMD Radeon R7 370. Częstotliwość próbkowania wynosi 32 sps (czyli 32 Hz). Oznaczenia kolorów na wykresach: barwy zimne oznaczają niższe wartości, a barwy ciepłe wyższe. Zakresy wartości *MMSE* będą przedstawiane w następujący sposób (tak jak w przypadku symulacji z zamianą kolumn lub wstawianiem kolumn o stałych wartościach):

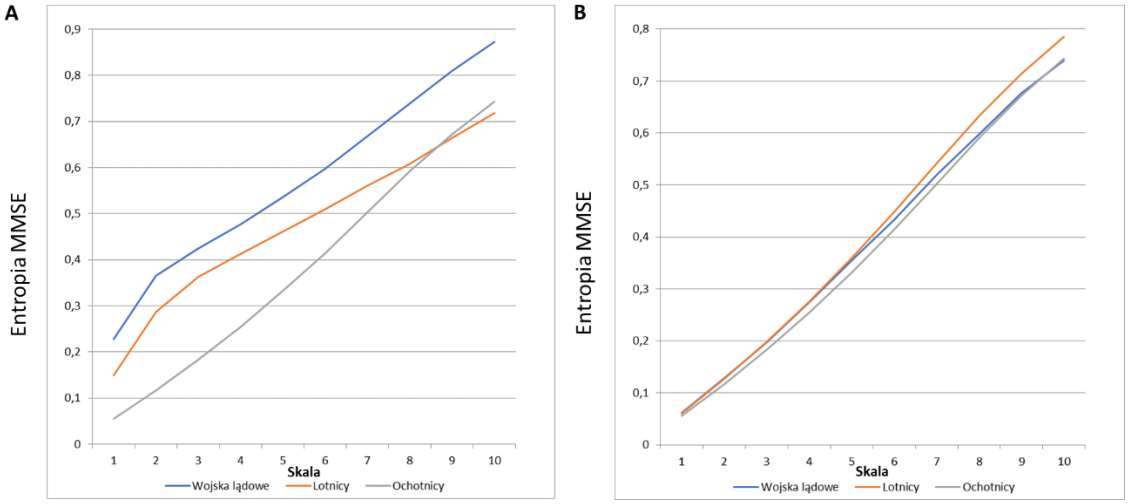
- zakres wartości *MMSE*, przedział od wartości minimalnej do wartości maksymalnej *MMSE* [*min ; max*],
- wartość średnia $\pm$ odchylenie standardowe wartości, *WS* $\pm$ *SD*.

1.7.1 Entropia jednowymiarowych macierzy sygnału

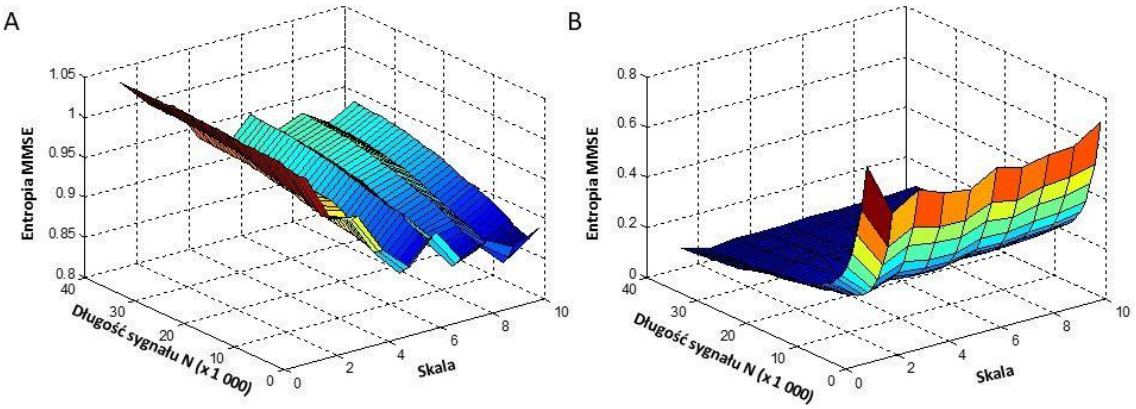
Rys. 70 przedstawia zależności *MSE* od *Skala* obliczonej dla trzech grup badanych: żołnierzy wojsk lądowych, lotników (piloci i technicy pokładowi) i ochotników. Rys. 70 A przedstawia zależność wielkości entropii w funkcji *Skala* obliczonej dla sygnału częstości oddychania (RSP) a Rys. 70 B tą samą zależność dla rytmu serca (BVP). Zależność RSP w grupie żołnierzy wojsk lądowych wyraźnie odbiega od tych samych zależności odnoszących się do lotników i ochotników. Wynika to z faktu,

że żołnierzy ci są specjalnie szkoleni w kontrolowaniu własnego oddechu. Rysunki te mają za zadanie zobrazować różnice pomiędzy krzywymi i nie zostały przedstawione jako zależność entropii MMSE w funkcji *Skala* i *N* (długość sygnału) bowiem taki wykres jest nieczytelny.

Rys. 71 – 77 przedstawiają zależności *MMSE* pojedynczych sygnałów jako funkcję *Skala* i *N*. Na Rys. 71 – 75 długość sygnału *N = 38 000* (Badanie ochotników II), a na Rys. 76 – 77 *N = 12 000* (Badanie ochotników I). Wartości na wykresach to wartości średnie z całego badania. Przyjęto *r = 0,15SD* (*SD* odchylenie standardowe maksymalna wartość obliczana z pojedynczych sygnałów).

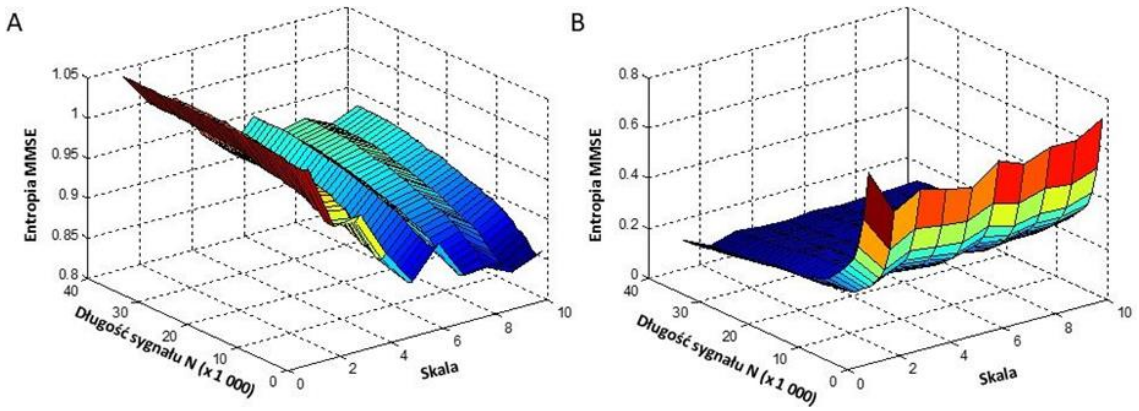


Rys. 70 Wykres uśrednionych wartości *MMMSE = f(Skala)* sygnałów jednowymiarowych: RSP A i BVP B, zastosowano metrykę Czebyszewa.



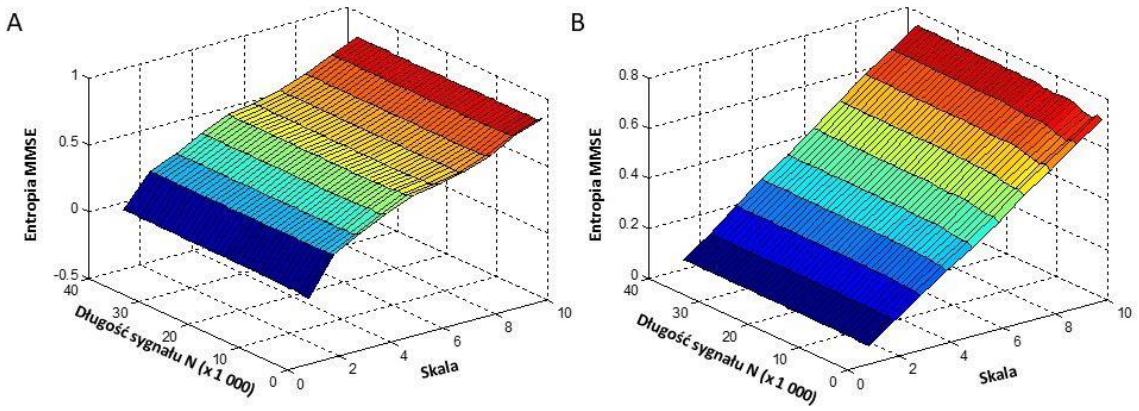
Rys. 71 Wykres uśrednionych wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału jednowymiarowego FP1, obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Badanie ochotników II.

Zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* pojedynczego sygnału FP1 (wykres na Rys. 71 A) wynosi: [*min ; max*] = [*0,059 ; 1,142*], wartość średnia *SW = 0,939 ± 0,048*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* (wykres na Rys. 71 B) wynosi: [*min ; max*] = [*0,004 ; 2,202*], wartość średnia *SW = 0,174 ± 0,113*.

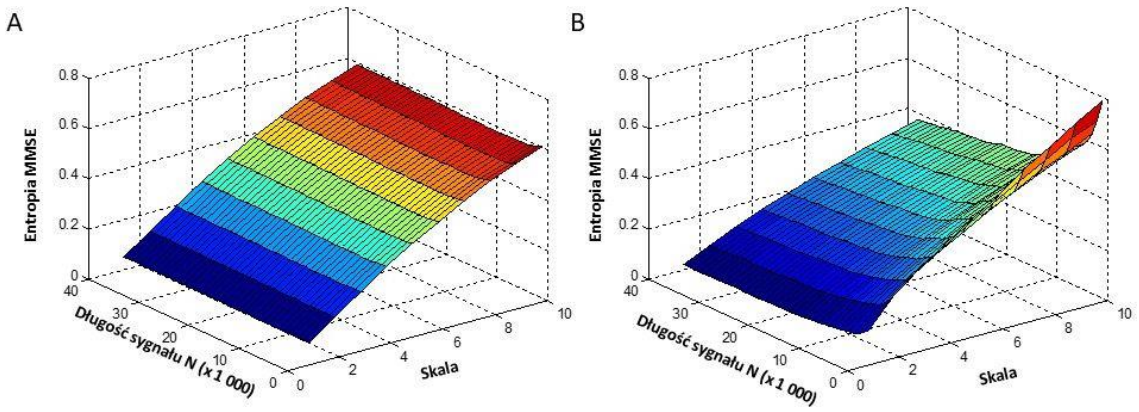


Rys. 72 Wykresy uśrednionych wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału jednowymiarowego FP2, obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Badanie ochotników II.

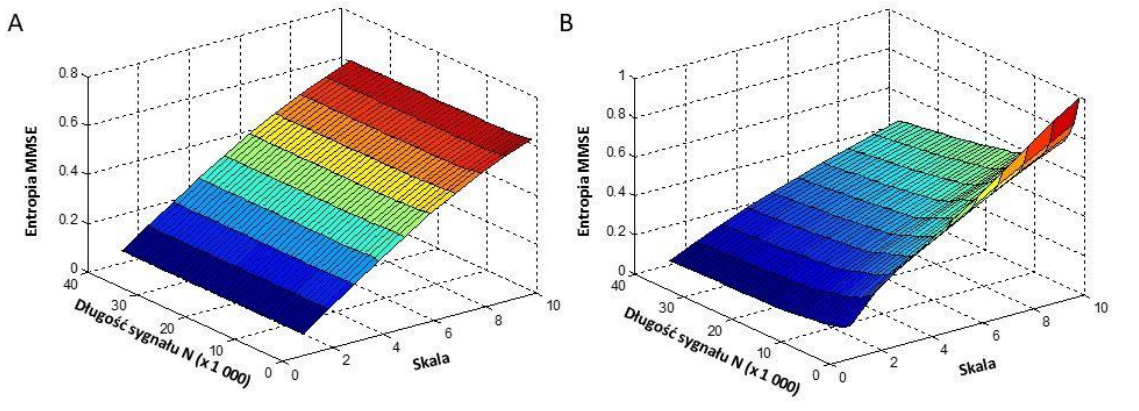
Zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* pojedynczego sygnału FP2 (wykres na Rys. 72 A) wynosi: [*min ; max*] = [*0,188 ; 1,152*], wartość średnia *SW = 0,940 ± 0,052*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* (wykres na Rys. 72 B) wynosi: [*min ; max*] = [*0,069 ; 1,936*], wartość średnia *SW = 0,197 ± 0,105*. Należy zauważyć, że kształt powierzchni *MMSE = f*(*Skala,N*) uzyskanych z użyciem tych samych metryk odległości są praktycznie nierozróżnialne (Rys. 67 A i Rys. 68 A, Rys. 67 B i Rys. 68 B). Zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* pojedynczego sygnału BVP (wykres na Rys. 73 A) wynosi: [*min ; max*] = [***-0,693*** *; 1,243*], wartość średnia *SW = 0,476 ± 0,234*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* (wykres na Rys. 73 B) wynosi: [*min ; max*] = [*0,000 ; 1,850*], wartość średnia *SW = 0,406 ± 0,216*. Należy zauważyć, że zakres wartości *MMSE* uzyskanych w obliczeniach z zastosowaniem metryki Spearmana zaczyna się od wartości ujemnej (zaznaczony pogrubioną czcionką). Świadczy to o tym, że ta metryka jest gorsza od metryki Czebyszewa w obliczeniach entropii macierzy jednowymiarowych. Zakres uśrednionych wartości MMSE obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* pojedynczego sygnału HEGB (wykres na Rys. 74 A) wynosi: [*min ; max*] = [*0,033 ; 1,093*], wartość średnia *SW = 0,363 ± 0,165*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* (wykres na Rys. 74 B) wynosi: [*min ; max*] = [*0,000 ; 1,928*], wartość średnia *SW = 0,284 ± 0,141*. Zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* pojedynczego sygnału HEGR (wykres na Rys. 75 A) wynosi: [*min ; max*] = [*0,028 ; 1,076*], wartość średnia *SW = 0,369 ± 0,171*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej r = idem (wykres na Rys. 75 B) wynosi:
[min ; max] = [0,001 ; 2,457], wartość średnia SW = 0,348 ± 0,174.



Rys. 73 Wykresy uśrednionych wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału jednowymiarowego BVP, obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Badanie ochotników II.



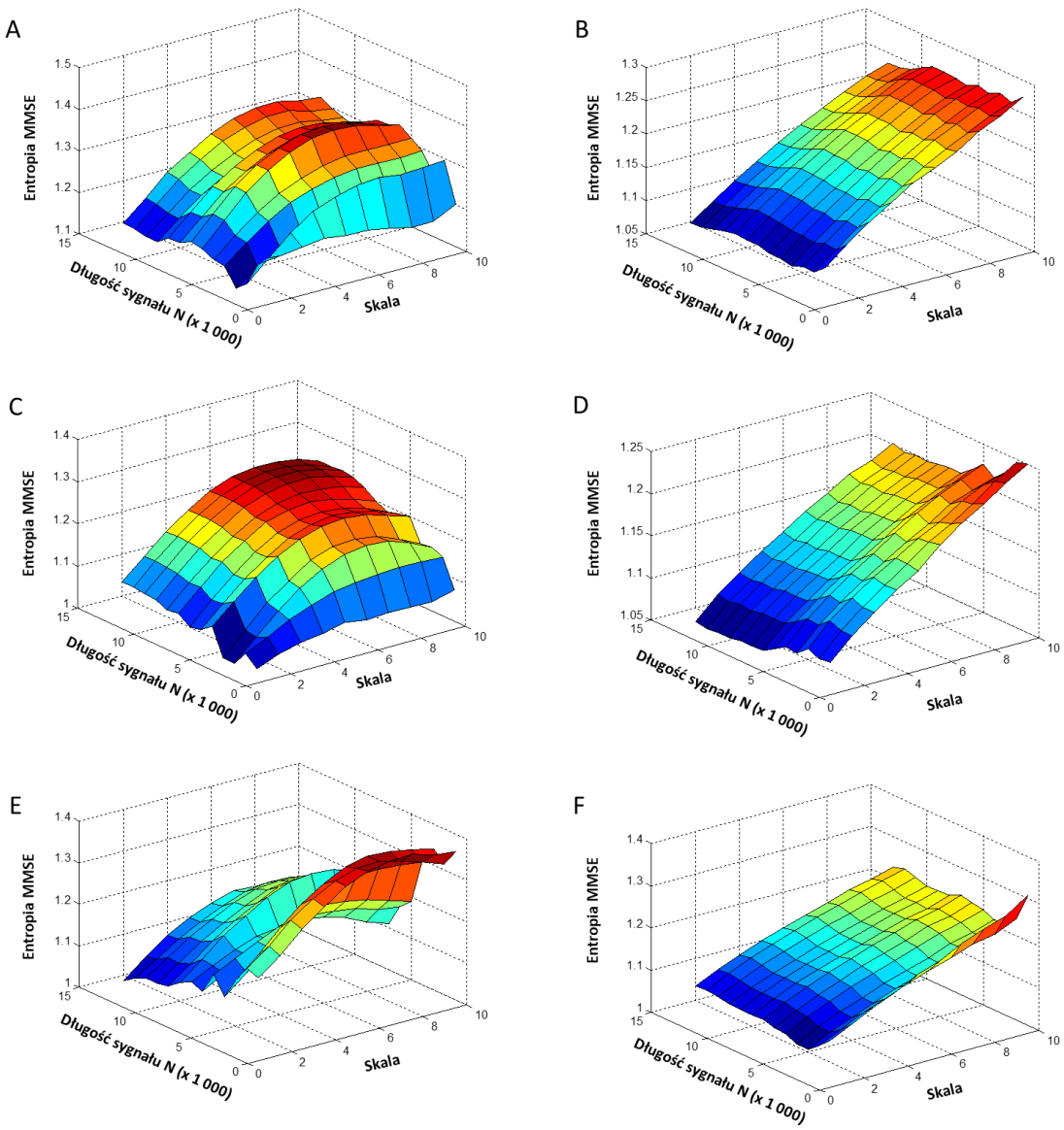
Rys. 74 Wykresy uśrednionych wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału jednowymiarowego HEGB, obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Badanie ochotników II.



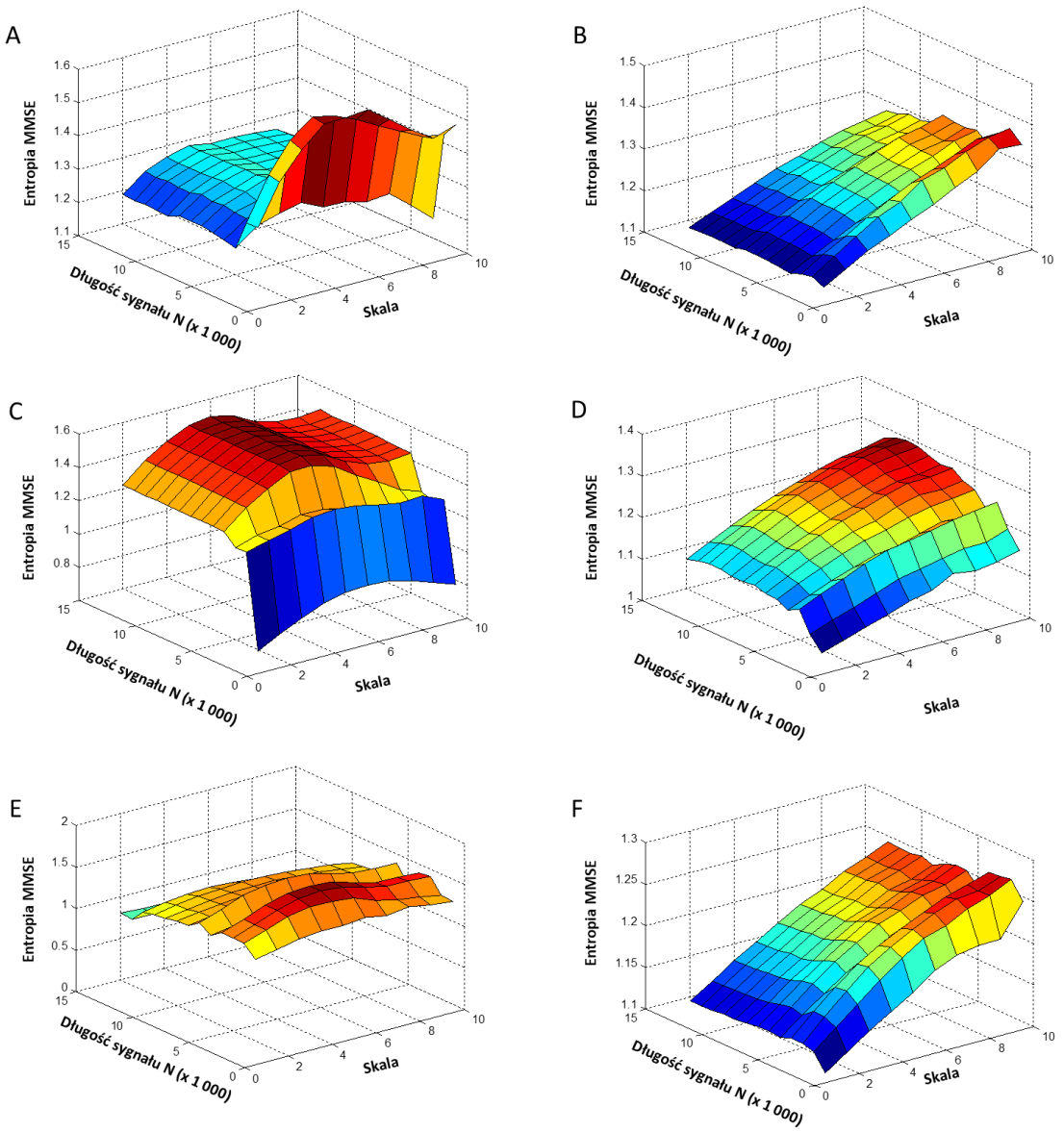
Rys. 75 Wykresy uśrednionych wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału jednowymiarowego HEGR, obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Badanie ochotników II.

Rys. 73 – 75 pokazują, że dla większości przypadków powierzchnie *MMSE* są mało zróżnicowane a analiza *MMSE* tylko w funkcji *Skala* lub *N* nie dostarczyłaby wielu informacji na temat zmienności sygnałów. Zależności te można dobrze przybliżyć płaszczyzną (Rys. 73 B, Rys. 74 A i Rys. 75 A).

Rys. 76 obrazuje zależność średniej wartości *MMSE* sygnału jedno-wymiarowego BVP dla trzech pomiarów w Badaniu ochotników I (odpowiednio 1 pomiar A i B, 2 pomiar C i D, trzeci pomiar E i F). Rysunek ten pokazuje, że uśrednione wyniki uzyskane z zastosowaniem metryki Czebyszewa są stabilne i mało zróżnicowane i jest to zgodne z warunkami badania: badany nie wykonuje zadań związanych z obciążeniem fizycznym. Stąd zmiany pulsu pomiędzy badaniami nie powinny być i nie były duże. Na Rys. 76 i 77 przedstawione są wykresy zależności $MMSE = f(Skala,N)$ uzyskanych w Badaniu ochotników I składającym się z trzech sesji pomiarowych (długość sygnału $N = 13\,000$, maksymalnej wspólnej długości sygnału dla wszystkich badanych i trzech sesji). Zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy $r = var$ pojedynczego sygnału BVP sesja pomiarowa 1 (wykres na Rys. 76 A) wynosi: $[min\ ;\ max] = [0{,}482\ ;\ 1{,}618]$, wartość średnia $SW = 1{,}274 \pm 0{,}063$. Dla drugiej sesji pomiarowej (wykres Rys. 76 C) $[min\ ;\ max] = [0{,}383\ ;\ 1{,}649]$, wartość średnia $SW = 1{,}135 \pm 0{,}059$, a dla trzeciej sesji pomiarowej (wykres Rys. 76 E) zakres ten zawiera się w przedziale $[min\ ;\ max] = [0{,}477\ ;\ 1{,}636]$, wartość średnia $SW = 1{,}190 \pm 0{,}075$. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie wyznaczania odległości wzajemnej $r = var$ dla pierwszej sesji pomiarowej (wykres na Rys. 76 B) wynosi: $[min\ ;\ max] = [0{,}906\ ;\ 1{,}563]$, wartość średnia $SW = 1{,}181 \pm 0{,}174$. Dla drugiej sesji pomiarowej (wykres Rys. 76 D) $[min\ ;\ max] = [0{,}828\ ;\ 1{,}651]$, wartość średnia $SW = 1{,}155 \pm 0{,}049$, a dla trzeciej sesji pomiarowej (wykres Rys. 76 F) zakres ten zawiera się w przedziale $[min\ ;\ max] = [0{,}441\ ;\ 1{,}519]$,wartość średnia $SW = 1{,}156 \pm 0{,}054$. Analiza kształtu powierzchni uzyskanych z użyciem tej samej metryki odległości wykazuje ich małe zróżnicowanie a wartości statystyk różnią się w niewielkim stopniu. Wykresy uzyskane w wyniku obliczeń entropii macierzy BVP pojedynczego ochotnika pokazują większe zróżnicowanie powierzchni uzyskanych przy użyciu metryki Spearmana (Rys. 77 A, C i E). W przypadku użycia metryki Czebyszewa różnice te są mniejsze (Rys. 77 B, D i F). Świadczy to o tym, że zastosowanie metryki Spearmana do macierzy jednowymiarowych (wektorów) nie daje dobrych efektów. Potwierdza to również fakt, że MATLAB podczas obliczeń *MMSE* sygnalizuje problemy z poprawnym wykonaniem procedury. Wynika to wprost z faktu, że metryka Spearmana wykorzystuje obliczanie korelacji, a w tym przypadku autokorelacji.



Rys. 76 Wykresy uśrednionych wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału jednowymiarowego BVP, *r = var*, obliczenia z użyciem metryki Spearmana: 1 pomiar A, 2 pomiar C, 3 pomiar E. Obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa: 1 pomiar B, 2 pomiar D, 3 pomiar F. Badanie ochotników I.

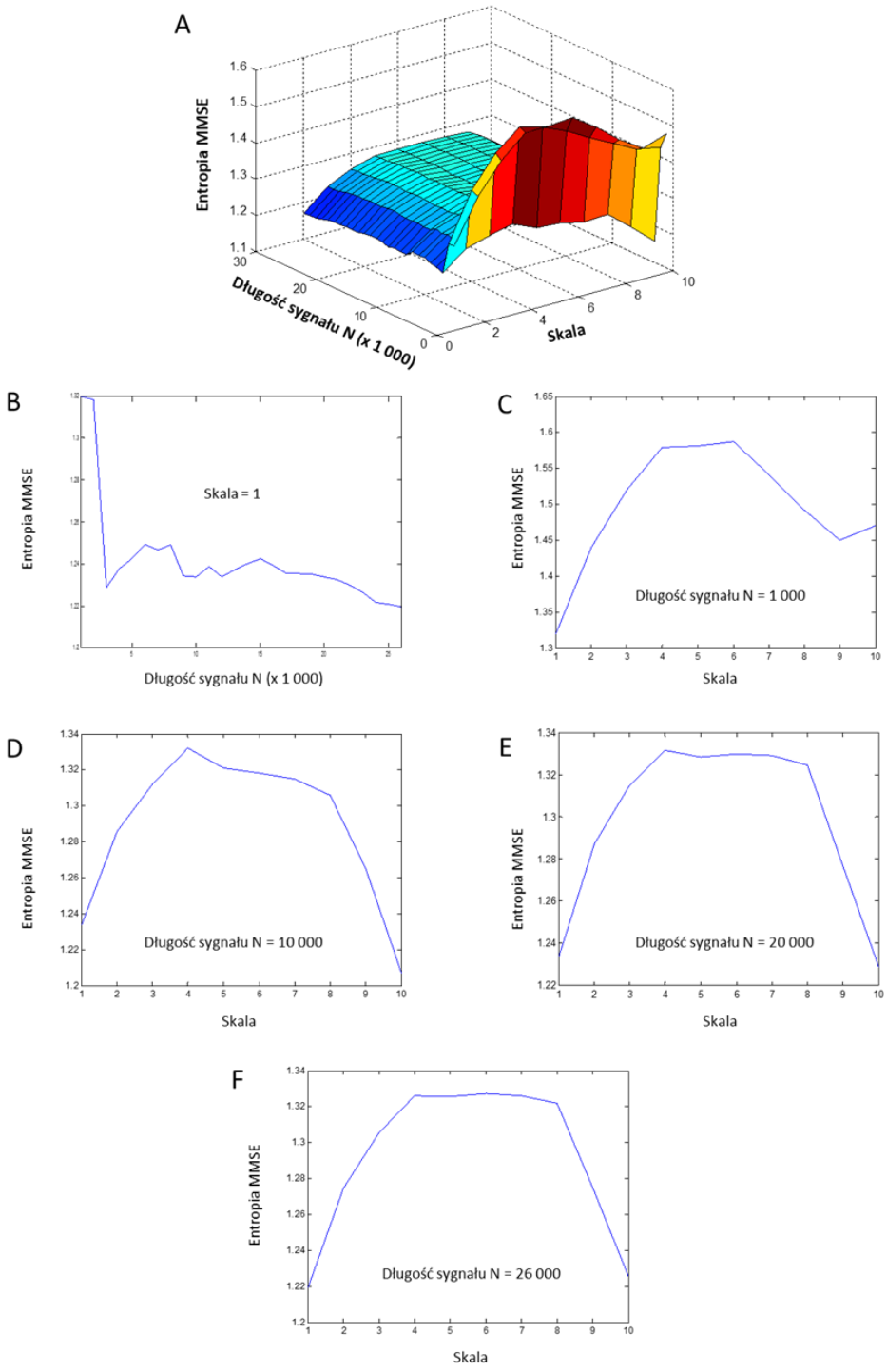


Rys. 77 Wykresy wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału jednowymiarowego BVP pojedynczego badanego, obliczenia z użyciem metryki Spearmana: 1 pomiar A, 2 pomiar C, 3 pomiar E. Obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa: 1 pomiar B, 2 pomiar D, 3 pomiar F. Badanie ochotników I.

Na Rys. 78 celem lepszej wizualizacji pokazano również przekroje powierzchni *MMSE* płaszczyznami równoległymi do płaszczyzny wyznaczonej osiami:

- Entropia *MMSE* i Długość sygnału *N* (*x 1 000*) Rys. 78 A, wartość *Skala = 1*,
- Entropia *MMSE* i *Skala* Rys. 78 C, D, E i F, wartości *N = 1 000*, *10 000*, *20 000* i *26 000*.

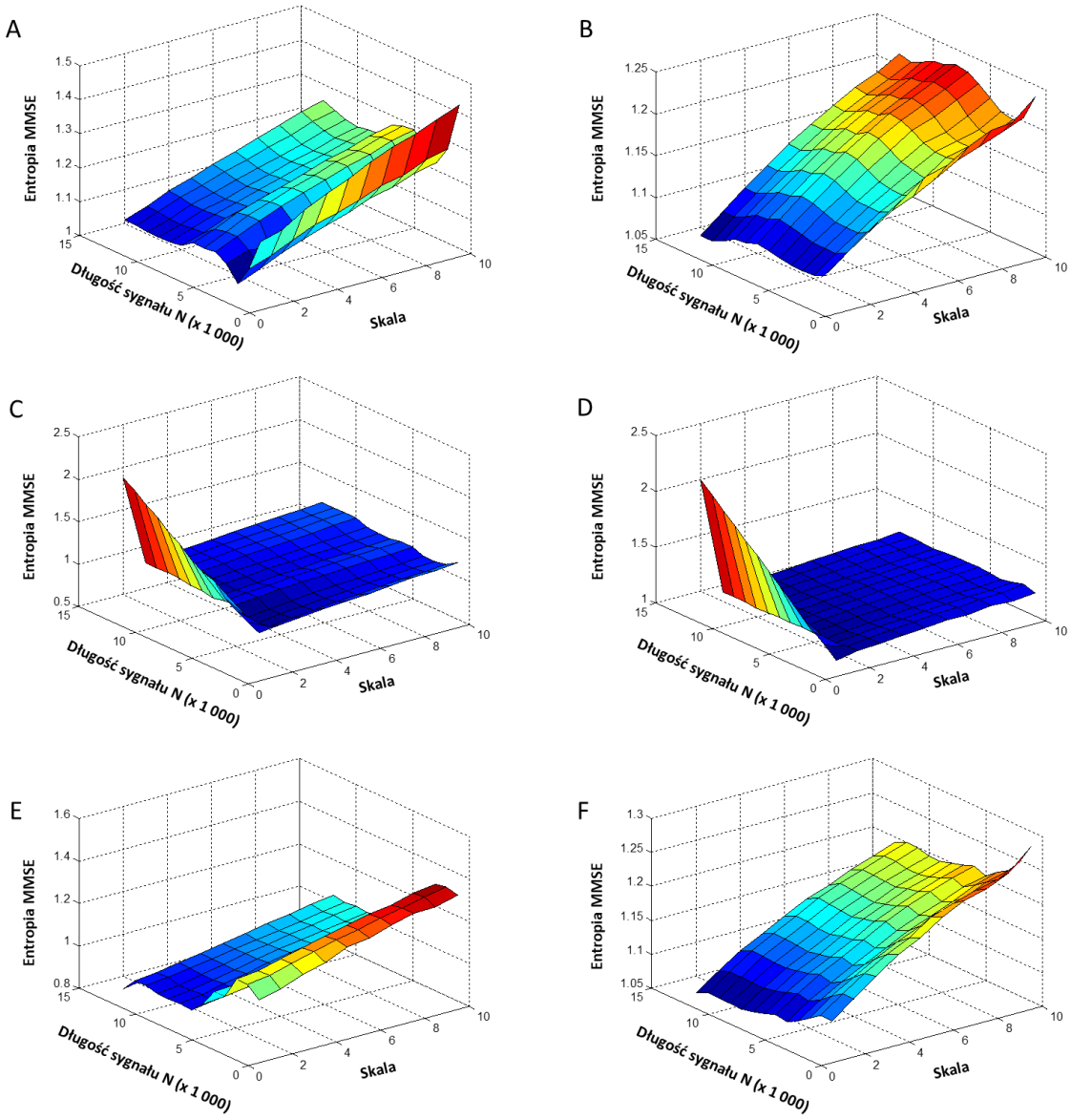
Należy zwrócić uwagę na to, że skalowanie osi *MMSE* jest różne. Celem łatwiejszego porównania wykresów na Rys. 77 z wykresami na Rys. 76 zmniejszono zakres długości sygnału *N* do *13 000* tak jak wynosi ten zakres na Rys. 76 przedstawiającym uśrednione wartości *MMSE* liczone przy największej wspólnej długości sygnału *N = 13 000*. Przy obliczeniach i porównaniach wartości entropii zawsze należy pamiętać o tym, że wartość entropii zależna jest od długości sygnału.



Rys. 78 Wykres wartości *MMSE* sygnału BVP (z Rys. 77 A). Wykres *MMSE = f(Skala,N)* A. Przekroje powierzchni: *MMSE = f(N)* przy *Skala = 1* B, *MMSE =f(Skala)* przy stałej długości sygnału *N = 1 000* C, *N = 10 000* D, *N = 20 000* E i *N = 26 000* F. Zastosowana metryka Spearmana. Czas wykonania obliczeń *t = 831 s*.

Na Rys. 79 i 80 przedstawione są wykresy zależności *MMSE = f(Skala,N)* sygnału EKG uzyskanych w Badaniu ochotników I składającym się z trzech sesji pomiarowych (długość sygnału *N = 13 000*, maksymalnej wspólnej długości sygnału dla wszystkich badanych i trzech sesji). Zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z

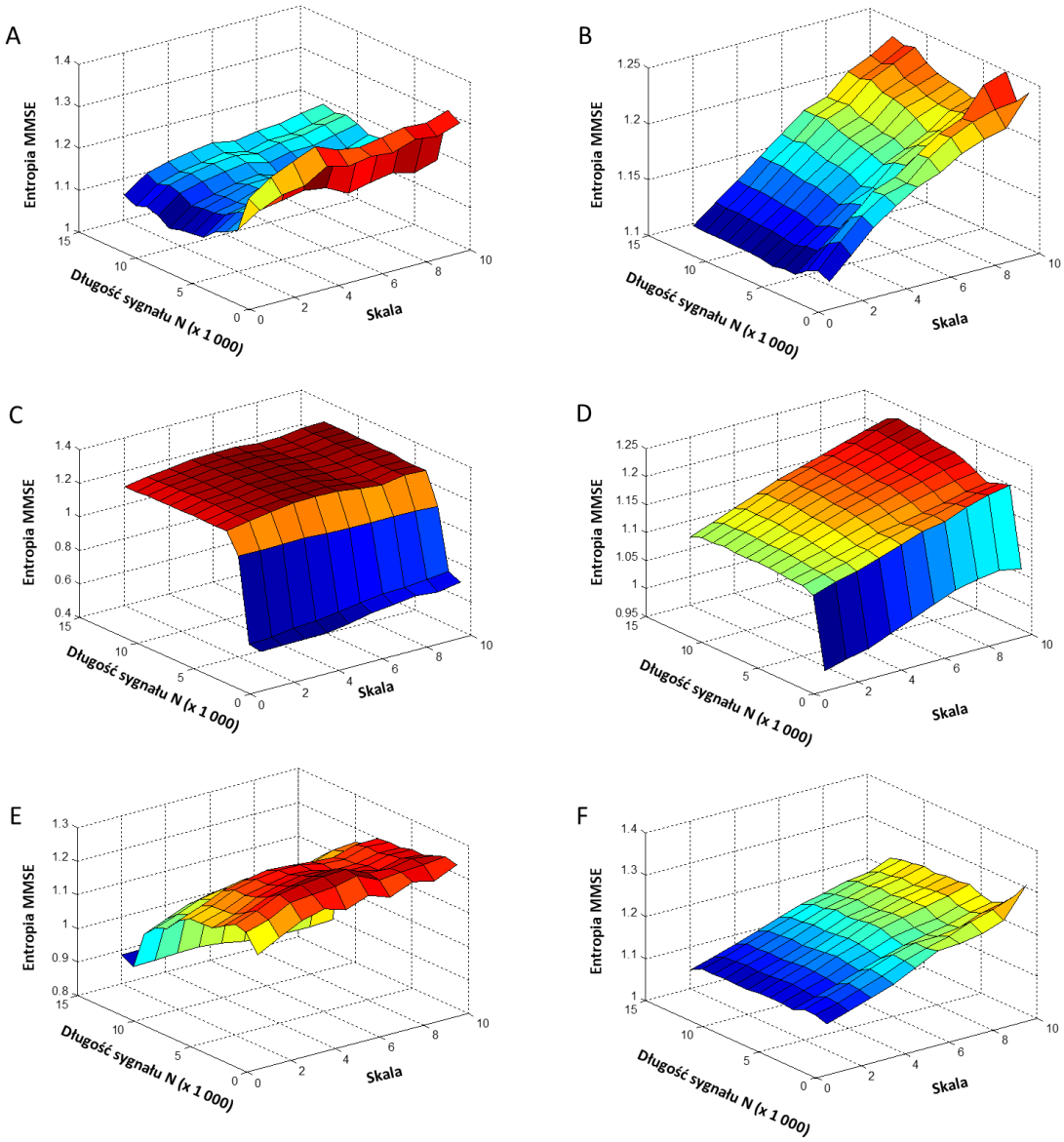
użyciem metryki Spearmana przy *r = var* pojedynczego sygnału EKG sesja pomiarowa pierwsza (wykres na Rys. 79 A) wynosi: [*min ; max*] = [*0,492 ; 1,723*], wartość średnia *SW = 1,177 ± 0,075*. Dla drugiej sesji pomiarowej (wykres Rys. 79 C) [*min ; max*] = [*0,472 ; 1,604*], wartość średnia *SW = 1,046 ± 0,059*, a dla trzeciej sesji pomiarowej (wykres Rys. 79 E) zakres ten zawiera się w przedziale [*min ; max*] = [*0,396 ; 1,722*], wartość średnia *SW = 1,019 ± 0,125*.



Rys. 79 Wykresy uśrednionej wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału jednowymiarowego EKG, obliczenia z użyciem metryki Spearmana: 1 pomiar A, 2 pomiar C, 3 pomiar E. Obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa: 1 pomiar B, 2 pomiar D, 3 pomiar F. Badanie ochotników I.

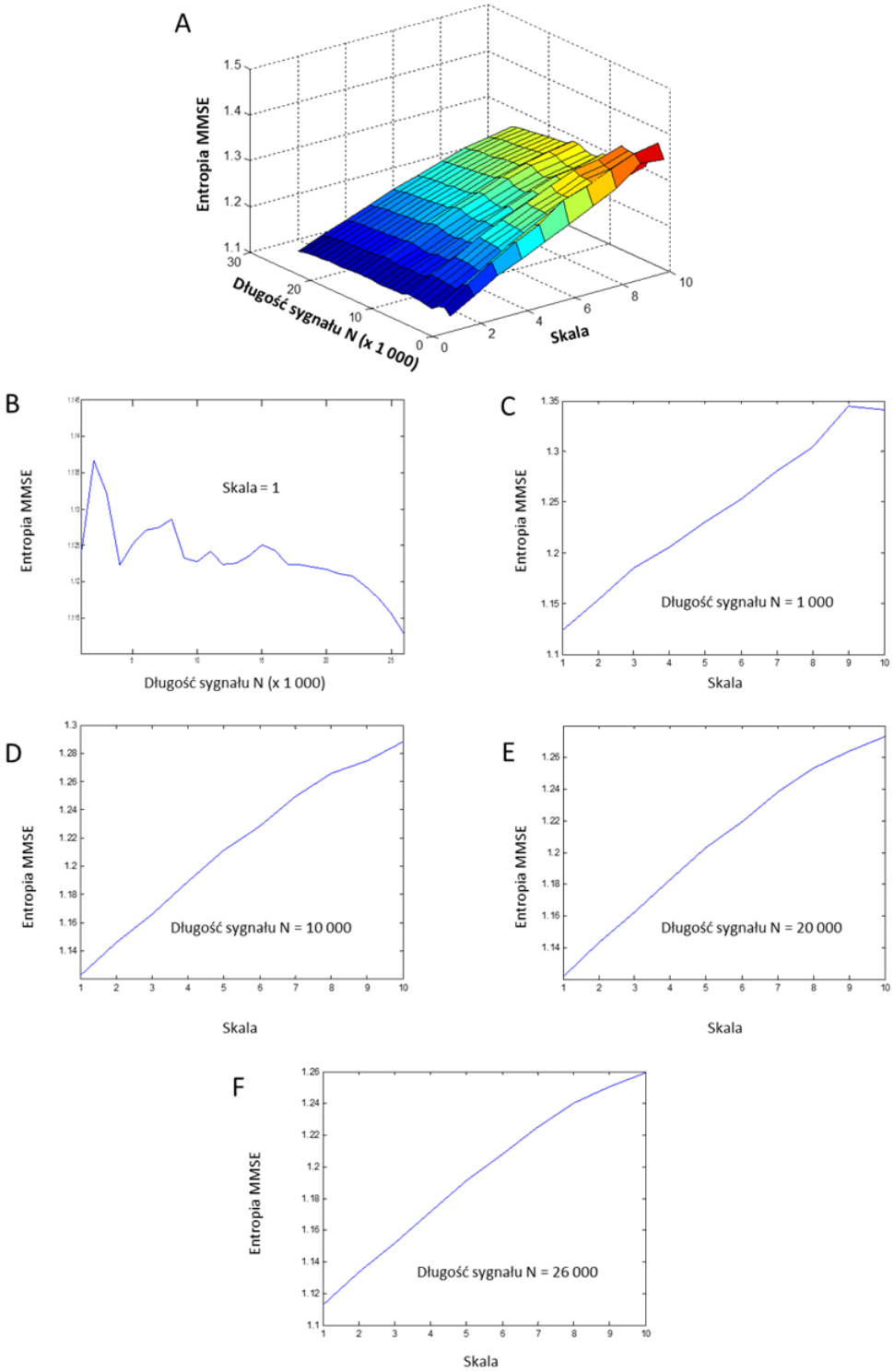
Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = var* dla pierwszej sesji pomiarowej (wykres na Rys. 79 B) wynosi: [*min ; max*] = [*0,955 ; 1,424*], wartość średnia *SW = 1,115 ± 0,047*. Dla drugiej sesji pomiarowej (wykres Rys. 79 D)

[*min ; max*] = [*0,783 ; 1,470*], wartość średnia *SW = 1,143 ± 0,043*, a dla trzeciej sesji pomiarowej (wykres Rys. 79 F) zakres ten zawiera się w przedziale [*min ; max*] = [*0,854 ; 1,470*], wartość średnia *SW = 1,150 ± 0,049*. Analiza kształtu powierzchni uzyskanych z użyciem tej samej metryki odległości wykazuje ich większe zróżnicowanie chociaż statystyki różnią się w niewielkim stopniu. Wyniki drugiej sesji pomiarowej wykazują bardzo duże podobieństwo między sobą, ale może być to przypadkowe, a znacząco odstają od wyników sesji pierwszej i trzeciej. Wykresy uzyskane w wyniku obliczeń entropii macierzy (wektora) EKG wybranego pojedynczego ochotnika pokazują podobne cechy jak wyniki średnie.



Rys. 80 Wykresy wartości *MMSE= f(Skala,N)* sygnału jednowymiarowego EKG pojedynczego badanego, obliczenia z użyciem metryki Spearmana: 1 badanie A, 2 badanie C, 3 badanie E. Obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa: 1 badanie B, 2 badanie D, 3 badanie F. (Badanie ochotników I)

Na Rys. 80 przedstawiono wykresy zależności *MMSE = f(Skala,N)* sygnału jednowymiarowego EKG pojedynczego badanego. Obliczenia wykonano z użyciem metryki Spearmana i Czebyszewa.

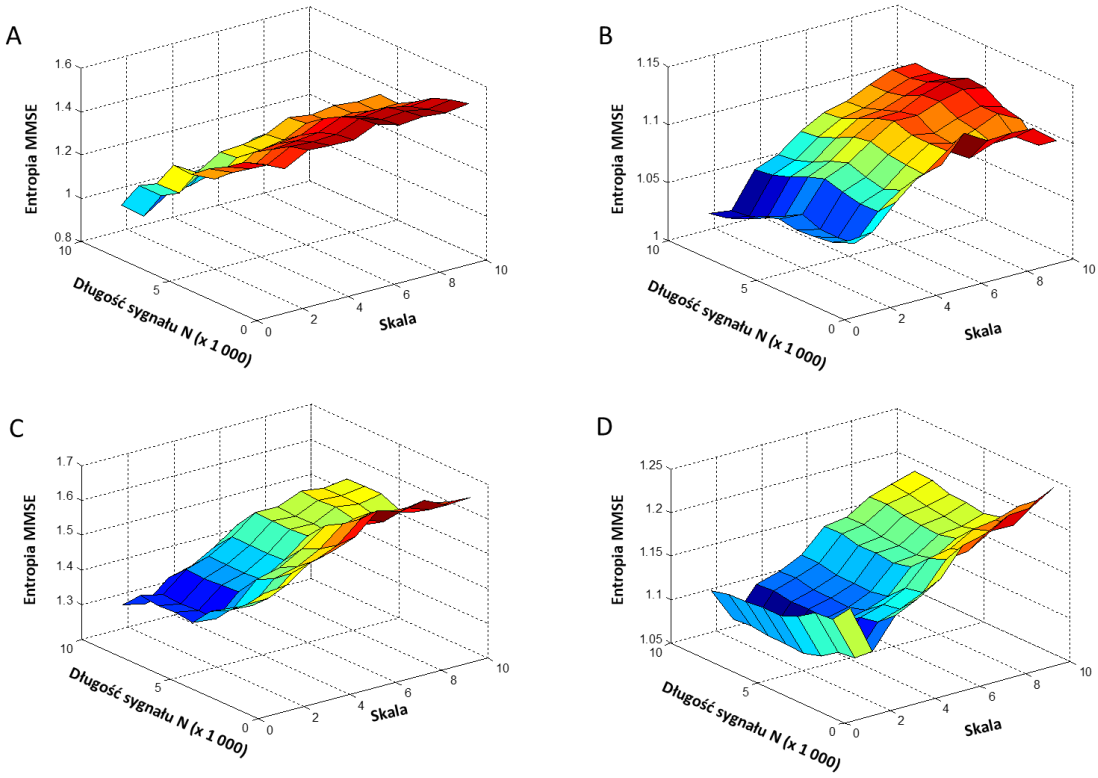


Rys. 81 Wykres wartości *MMSE* sygnału EKG (z Rys. 80 B). Wykres *MMSE = f(Skala,N)* A. Przekroje powierzchni: *MMSE = f(N)* przy *Skala = 1* B, *MMSE =f(Skala)* przy stałej długości sygnału *N = 1 000* C, *N = 10 000* D, *N = 20 000* E i *N = 26 000* F. Zastosowana metryka Czebyszewa. Czas wykonania obliczeń *t = 778 s*.

Na Rys. 81 celem lepszej wizualizacji pokazano również przekroje powierzchni *MMSE* płaszczyznami równoległymi do płaszczyzn wyznaczonych stałymi wartościami *Skala* (A) i stałymi wartościami *N* (C,D,E,F). Należy zwrócić uwagę na to, że skalowanie osi *MMSE* jest różne. Celem łatwiejszego porównania wykresów na Rys. 80 z wykresami na Rys. 79 zmniejszono zakres długości sygnału *N* do *13 000* tak jak wynosi ten zakres na Rys. 79 przedstawiającym uśrednione wartości *MMSE* liczone przy największej wspólnej długości sygnału *N = 13 000*. Przy obliczeniach i porównaniach wartości entropii zawsze należy pamiętać o tym, że wartość entropii zależna jest od długości sygnału.

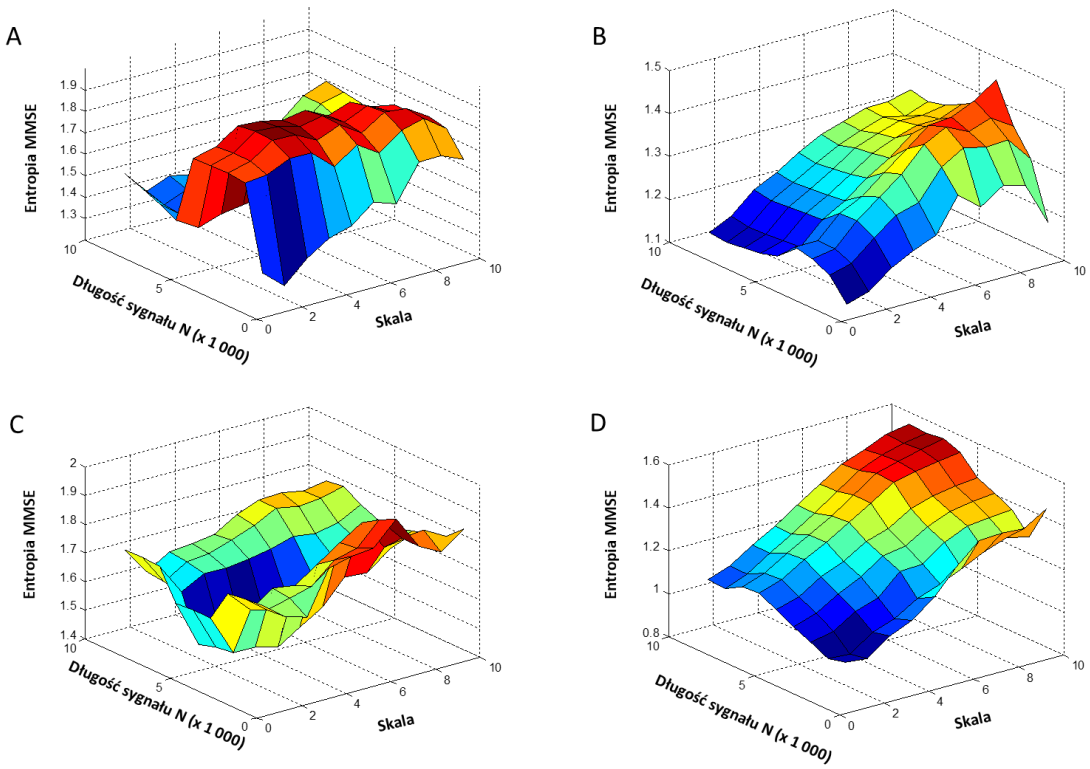
1.7.2 Entropia trójwymiarowych macierzy sygnału

Przykładowe wyniki obliczenia *MMSE* macierzy trójwymiarowych (sygnały: FP1, FP2 i BVP, Badanie ochotników II. Ochotnicy wykonywali test TOVA, podczas dwukrotnego testu prowadzona była rejestracja EEG i BVP. Do analizy wybrano sygnały: FP1, FP2 i BVP. Długość sygnału *N* = 9.000. Przyjęto wzajemną odległość *r = 0,15SD* (*SD* odchylenie standardowe max wartość obliczana z pojedynczych sygnałów, *r* obliczane dla całej macierzy jednokrotnie *r = idem*). Na Rys. 82 A i C przedstawiono uśrednioną wartość *MMSE* z pomiaru 1 i 2 (metryka Spearmana). Na Rys. 82 B i D tą samą zależność *MMSE* z pomiaru 1 i 2 (metryka Czebyszewa). Rys. 83 analogicznie do Rys. 82 pokazuje te wartości dla pojedynczego badanego ochotnika.



Rys. 82 Wykresy uśrednionych wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału trójwymiarowego: 1 pomiar obliczenia z użyciem metryki Spermana A, 2 pomiar obliczenia z użyciem metryki Spearmana C, 1 pomiar obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B, 2 pomiar obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa D. Odległość wzajemna *r = idem*. Badanie ochotników II (TOVA).

Zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* macierzy trzech sygnałów sesja pomiarowa pierwsza (wykres na Rys. 82 A) wynosi: [*min ; max*] = [*0,128 ; 2,137*], wartość średnia *SW = 1,294 ± 0,153*. Dla drugiej sesji pomiarowej (wykres Rys. 82 C) [*min ; max*] = [*0,320 ; 2,156*], wartość średnia *SW = 1,489 ± 0,089*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* dla pierwszej sesji pomiarowej (wykres na Rys. 82 B) wynosi: [*min ; max*] = [*0,034 ; 1,572*], wartość średnia *SW = 1,082 ± 0,026*. Dla drugiej sesji pomiarowej (wykres Rys. 82 D) [*min ; max*] = [*0,599 ; 2,204*], wartość średnia *SW = 1,146 ±0,038*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* macierzy trzech sygnałów pojedynczego ochotnika (sesja pomiarowa pierwsza, wykres na Rys. 83 A) wynosi: [*min ; max*] = [*1,262 ; 1,842*], wartość średnia *SW = 1,623 ± 0,164*. Dla drugiej sesji pomiarowej (wykres Rys. 83 C) [*min ; max*] = [*1,430 ; 1,918*], wartość średnia *SW = 1,677 ± 0,112*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* dla pierwszej sesji pomiarowej (wykres na Rys. 83 B) wynosi: [*min ; max*] = [*1,107 ; 1,449*], wartość średnia *SW = 1,266 ± 0,082*. Dla drugiej sesji pomiarowej (wykres Rys. 83 D) zakres zmienności to [*min ; max*] = [*0,956 ;1,551*], a wartość średnia *SW = 1,273 ± 0,163*.



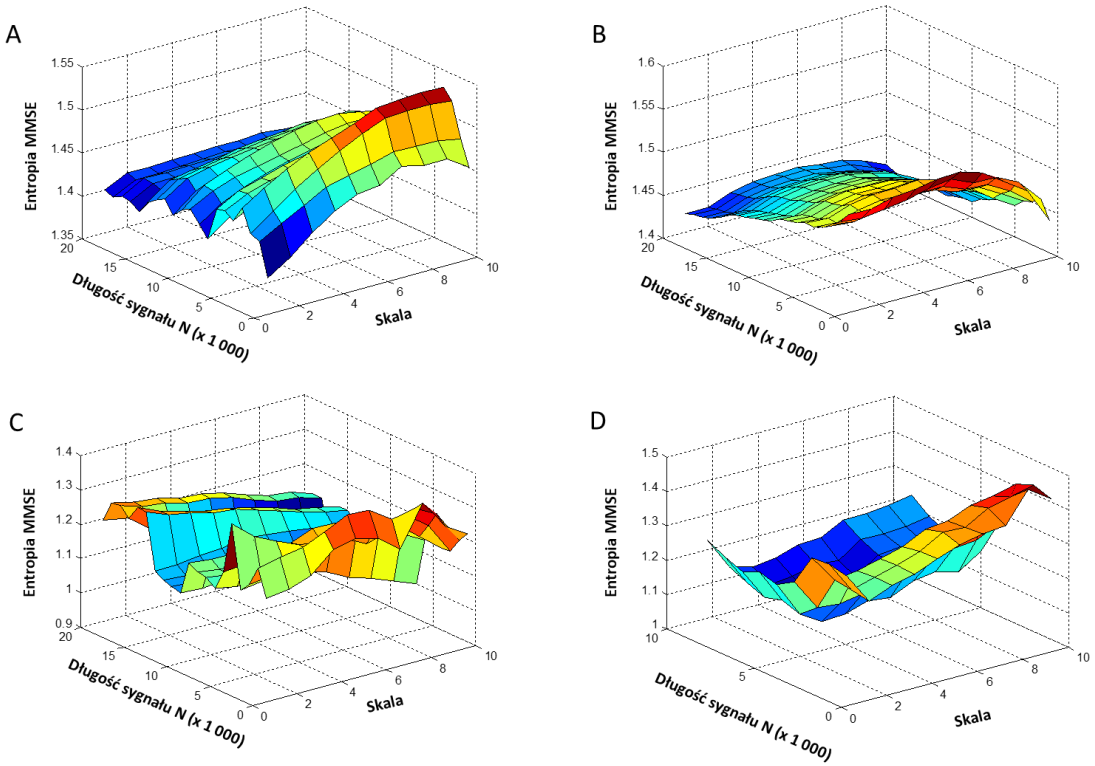
Rys. 83 Wykresy wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału trójwymiarowego pojedynczego ochotnika: 1 pomiar obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, 2 pomiar obliczenia z użyciem metryki Spearmana C, 1 pomiar obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B, 2 pomiar obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa D. Badanie ochotników II (TOVA). Odległość wzajemna *r = idem*.

1.7.3 Entropia pięciowymiarowych macierzy sygnału

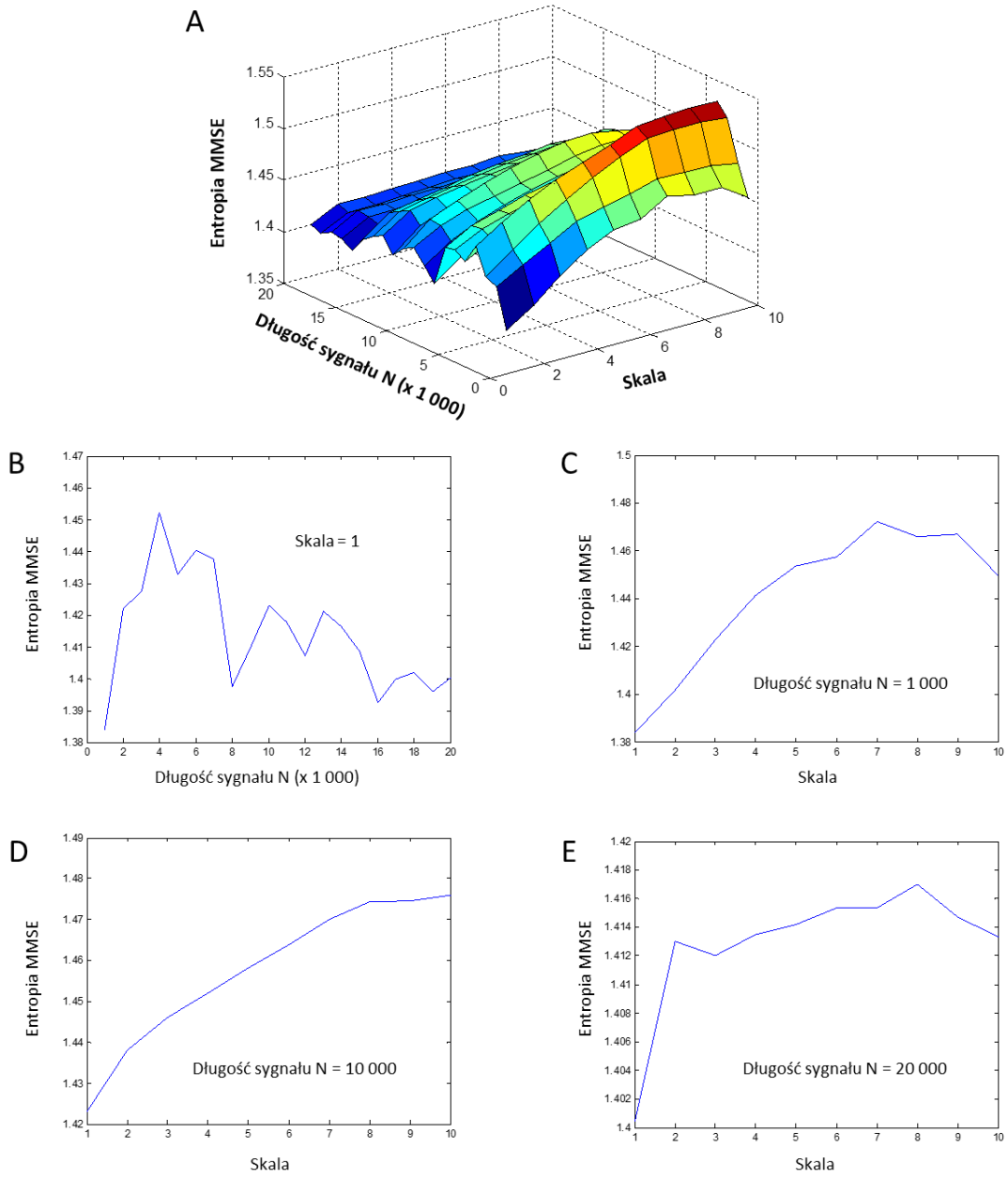
Na Rys. 84 – 86 przedstawiono zależności *MMSE* w funkcji długości sygnału *N* i *Skala*. Wielowymiarowy sygnał składa się z sygnałów rejestrowanych przez elektrody umieszczone w czepku EEG (FP1 i FP2), sygnały z opaski hemoencefalograficznej (HEGR i HEGB) oraz sygnał pozyskiwany z pletyzmografu (BVP). Do obliczeń średnich wartości brane były wyniki 68 ochotników Przyjęto *r = 0,15SD* (*SD* odchylenie standardowe max wartość obliczana z pojedynczych sygnałów). Na Rys. 85 i 86 pokazano również przekroje powierzchni *MMSE* płaszczyznami równoległymi do płaszczyzny wyznaczonej osiami:

- *MMSE* i długość sygnału *N* (*x 1 000*) Rys. 85 B i Rys. 86 B, wartość *Skala = 1*,
- *MMSE* i *Skala* Rys. 85 C, D i E i Rys. 86 C, D i E, wartości *N = 1 000, 10 000* i *20 000*.

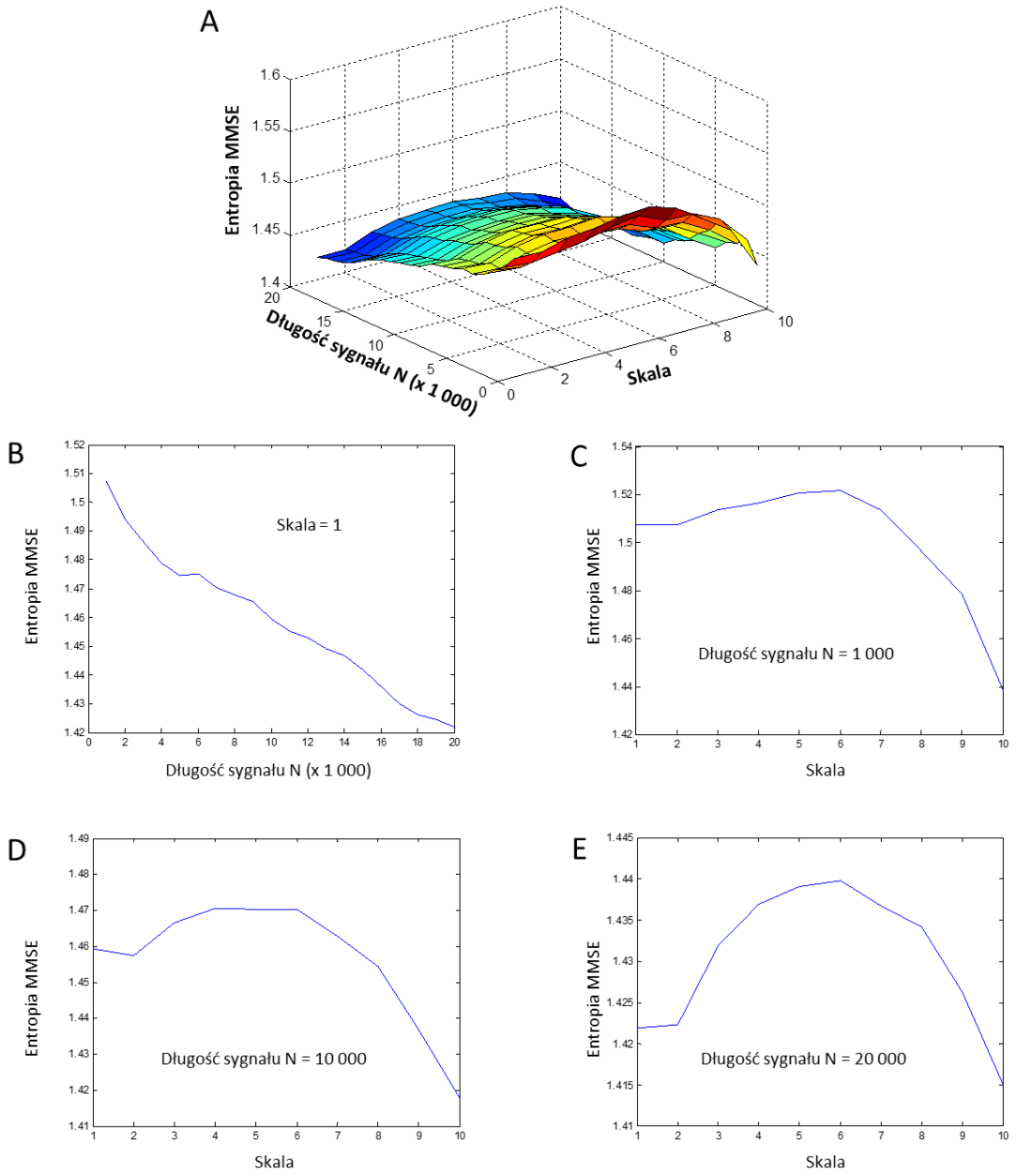
Również w tym przypadku należy zwrócić uwagę na to, że skalowanie osi na wykresach *MMSE* jest różne.



Rys. 84 Wykresy uśrednionych wartości *MMSE = f(Skala,N)* sygnału 5-cio wymiarowego: obliczenia użyciem metryki Spermana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Wartości *MMSE* dla pojedynczego badanego: obliczenia z użyciem metryki Spearmana C, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa D. Odległość wzajemna *r = var*. Badanie ochotników II.



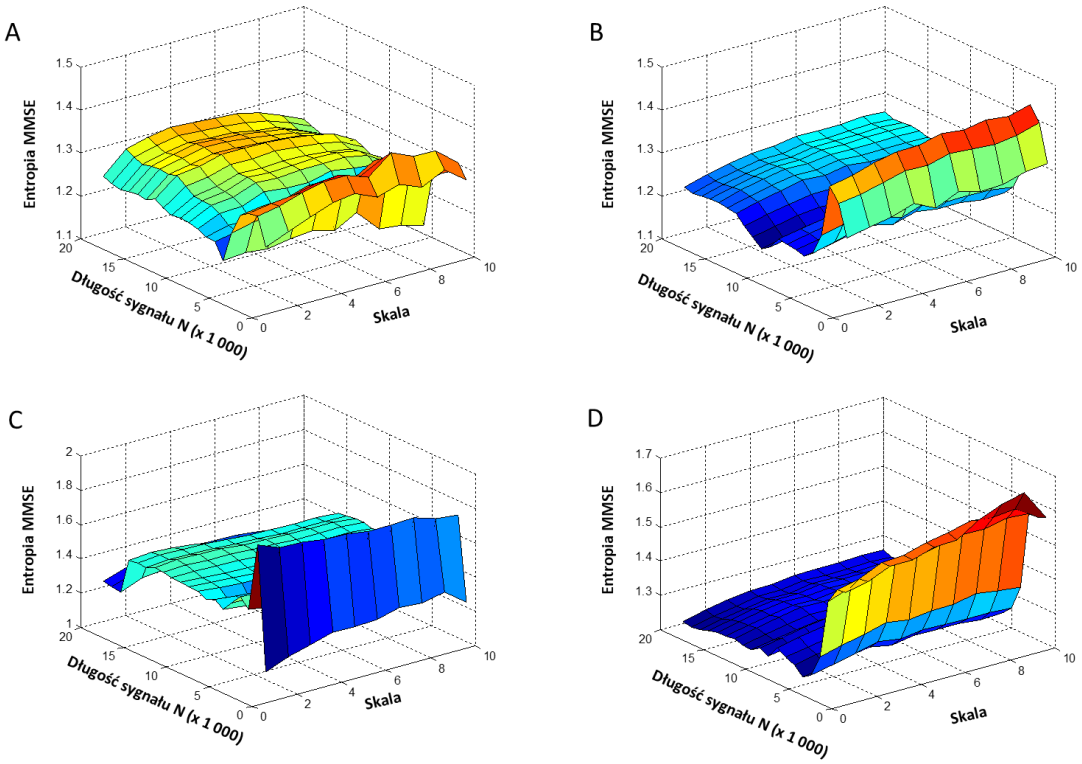
Rys. 85 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)* (z Rys. 84 A) A, wykres zależności *MMSE = f(N)* przy *Skala = 1* B, przekroje powierzchni przy długości sygnału *N = 1 000* C, *N = 10 000* D i *N = 20 000* E (*zależność MMSE = f(Skala)*). Zastosowana metryka Spearmana, *r = var*. Badanie ochotników II.



Rys. 86 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)* (z Rys. 84 B) wykres zależności *MMSE = f(N)* przy *Skala = 1* B, przekroje powierzchni przy długości sygnału *N = 1 000* C, *N = 10 000* D i *N = 20 000* E (zależność *MMSE = f(Skala)*). Zastosowana metryka Czebyszewa, *r = var*. Badanie ochotników II.

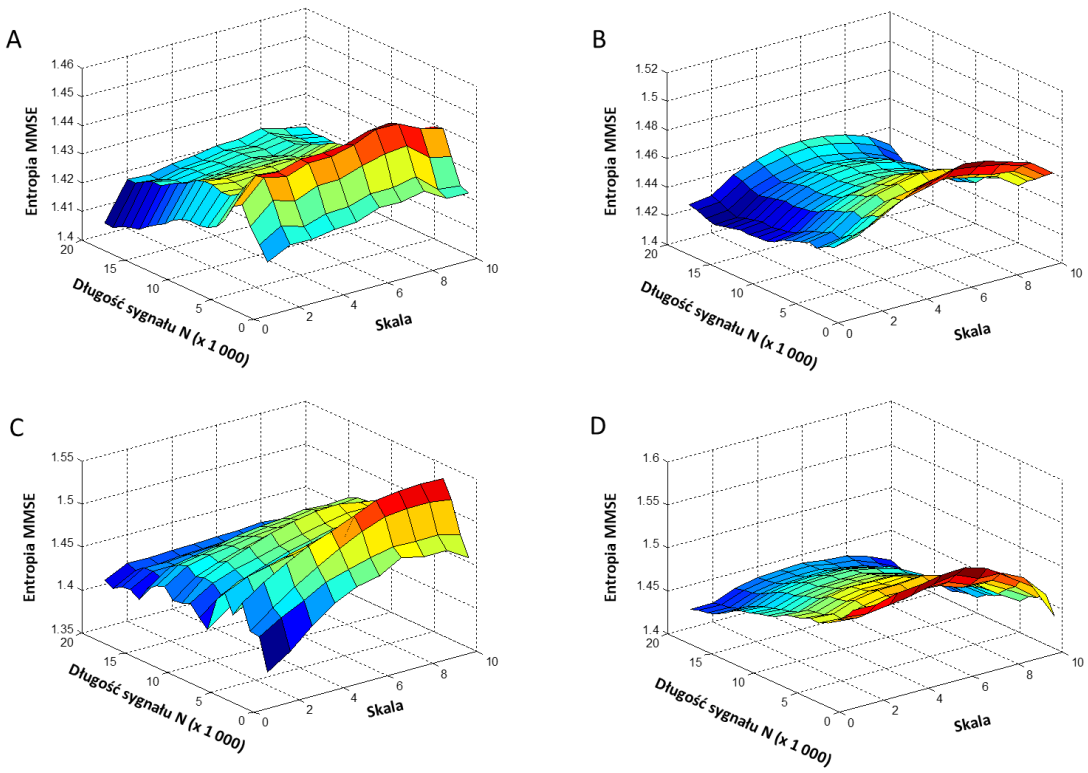
Na Rys. 87 – 89 przedstawiono zależności *MMSE = f*(*Skala,N*) w zależności od sposobu obliczania odległości wzajemnej *r* (długość sygnału podstawowego *N* = 20 000). Na Rys. 87 wykresy obrazują zależności *MMSE = f*(*Skala,N*) pojedynczego ochotnika a na Rys. 90 tą samą zależność uśrednioną z wyników 68 ochotników. Wykresy na Rys. 87 A i B oraz na Rys. 88 A i B zostały sporządzone na podstawie obliczeń z użyciem stałej wartości *r* (*r = idem*), obliczanej jednokrotnie dla całej macierzy sygnałów (w obliczeniach z użyciem MATLAB'a przyjęto maksymalną wartość z odchyleń standardowych amplitud pojedynczych sygnałów pomnożoną przez *0,15*). Wykresy na Rys. 87 C i D oraz na Rys. 88 C i D zostały sporządzone na

podstawie obliczeń z użyciem zmiennej wartości *r* (*r = var*), obliczanej wielokrotnie dla każdej macierzy sygnałów o zmiennej długości sygnału (od 1 000 do 20 000). W obliczeniach w MATLAB'ie przyjęto maksymalną wartość z odchyleń standardowych amplitud pojedynczych sygnałów pomnożoną przez *0,15*.



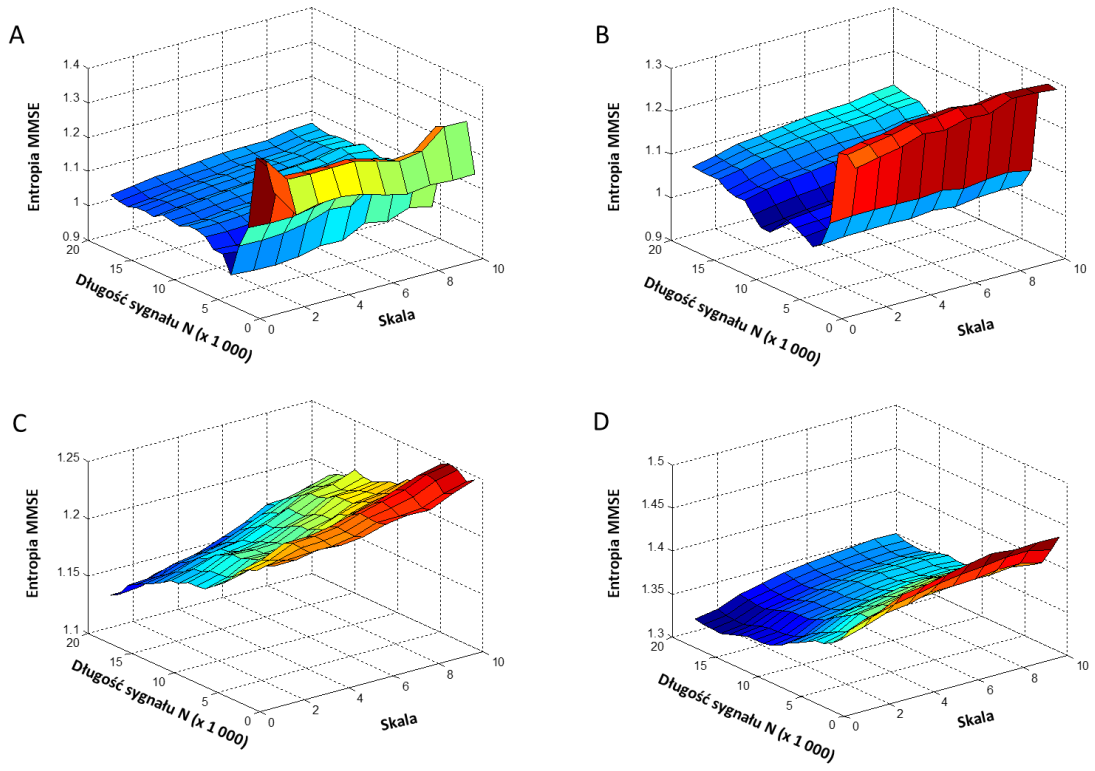
Rys. 87 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)*, długość sygnału *N = 20 000*, dane pojedynczego ochotnika. Zależności przy *r = idem*: z wykorzystaniem metryki Spearmana A, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B. Zależności przy *r = var*: z wykorzystaniem metryki Spearmana C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa D. Badanie ochotników II.

Zakres wartości *MMSE* (pojedynczy ochotnik) obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* (wykres na Rys. 87 A) wynosi: [*min ; max*] = [*1,120 ; 1,368*], wartość średnia *SW = 1,261* $\pm$ *0,042*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* (wykres na Rys. 87 B) wynosi: [*min ; max*] = [*1,146 ; 1,427*], wartość średnia *SW = 1,237* $\pm$ *0,059*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = var* (wykres na Rys. 87 C) wynosi: [*min ; max*] = [*1,143 ; 1,860*], wartość średnia *SW = 1,402* $\pm$ *0,116*. Natomiast zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = var* (wykres na Rys. 87 D) wynosi: [*min ; max*] = [*1,201 ; 1,659*], wartość średnia *SW = 1,300* $\pm$ *0,111*. Z wykresów widać, że w obu przypadkach zmienił się kształt powierzchni, natomiast zakres zmienności *MMSE* wzrósł w przypadku obliczeń z użyciem metryki Spearmana o około *0,5*, a w przypadku obliczeń z użyciem metryki Czebyszewa o około *0,2*. W przypadku obliczeń z użyciem metryki Spearmana uzyskane powierzchnie bardziej różnią się od siebie.



Rys. 88 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)*, długość sygnału *N* = 20 000. Zależności przy *r = idem*: z wykorzystaniem metryki Spearmana A, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B. Zależności przy *r = var*: z wykorzystaniem metryki Spearmana C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa D. Badanie ochotników II.

Zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* (wykres na Rys. 88 A) wynosi: [*min ; max*] = [*0,745 ; 1,881*], wartość średnia *SW = 1,425 ± 0,008*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* (wykres na Rys. 88 B) wynosi: [*min ; max*] = [*0,669 ; 1,925*], wartość średnia *SW = 1,443 ± 0,014*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = var* (wykres na Rys. 88 C) wynosi: [*min ; max*] = [*0,638 ; 2,400*], wartość średnia *SW = 1,455 ± 0,030*. Natomiast zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = var* (wykres na Rys. 88 D) wynosi: [*min ; max*] = [*0,282 ; 2,029*], wartość średnia *SW = 1,480 ± 0,025*. Wartości te (statystyczne) niewiele się od siebie różnią. Powierzchnie uzyskane w wyniku obliczeń entropii z użyciem różnych metryk różnią się znacznie. Różnice w kształcie uśrednionych powierzchni *MMSE = f(Skala, N)* uzyskanych w wyniku obliczeń z użyciem metryki Czebyszewa (Rys. 84 B i D) są niewielkie, w przypadku obliczeń z użyciem metryki Spearmana są większe.



Rys. 89 Wykres zależności *MMSE = f(Skala,N)*, długość sygnału *N* = 20 000. Zależności przy *r = var(Skala)*. Wykres wartości *MMSE* pojedynczego ochotnika: z wykorzystaniem metryki Spearmana A, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B. Wykres średniej wartości *MMSE* (68 ochotników): z wykorzystaniem metryki Spearmana C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa D. Badanie ochotników II.

Na Rys. 89 przedstawione są wykresy obrazujące zależność *MMSE = f*(*Skala*,*N*) przy zmiennej wartości wzajemnej odległości *r = var*(*Skala*). Wzajemna odległość obliczana jest na „najniższym poziomie": dla macierzy powstałej po skalowaniu. W przypadku stosowania stałej wartości odległości wzajemnej (*r = idem*) obliczana jest ona jednokrotnie (na początku obliczeń), w przypadku *r = var* wartość ta jest obliczana dla każdej długości sygnału z przedziału [*1 000 ; 20 000*] czyli 20 razy (długość sygnału *N = 20 000*, a krok *n = 1 000*). W przypadku *r = var*(*Skala*) wartość odległości wzajemnej obliczana jest dla zakresu *Skala* [*1 ; 10*] 200 razy. Powoduje to niewielki wzrost czasu obliczeń (podany w sekundach):

A) w przypadku zastosowania metryki Spearmana:
   - *r = idem* – czas [*min ; max*] = [*839 ; 996*], *SW = 893* $\pm$ *40*,
   - *r = var* – czas [*min ; max*] = [*867 ; 1112*], *SW = 908* $\pm$ *38*,
   - *r = var(Skala)* – czas [*min ; max*] = [*860 ; 1 142*], *SW = 946* $\pm$ *63*,

B) w przypadku zastosowania metryki Czebyszewa:
   - *r = idem* – czas [*min ; max*] = [*1 088 ; 1 482*], *SW = 1 200* $\pm$ *71*,
   - *r = var* – czas [*min ; max*] = [*1 124 ; 1 483*], *SW = 1 206* $\pm$ *63*,
   - *r = var(Skala)* – czas [*min ; max*] = [*1 093 ; 1 722*], *SW = 1 259* $\pm$ *110*.

Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = var*(*Skala*) dla danych uzyskanych od pojedynczego ochotnika (wykres na Rys. 89 A) wynosi: [*min ; max*] = [*0,936 ; 1,322*], wartość średnia *SW = 1,066* $\pm$ *0,075*. Zakres wartości

MMSE obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej $r = var(Skala)$ (wykres na Rys. 89 B) wynosi: $[min\ ;\ max] = [0{,}988\ ;\ 1{,}296]$, wartość średnia $SW = 1{,}083 \pm 0{,}085$. Zakres średnich wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy $r = var(Skala)$ (wykres na Rys. 89 C) wynosi: $[min\ ;\ max] = [0{,}603\ ;\ 1{,}800]$, wartość średnia $SW = 1{,}194 \pm 0{,}028$. Natomiast zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej $r = var(Skala)$ (wykres na Rys. 89 D) wynosi: $[min\ ;\ max] = [0{,}657\ ;\ 1{,}828]$, wartość średnia $SW = 1{,}359 \pm 0{,}027$. Zakres wartości wzajemnej odległości w przypadku $r = var$ wynosi $[min\ ;\ max] = [0{,}022\ ;\ 0{,}057]$, $SW = 0{,}040 \pm 0{,}006$, a ten zakres zmienności w przypadku $r = var(Skala)$ to $[min\ ;\ max] = [0{,}050\ ;\ 0{,}076]$, $SW = 0{,}062 \pm 0{,}006$. Wartość ta wzrosła o ponad 50 % i jest główna przyczyna zmniejszenia zróżnicowania powierzchni z Rys. 89 C i D w porównaniu do powierzchni przedstawionych na Rys. 88.

2. Analiza strategii podejmowania decyzji z wykorzystaniem teorii gier

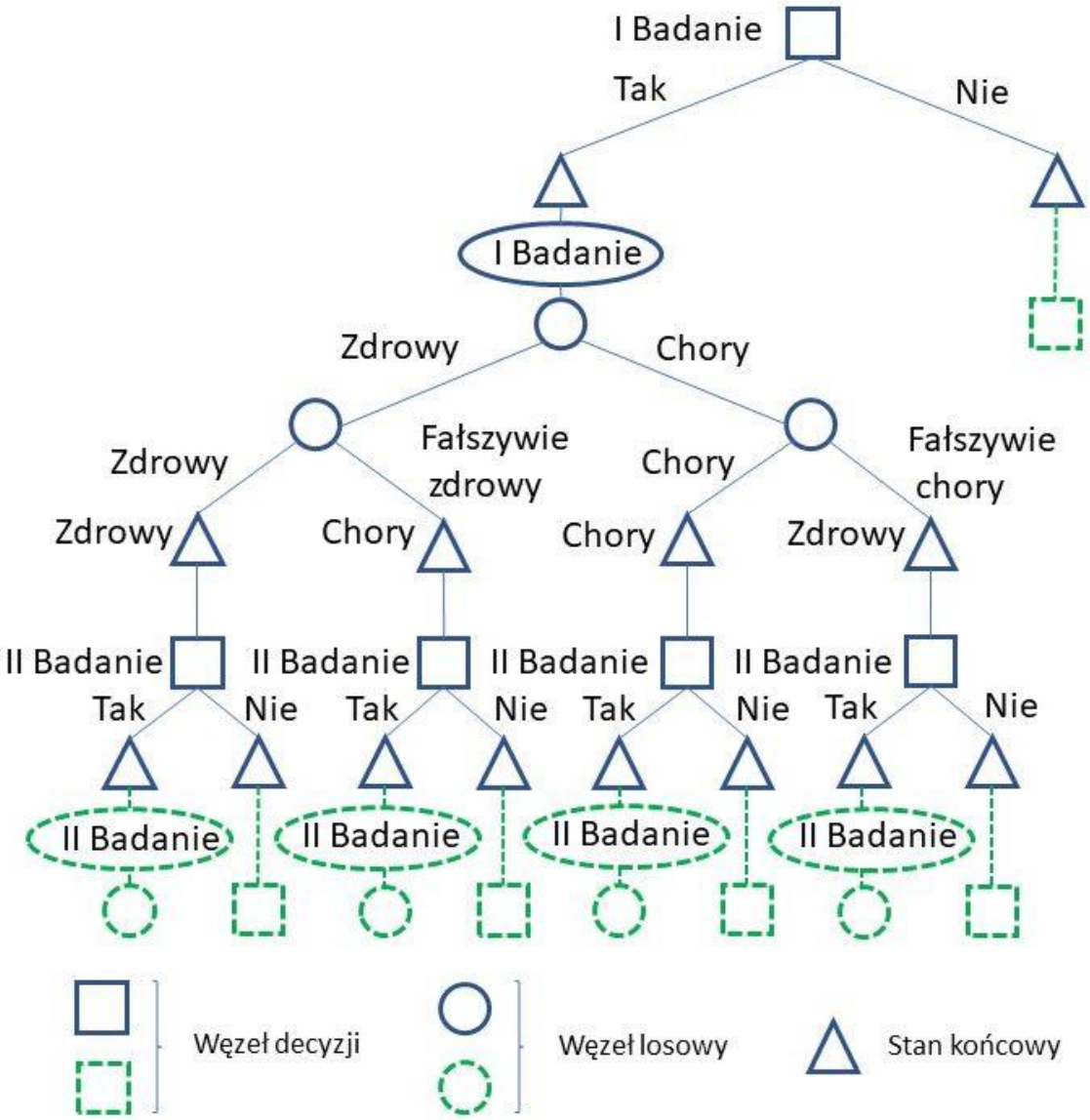
Od wprowadzenia matematycznych podstaw teorii gier minęło prawie osiemdziesiąt lat [141, 142]. Teoria gier może być użytecznym narzędziem rozwiązywania zadań albo pozwalać na nowe spojrzenie na stary / nowy problem, który może niestety nie mieć dobrego rozwiązania. W tym drugim przypadku teoria gier prowadzi do lepszego zrozumienia natury podejmowanych decyzji strategicznych [143-145]. Teorię gier stosujemy do analizowania procedury podejmowania decyzji. W rozważanych przypadkach wynik badania wydolności psychofizycznej ma przeważający wpływ na podejmowanie decyzji:

- pilot leci / nie leci,
- operator wykonuje zadanie / nie wykonuje zadania,
- żołnierz bierze udział w walce / nie bierze udziału w walce,
- pacjent jest zdrowy / chory.

Decyzja ta również obciążona jest niepewnością. W teorii gier niepewność istnieje wtedy, gdy gracz (pilot, operator, pacjent a z drugiej strony linia lotnicza, firma, dowódca, przychodnia) nie wie czego oczekiwać [144], jest to gra z niepełną informacją (ang. *incomplete information*) Wszystkie cztery przypadki można początkowo rozważać jako jednoosobowe gry przeciwko naturze (ang. *games of chance*). Gra jest grą losową bowiem każdy wynik badania (Zdrowy lub Chory, Zdolny lub Niezdolny) ma przypisane prawdopodobieństwo jego wystąpienia (jego wartość wynika z bardzo wielu czynników, między innymi od jakości metody badawczej, wiedzy i umiejętności personelu badawczego, jakości łączy teleinformatycznych służących przesyłaniu danych). Po raz drugi przypisane są prawdopodobieństwa wystąpienia wyników prawidłowych i fałszywych (Zdrowy, Chory, Fałszywie Zdrowy lub Fałszywie Chory). W literaturze medycznej spotykamy się z pojęciami: fałszywie dodatni (ang. *false positive FP*) i fałszywie ujemny (ang. *false negative FN*), które odpowiadają pojęciom Fałszywie Zdrowy lub Fałszywie Chory [146]. Trzeci etap gry można rozważać jako strategiczną grę kooperacyjną (ang. *cooperative game of strategy*) , zakładając, że interesy stron są niesprzeczne (szczegółowe omówienie wraz z opisem rozważanych przypadków) lub strategiczną grę z mieszaną motywacją (ang. *mixed – motive*) [143, 147]. Proces podejmowania decyzji można opisać za pomocą drzewa decyzyjnego (ang. *decision tree*)

[146]. W pracy zastosowano uproszczony schemat drzewa decyzyjnego – usunięto symbole węzłów decyzji i losowego oraz symbol stanu końcowego. Pełny schemat drzewa decyzyjnego badania pacjentów pokazano na Rys. 90 a jego schemat uproszczony pokazano na Rys. 91.

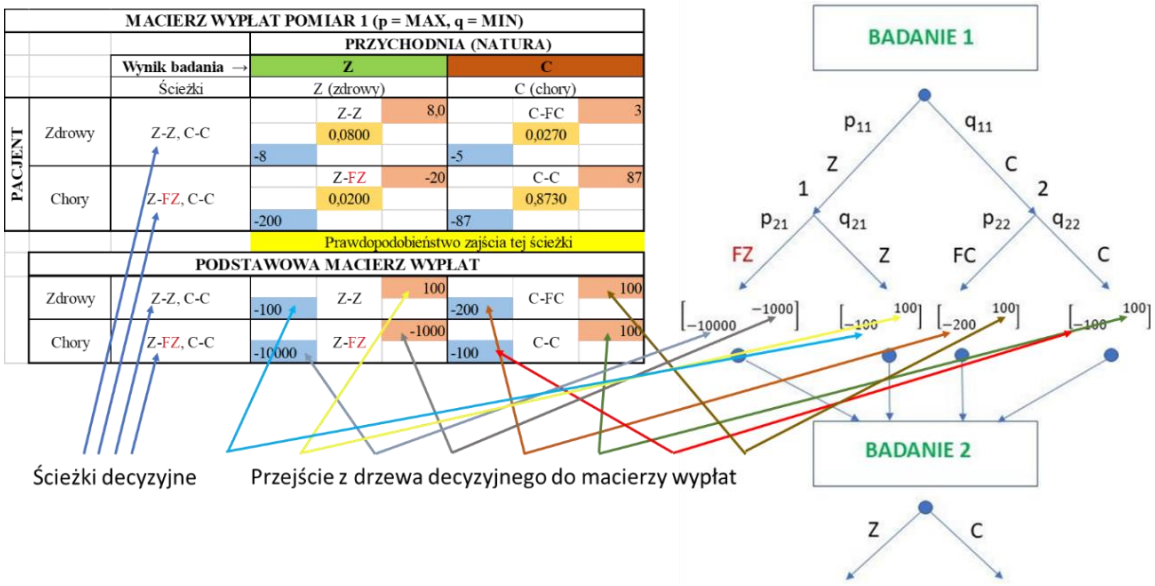
Rezultat gry (celem uproszczenia rozważań) możemy wyrazić w kategoriach pieniężnych – wypłat (ang. *payoff*). Przyjmujemy, że wypłata wyrażona liczbą ujemną to strata, a liczba dodatnia wyraża zysk. Można obliczyć wartość oczekiwaną wszystkich wypłat. Optymalizacja procesu decyzyjnego z wykorzystaniem badań stanu psychofizycznego sprowadza się do maksymalizacji wypłat a jako kryterium wybieramy ilość badań i / lub pewność wyniku badania (minimalizacja wystąpienia fałszywego wyniku). W rozważaniach odrzucono założenie o niezależności prawdopodobieństw uzyskania wyników badania w kolejnych badaniach (takie warunki byłyby zapewnione w przypadku wykonania kolejnego badania na innym sprzęcie i przez inny personel).



Rys. 90 Schemat drzewa decyzyjnego – badanie pacjenta.

W przypadku żołnierzy na polu walki takie założenie jest niemożliwe do spełnienia (sprzęt pomiarowy jest stale zamocowany na żołnierzu). Podobna sytuacja wystąpi

w przypadku zastosowania sprzętu do ciągłego monitorowania stanu pilotów w trakcie lotu i operatorów w trakcie realizacji zadania. W zamian tego przyjęto oszacowanie prawdopodobieństwa fałszywego wyniku w drugim badaniu jako wyższe niż obliczane przy założeniu niezależności wyników prawdopodobieństw poszczególnych badań. We wszystkich przypadkach: $p_{ij} + q_{ij} = 1$, gdzie i – oznacza poziom, a j – węzeł na danym poziomie ($i \geq 2,\ j \geq 1$). Należy również zaznaczyć, że użyty model gry, zasady gry, gracze, parametry gry, parametry i inne determinują możliwości symulacji a również istnienie rozwiązań. W podstawowych macierzach wypłat przyjęto jednostkę umowną (kalkulacji wykonano na podstawie danych wyrażonych w dolarach amerykańskich (ang. *United States Dollar USD*).



Rys. 91 Sposób tworzenia macierzy wypłat na podstawie drzewa decyzyjnego.

Na Rys. 91 przedstawiono sposób „przejścia" od drzewa decyzyjnego do podstawowej macierzy wypłat. Jako ilustrację wybrano najprostszy schemat zawierający dwa poziomy decyzyjne. Lewy dolny róg w każdej komórce podstawowej macierzy wypłat dotyczy wypłaty dla wiersza (w tym przypadku Pacjent z wierszami: Zdrowy lub Chory) zaznaczony kolorem niebieskim, a prawy górny róg komórki odnosi się do kolumny (w tym przypadku Przychodnia (Natura) wynik badania Zdrowy lub Chory) zaznaczony kolorem perłowym. Przejście z podstawowej macierzy wypłat do macierzy wypłat z pomiaru 1 (lub drugiego i następnych) odbywa się poprzez przemnożenie wartości z podstawowej macierzy wypłat dla danej ścieżki przez wartość prawdopodobieństwa zajścia tej ścieżki (wartość zaznaczona na żółto w górnej tablicy). Przykładowo wypłata W pacjenta w ścieżce Z – Z wynosi $W = -100 * 0{,}0800 = -8$ Przyjęto w tym przypadku wartość ujemną w macierzy podstawowej wypłat – pacjent zapłacił za zbędne badanie. Oczywiście można przyjąć inne założenie – wypłata dodatnia, zdiagnozowany badany zmienił swój „status" z pacjenta na osobę zdrową. Tylko na pierwszym poziomie $p_{11} + q_{11} = 1$. Do drugiego poziomu takie proste dodawanie prowadziłoby do $p_{21} + q_{21} + p_{22} + q_{22} > 1$ (w tym przypadku równe 2). Należy w tym przypadku zastosować wzór $p_{11}p_{21} + p_{11}q_{21} + q_{11}p_{22} + q_{11}q_{22} = 1$. Wzór w tej postaci służy tylko do sprawdzenia poprawności obliczenia prawdopodobieństwa zajścia wszystkich ścieżek (w tym przypadku prawdopodobieństwo zajścia ścieżki Z – Z p(Z – Z) = $p_{11}q_{21} = 0{,}0800$). Natomiast suma prawdopodobieństw zajścia

wszystkich ścieżek: p(Z – Z) + p(C – FC) + p(Z – FZ) +p(C – C) = 0,0800+0,02070+0,0200+0,8730 = 1. Ścieżka, która ma najgorszy przebieg (w tym przypadku dotyczy to pacjenta, ale i dla Przychodni jest to również niekorzystny wariant – utrata wiarygodności) zaznaczana jest na najniższym poziomie kolorem czerwonym (w tym przypadku FZ w ścieżce Z – FZ). W przypadku wystąpienia trzech poziomów w drzewie decyzyjnym prawdopodo-bieństwo zajścia danej ścieżki obliczamy mnożąc przez siebie prawdopodobieństwa z trzech poziomów na przykład $p(Z – Z – W) = p_{11}p_{21}p_{33} = 0{,}9841$ ($p = max$, $q = min$) (Rys. 94 i 95). W każdym przypadku rozważamy wartości prawdopodobieństwa minimalną i maksymalną – otrzymujemy dwie macierze wypłat.

2.1 Piloci / linia lotnicza

Rozważania te dotyczą lotów cywilnych i wojskowych (z jednym pilotem). Macierz wypłat oszacowano rozważając ruch lotniczy cywilny. Jest to gra z niepełną informacją, na dwóch poziomach losowa z naturą, na trzecim poziomie gra strategiczna z mieszaną motywacją (nie zawsze pilot zdrowy chce wykonać zadanie, linia lotnicza próbuje zmusić do lotu niezdolnego do wykonania zadania pilota, który odmawia udziału w locie). Decyzję w sześciu przypadkach (ścieżkach) podejmuje linia lotnicza (leci/nie leci), a w dwóch pilot (odmawia wykonania zadania). Drzewo decyzyjne można rozbudować o kolejny poziom np.: NZ – FNZ – W – OW. W tym przypadku pilot sprzeciwia się decyzji linii lotniczej i odmawia pilotowania samolotu lub żąda wykonania drugiego badania (zaznaczono na schemacie drzewa decyzyjnego pomarańczową kropką). W podstawowej macierzy wypłat (Rys. 95) wypłaty pilota to: 1.000 za wykonanie pracy (lot), *–4 000* za odmowę lotu (ścieżki Z – FZ – OW i Z – FZ – OW) i *–4 000* kara za złamanie procedury, *–3 000 000* lot pilota niezdolnego do lotu (błędnie zdiagnozowanego jako zdolny) oraz. Wypłaty odnoszące się do linii lotniczej to: *10 000* za wykonanie lotu *–1 000* za zatrudnienie innego pilota, *–80 000 000* za wykonanie zadania przez niezdolnego do jej wykonania pilota (skutki wypadku) i *–10 000* kara za złamanie procedury (w tym przypadku można rozbudować drzewo decyzyjne o poziom: wykryte złamanie procedury i niewykryte złamanie procedury, przypisując im określone prawdopodobieństwa zajścia tych zdarzeń). Podstawowa macierz wypłat pozostaje niezmieniona we wszystkich rozważanych przypadkach drugiego badania pilotów.

Problem decyzyjny: nie dopuścić niezdolnego do latania pilota do lotu.

Opis badania:

- badający dysponuje wynikami poprzednich badań i wynik aktualnego badania będzie do nich odnoszony (baza zawiera dużo badań i jest systematycznie uzupełniana),
- konsekwencje błędnego wyniku: duże,
- staranność wykonania badania: średnia,
- koszt dodatkowego badania: duży.

Przyjęto dużą wartość prawdopodobieństwa p_{11} (zdrowy – Z), małą wartość prawdopodobieństwa p_{21} (fałszywie zdrowy – FZ) i dużą wartość prawdopodobieństwa p_{33} (odmawia wykonania zadania – OW, duże poczucie odpowiedzialności pilota). Zakładamy, że pilot zgłasza się na lotnisko w większości przypadków zdrowy (obiektywnie i subiektywnie). Ścieżka Z – FZ – W jest najtrudniejsza do poprawy –

poprawa prowadzi poprzez doskonalenie procedury badawczej, czyli minimalizacji prawdopodobieństwa uzyskania fałszywego wyniku. Druga niekorzystna ścieżka NZ-NZ-W to naruszanie procedury, którą można poprawić poprzez jej uszczelnienie.

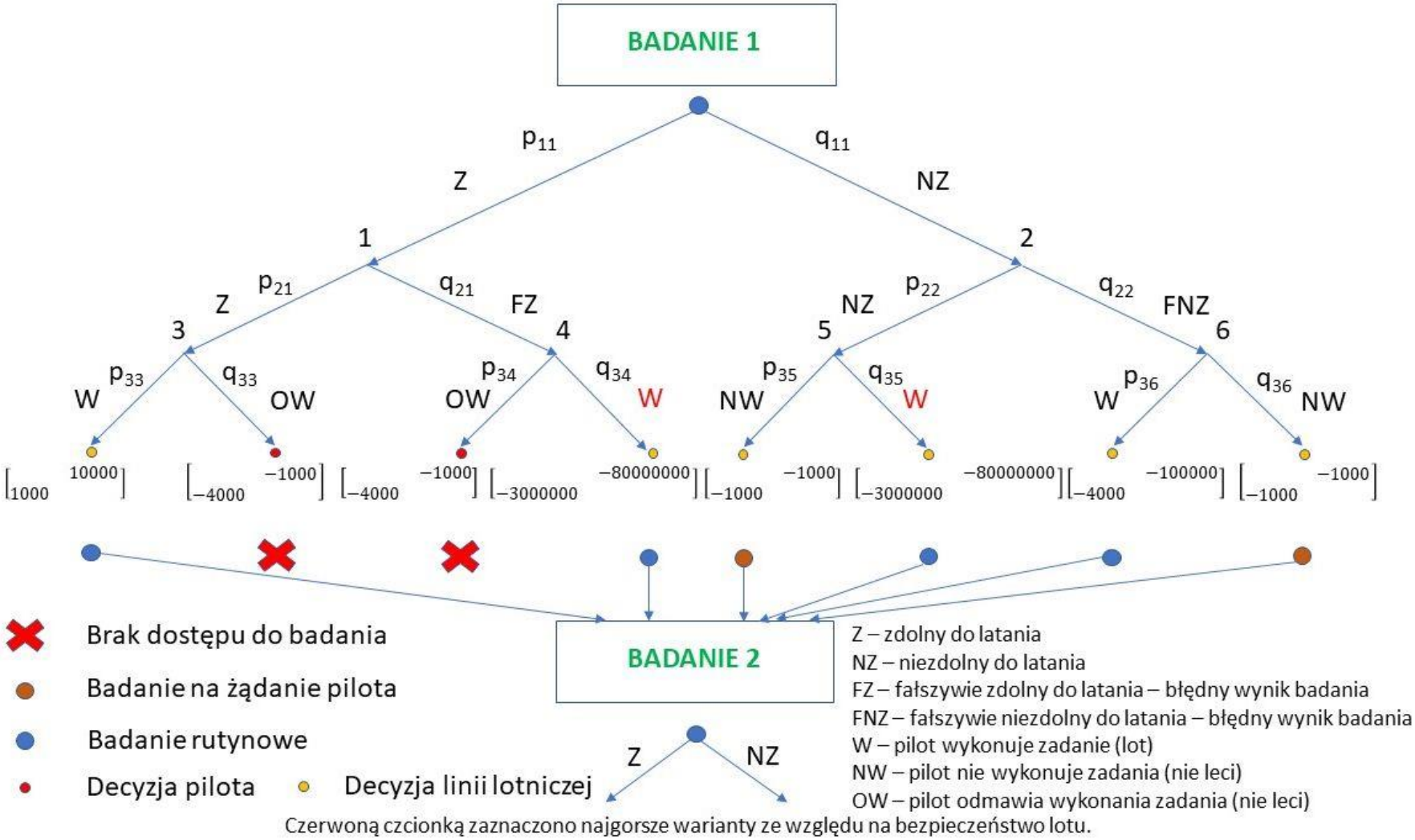
2.1.1 Piloci 1 badanie

Przyjęto następujące wartości prawdopodobieństw:

- $p_{11} \in [0{,}970\,;\,0{,}999]$, $q_{11} \in [0{,}001\,;\,0{,}003]$, zakładamy, że do badania zgłosi się zdecydowana większość pilotów zdolnych do lotu (wysoka umiejętność samooceny stanu zdrowia),
- $p_{21} \in [0{,}900\,;\,0{,}995]$, $q_{21} \in [0{,}005\,;\,0{,}100]$ – wysoka dokładność, dobra baza wyników poprzednich badań, wysoka wartość p_{21} (niska q_{21}),
- $p_{22} \in [0{,}95\,;\,0{,}99]$, $q_{22} \in [0{,}01\,;\,0{,}05]$ – wysoka dokładność, dobra baza wyników poprzednich badań, wysoka wartość p_{22} (niska q_{22}),
- $p_{33} \in [0{,}98\,;\,0{,}99]$, $q_{33} \in [0{,}01\,;\,0{,}02]$ – wysoka gotowość pilota do wykonania zadania (wysoka dyscyplina tej grupy zawodowej),
- $p_{34} \in [0{,}7\,;\,0{,}9]$, $q_{34} \in [0{,}1\,;\,0{,}3]$ – wartości odzwierciedlają niską gotowość pilota do wykonania zadania (wynik jest fałszywie pozytywny),
- $p_{35} \in [0{,}99990\,;\,0{,}99999]$, $q_{35} \in [0{,}00001\,;\,0{,}00010]$ – niska skłonność zarówno pilota jak i linii lotniczej do nieprzestrzegania procedur,
- $p_{36} \in [0{,}00001;\,0{,}00010]$, $q_{36} \in [0{,}99990\,;\,0{,}99999]$ – niska skłonność zarówno pilota jak i linii lotniczej do nieprzestrzegania procedur.

Drzewo decyzyjne przedstawione jest na Rys. 92 a macierz wypłat na Rys. 93.

Decyzja: drugie badanie w przypadku pierwszego wyniku Z podejmować wybierając pilota losowo (lub według narzuconego z góry schematu, który pozwoli dwukrotnie przebadać wszystkich pilotów w określonym czasie).



Rys. 92 Drzewo decyzyjne – pierwsze badanie pilotów.

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 1 (p = MIN, q = MAX)

		Wynik badania →	LINIA LOTNICZA (NATURA)											
			Z						NZ					
		Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)			FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)			NZ (niezdolny do wykonania zadania)			FNZ (fałszywie niezdolny do wykonania zadania)		
PILOT	NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	-17		Z-FZ-OW	-68		NZ-NZ-NW	0		NZ-NFZ-NW	0	
			0,017460			0,067900			0,000000			0,000000		
					-272			0			0			
					-70									
	W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	8555		Z-FZ-W	-2328000		NZ-NZ-W	-2279977		NZ-FNZ-W	-150	
			0,855540			0,029100			0,028500			0,001500		
					-87300			-85499			-3			
			856											
Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki														

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 1 (p = MAX q = MIN)

		Wynik badania →	LINIA LOTNICZA (NATURA)											
			Z						NZ					
		Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)			FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)			NZ (niezdolny do wykonania zadania)			FNZ (fałszywie niezdolny do wykonania zadania)		
PILOT	NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	-10		Z-FZ-OW	-4		NZ-NZ-NW	0		NZ-NFZ-NW	0	
			0,009940			0,004496			0,000000			0,000000		
					-17,98			0			0,00			
					-40									
	W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	9841		Z-FZ-W	-39960		NZ-NZ-W	-79192		NZ-FNZ-W	-1	
			0,984065			0,000500			0,000990			0,000010		
					-1499			-2970			0			
			984											
Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki														

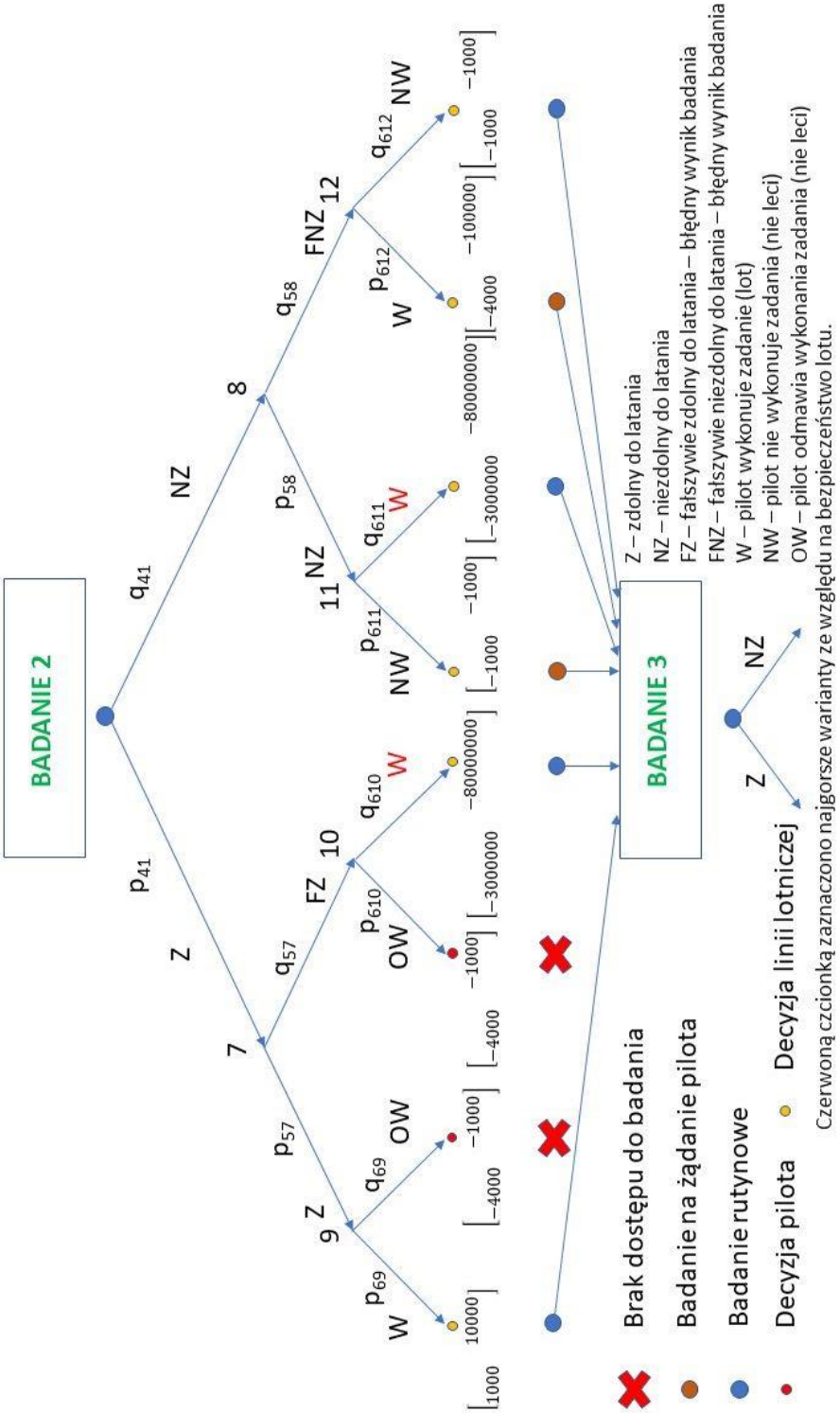
PODSTAWOWA MACIERZ WYPŁAT

		Z (zdolny do wykonania zadania)			FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)			NZ (niezdolny do wykonania zadania)			FNZ (niezdolny do wykonania zadania)		
NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	-1000		Z-FZ-OW	-1000		NZ-NZ-NW	-1000		NZ-NFZ-NW	-1000	
				-4000			-4000			-1000			-1500
W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	10000		Z-FZ-W	-80000000		NZ-NZ-W	-80000000		NZ-FNZ-W	-100000	
				1000			-3000000			-3000000			-2000
Kara za złamanie procedury													

Rys. 93 Macierz wypłat pilota w dwóch przypadkach: *p = MIN* (*q = MIN*) i *p = MAX* (*q = MIN*) oraz podstawowa macierz wypłat – badanie 1.

2.1.2 Piloci 2 badanie

Przyjęto, że nie zmieniają się tylko wartości graniczne prawdopodobieństw w przedziałach opisujących prawdopodobieństwo wyniku Z (zdolny – 4. poziom), NZ (niezdolny – 4. poziom). Wynika to z założenia, że rozkład zdolni – niezdolni nie zmienia się pomiędzy badaniami. Zmianie ulegają wartości prawdopodobieństw z po-zostałych poziomów. Podstawowa macierz wypłat nie ulega zmianie.



Rys. 94 Drzewo decyzyjne – 2 badanie pilotów.

Macierz wypłat przedstawiona jest na Rys. 93, a drzewo decyzyjne przedstawione jest na Rys. 94.

2.1.2.1 Badanie 2 – założenie: wynik pierwszego badania zdolny (Z)

Przyjęto następujące wartości prawdopodobieństw (zmiany odnoszone są do prawdopodobieństw występujących w 1 badaniu pilotów):

- $p_{41} \in [0{,}970 ; 0{,}999]$, $q_{41} \in [0{,}001 ; 0{,}003]$ – bez zmian,
- $p_{57} \in [0{,}995 ; 0{,}999]$, $q_{57} \in [0{,}001 ; 0{,}005]$ – rośnie p_{57} (maleje q_{57}), wzrost tego prawdopodobieństwo obrazuje przyrost wartości prawdopodobieństwa wyniku prawidłowego dzięki drugiemu badaniu (wyniki badań nie są niezależne i nie można zastosować wzorów służących obliczaniu prawdopodobieństwa zdarzeń niezależnych),
- $p_{58} \in [0{,}995 ; 0{,}999]$, $q_{58} \in [0{,}001 ; 0{,}005]$ – rośnie p_{58} (maleje q_{58}), wzrost tego prawdopodobieństwo obrazuje przyrost wartości prawdopodobieństwa wyniku prawidłowego dzięki drugiemu badaniu (wyniki badań nie są niezależne i nie można zastosować wzorów służących obliczaniu prawdopodobieństwa zdarzeń niezależnych),
- $p_{69} \in [0{,}99 ; 1{,}00]$, $q_{69} \in [0{,}00 ; 0{,}01]$ – rośnie p_{69} (maleje q_{69}), wzrost tego prawdopodobieństwo wynika ze wzrostu przekonania badanego (pilota) o prawidłowym wyniku badania (dwukrotny wynik zdolny (Z)), maleje chęć odmowy wykonania zadania,
- $p_{610} \in [0{,}0000 ; 0{,}0001]$, $q_{610} \in [0{,}9999 ; 1{,}0000]$ – maleje p_{610} (rośnie q_{610}), spadek tego prawdopodobieństwo wynika ze wzrostu przekonania badanego (pilota) o prawidłowym wyniku badania (dwukrotny wynik zdolny (Z)), maleje chęć odmowy wykonania zadania,
- $p_{611} \in [0{,}99990 ; 0{,}99999]$, $q_{611} \in [0{,}0000 ; 0{,}0001]$ – bez zmian,
- $p_{612} \in [0{,}00000 ; 0{,}00001]$, $q_{612} \in [0{,}99999 ; 1{,}00000]$ – bez zmian.

Macierz wypłat przedstawiona jest na Rys. 95.

Decyzja: wynik drugiego badania Z – pilot wykonuje zadanie, wynik NZ – trzecie badanie (wynik trzeciego Z – wykonuje zadanie, NZ – nie wykonuje zadania).

2.1.2.2 Badanie 2 – założenie: wynik pierwszego badania niezdolny (NZ)

Przyjęto następujące wartości prawdopodobieństw (zmiany odnoszone są do pra-wdopodobieństw występujących w 1 badaniu pilotów):

- $p_{41} \in [0{,}970 ; 0{,}999]$, $q_{41} \in [0{,}001 ; 0{,}003]$ – bez zmian,
- $p_{57} \in [0{,}995 ; 0{,}999]$, $q_{57} \in [0{,}001 ; 0{,}005]$ – rośnie p_{57} (maleje q_{57}), wzrost tego prawdopodobieństwo obrazuje przyrost wartości prawdopodobieństwa wyniku prawidłowego dzięki drugiemu badaniu (wyniki badań nie są niezależne i nie można zastosować wzorów służących obliczaniu prawdopodobieństwa zdarzeń niezależnych),
- $p_{58} \in [0{,}995 ; 0{,}999]$, $q_{58} \in [0{,}001 ; 0{,}005]$ – rośnie p_{58} (maleje q_{58}), wzrost tego prawdopodobieństwo obrazuje przyrost wartości prawdopodobieństwa wyniku prawidłowego dzięki drugiemu badaniu (wyniki badań nie są niezależne i nie można zastosować wzorów służących obliczaniu prawdopodobieństwa zdarzeń niezależnych),
- $p_{69} \in [0{,}98 ; 0{,}99]$, $q_{69} \in [0{,}01 ; 0{,}02]$ – bez zmian,

- $p_{610} \in [0{,}7\ ;\ 0{,}9]$, $q_{610} \in [0{,}1\ ;\ 0{,}3]$ – bez zmian,
- $p_{611} \in [0{,}999999\ ;\ 1{,}000000]$, $q_{611} \in [0{,}000000\ ;\ 0{,}000001]$ – rośnie prawdopodobieństwo niewykonania zadania przez pilota dwukrotnie ocenionego jako niezdolny, nacisk firmy lotniczej będzie zdecydowanie mniejszy (rażące naruszenie procedur),
- $p_{612} \in [0{,}00000\ ;\ 0{,}00001]$, $q_{612} \in [0{,}99999\ ;\ 1{,}00000]$ – rośnie prawdopodobieństwo niewykonania zadania przez pilota dwukrotnie ocenionego jako niezdolny (pomimo, że drugi wynik jest fałszywie ujemny), nacisk firmy lotniczej będzie zdecydowanie mniejszy (rażące naruszenie procedur),

Macierze wypłat przedstawiona jest Rys. 96.

Decyzja: wynik drugiego badania Z – trzecie badanie (wynik trzeciego Z – wykonuje zadanie, NZ – nie wykonuje zadania), wynik NZ – nie wykonuje zadania.

2.1.2.3 Badanie 2 – założenie: wynik pierwszego badania niezdolny (NZ) – badanie na żądanie pilota

Przyjęto następujące wartości prawdopodobieństw (zmiany odnoszone są do prawdopodobieństw występujących w 1 badaniu pilotów):

- $p_{41} \in [0{,}970\ ;\ 0{,}999]$, $q_{41} \in [0{,}001\ ;\ 0{,}003]$ – bez zmian,
- $p_{57} \in [0{,}995\ ;\ 0{,}999]$, $q_{57} \in [0{,}001\ ;\ 0{,}005]$ – rośnie p_{57} (maleje q_{57}), wzrost tego prawdopodobieństwo obrazuje przyrost wartości prawdopodobieństwa wyniku prawidłowego dzięki drugiemu badaniu (wyniki badań nie są niezależne i nie można zastosować wzorów służących obliczaniu prawdopodobieństwa zdarzeń niezależnych),
- $p_{58} \in [0{,}995\ ;\ 0{,}999]$, $q_{58} \in [0{,}001\ ;\ 0{,}005]$ – rośnie p_{58} (maleje q_{58}), wzrost tego prawdopodobieństwo obrazuje przyrost wartości prawdopodobieństwa wyniku prawidłowego dzięki drugiemu badaniu (wyniki badań nie są niezależne i nie można zastosować wzorów służących obliczaniu prawdopodobieństwa zdarzeń niezależnych),
- $p_{69} \in [0{,}9999\ ;\ 1{,}0000]$, $q_{69} \in [0{,}0000\ ;\ 0{,}0001]$ – wyższa gotowość pilota do lotu,
- $p_{610} \in [0{,}6\ ;\ 0{,}7]$, $q_{610} \in [0{,}3\ ;\ 0{,}4]$ – wyższa gotowość pilota do lotu (wynik fałszywie dodatni),
- $p_{611} \in [0{,}8\ ;\ 0{,}9]$, $q_{611} \in [0{,}1\ ;\ 0{,}2]$ – rośnie prawdopodobieństwo lotu pilota (pomimo dwukrotnie negatywnego wyniku) i pozytywnej decyzji firmy lotniczej,
- $p_{612} \in [0{,}05\ ;\ 0{,}10]$, $q_{612} \in [0{,}90\ ;\ 0{,}95]$ – rośnie prawdopodobieństwo lotu pilota (pomimo dwukrotnie negatywnego wyniku) i pozytywnej decyzji firmy lotniczej.

Macierz wypłat przedstawiona jest Rys. 97.

Decyzja: wynik drugiego badania Z – trzecie badanie (wynik trzeciego Z – wykonuje zadanie, NZ – nie wykonuje zadania), wynik NZ – nie wykonuje zadania.

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 2 (p = MIN, q = MAX)

		LINIA LOTNICZA (NATURA)											
	Wynik badania →	Z						NZ					
PILOT	Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)			FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)			NZ (niezdolny do wykonania zadania)			FNZ (fałszywie niezdolny do wykonania zadania)		
NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	-19		Z-FZ-OW	0		NZ-NZ-NW	0		NZ-NFZ-NW	0	
		0,01930			0,00000			0,00000			0,00000		
				-77			0			0			
W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	9458		Z-FZ-W	-387612		NZ-NZ-W	-238796		NZ-FNZ-W	-15	
		0,94585			0,00485			0,02985			0,00015		
				946			-14535			-89549			0
		Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki											

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 2 (p = MAX, q = MIN)

		LINIA LOTNICZA (NATURA)											
	Wynik badania →	Z						NZ					
PILOT	Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)			FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)			NZ (niezdolny do wykonania zadania)			FNZ (fałszywie niezdolny do wykonania zadania)		
NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	-10		Z-FZ-OW	0		NZ-NZ-NW	0		NZ-NFZ-NW	0	
		0,00998			0,00001			0,00000			0,00000		
				-40			0			0			
W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	9880		Z-FZ-W	-79121		NZ-NZ-W	-79912,0		NZ-FNZ-W	0	
		0,98802			0,00099			0,00100			1E-06		
				988			-2967			-2996,7			0
		Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki											

PODSTAWOWA MACIERZ WYPŁAT

		Z (zdolny do wykonania zadania)			FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)			NZ (niezdolny do wykonania zadania)			FNZ (niezdolny do wykonania zadania)		
NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	-1000		Z-FZ-OW	-1000		NZ-NZ-NW	-1000		NZ-NFZ-NW	-1000	
				-4000			-4000			-1000			-1500
W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	10000		Z-FZ-W	-80000000		NZ-NZ-W	-80000000		NZ-FNZ-W	-100000000	
				1000			-3000000			-3000000			-2000
												Kara za złamanie procedury	

Rys. 95 Macierz wypłat pilota w dwóch przypadkach: $p = MIN$ ($q = MIN$) i $p = MAX$ ($q = MIN$) oraz podstawowa macierz wypłat – Badanie 2, wynik 1. badania zdolny (Z).

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 2 (p = MIN, q = MAX)

PILOT	Wynik badania →	LINIA LOTNICZA (NATURA)											
		Z						NZ					
	Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)		FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)		NZ (niezdolny do wykonania zadania)		FNZ (fałszywie niezdolny do wykonania zadania)					
NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	-19,3	Z-FZ-OW	-3,4	NZ-NZ-NW	0,0	NZ-NFZ-NW	0,0				
		0,01930		0,00340		0,00000		0,00000					
		-772		-13,6		0,0		0,00					
W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	9458,5	Z-FZ-W	-116400,0	NZ-NZ-W	-2388000,0	NZ-FNZ-W	-15,0				
		0,94585		0,00146		0,02985		0,00015					
		945,8		-4365,0		-89550		-0,3					
		Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki											

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 2 (p = MAX, q = MIN)

PILOT	Wynik badania →	LINIA LOTNICZA (NATURA)											
		Z						NZ					
	Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)		FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)		NZ (niezdolny do wykonania zadania)		FNZ (fałszywie niezdolny do wykonania zadania)					
NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	-10,0	Z-FZ-OW	-0,9	NZ-NZ-NW	0,0	NZ-NFZ-NW	0,0				
		0,00998		0,00090		0,00000		0,00000					
		-39,9		-3,6		0,0		0,0					
W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	9880,2	Z-FZ-W	-7992	NZ-NZ-W	-79919,2	NZ-FNZ-W	-0,1				
		0,98802		0,00010		0,00100		1E-06					
		988,0		-300		-2997,0		0,0					
		Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki											

PODSTAWOWA MACIERZ WYPŁAT

		Z (zdolny do wykonania zadania)		FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)		NZ (niezdolny do wykonania zadania)		FNZ (niezdolny do wykonania zadania)	
NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	-1000	Z-FZ-OW	-1000	NZ-NZ-NW	-1000	NZ-NFZ-NW	-1000
		-4000		-4000		-1000		-1500	
W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	10000	Z-FZ-W	-80000000	NZ-NZ-W	-80000000	NZ-FNZ-W	-100000
		1000		-3000000		-3000000		-2000	
								Kara za złamanie procedury	

Rys. 96 Macierz wypłat pilota w dwóch przypadkach: *p = MIN* (*q = MAX*) i *p = MAX* (*q = MIN*) oraz podstawowa macierz wypłat – Badanie 2, wynik 1. badania niezdolny (NZ).

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 2 (p = MIN, q = MAX)

		Wynik badania →	Z				NZ			
		Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)		FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)		NZ (niezdolny do wykonania zadania)		FNZ (fałszywie niezdolny do wykonania zadania)	
PILOT	NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	0	Z-FZ-OW	-3	NZ-NZ-NW	0,0	NZ-NFZ-NW	0
			0,00010		0,00291		0,00000		0,00000	
			0		-12		0	0,0		
	W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	9651	Z-FZ-W	-155200	NZ-NZ-W	-2387976	NZ-FNZ-W	-15
			0,96505		0,00194		0,02985		0,00015	
			965		-5820		-89549	0		
		Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki								

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 2 (p = MAX, q = MIN)

		Wynik badania →	Z				NZ			
		Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)		FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)		NZ (niezdolny do wykonania zadania)		FNZ (fałszywie niezdolny do wykonania zadania)	
PILOT	NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	0	Z-FZ-OW	-1	NZ-NZ-NW	0	NZ-NFZ-NW	0
			0,00000		0,00070		0,00000		0,00000	
			0		-3		0	0		
	W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	9980	Z-FZ-W	-23976	NZ-NZ-W	-79912	NZ-FNZ-W	-0,1
			0,99800		0,00030		0,00100		1E-06	
			998		-899		-2997	0		
		Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki								

PODSTAWOWA MACIERZ WYPŁAT

		Z (zdolny do wykonania zadania)		FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)		NZ (niezdolny do wykonania zadania)		FNZ (niezdolny do wykonania zadania)	
NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-OW	-1000	Z-FZ-OW	-1000	NZ-NZ-NW	-1000	NZ-NFZ-NW	-1000
		-4000		-4000		-1000		-1500	
W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	10000	Z-FZ-W	-80000000	NZ-NZ-W	-80000000	NZ-FNZ-W	-100000
		1000		-3000000		-3000000		-2000	
								Kara za złamanie procedury	

Rys. 97 Macierz wypłat pilota w dwóch przypadkach: $p = MIN$ ($q = MAX$) i $p = MAX$ ($q = MIN$) oraz podstawowa macierz wypłat – Badanie 2, wynik pierwszego badania niezdolny (NZ). Badanie na żądanie pilota.

2.2 Operatorzy maszyn (kierowcy, maszyniści)/firma

Decyzję w sześciu przypadkach (ścieżkach) podejmuje firma (operator wykonuje zadanie / operator nie wykonuje zadania), a w dwóch operator (operator odmawia wykonania zadania) Rys. 98. Schemat gry podobny do przypadku pilotów. Oczywiście drzewo decyzyjne można rozbudować o kolejny poziom na przykład NZ – NZ – W – OW. W tym przypadku po podjęciu przez firmę decyzji o wykonaniu zadania przez operatora (łamiącej zasady bowiem wynik badania jest negatywny), operator odmawia wykonania zadania. W podstawowej macierzy wypłat (Rys. 99) wypłaty operatora to: *300* za wykonanie pracy, *–300* za odmowę wykonania pracy i *–10 000* za wykonanie pracy przez niezdolnego do jej wykonania operatora. Wypłaty odnoszące się do firmy to: *3 000* za wykonanie pracy *–100* za zatrudnienie innego operatora, –1.000.000 za wykonanie zadania przez niezdolnego do jej wykonania operatora (skutki wypadku i *–1 000* kara za złamanie procedury (i w tym przypadku można rozbudować drzewo decyzyjne o poziom: wykryte złamanie procedury i niewykryte złamanie procedury, przypisując im określone prawdopodobieństwa zajścia tych zdarzeń.

Problem decyzyjny: nie dopuścić niezdolnego do wykonywania zadania operatora do wykonania zadania.

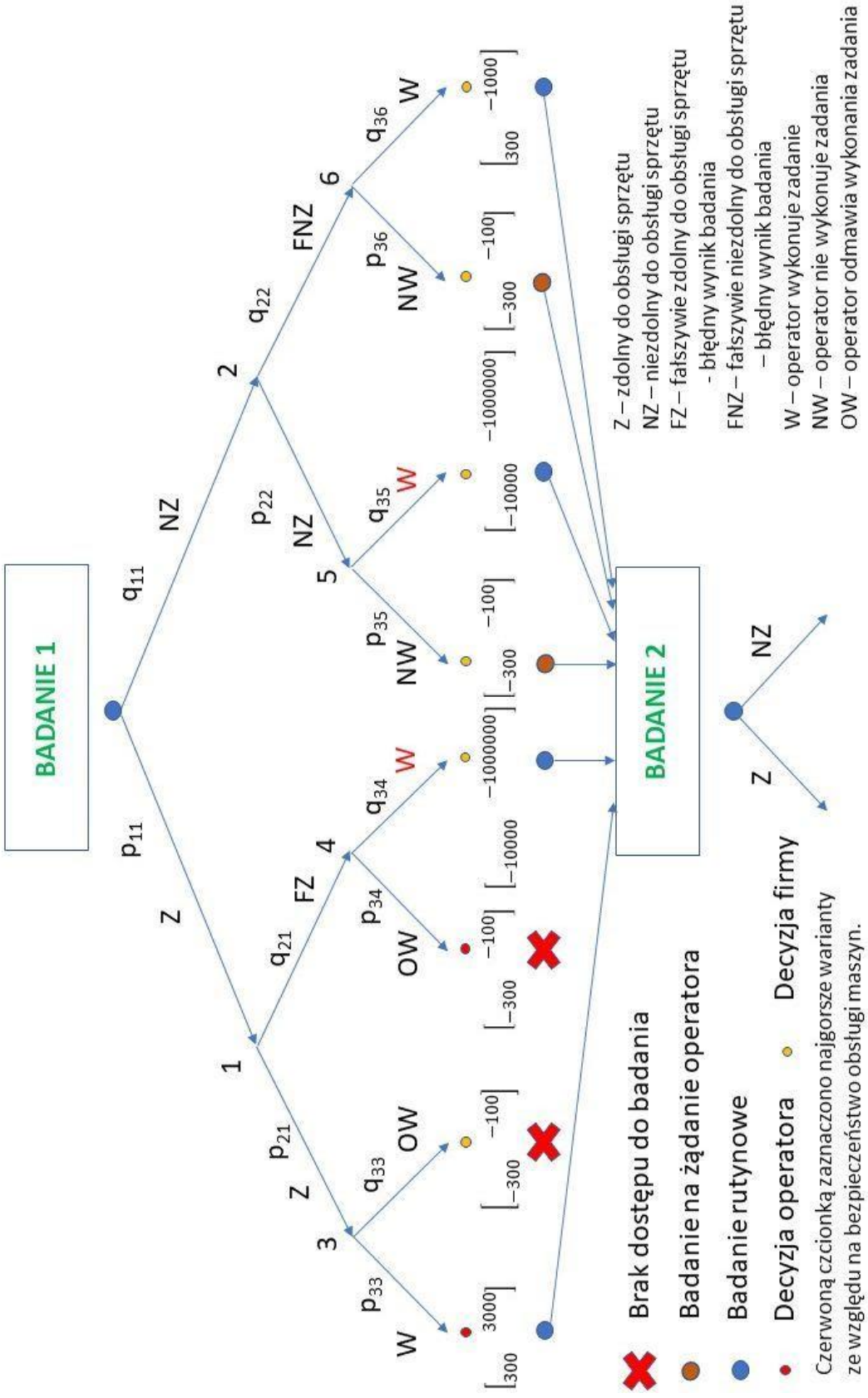
Opis badania:

- badający dysponuje wynikami poprzednich badań i wynik aktualnego badania będzie do nich odnoszony,
- ryzyko błędu: średnie,
- staranność wykonania pomiaru: mała,
- koszt dodatkowego badania: mały,
- możliwość wielokrotnego pomiaru na stanowisku pracy.

Przyjęto następujące wartości prawdopodobieństw:

- $p_{11} \in [0{,}8\,;\,0{,}9]$, $q_{11} \in [0{,}1\,;\,0{,}2]$ – zakładamy, że do badania zgłosi się więcej pracowników niezdolnych do pracy (mniejsza umiejętność samooceny stanu zdrowia niż u pilotów), $p_{11}\downarrow$ a $q_{11}\uparrow$,
- $p_{21} \in [0{,}8\,;\,0{,}9]$, $q_{21} \in [0{,}1\,;\,0{,}2]$ – niższa jakość badania niż w przypadku pilotów, mniejsza baza poprzednich badań, $p_{21}\downarrow$ a $q_{21}\uparrow$ (rośnie prawdopodobieństwo fałszywego wyniku),
- $p_{22} \in [0{,}8\,;\,0{,}9]$, $q_{22} \in [0{,}1\,;\,0{,}2]$ – niższa jakość badania niż w przypadku pilotów, mniejsza baza poprzednich badań, $p_{22}\downarrow$ a $q_{22}\uparrow$ (rośnie prawdopodobieństwo fałszywego wyniku),
- $p_{33} \in [0{,}90\,;\,0{,}99]$, $q_{33} \in [0{,}01\,;\,0{,}10]$ – wyższa skłonność operatora do odmówienia podjęcia pracy niż w przypadku pilotów, $p_{33}\downarrow$ a $q_{33}\uparrow$,
- $p_{34} \in [0{,}5\,;\,0{,}7]$, $q_{34} \in [0{,}3\,;\,0{,}5]$ – niższa skłonność operatora do odmówienia podjęcia pracy niż w przypadku pilotów (wynik badania fałszywie zdolny), $p_{34}\downarrow$ a $q_{34}\uparrow$,
- $p_{35} \in [0{,}90\,;\,0{,}95]$, $q_{35} \in [0{,}05\,;\,0{,}10]$ – wyższa skłonność operatora / firmy do łamania procedur niż w przypadku pilotów, $p_{35}\downarrow$ a $q_{35}\uparrow$,
- $p_{36} \in [0{,}90\,;\,0{,}95]$, $q_{36} \in [0{,}05\,;\,0{,}10]$ – wyższa skłonność operatora / firmy do łamania procedur niż w przypadku pilotów, $p_{36}\downarrow$ a $q_{36}\uparrow$.

Decyzja: drugie badanie w przypadku pierwszego wyniku Z, wynik NZ – nie wykonuje. Drugie badanie na żądanie: wynik NZ – nie wykonuje, Z – trzecie badanie (wynik Z – wykonuje, wynik NZ – nie wykonuje).



Rys. 98 Drzewo decyzyjne – 1 badanie operatorów.

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 1 (p = MIN, q = MAX)

			FIRMA (NATURA)								
		Wynik badania →	Z				NZ				
		Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)			FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)		NZ (niezdolny do wykonania zadania)		FNZ (niezdolny do wykonania zadania)	
OPERATOR	NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-NZ-NW, NZ-FNZ-NW		Z-Z-OW	-6		Z-FZ-OW	-8	NZ-NZ-NW	-14	NZ-NFZ-NW	0
				0,06400			0,08000		0,14400		0,03600	
			-19			-24		0		0		
	W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W		Z-Z-W	1728		Z-FZ-W	-80000	NZ-NZ-W	-2	NZ-FNZ-W	-4
				0,57600			0,08000		2E-02		0,004	
			173			-800		-5		1		

Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 1 (p = MAX, q = MIN)

			FIRMA (NATURA)								
		Wynik badania →	Z				NZ				
		Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)			FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)		NZ (niezdolny do wykonania zadania)		FNZ (niezdolny do wykonania zadania)	
OPERATOR	NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-NZ-NW, NZ-FNZ-NW		Z-Z-OW	-1		Z-FZ-OW	-6	NZ-NZ-NW	-9	NZ-NFZ-NW	-1
				0,00810			0,06300		0,08550		0,00950	
			-2			-19		-26		-3		
	W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W		Z-Z-W	2406		Z-FZ-W	-27000	NZ-NZ-W	-4500	NZ-FNZ-W	-1
				0,80190			0,02700		5E-03		0,0005	
			241			-270		-45		0		

Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki

PODSTAWOWA MACIERZ WYPŁAT

NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-OW, Z-FZ-OW, NZ-NZ-NW, NZ-FNZ-NW		Z-Z-OW	-100		Z-FZ-OW	-100	NZ-NZ-NW	-100	NZ-NFZ-NW	-100
		-300			-300			-300		-300	
W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W		Z-Z-W	3000		Z-FZ-W	-1000000	NZ-NZ-W	-1000000	NZ-FNZ-W	-1000
		300			-10000			-10000		300	

Kara za złamanie procedury

Rys. 99 Macierz wypłat operatora w dwóch przypadkach: $p = MIN$ ($q = MAX$) i $p = MAX$ ($q = MIN$) oraz podstawowa macierz wypłat.

2.3 Żołnierze oddziałów specjalnych lub żołnierze pododdziałów piechoty zmechanizowanej

Decyzję o udziale żołnierza w walce podejmuje dowódca. Czyli na każdym poziomie jest to gra przeciwko naturze, jest to gra ciągła (przez cały czas wykonywania zadania). Na wyświetlaczu dowódcy informacja o stanie żołnierz przedstawiona jest w formie: Z – zdolny, NZ – niezdolny. Pomiar realizowany jest w sposób ciągły (co 10 min. dokonywane są obliczenia i transmisja danych do dowódcy). Żołnierz drogą radiową może poinformować dowódcę o swoim stanie. Jest to najprostszy schemat gry wśród rozważanych.

Problem decyzyjny: czy dowódca z podjęciem decyzji ma czekać na następny pomiar?

Opis badania:

- w systemie zarządzania polem walki, który posiada dowódca „zaszyta" jest biblioteka danych wzorcowych żołnierza (wyniki poprzednich badań w warunkach spoczynku i symulowanego pola walki) i wynik aktualnego badania będzie do nich odnoszony,
- ryzyko błędu: duże,
- staranność wykonania badania: niska (czujniki zainstalowane w odzieży, w hełmie, w butach),
- badanie powtarzane co około10 min. (minimalny koszt dodatkowych badań).

Przyjęto następujące wartości prawdopodobieństw:

- $p_{11} \in [0{,}98\,;\,0{,}99]$, $q_{11} \in [0{,}01\,;\,0{,}02]$ – żołnierz na polu walki jest (zwłaszcza na początku działań) w większości przypadków zdolny do wykonania zadania,
- $p_{21} \in [0{,}6\,;\,0{,}7]$, $q_{21} \in [0{,}3\,;\,0{,}4]$ – wysokie prawdopodobieństwo błędnego wyniku,
- $p_{22} \in [0{,}3\,;\,0{,}4]$, $q_{22} \in [0{,}6\,;\,0{,}7]$ – wysokie prawdopodobieństwo błędnego wyniku,
- $p_{33} \in [0{,}99\,;\,1{,}00]$, $q_{33} \in [0{,}00\,;\,0{,}01]$ – wysoka gotowość żołnierza do wykonania zadania,
- $p_{34} \in [0{,}5\,;\,0{,}6]$, $q_{34} \in [0{,}4\,;\,0{,}5]$ – wysoka gotowość żołnierza do wykonania zadania, ale możliwe obrażenia nie pozwalają na wykonanie zadania,
- $p_{35} \in [0{,}1\,;\,0{,}2]$, $q_{35} \in [0{,}8\,;\,0{,}9]$ – wysoka gotowość żołnierza do wykonania zadania,
- $p_{36} \in [0{,}8\,;\,0{,}9]$, $q_{36} \in [0{,}1\,;\,0{,}2]$ – wysoka gotowość żołnierza do wykonania zadania.

Drzewo decyzyjne przedstawione jest na Rys. 100 a macierz wypłat na Rys. 101.

Decyzja dowódcy: zawsze czekać na wynik drugiego badania, gdy wynik NZ.

Rys. 100 Drzewo decyzyjne – 1 badanie żołnierzy oddziałów specjalnych lub żołnierzy piechoty zmechanizowanej.

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 1 (p = MIN, q = MAX)

		DOWÓDCA											
	Wyświetlacz dowódcy →	Z						NZ					
	Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)			FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)			NZ (niezdolny do wykonania zadania)			FNZ (niezdolny do wykonania zadania)		
ŻOŁNIERZ	NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-NW, Z-FZ-NW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-NW	-59		Z-FZ-NW	-1960		NZ-NZ-NW	-6		NZ-NFZ-NW	-280
			0,00588			0,19600			0,00060			0,00280	
				-12			-392			-1			-6
	W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	5821,2		Z-FZ-W	-196000		NZ-NZ-W	-5400		NZ-FNZ-W	112
			0,58212			0,19600			0,00540			0,01120	
				2911			-1960			-54			56
		Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki											

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 1 (p = MAX, q = MIN)

		DOWÓDCA											
	Wyświetlacz dowódcy →	Z						NZ					
	Ścieżki	Z (zdolny do wykonania zadania)			FZ (fałszywie zdolny do wykonania zadania)			NZ (niezdolny do wykonania zadania)			FNZ (niezdolny do wykonania zadania)		
ŻOŁNIERZ	NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-NW, Z-FZ-NW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	Z-Z-NW	0		Z-FZ-NW	-1782		NZ-NZ-NW	-8		NZ-NFZ-NW	-60
			0,00000			0,17820			0,00080			0,00060	
				0			-356			-2			-1
	W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W	Z-Z-W	6930		Z-FZ-W	-118800		NZ-NZ-W	-3200		NZ-FNZ-W	54
			0,69300			0,11880			0,00320			0,00540	
				3465			-1188			-32			27
		Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki											

PODSTAWOWA MACIERZ WYPŁAT

	NW (nie wykonuje zadania)	Z-Z-NW, Z-FZ-NW, NZ-FNZ-NW, NZ-NZ-NW	-2000	Z-Z-NW	-10000	-2000	Z-FZ-NW	-10000	-2000	NZ-NZ-NW	-10000	-2000	NZ-NFZ-NW	-100000
	W (wykonuje zadanie)	Z-Z-W, Z-FZ-W, NZ-NZ-W, NZ-FNZ-W	5000	Z-Z-W	10000	-10000	Z-FZ-W	-1000000	-10000	NZ-NZ-W	-1000000	5000	NZ-FNZ-W	10000

Rys. 101 Macierz wypłat żołnierzy oddziałów specjalnych lub żołnierzy pododdziałów piechoty zmechanizowanej w dwóch przypadkach: p = MIN (q = MAX) i p = MAX (*q = MIN*).

2.4 Pacjenci

Decyzję o powtórzeniu badania podejmuje pacjent. Jest to gra losowa przeciw naturze. W rzeczywistości na decyzję pacjenta może mieć wpływ dodatkowe badanie przeprowadzone przez lekarza (wyeliminuje „gruby" błąd systemu). Drzewa decyzyjnego nie rozbudowano o kolejny poziom, bowiem bardzo trudno przypisać prawdopodobieństwa podjęcia działania przez pacjenta (Z – Z decyzja pacjenta powtórzyć badanie, Z – FZ decyzja pacjenta powtórzyć badanie, Z – Z decyzja pacjenta nie powtarzać badania i tak dalej).

Problem decyzyjny: czy powtórzyć badanie – zwłaszcza w przypadku wyniku: Z (Zdrowy)?

Opis badania:

- badający (system gromadzenia danych) nie dysponuje wynikami poprzednich badań, w systemie wprowadzone są dane o chorobach, na które cierpi pacjent,
- ryzyko błędu: małe,
- staranność wykonania badania: wysoka,
- możliwość wykonania drugiego badania (stosunkowo mała presja czasu),
- koszt dodatkowego badania: taki sam jak pierwszego badania.

Przyjęto następujące wartości prawdopodobieństw:

- $p_{11} \in [0{,}05\,;\,0{,}10]$, $q_{11} \in [0{,}90\,;\,0{,}95]$ – prawdopodobieństwo, że osoba badana jest chora jest wysokie (na badanie w większości zgłaszają się osoby chore),
- $p_{21} \in [0{,}80\,;\,0{,}85]$, $q_{21} \in [0{,}15\,;\,0{,}20]$ – wysokie prawdopodobieństwo prawidłowej diagnozy,
- $p_{22} \in [0{,}01\,;\,0{,}03]$, $q_{22} \in [0{,}97\,;\,0{,}99]$ – wysokie prawdopodobieństwo prawidłowej diagnozy.

Prawdopodobieństwo diagnozy zdrowy jest niskie bowiem na badanie przeważnie zgłasza się osoba, która podejrzewa u siebie chorobę. W tym przypadku występuje jedna ścieżka zdecydowanie gorsza od pozostałych (zaznaczona na Rys. 102 kolorem czerwonym). W macierzy wypłat (Rys. 103) są to najniższe wartości wypłat pacjenta. Wynik badania C (chory) będzie wymagał dalszej diagnostyki i jest mniej niebezpieczny dla pacjenta (oczywiście abstrahując od zagrożenia jakie stanowi zdiagnozowana choroba). W tym schemacie można przyjąć, że wynik zdrowy (Z) będzie **zawsze** wymagał powtórzenia badania.

Rys. 102 Drzewo decyzyjne – 1 badanie pacjenta.

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 1 (p = MIN, q = MAX)

			PRZYCHODNIA (NATURA)					
		Wynik badania →	Z			C		
		Ścieżki	Z (zdrowy)			C (chory)		
PACJENT	Zdrowy	Z-Z, C-FC		Z-Z	4		C-FC	-1
				0,0400			0,0095	
			-4			-4		
	Chory	Z-FZ, C-C		Z-FZ	-10		C-C	94
				0,01			0,9405	
			-100			-94		
			Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki					

MACIERZ WYPŁAT POMIAR 1 (p = MAX, q = MIN)

			PRZYCHODNIA (NATURA)					
		Wynik badania →	Z			C		
		Ścieżki	Z (zdrowy)			C (chory)		
PACJENT	Zdrowy	Z-Z, C-FC		Z-Z	9		C-FC	-3
				0,0850			0,027	
			-9			-11		
	Chory	Z-FZ, C-C		Z-FZ	-15		C-C	87
				0,015			0,873	
			-150			-87		
			Prawdopodobieństwo zajścia tej ścieżki					

PODSTAWOWA MACIERZ WYPŁAT

	Zdrowy	Z-Z, C-FC		Z-Z	100		C-FC	-100
			-100			-400		
	Chory	Z-FZ, C-C		Z-FZ	-1000		C-C	100
			-10000			-100		

Rys. 103 Macierz wypłat pacjenta w dwóch przypadkach: $p = MIN$ ($q = MAX$) i $p = MAX$ ($q = MIN$) oraz podstawowa macierz wypłat.

2.5 Algorytm procedury wspomagającej proces podejmowania decyzji

Powyższe schematy mogą znaleźć zastosowanie przy tworzeniu algorytmów postępowania na przykład w przypadku: rozpoznania stanów zagrożenia życia, monitorowania zdolności żołnierza do walki (lub konieczności udzielenia pomocy medycznej), systemów wspomagania ratowników udzielających pomocy przed-medycznej i medycznej w trudnodostępnych miejscach [148]. Systemy te mogą częściowo wykorzystać skalę wczesnego ostrzegania (ang. *Early Warning Score EWS*) oraz badanie według schematu ABCDE (Tab. 6). W skład skali EWS wchodzi ocena parametrów fizjologicznych (Tab. 3) oraz ocena stanu świadomości według Skali AVPU (Tab. 4) lub Skali Glasgow (ang. *Glasgow Coma Scale, GCS*) (Tab. 5). Obecnie te czynności wydają się trudne do zautomatyzowania i wymagają do ich wykonania przeszkolonego personelu. Zwłaszcza stosowanie Skali Glasgow wymaga doświadczonego personelu. W wielu krajach EEG jest stosowane do wykrycia braku aktywności kory mózgowej celem rozpoznania prawie śmierci mózgowej (ang. *quasi brain death QBD*), „prawie" oznacza, że jest to diagnoza wstępna. W praktyce klinicznej

śmierć mózgu jest definiowana jako całkowita, nieodwracalna i stała utrata funkcji całego mózgu i pnia mózgu. Jest to bardzo ważna diagnoza bowiem ma wpływ na uznanie śmierci człowieka (wraz z testami: odruchów pnia mózgu, śpiączki, źrenic i bezdechu). W pracy L. Ni, J. Cao, and R. Wang: „Dynamic multivariate multiscale entropy based analysis on brain death diagnosis" [149] przedstawili nową metodę oceny śmierci mózgowej. Stosując metodę MMSE stwierdzili, że istnieje możliwość rozróżnienia stanu głębokiej śpiączki (ang. *deep coma*) od stanu śmierci mózgu (ang. *brain-dead*). Autorzy proponują swoją metodę analizy EEG jako podstawową metodę oceny, która powinna ułatwić procedurę diagnozy i decyzję o dalszym postępowaniu z pacjentem w śpiączce Podkreślają, że ich metoda jest tańsza i prostsza (w porównaniu do pełnoczepkowego EEG), mniej czasochłonna i bezpieczniejsza. Ostatni aspekt dotyczy zwłaszcza testu bezdechu, który wykonuje się dopiero po negatywnej ocenie aktywności mózgu dokonanej na podstawie EEG. Metodą tą można wspomóc diagnozę dokonywaną poza ośrodkiem szpitalnym. Wnioskiem podstawowym płynącym z tej pracy jest fakt, że dzięki wyliczeniom *MSE* i / lub *MMSE* można rozróżnić stan śpiączki od stanu śmierci mózgu. Oczywiście znajdzie to zastosowanie przede wszystkim w praktyce klinicznej, lecz może być użyte w przypadku monitorowania stanu żołnierza na polu walki, rannych ratowanych w dużej odległości od szpitala lub innych przyczyn możliwości szybkiego transportu.

Tab. 3 Kryteria wczesnego ostrzegania na podstawie parametrów fizjologicznych (według Europejskiej Rady Resuscytacji 2010) [70].

Parametry	Wyniki w punktach						
	3	2	1	0	1	2	3
Puls [1/min]]		< 40	41 - 50	51 - 90	91 - 110	111 - 130	> 131
Częstość oddechów [1/min]	< 8		9 - 11	12 - 20		21 - 24	> 25
Temperatura ciała [°C]	< 35,0		35,1 - 36,0	36,1 - 38,0	38,1 - 39,0	> 39,1	
Ciśnienie skurczowe [mmHg]	< 90	91 - 100	101 - 110	111 - 199		> 200	
Saturacja [%]	< 91	92 -93	94 - 95	> 96			
AVPU				(A)	(V)	(P)	(U)
Diureza [ml/h, ml/kg m.c./h]	< 10 ml/h	< 0,5 ml/kg m.c./h		> 0,5 ml/kg m.c./h			

Badanie możliwe do zautomatyzowania

Badanie musi być wykonane przez wyszkolonego ratownika medycznego (lekarza)

Badanie niemożliwe do wykonania na polu walki

Tab. 4 Ocena stanu neurologicznego skala AVPU [70].

Oznaczenie	Poziom świadomości
A (ang. *alert*)	pacjent przytomny, zorientowany
V (ang. *voice*)	pacjent z obniżonym stanem świadomości, ale reagujący na głos
P (ang. *pain*)	pacjent niereagujący na głos, reagujący jedynie na bodźce bólowe
U (ang. *unresponsive*)	pacjent nieprzytomny

Tab. 5 Skala Glasgow (ang. Glasgow Coma Scale, GCS) [150].

Punkty	Otwieranie oczu	Reakcja słowna	Reakcja ruchowa
6			Odpowiednia do polecenia
5		Właściwa odpowiedź	Celowa
4	Spontaniczne	Mowa chaotyczna	Ucieczka na ból
3	Na głos	Mowa niewłaściwa	Reakcja zgięciowa
2	Na ból	Niezrozumiałe dźwięki	Reakcja wyprostna
1	Brak	Brak	Brak

Tab. 6 Schemat badania ABCDE [70].

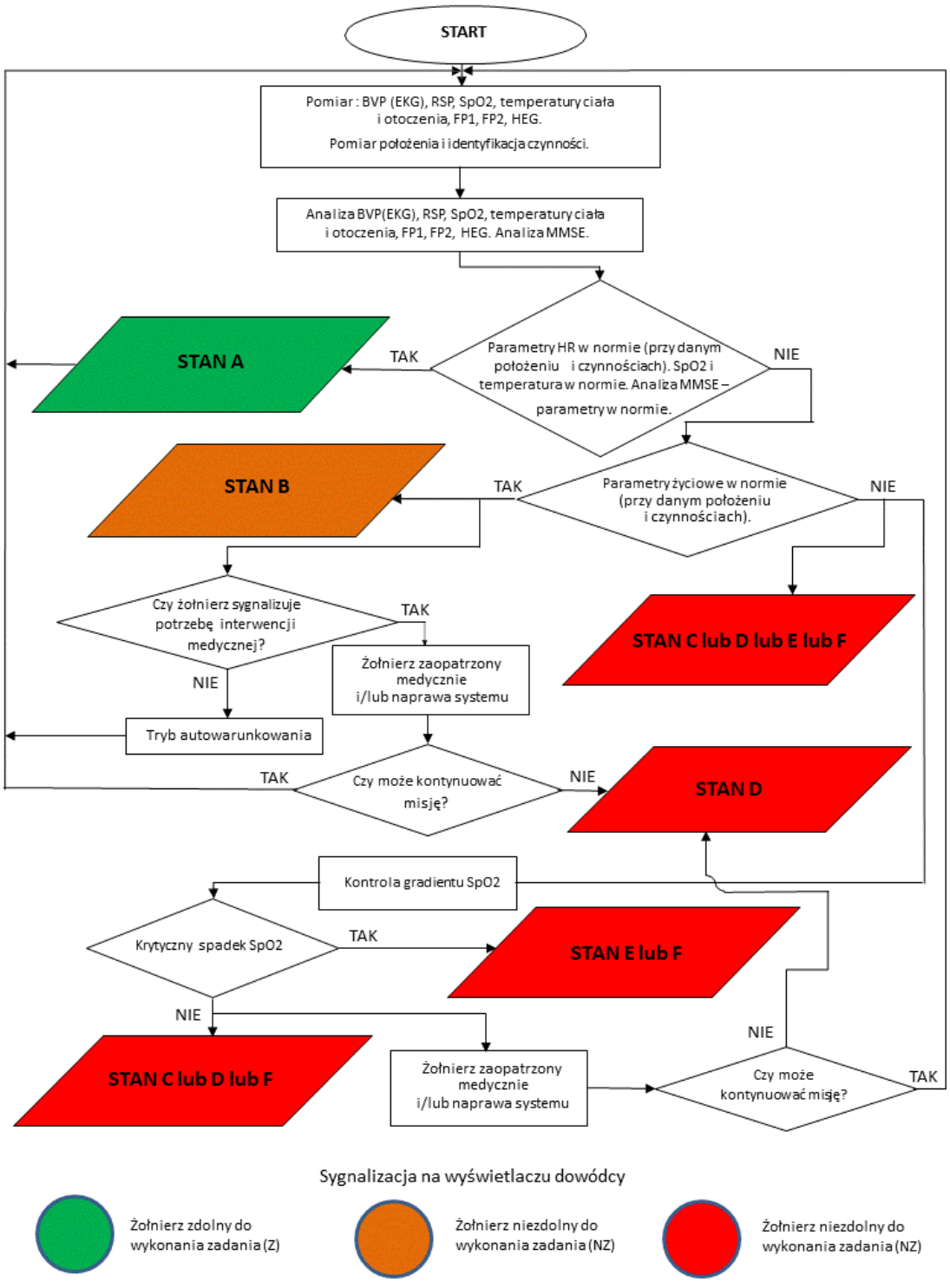
Poziom	Opis
A - ocena dróg oddechowych (ang. *airway*)	Ocena, utrzymanie drożności lub udrożnienie dróg oddechowych.
B - ocena układu oddechowego (ang. *breathing*)	Liczba i jakość oddechów, osłuchanie i opukanie klatki piersiowej, pomiar saturacji, ocena położenia tchawicy oraz wypełnienia żył szyjnych.
C - ocena układu krążenia (ang. *circulation*)	Tętno centralne i obwodowe, ciśnienie tętnicze krwi, czas nawrotu włośniczkowego, monitorowanie rytmu serca, 12 - odprowadzeniowe EKG, założenie kaniuli *iv* . i pobranie krwi do badania, osłuchanie tonów serca.
D - ocena układu nerwowego (ang. *disability*)	Stan świadomości według skali AVPU, siła i napięcie mięśniowe, źrenice, poziom glikemii.
E - ekspozycja (ang. *exposure*)	Badanie całościowe od głowy do stóp - poszukuj: wysypek, blizn po operacjach, krwawień, śladów po wkłuciach, obrzęków oraz żylaków.

iv dostęp dożylny (łac. *intravenous)*

Rys. 106 przedstawia algorytm procedury wspomagającej proces podejmowania decyzji przez dowódcę na polu walki. Na wyświetlaczu dowódcy mogą pojawić się tylko trzy informacje: żołnierz zdolny do wykonania zadania (Z) – kolor zielony, żołnierz niezdolny do wykonania zadania (NZ) – kolor pomarańczowy, żołnierz niezdolny do wykonania zadania (NZ) – kolor czerwony. Oczywiście na wyświetlaczu mogą być wyświetlane dodatkowe informacje kodowane za pomocą liter: A, B, C, D, E i F bardziej precyzyjnie opisujące stan żołnierza:

- STAN A – żołnierz zdolny do wykonania zadania (Z, FZ),
- STAN B, żołnierz niezdolny do wykonania zadania (NZ, FZ), czasowo wyłączony z misji (zmęczony, lekko ranny bez możliwości samodzielnego udzielenia pomocy),
- STAN C, żołnierz niezdolny do wykonania zadania (NZ, FNZ), wymaga natychmiastowej pomocy,
- STAN D, żołnierz niezdolny do wykonania zadania (NZ, FNZ), nie wymaga natychmiastowej pomocy,
- STAN E, żołnierz niezdolny do wykonania zadania (NZ, FNZ) – brak funkcji życiowych,
- STAN F, żołnierz niezdolny do wykonania zadania (NZ, FNZ) – utrata kontroli parametrów psychofizycznych przez system i / lub system przekazuje błędne dane.

W procedurze należy uwzględniać monitorowanie parametrów życiowych. Parametry życiowe to między innymi: aktywność serca (BVP, EKG), częstość oddychania RSP, nasycenie tlenem tkanek obwodowych SpO_2 i temperatura ciała. Spadek saturacji poniżej 91 % jest już poważnym sygnałem informującym o spadku wysycenia tlenem hemoglobiny krwi tętniczej. Niestety krytyczny spadek saturacji (SpO_2) jest cechą indywidualną [72]. Z oczywistych powodów nie istnieje możliwość określenia wartości krytycznej podczas wcześniejszych testów zarówno w warunkach stacjonarnych jak i poligonowych. Pozostaje analiza dynamiki zmian saturacji (na algorytmie procedura: Kontrola gradientu SpO_2). Poniżej wartości 85 % może wystąpić hipoksja [72]. Hipoksją nazywa się niedobór tlenu w tkankach powstający w następstwie obniżonej dyfuzji tlenu z płuc lub w wyniku zaburzeń transportu tlenu przez krew do tkanek [151]. Konsekwencją nieodpowiedniego przepływu tkankowego może być niedotlenienie komórek, a w następstwie nieodwracalna niewydolność narządów [152]. Na Rys. 104 przedstawiona jest uproszczona wersja algorytmu postępowania podczas monitorowania wydolności psychofizycznej żołnierza na polu walki. Może być podstawą do projektowania wyświetlacza jednostki centralnej dowódcy oddziału. Powinien służyć jako wsparcie dowódcy w procesie podejmowania decyzji o zdolności lub niezdolności do dalszego wykonywania zadań przez podległego żołnierza lub o udzieleniu mu pomocy medycznej. Na Rys. 104 „Tryb autowarunkowania" to procedura samodzielnej poprawy funkcji mózgu wykorzystująca biofeedback EEG (elektrody FP1 i FP2) lub biofeedback HEG. Do tej procedury można wykorzystać również sensory temperatury, przewodzenia skórnego lub czujnik monitorujący częstość oddychania [32, 153-156]. Procedura ta realizowana jest samodzielnie przez żołnierza (wymaga wcześniejszego przeszkolenia i treningu).



Rys. 104 Algorytm procedury wspomagającej proces podejmowania decyzji o zdolności pojedynczego żołnierza do dalszych działań przez dowódcę na polu walki.

VI. DYSKUSJA

Prawidłowe funkcjonowanie organizmu wymaga zintegrowania złożonych sieci systemów kontrolujących, pętli zwrotnych oraz innych mechanizmów regulacyjnych. W efekcie umożliwia to organizmowi wykonywanie różnych aktywności niezbędnych do przetrwania w szybkozmiennym otoczeniu. Systemy regulacji organizmu działają na wszystkich poziomach: molekularnym, subkomórkowym, komórkowym, organów i układów. Organizm ludzki jest systemem niezwykle złożonym, a złożoność ta manifestuje się w pojedynczych biosygnałach, ale oprócz tej złożoności istnieją zależności wzajemne pomiędzy sygnałami. Ujawnić je może jednoczesna analiza wielu sygnałów rejestrowanych na wspólnej osi czasu i z tą samą częstotliwością próbkowania.

Większość badaczy analizuje biosygnały wybierając spośród nich co najmniej dwa do oceny stanu fizjologicznego (lub pobudzenia fizjologicznego ang. *physiological arousal* [132]). Do tych sygnałów zaliczamy: temperaturę skóry [133, 157-159], impedancję skóry [134, 160, 161], elektromiografię (EMG) [132, 157, 162], ciśnienie krwi tętniczej [157], EKG [133, 157, 158, 161, 163], częstość pulsu (BVP) [133, 134, 160, 164], częstość oddychania (RSP) [133, 134, 158-161], elektrookulografię (EOG) [165]. Do oceny stanu neurofizjologicznego lub pobudzenia emocjonalnego (ang. *emotional valence*) [132] wykorzystuje się: encefalografię (EEG pełnoczepkowe (ang. *full cap assesment*) [133, 134, 163, 165] lub sygnał z pojedynczych elektrod na przykład: FP1 i FP2 [132, 164, 165]). Analizowana jest również zmienność przebiegu fal mózgowych (głównie alfa i beta) [134] oraz sygnał hemoencefalograficzny (HEG) odzwierciedlający zmiany w wysyceniu tlenem wybranych struktur mózgu (dotyczy głównie kory czołowej) [134, 164]. Analizując zmienność tych sygnałów poszukuje się korelacji z takimi stanami psychofizjologicznymi organizmu jak na przykład zmęczenie, senność.

Do pełnej oceny stanu sprawności psychofizycznej człowieka, oprócz analizy pojedynczych sygnałów, należy wykonać analizę sygnałów „połączonych" we wspólną macierz (analiza macierzy o wymiarze s x N, gdzie s to liczba sygnałów, a N to długość sygnału, macierz sygnałów można zapisać również jako macierz N x s). Należy tak dobrać sygnały do analizy, aby zarówno odzwierciedlały zmiany w stanach fizjologicznych organizmu jak i stanach neuropsychologicznych. Dysponując określonym sprzętem pomiarowym (Nexus – 10, Nexus – 32 i przystawka hemoencefalograficzna), wybrano następujące sygnały odzwierciedlające stan psychofizyczny: BVP, EKG, RSP, SpO_2 a funkcje neuropsychologiczne: EEG, HEG.

Następnym etapem jest dobór metody analizy sygnałów, która pozwala na jednoczesne obrazowanie zmian wielu biosygnałów. Jedną z takich metod jest obliczanie i analizowanie wielowymiarowej, wieloskalowej entropii przybliżonej (ang. *multivariate multiscale sample entropy MMSE*). Algorytm tej metody został podany przez M.U. Ahmeda i D.P. Mandica w 2011 roku [119]. Podstawowym wymaganiem pozwalającym na zastosowanie tej metody jest rejestracja sygnałów na wspólnej osi czasu i z jednakową częstością próbkowania sygnału. W badaniu prowadzonym przez Wojskowy Instytut Higieny i Epidemiologii (WIHiE) w warunkach poligonowych i laboratoryjnych sygnały rejestrowano z najmniejszą częstotliwością równą 32 Hz. Jest to częstotliwość rejestracji sygnału na przykład: HEG, RSP. Sygnał BVP rejestrowany był z częstotliwością 128 Hz, a EEG 256 Hz. Dzięki oprogramowaniu *BioTrace* możliwy

jest eksport danych w formacie MATLAB ze wspólną częstotliwością 32 Hz. W badaniach stacjonarnych na ochotnikach (prowadzonych w warunkach relaksu, w badaniu brał tylko jeden badacz) rejestrowano pełnoczepkowe EEG. Do analizy wybrano sygnał z elektrod FP1 i FP2, ponieważ bioimpulsy z tych lokalizacji obrazują zmiany w obszarze mózgu odpowiedzialnym głównie za funkcje poznawcze. Praktyczną zaletą takiej lokalizacji elektrod jest stosunkowo łatwy ich montaż na przykład: w hełmie pilota, w słuchawkach nagłownych żołnierza.

Wartość entropii (entropii w sensie informatycznym) jest zależna od przyjętej metody obliczeniowej i jej parametrów. Uniemożliwia to praktycznie odwołanie się do danych zawartych w piśmiennictwie [95]. Obecnie nie ma możliwości oceny metody (walidacji), gdyż brak jest wzorcowych baz sygnałów rejestrowanych z daną częstotliwością próbkowania na wspólnej osi czasu. Nie ma metody referencyjnej służącej do analizowania wielu jednocześnie rejestrowanych biosygnałów. Nie istnieją dane referencyjne takie jakie są dostępne w przypadku analizy HRV: EKG 24 h [166, 167] i krótkich rejestracji EKG [168]. Między innymi z tego powodu przeprowadzono badania łącznie 160 żołnierzy i ochotników. Zastosowano różne schematy badań uwzględniające specyfikę warunków poligonowych i laboratoryjnych (Pracownia Psychoneuroimmunologii Zakładu Ochrony Mikrofalowej WIHiE w Warszawie). Dzięki tym badaniom opracowano bazę danych zawierającą wiele biosygnałów rejestrowanych na wspólnej osi czasu i przy tej samej częstotliwości próbkowania.

Wykonane obliczenia i sporządzone na ich podstawie wykresy powierzchni trójwymiarowych (ang. *three dimension 3D*) pokazują, że kształt powierzchni, zakres wartości wielowymiarowej, wieloskalowej entropii przybliżonej (*MMSE*) zmieniają się w zależności od: osoby badanej, warunków badania, liczby rozpatrywanych zmiennych i parametrów obliczeń. Dotyczy to zarówno wykresów powierzchni $MMSE = f(N, Skala)$ uzyskanych dla pojedynczych sygnałów (w tym przypadku *MMSE* jest tożsame z *MSE*) jak i wykresów powstałych na podstawie obliczeń *MMSE* wielu sygnałów. W badaniach z użyciem pełnoczepkowego EEG ze względu na wymóg zapewnienia jak najniższej impedancji elektrod nie można było obciążać uczestników zmiennym wysiłkiem fizycznym (na przykład na bieżni). Ochotnicy podlegali tylko zmiennym obciążeniem poznawczym (testy).

Do oceny sygnałów, redukcji nadmiarowych zmiennych (tych, które są zmiennymi zależnymi), używa się metody analizy składników głównych (ang. *principal components analysis PCA*) [134] i analizy składowych niezależnych (ang. *Independent Component Analysis ICA*) [42, 139, 140]. Analiza danych wykazała, że stosowanie metody PCA lub ICA nie poprawia jakości sygnału a jedynie zwiększa zarówno czas obliczeń jak i stopień skomplikowania całego algorytmu obliczeniowego.

W pracy Wu, S.-D., et al. „Modified multiscale entropy for short-term time series analysis" [115] autorzy stwierdzili, że długość sygnału nie powinna być krótsza niż 2 000 próbek ($N \geq 2\,000$), choć ogólnie sugerowaną minimalną długością sygnału jest zakres $10^m – 20^m$ (gdzie m to wymiar zanurzenia, dla wartości $m = 2$ minimalna długość sygnału zawarta jest w przedziale $[100\,;400]$) [19]. Wyniki obliczeń zawarte w pracy potwierdzają spostrzeżenia wyżej wymienionych autorów zwłaszcza uzyskane wyniki dla dużych wartości *Skala* (krótszy sygnał do analizy) i małych wartości N stają się niestabilne a powierzchnie obrazujące zależność $MMSE = f(N, Skala)$ są bardzo pofałdowane. Stąd w pracy wszędzie tam, gdzie było to możliwe do analizy włączano

sygnały o długości $N \geq 20\,000$ co przy maksymalnej wartości *Skala = 10* daje minimalną długość analizowanego sygnału $N_{min} = 2\,000$, przedział zmienność długości sygnału zaczyna się od *1 000* co dla wartości *Skala = 10* daje $N_{\varepsilon min} = 100$. Analizowano pojedyncze sygnały o większej długości (*N = 26 00* i *38 000*) i krótsze (*N = 5 300, 9 000* i *13 000*). Maksymalna długość tych wynikała z ograniczonego czasu przeznaczonego na rejestrację biosygnałów. Możliwość porównania wyników poszczególnych badanych wymaga, aby analizowane sygnały miały tę samą długość (ten sam czas trwania sygnału przy tej samej częstotliwości próbkowania co jest tożsame z tą samą liczbą próbek *N*). Dłuższe sygnały wymagały „przycięcia" do długości sygnału najkrótszego. Odbywało się to poprzez usunięcie ostatnich próbek.

W analizie sygnałów, których amplitudy bardzo różnią się między sobą należy wstępnie sygnały znormalizować. Brak normalizacji powodowałby przewagę tego sygnału, którego amplituda była największa. W obliczeniach przyjęto normalizację do przedziału [*0 ; 1*] [117].

W dotychczasowych obliczeniach stosowano („domyślnie") jedną metrykę odległości. Jest nią metryka Czebyszewa i w przypadku sygnału jednowymiarowego jest ona intuicyjna. Tylko w jednej pracy "Hierarchical Cosine Similarity Entropy for Feature Extraction of Ship-Radiated Noise" [137] autorzy rozważali zastosowanie innej metryki niż metryka Czebyszewa. Stwierdzili, że metryka kosinusowa jest mniej wrażliwa na wartości odstające (ang. *outliers*) i przez to zapewnia bardziej stabilne obliczenia. Analiza zawarta w tej pracy nie dotyczyła sygnałów biologicznych a szumów akusty-cznych generowanych przez kadłub płynącego statku. Zastosowanie tej metryki do obliczeń sygnałów biologicznych napotyka trudność, którą jest bardzo małe zróżnicowanie wartości *MMSE* przy stałej wartości długości sygnału. Po analizie nie zastosowano tej metryki do obliczania *MMSE*. W pracy dokonano analizy możliwości zastosowania w algorytmie obliczania *MMSE* wszystkich dostępnych w MATLAB'ie metryk: euklidesowej (*'euclidean'*), euklidesowej standaryzowanej (*'seuclidean'*), miejskiej (*'cityblock'*), Minkowskiego (*'minkowski'*), Czebyszewa (*'chebychev'*), Mahalanobisa (*'mahalanobis'*), kosinusowej (*'cosine'*), korelacyjna (*'correlation'*), Spearmana (*'spearman'*), Hamminga (*'hamming'*) i Jaccarda (*'jaccard'*). Do dalszych szczegółowych obliczeń wybrano metryki Czebyszewa i Spearmana, a jako kryterium wyboru przyjęto stabilność obliczeń. Stabilność obliczeń rozumianą jako liczba wyników zawierających skończone, dodatnie wartości *MMSE*. Wyjątek stanowi *MMSE* z użyciem metryki Spearmana sygnału BVP, w tym przypadku dla wartości *Skala = 1* (sygnał oryginalny) pojawiały się wartości ujemne. W przypadku sygnału jednowymiarowego – wektora (pojedynczy sygnał) wielokrotnie pojawiał się w trakcie obliczeń z użyciem metryki Spearmana komunikat MATLAB'a: „*Warning: Some points have too many ties, making them effectively constant. Rank correlation metric may not be appropriate for these points.".* Co można przetłumaczyć jako: „Ostrzeżenie: niektóre punkty są do siebie podobne, co czyni je efektywnie stałymi. Metryka korelacji rang może być nie-odpowiednia dla tych punktów.*"* Obliczenie korelacji rang jest elementem obliczania odległości z użyciem metryki Spearmana. Metryka Spearmana jest zawodną miarą odległości służącą obliczaniu *MMSE* (*MSE*) sygnału jednowymiarowego. Wynik to z faktu obliczenia korelacji wektora do samego siebie. Dodatkowo analiza wykazała, że czas potrzebny na wykonanie algorytmu MMSE z wykorzystaniem metryki Spearmana jest krótszy od tego czasu w przypadku metryki Czebyszewa (w przypadku

liczby sygnałów $s \geq 4$) . Różnica ta powiększa się wraz ze wzrostem liczby sygnałów i długości sygnału. Czas obliczenia entropii z użyciem metryki Spearmana sygnału o długości $N = 20\,000$ dla macierzy pięciowymiarowej w porównaniu z macierzą jednowymiarową jest ok. 8 krotnie dłuższy. W przypadku metryki Czebyszewa wymagany czas obliczeń jest ok. 16 krotnie dłuższy. Porównanie czasu obliczeń entropii sygnałów cztero- i pięciowymiarowych pokazuje, że wymagany czas obliczeń przy użyciu metryki Czebyszewa jest o ok. 13 % dłuższy w przypadku sygnału czterowymiarowego i ok. 18 % dłuższy w przypadku sygnału pięciowymiarowego niż czas potrzebny do obliczeń entropii z użyciem metryki Spearmana.

W pracy analizowałem powierzchnie uzyskane w wyniku obliczeń entropii *MMSE* sztucznego sygnału utworzonego przy wykorzystaniu generatora liczb losowych *randn* o rozkładzie normalnym (ang. *normally distributed random numbers*). Ściśle rzecz biorąc jest to generator liczb pseudolosowych. Każda wiersz (sygnał pseudolosowy) macierzy *5 x 20 000* generowany był oddzielnie. Skończone wartości *MMSE* uzyskano w obliczeniach z użyciem metryki Spearmana. W przypadku zastosowania metryki Czebyszewa do analizy tego samego sygnału otrzymano macierz niedefiniowalnych w MATLAB'ie wartości (= *–Inf*). Analiza samego kształtu krzywych zależności *MMSE* jako funkcji *Skala* na płaszczyźnie może prowadzić do błędnych wniosków o nierozróżnialności tych krzywych (lub o zbliżonej do stałej wartości entropii *MMSE*). Dopiero porównanie przekrojów powierzchni pokazuje odmienny charakter tych powierzchni. *MMSE* sztucznie wygenerowanego sygnału ma też niższy zakres wartości. Wartości te są znacząco niższe od wartości entropii sygnałów uzyskanych w badaniach (maksymalna wartość *MMSE* sztucznego sygnału to 0,66, gdy minimalna wartość średniej entropii *MMSE* uzyskanej z obliczeń sygnałów pochodzących od badanych to 0,60). Obliczanie *MMSE* macierzy pięciowymiarowej utworzonej przy użyciu generatora liczb pseudolosowych MATLAB'a *rand* (ang. *uniformly distributed random numbers*) prowadzi do wynikowej macierzy entropii obliczonej zarówno z użyciem metryki Spearmana jak i Czebyszewa, która zawiera niedefiniowalne w MATLAB'ie wartości. Testy te pokazały odporność metody na sygnały całkowicie przypadkowe.

Zależności czasu wykonania obliczeń od długości sygnału można przybliżyć albo parabolą albo krzywą wykładniczą co pozostaje w zgodzie z oszacowaniem czasu obliczenia *MSE* („jednowymiarowe" *MMSE*), który wg [109] rośnie z kwadratem długości sygnału ($\sim N^2$).

Każdy zastosowany algorytm obliczania wielowymiarowej, wieloskalowej entropii próbkowanej wymaga doboru parametrów. Jeśli te parametry różnią się nawet nieznacznie to wyniki mogą znacząco odbiegać od siebie [169]. Obliczenia przeprowadzone przez autora potwierdzają to spostrzeżenie.

W pracy szczegółowo analizowałem macierze jednowymiarowe (wektory), macierze trójwymiarowe (macierz o wymiarze na przykład *3 x 9 000*) i macierze pięciowymiarowe (macierz o wymiarze na przykład *5 x 20 000*). Długość sygnału (większy wymiar macierzy) dobierana była jako długość najkrótszego ze wszystkich analizowanych sygnałów (macierzy) uzyskanych w poszczególnym badaniu. Pozostałe macierze były „przycinane" do tej długości celem uzyskania tej samej długości analizowanych sygnałów. Oprócz tego wpływ na maksymalną długość sygnału miały ograniczenia sprzętowe (dostępna pamięć operacyjna komputera).

Podstawowym parametrem przyjmowanym w metodzie MMSE jest wymiar osadzony, inaczej długość wzorca (ang. *embeding dimension, pattern length*). Zalecana w piśmiennictwie wartość wymiaru osadzonego (którą jest liczba naturalna) oznaczanego literą *m* to 2 [19]. Obliczenia wykonano zakładając wartość $m = 2, 3, 4, 5$. Wartość wymiaru osadzonego powyżej pięciu ($m > 5$) daje wyniki *MMSE* bardzo niestabilne bowiem wartość entropii albo dąży do nieskończoności albo jest ujemna. Sygnały wzięte do stworzenia macierzy sygnałów to: BVP, sygnał z elektrod FP1 i FP2 (EEG) oraz sygnały HEGR i HEGB. Długość sygnałów $N = 20\,000$ próbek, czyli macierz sygnałów ma wymiar $5 \times 20\,000$ (pięć wierszy na $20\,000$ kolumn). Do tych obliczeń przyjęto stałą wartość wzajemnej odległości $r = idem$ jako maksymalną wartość *SD* (maksymalna wartość odchylenia standardowe amplitudy sygnału obliczanego dla pojedynczych sygnałów) pomnożoną przez $0{,}15$. Za przyjęciem do analizy jednej wartości $m = 2$ przemawiały następujące wyniki obliczeń: wzrost czasu obliczeń entropii wraz z wzrostem wymiaru osadzonego (przy wzroście parametru *m* z 2 do 5 czas ten rośnie o ok. 100 %). Wraz ze wzrostem wymiaru osadzonego maleje liczba stabilnych obliczeń (rośnie liczba odrzuconych obliczeń ze względu na pojawienie się wartości ujemnych lub wyrażeń nieoznaczonych, w MATLAB'ie określanych jako *NaN* lub *-Inf*)). Wykres zależności entropii przy wartości parametru $m = 5$ jest krzywą o stosunkowo dużej zmienności entropii w funkcji *Skala* co jest korzystne, ale nie rekompensuje to utraty wielu wyników (niestabilność obliczeń).

Następnym parametrem jest wymiar zanurzenia τ – tau (ang. *time lag*). Jest to liczba naturalna, najczęściej przyjmowana $\tau = 1$ [92, 107]. Analizowany w pracy wpływ zmienności wymiaru zanurzenia wykazał, że przyjęcie wartości $\tau = 1$ (stałe) jest najkorzystniejsze. Taką wartość przyjęto również w obliczeniach dotyczących doboru wymiaru osadzonego *m*.

Kolejnym parametrem jest wzajemna odległość *r*. Zalecana w piśmiennictwie wartość wzajemnej odległości zawiera się w przedziale $r \in [0{,}10SD\ ;\ 0{,}25SD]$, gdzie *SD* to odchylenie standardowe amplitudy sygnału [119, 169]. Przyjęcie zbyt małej wartości *r* powoduje niestabilność obliczeń, natomiast „bezpieczne" (górna wartość przedziału czyli $0{,}25SD$) przyjęcie wartości *r* może prowadzi do utraty istotnych informacji o przebiegu sygnału. Przeprowadzono porównanie obliczeń przyjmując wartość $r = 0{,}15SD$,. W MATLAB'ie oblicza się je tylko jako maksymalną wartość z obliczanych oddzielnie *SD* dla poszczególnych składowych – wektorów. EXCEL umożliwia obliczenie *SD* również dla całej macierzy sygnałów. Porównano taki sposób obliczenia i nie zauważono korzyści na rzecz obliczania wzajemnej odległości z całej macierzy, ale następuje istotna komplikacja w procedurze obliczeniowej (każdorazowy eksport macierzy z MATLAB'a do EXCEL'a i z powrotem import z EXCEL'a do MATLAB'a). Analizowano wyniki obliczeń *MMSE* z zastosowaniem różnego sposobu obliczania odległości wzajemnej: wartość stała *r* ($r = idem$), wartość zmienna *r* zależna od długości sygnału *N* ($r = var$) oraz wartość zmienna *r* zależna od *N* i *Skala* ($r = var(Skala,N)$). Przyjęcie współczynnika $0{,}15$ jako mnożnika odchylenia standardowego amplitudy sygnału *SD* celem obliczenia wartości *r* ($r = 0{,}15SD$) pozwala dobrze oszacować zmienność sygnału, jednocześnie nie uwzględniając zbyt dużej ilości szumów. W pracy [95] zaleca się wprost stosowanie stałej wartości względnej odległości *r*. W przypadku stosowania stałej wartości odległości wzajemnej ($r = idem$) obliczana jest ona jednokrotnie (na początku obliczeń).

W mojej pracy analizowałem wyniki uzyskane z zastosowaniem: stałej wartości *r* (*r = idem*), wartości *r* obliczanej dla każdej macierzy o długości zmieniającej się od N_{min} do N_{max} (*r = var*) (na przykład, gdy macierz N_{max} = 38.000, a krok wynosi 1.000, pojedynczy sygnał, w tym przypadku *r* obliczane było 38 razy). Jeszcze jednym analizowanym sposobem obliczania *r* zmiennego było obliczanie wzajemnej odległości dla każdej macierzy o zmiennej długości i dla każdej wartości *Skala* (ang. *Scale factor*). W przypadku analizowania macierzy 5 sygnałów o długości *N* = 20 000 z krokiem *N* co jeden tysiąc i zakresem zmienności *Skala* od 1 do 10 wymagało to obliczeń 200 wartości *r* (*r = var(Skala)*). Zakres uśrednionych wartości *MMSE* (dane 68 ochotników) obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* wynosi: [*min ; max*] = [*0,745 ; 1,881*], wartość średnia *SW = 1,425 ± 0,008*. Natomiast zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* wyniósł: [*min ; max*] = [*0,669 ; 1,925*], wartość średnia *SW = 1,443 ± 0,014*. Zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = var* wynosi: [*min ; max*] = [*0,638 ; 2,400*], wartość średnia *SW = 1,455 ± 0,030*. Natomiast zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = var* wynosi: [*min ; max*] = [*0,282 ; 2,029*], wartość średnia *SW = 1,480 ± 0,025*. Wartości te (statystyczne) niewiele się od siebie różnią. Kształty powierzchni uzyskanych w wyniku obliczeń entropii macierzy sygnałów pojedynczych badanych z użyciem różnych metryk różnią się znacznie. Różnice w kształcie uśrednionych powierzchni *MMSE = f*(*Skala, N*) uzyskanych w wyniku obliczeń z użyciem metryki Czebyszewa są niewielkie, w przypadku obliczeń z użyciem metryki Spearmana te różnice są większe. Różne sposoby obliczania wzajemnej odległości *r* skutkują niewielką zmianą wymaganego czasu obliczeń: w przypadku zastosowania metryki Spearmana: gdy odległość wzajemna jest stała *r = idem* – przedział czasu wymaganego na wykonanie obliczeń wyrażony w sekundach: [*min ; max*] = [*839 ; 996*], a średnia wartość tego czasu równa jest *SW = 893 ± 40 s*, w przypadku zmiennej wartości *r = var* – wymagany czas zawiera się w przedziale [*min ; max*] = [*867 ; 1 112*], a średnia wartość wynosi *SW = 908 ± 38 s*, a w przypadku zmiennego *r = var(Skala)* – te czasy to odpowiednio: [*min ; max*] = [*860 ; 1 142*], *SW = 946 ± 63 s*. W przypadku zasto-sowania metryki Czebyszewa: gdy *r = idem* – czas [*min ; max*] = [*1 088 ; 1 482*], *SW = 1 200 ± 71 s*, gdy *r = var* – czas [*min ; max*] = [*1 124 ; 1 483*], *SW = 1 206 ± 63 s*, a dla *r = var(Skala)* – czas [*min ; max*] = [*1 093 ; 1 722*], *SW = 1 259 ± 110 s*. Należy podkreślić ponad 30 % wzrost czasu obliczeniowego wymaganego na uzyskanie *MMSE* przy użyciu metryki Czeby-szewa w porównaniu do obliczenia *MMSE* z użyciem metryki Spearmana. Różnice w wartościach uśrednionych *MMSE* zarówno w obrębie jednej metryki (przy różnych sposobach obliczania wzajemnej odległości *r*) jak i pomiędzy wartościami *MMSE* uzyskanymi z użyciem różnych metryk są niewielkie to kształty powierzchni *MMSE = f*(*Skala,N*) uzyskanych dla pojedynczego ochotnika i pomiędzy ochotnikami mogą różnić się bardzo znacznie. W przyszłości może to utrudnić lub uniemożliwić budowanie uniwersalnych metryk. W drugim przypadku decydujące znaczenie w wykorzystaniu tej metody będzie miało pozyskiwanie danych od pacjentów (ochotników) co określony przedział czasu i po każdym istotnym incydencie zdro-

wotnym (choroba, uraz) i na podstawie tych danych budowa indywidualnej bazy zawierającej informacje o zmieniającym się stanie badanego wraz z upływem czasu.

W pracy analizowano wpływ zmienności zakresu parametru *Skala* (w piśmiennictwie oznaczana jako ε lub τ co w drugim przypadku może powodować nieporozumienia bowiem tak samo oznaczany jest wymiar zanurzenia) na *MMSE* z wykorzystaniem metryki Czebyszewa i Spearmana. Przebieg krzywych w zakresie *Skala* powyżej 10 wskazuje na niestabilność krzywej. Do dalszych obliczeń przyjęto wartość *Skala* z zakresu *1 – 10* (liczby naturalne z krokiem 1). W piśmiennictwie spotyka się zakres *Skala*: 1 – 10 [161], 1 – 20 [170, 171], 1 – 50 [172] lub 1 – 100 [149]. W ostatniej pracy zakres *Skala* przyjęto od 1 do 100 chociaż z wykresów zależności *MSE* i *MMSE* w funkcji *Skala* wynika, że graniczną wartością *Skala* dla stanu śmierci mózgu jest 10, dla większych wartości *Skala* zależność ta jest stała, a zależność *MSE* i *MMSE* w funkcji Skala dla stanu śpiączki można przybliżyć zależnością logarytmiczną (*MSE*) lub liniową (*MMSE*).

Zależności *MSE* (*MMSE* pojedynczego sygnału jest tożsame z *MSE*) w funkcji długości sygnału (*N*) i *Skala* dla sztucznego sygnału EKG o czasie trwania 85 s zawiera artykuł Y. Zhanga i in. [173]. Na wykresie zamieszczonym w artykule przedstawiono zależności sygnałów: „czystego" i zaszumionych. Powierzchnie zależności *MSE = f*(*N, Skala*) zamieszczone w tej pracy mają bardzo regularne kształty, a powierzchnię uzyskaną dla „czystego" sygnału EKG (ang. *clean ECG*) można bardzo dokładnie przybliżyć płaszczyzną, co odróżnia te wykresy od wykresów zawartych w mojej pracy. Metoda MMSE wykorzystana została w analizie danych pochodzących z badań prowadzonych przez S. Begum, S. Barua, M.U. Ahmeda. Podstawy tej metody przedstawione zostały w artykule: „Multi-Scale Entropy Analysis and Case-Based Reasoning to Classify Physiological Sensor Signals" [158], a dwa artykuły tych samych autorów zawierają przedstawienie aplikacji tej metody do oceny obciążenia wysiłkiem (fizycznym i mentalnym) kierowców [159, 161]. Autorzy podkreślają, że poziom stresu, poziom zmęczenia, senność można zdiagnozować za pomocą wielu sygnałów fizjologicznych pozyskiwanych poprzez rejestrację na przykład między innymi: elektrokardiogramu (EKG), elektroencefalogramu (EEG), elektrookulogramu (EOG), temperatury ciała. Uznają jednak, że odpowiedzi na stres, zmęczenie (również w spoczynku) są różne dla różnych osób i poszczególne warianty utrudniają analizę i wykorzystanie informacji o tych sygnałach w systemie komputerowym. Potwierdza to ogólną trudność w budowaniu uniwersalnych metryk fizjologicznych: wystarczy przytoczyć przypadek (badania własne) osoby zdrowej (czynny żołnierz zawodowy), u którego zbadany puls spoczynkowy wynosił 28 uderzeń na minutę. Zdaniem autora niezwykle utrudnia (lub wręcz uniemożliwia) to tworzenie uniwersalnych metryk z użyciem *MMSE*. Wymaga to tworzenia bazy danych „wzorcowych" każdego badanego/pacjenta (pierwsze badanie: osoba w pełni wypoczęta, zrelaksowana, badanie przeprowadzane jest w pomieszczeniu wyciszonym, klimatyzowanym). Dopiero takie dane mogą być przywołane celem bieżącej oceny stanu badanego/pacjenta i powinny być najważniejszymi danymi wejściowymi na przykład w systemach samouczących. Metoda MMSE użyta w pełnym algorytmie oceny stanu zdrowia osoby badanej nie wyeliminuje analizy pojedynczych sygnałów. Metoda MMSE nie jest „uogólnieniem" metody MSE. Zawsze oprócz obliczeń *MMSE* w różnych konfiguracjach sygnałów należy analizować pojedyncze sygnały. Analiza pojedynczych sygnałów pozwala na

reakcję w przypadku: braku sygnału, wystąpienia wartości sygnału spoza fizjologicznego /patofizjologicznego zakresu (na przykład wartość SpO_2 = 120 % mogąca świadczyć o uszkodzeniu sprzętu pomiarowego, błędach w transmisji danych). Analizowanie pojedynczych sygnałów pozwala na szybsze podjęcie (lub ich zaprzestanie) działań, w przypadku pojawienia się wartości poniżej (powyżej) alarmowych lub krytycznych (na przykład sygnały: SpO_2, temperatura ciała, poziom glukozy we krwi, częstość oddychania). Nietrudno zgodzić się z autorami wyżej wymienionych artykułów, że dane zebrane z wielu czujników powinny zapewnić większą niezawodność i skuteczność diagnozy stanu psychofizycznego osoby badanej. Stąd autor rozprawy poszukuje szybkich (czas wykonania badania i analizy liczony co najwyżej w minutach) metod analizy wielu sygnałów, które mogą stać się elementem w pełni automatycznej diagnozy. Ich zastosowanie możliwe jest **tylko** dzięki wykorzystaniu komputerów o coraz większej mocy obliczeniowej. Oczywiście warunkiem koniecznym jest zbudowanie poprawnych algorytmów. Autorzy wyżej wymienionych artykułów w swoich badaniach celem określenia stopnia zmęczenia, senności i stresu stosują sensory: EKG (celem obliczenia częstość akcji serca (ang. *Heart Rate HR*) i interwałów pomiędzy kolejnymi uderzeniami serca (ang. *Inter-beat-interval IBI*), czujnik temperatury umieszczony na palcu (*ang. Finger Temperature FT*), oksykapnograf służący do pomiaru zawartości tlenu w powietrzu wdychanym/ wydychanym (nazywany przez autorów SpO_2, choć to określenie najczęściej stosuje się do stopnia nasycenia krwi obwodowej wyrażany w procentach), pomiarowi zawartości ditlenku węgla w powietrzu wdychanym / wydychanym (CO_2) oraz pomiaru częstości oddychania (RSP). W drugim wariancie badań mierzono konduktancję skóry (ang. *skin conductance SC*) zamiast pomiaru CO_2. Artykuły nie zawierają opisu warunków stosowania metody MMSE i przedstawiają wykresy zależności *MMSE* w funkcji *Skala* (ang. *Scale Factor*) dla przypadków zdrowy (ang. *Healthy*) i zestresowany (ang. *Stress*). Podziału na te dwie grupy dokonali eksperci. Do oceny poziomu stresu badacze wykorzystali własny test psychologiczny, który wypełnia się przez 15 min. na komputerze. Należy zaznaczyć, że zastosowanie testu psychologicznego nie może być wyznacznikiem podziału na zdrowych i podlegających stresowi, czyli w rozumieniu autorów chorych. Artykuły nie zawierają informacji czy akwizycja sygnałów EKG, FT, SC (jedno urządzenie) i sygnałów z oksykapnografu (drugie urządzenie) prowadzona była na wspólnej osi czasu. Użycie IBI sugeruje, że nie bowiem wartość ta obliczana jest z sygnału EKG (choć wartości te mogą ponownie być przypisane do odpowiednich próbek sygnału). Krzywe przedstawiające zależność *MMSE* w funkcji *Skala* osób zdrowych i zestresowanych praktycznie się pokrywają co potwierdza tezę o trudności budowania metryk i/lub jest dowodem sztuczności podziału na dwie podgrupy: *Healthy* i *Stress*. Autorzy na wykresach zależności *MMSE* w funkcji *Skala* przyjęli zakres *Skala* od 1 do 10, nie podali jednak uzasadnienia takiego wyboru. Przebiegi krzywych zależności *MMSE* w funkcji *Skala* mają podobny przebieg jak krzywe uzyskane w wyniku moich obliczeń. W pracy „Automatic driver sleepiness detection using EEG, EOG and contextual information" ci sami autorzy stosują do badania senności (jako konsekwencję między innymi zmęczenia) sygnał pozyskany z pełnoczepkowego EEG oraz sygnał z czujników EOG [165]. Do oceny stopnia senności służyła subiektywna skala senności (ang. *Karolinska sleepiness scale KSS*). Wykonano analizę często-tliwościową sygnału EEG (wybranych częstotliwości fal mózgowych). W artykule „A Multimodal Stress

Monitoring System with Canonical Correlation Analysis" U. Ha et al. [174] opisali wyniki badan z użyciem własnego system akwizycji sygnałów EEG, HEG i BVP (wszystkie czujniki umieszczone w opasce i czujnikach na uszach). Autorzy analizują oddzielnie trzy sygnały. W przypadku sygnału EEG przeprowadzili analizę częstotliwościową (typowe zakresy fal: teta, delta, alfa i beta), dla HEG analizę zmian stężenia hemoglobiny nasyconej tlenem i odtlenionej (i wartość ich stosunku) oraz analizę czasową z pletyzmografu (średnia wartość pulsu). Do poszukiwania związku pomiędzy sygnałami zastosowano metodę korelacji kanonicznej (ang. *canonical correlation analysis CCA*) oraz technikę wektorów nośnych lub podtrzymujących (ang. *Support Vector Machine SVM*) służącą do podziału na klasy. Rejestracja odbywała się przypuszczalnie na wspólnej osi czasu (autorzy nie zaznaczyli tego wprost). Podstawową wadą tego badania jest fakt, że rejestracja EEG nie odbywała się z elektrod umieszczonych zgodnie ze standardem 10 – 20. Nie pozwala to na odniesienie się do wyników badania. Należy zaznaczyć, że w tej pracy rejestrowano podobne sygnały, takie jak w moim badaniu, lecz nie analizowano ich wspólnie tak jak w metodzie MMSE. Podobne podejście przedstawili autorzy artykułu „Sensor Feature Selection and Combination for Stress Identification Using Combinatorial Fusion" [162]. Rejestrowali sygnały: EMG, rezystancję skóry, RSP i EKG. Rejestracje te nie były prowadzone na wspólnej osi czasu. Z tych sygnałów obliczyli 22 parametry (między innymi: średnie wartości amplitud sygnału, moc widm sygnału wybranych częstotliwości (RSP i EKG)). Dalsza procedura to poszukiwanie powiązań pomiędzy tymi parametrami z użyciem takich metod jak: naiwny klasyfikator bayesowski, SVM, algorytm C4.5 (algorytm używany do generowania drzewa decyzyjnego, wykorzystujący entropię informacji), liniowa analiza dyskryminacyjna (ang. *linear discriminant analysis LDA*), algorytm *k* najbliższych sąsiadów lub algorytm *k-nn* (ang. *k nearest neighbours*). W pracy L. Ni, J. Cao, and R. Wang: „Dynamic multivariate multiscale entropy based analysis on brain death diagnosis" [149] przedstawili nową metodę oceny śmierci mózgowej. Celem analizy EEG nie wykonuje się pełnoczepkowego EEG, lecz sygnał EEG rejestrowany jest z sześciu indywidualnych elektrod umieszczonych w następujących czołowych lokalizacjach: F3, F4, FP1, FP2, F7 i F8. Zastosowano dwie elektrody referencyjne umieszczone przy uszach oraz dodatkową elektrodę uziemiającą GND (ang. *ground*). Tylko lokalizacja tej ostatniej elektrody nie jest zgodna z międzynarodowym systemem 10 – 20. Sygnał był próbkowany z częstotliwością 1 000 Hz a rezystancję elektrod utrzymywano poniżej 8 kΩ. Średni czas badania wynosił około 5 min. Do obliczeń brano sygnały o czasie trwania 20 s (liczba próbek $N = 20\,000$). Autorzy przyjęli wartość wymiaru osadzonego $m = 2$, wymiaru zanurzenia $\tau = 1$, a wzajemną odległość między punktami $r = 0{,}15SD$, gdzie *SD* to wartość odchylenia standardowego amplitudy sygnału. Przy obliczaniu wieloskalowej, wielowymiarowej entropii próbkowanej z sześciu sygnałów z elektrod czołowych stosowano standaryzację sygnału (autorzy nie podali metody standaryzacji). Charakterystyczny jest fakt, że autorzy przedstawiają wykresy zależności dla pojedynczego pacjenta: uśredniane ze wszystkich 20 s pomiarów (około 15 pomiarów). W pracy zamieszczono wykres *MMSE* w funkcji *Skala* i czasu (wykres trójwymiarowy). Nie jest to wykres, który można porównać z wykresami zamieszczonymi w mojej pracy przedstawiającymi zależność $MMSE = f(Skala, N)$. W pracy również przedstawiłem wykresy zależności: średnich z całej próbki badanych jak i wykresy przedstawiające zależność $MMSE = f(Skala, N)$ pojedynczego badanego.

W pracy D. Zhang et al. „Computational Pulse Signal Analysis" w rozdziale "Comparison Between Pulse and ECG" [172] przedstawiono zależności wieloskalowej entropii próbkowanej (*MSE*) jako funkcji *Skala*. Wartość *Skala* brana jest w przedziale od 1 do 50 z krokiem równym 5. Należy zaznaczyć, że zarówno EKG jak i BVP mierzona jest w sposób odmienny od tego, który stosowałem w swojej pracy. Elektrody EKG badacze umieścili na przedramionach, a puls mierzony był sondą ultrasonograficzną również umieszczoną na przedramieniu. Do analizy wybierano stabilne pomiary 12 s. Niestety artykuł nie zawiera informacji o sposobie obliczania odległości wzajemnej *r*, częstotliwości próbkowania (lub długości sygnału *N*). Autorzy nie podali czy sygnały były rejestrowane jednocześnie. Przedział zmienności *MSE* ECG można oszacować na podstawie wykresu na [0,65 ; 0,75], a przedział zmienności *MSE* BVP na [0,55 ; 0,82]. W obliczeniach zawartych w mojej pracy (Badanie ochotników I) w trzech sesjach pomiarowych wyniki obliczeń *MSE* (czyli *MMSE* zredukowanego tylko do jednego sygnału o długości $N_{max} = 13\,000$) dla sygnału EKG i metryki Czebyszewa przedziały wartości średnie dla kolejnych trzech sesji pomiarowych wynosiły $MSE_I \in [1{,}06\ ;\ 1{,}21]$, $MSE_{II} \in [1{,}06\ ;\ 1{,}20]$ a $MSE_{III} \in [1{,}05\ ;\ 1{,}19]$. Wartości *MSE* dla sygnału *BVP* zawierają się w przedziałach: $MSE_I \in [1{,}07\ ;\ 1{,}24]$, $MSE_{II} \in [1{,}06\ ;\ 1{,}20]$ a $MSE_{III} \in [1{,}07\ ;\ 1{,}23]$. W przypadku metryki Czebyszewa łatwo zauważyć dużą zgodność wyników *MSE* dla BVP i EKG. W przypadku zastosowania metryki Spearmana wartości *MSE* dla sygnału EKG zawierają się w przedziałach: $MSE_I \in [1{,}07\ ;\ 1{,}26]$, $MSE_{II} \in [0{,}98\ ;\ 1{,}15]$ a $MSE_{III} \in [0{,}82\ ;\ 0{,}95]$, a dla sygnału BVP te przedziały to: $MSE_I \in [1{,}12\ ;\ 1{,}30]$, $MSE_{II} \in [1{,}04\ ;\ 1{,}17]$ a $MSE_{III} \in [1{,}02\ ;\ 1{,}09]$. W przypadku metryki Spearmana wykres *MSE = f(Skala)* sygnału BVP leży powyżej wykresu dla EKG (podobnie jak w cytowanej pracy). Małe różnice wartości *MSE* pomiędzy trzema sesjami wynikają z faktu, że badani nie byli obciążani wysiłkiem fizycznym pomiędzy kolejnymi sesjami (badanie stacjonarne w laboratorium). Należy również zaznaczyć, że zależność *MSE = f(Skala)* otrzymana z zastosowaniem metryki Czebyszewa pozostaje zależnością rosnącą (dla każdej długości sygnału). Obliczenia uzyskane z zastosowaniem metryki Spearmana są mniej stabilne (metryka ta lepiej sprawdza się w obliczeniach *MMSE* macierzy zawierającej więcej sygnałów). Do przykładowych obliczeń *MMSE* macierzy trójwymiarowych wybrano sygnały: FP1, FP2 i BVP. Analizie poddano wyniki otrzymane w Badaniu ochotników II. Były to sesje, podczas których ochotnicy wykonywali test TOVA. Test TOVA był wykonywany dwukrotnie i za każdym razem podczas testu prowadzona była rejestracja EEG i BVP. Wspólna długość sygnału $N = 9\,000$ (długość najkrótszego ze wszystkich rejestrowanych sygnałów). Przyjęto wzajemną odległość $r = 0{,}15SD$ (*SD* odchylenie standardowe jako maksymalna wartość obliczana z pojedynczych sygnałów, *r* obliczane dla całej macierzy jednokrotnie *r = idem*). Zakres uśrednionych wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* macierzy trzech sygnałów sesja pomiarowa pierwsza wynosił: [*min ; max*] = [*0,128 ; 2,137*],wartość średnia $SW = 1{,}294 \pm 0{,}153$. Dla drugiej sesji pomiarowej ten zakres to: [*min ; max*] = [*0,320 ; 2,156*], wartość średnia $SW = 1{,}489 \pm 0{,}089$. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* dla pierwszej sesji pomiarowej wyniósł: [*min ; max*] = [*0,034 ; 1,572*], wartość średnia $SW = 1{,}082 \pm 0{,}026$. Dla drugiej sesji pomiarowej przedział wartości *MMSE* to: [*min ; max*] = [*0,599 ; 2,204*], wartość średnia $SW = 1{,}146 \pm 0{,}038$. Zakres wartości

MMSE obliczonych z użyciem metryki Spearmana przy *r = idem* macierzy trzech sygnałów pojedynczego ochotnika (sesja pomiarowa pierwsza, wykres na wynosi: [*min ; max*] = [*1,262 ; 1,842*],wartość średnia *SW = 1,623 ± 0,164*. Dla drugiej sesji pomiarowej: [*min ; max*] = [*1,430 ; 1,918*], wartość średnia *SW = 1,677 ± 0,112*. Zakres wartości *MMSE* obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa przy takim samym sposobie obliczania odległości wzajemnej *r = idem* dla pierwszej sesji pomiarowej wyniósł: [*min ; max*] = [*1,107 ; 1,449*], wartość średnia *S = 1,266 ± 0,082*. Dla drugiej sesji pomiarowej: [*min ; max*] = [*0,956 ; 1,551*], wartość średnia *SW = 1,273 ± 0,163*. Uśrednione wartości (52 ochotników) wykazują większe zróżnicowanie pomiędzy sesjami ze względu na to, że do obliczeń brany był jeden sygnał odzwierciedlający stan fizjologiczny (BVP) i dwa sygnały obrazujące funkcjonowanie płatów czołowych mózgu (FP1 i FP2).

Analizy pojedynczych sygnałów pokazuje bardzo duże podobieństwo do siebie powierzchni obrazujących zależność *MMSE = f*(*Skala,N*) uzyskanych dla sygnałów FP1 i FP2, HEGB i HEGR. Powierzchnie *MMSE* dla większych wartości *N* wykazują dużą regularność (w pewnych przypadkach można je z dużą dokładnością przybliżyć płaszczyznami). W Badaniu ochotników I dla pojedynczego sygnału BVP widoczne są różnice średnich wartości *MMSE* dla sygnału BVP pomiędzy sesjami, ale i w tym przypadku nie są one zbyt duże. Badani ochotnicy nie byli poddawani obciążeniu wysiłkiem fizycznym. Powierzchnie te mają bardziej złożony kształt w porównaniu z powierzchniami uzyskanymi dla sygnału BVP w Badaniu ochotników II. Przyczyną mogą być różnice w parametrach obliczeń (prawie trzy razy dłuższy sygnał w drugim badaniu).

Należy pamiętać o tym, że wartość entropii (w sensie informatycznym, w tym przypadku *MMSE*) nie jest wielkością „posiadaną" przez człowieka tak jak na przykład: poziom glukozy we krwi, poziomy hormonów (które oczywiście są zmienne w czasie, ale wartość mierzona w danej chwili jest zależna tylko od dokładności aparatury pomiarowej i staranności wykonania samego pomiaru). Nie należy zapominać o tym, że sygnały i ich parametry zmieniają się wraz ze starzeniem organizmu oraz przebytymi chorobami [175, 176]. U starszych zdrowych osób nie obserwuje się zmniejszenia zmienności rytmu serca. Zaawansowany wiek, wysokie i HRV i dobra jakość snu są predyktorami dobrostanu, a zaawansowany wiek, ogólnie pogorszony stan zdrowia korelują z pogorszeniem wykonania zadań poznawczych. Należy to uwzględnić w przypadku tworzenia bazy danych: należy uwzględnić powtarzanie badań (w warunkach takich jak pierwsze badanie) na przykład co 4 lata i zawsze po zdiagnozowaniu poważnej choroby lub po poważnym urazie. W pracy D.Kumral et al. „The age-dependent relationship between resting heart rate variability and functional brain connectivity" [177] podkreślono wpływ na zmienność rytmu serca takich czynników jak: płeć, palenie papierosów, ciśnienie tętnicze krwi, wzrost , masa ciała, wskaźnik masy ciała (ang. *body mass index BMI*) oraz zdolności poznawcze.

Aby zapewnić możliwość porównywania obliczonych wartości wielowymiarowej, wieloskalowej entropii próbkowanej należy **bezwzględnie** spełnić następujące wymagania:

- te same sygnały do analizy (np.: FP1, FP2, BVP, HEGR, HEGB),
- ta sama długość sygnału (ilość próbek, *N*),
- ta sama częstotliwość próbkowania,

- ta sama metoda normalizacji sygnałów (na przykład każdy sygnał oddzielnie normalizowany do przedziału [0;1]),
- ta sama kolejność wierszy (kolumn) macierzy (kolejność sygnałów),
- ten sam sposób obliczania wartość odchylenia standardowego amplitudy sygnału: obliczana albo tylko raz dla macierzy wejściowej (pełny sygnał) (*SD = idem*) lub obliczana dla każdej macierzy (po procedurze skalowania) (*SD = var*), Wartość *SD* obliczana jest dla całej macierzy lub dla każdego wiersza (kolumny) oddzielnie a wybierana jest maksymalna wartość (w MATLAB'ie istnieje tylko taka możliwość, a na przykład EXCEL pozwala na stosowanie obu procedur),
- ten sam czynnik przez który przemnażamy *SD* celem obliczenia wzajemnej odległości *r*, który obliczamy ze wzoru $r = aSD$, gdzie *SD* to odchylenie standardowe amplitudy sygnału, liczbę *a* przyjmuje się z przedziału [0,1 ; 0,25],
- ta sama wartość wymiaru zanurzenia τ,
- ta sama wartość wymiaru osadzonego *m*,
- ten sam zakres *Skala*, z reguły wartość ta zawarta jest w przedziale [1 ; 20],
- ta sama metryka odległości (na przykład: Czebyszewa lub Spearmana),
- zastosowana ta sama metoda poprawy jakości sygnału (PCA, ICA, metody o tych samych parametrach). Można nie stosować żadnej z tych metod, ale ta informacja powinna być zawarta w opisie metody.

Przy akwizycji biosygnałów przyjęto zasadę odrzucania pierwszych próbek ze względu na niską jakość sygnału (na przykład w przypadku próbkowania z częstotliwością 32 Hz odrzucamy 15 s rejestracji, czyli $32\ s^{-1}$ x 15 s = 480 próbek). Taką zasadę przyjęto w moich obliczenia z wykorzystaniem wielowymiarowej, wieloskalowej entropii próbkowanej (*MMSE*). Po szczegółowej analizie zależności wyników od parametrów przyjęto następujące ich wartości:

- każdy sygnał oddzielnie normalizowany do przedziału [*0 ; 1*]),
- wymiar osadzony (długość wzorca) $m = 2$,
- wzajemna odległość między punktami $r = 0{,}15 * SD$, stosowano zmienną i stałą wartość *SD*,
- *Skala*, ograniczono wartość *Skala* do przedziału [*1 ; 10*], oczywiście *Skala* jest liczbą naturalną,
- minimalna długość sygnału *N*, przyjęto minimalną długość sygnału po przeskalowaniu $N_{min} = 100$, maksymalna długość sygnału wynikała z ograniczeń sprzętowych i przy macierzy sygnałów pięciowymiarowej przyjęto $N = 20\ 000$ (w tym przypadku $N_{min} = N/\varepsilon_{max} = 20\ 000/10 = 2\ 000$),
- wymiar zanurzenia τ (tau), przyjęto $\tau = 1$,

Posiadany sprzęt pomiarowy umożliwia rejestrację sygnału elektromiograficznego (EMG), ale ze względu na jego dużą wrażliwość na zakłócenia nie rejestrowano tego sygnału. Oczywiście do rozważań można wprowadzić jako sygnały fale mózgowe. Sprzęt, którym dysponujemy umożliwia uzyskanie takich danych. Niestety wymagałoby to poniesienia dodatkowych nakładów na obliczenia (czas). Z całą pewnością należy w przyszłości do obliczeń wprowadzić nowe sygnały – fale mózgowe [19]. Do rejestracji pulsu stosowano najczęściej pulsoksymetr ze względu na jego niezaprzeczalną zaletę: proste i szybkie zakładanie. Okupione to jest mniejszą dokładnością. W przypadku

diagnostyki chorób na pewno nie można zrezygnować z badania EKG. Rejestrowano w różnych badaniach temperaturę ciała i zmiany konduktancji skóry. W tym przypadku nie włączono tych danych do analizy ze względu na to, że są to sygnały wolnozmienne. Dodatkowo powodowało by to duży wzrost rozmiaru macierzy (ograniczenia w mocy obliczeniowej komputera). Odrębnym zagadnieniem pozostaje dobór sygnałów do analizy, zwłaszcza dotyczy to EEG (wybór z 19 lokalizacji oraz warianty łączenia elektrod). Obecnie konstruowane systemy akwizycji sygnału EEG (czepki, hełmy) pozwalają na rejestrację nawet z 256 lokalizacji. Obecnie trudno sobie wyobrazić analizę tak złożonego sygnału. Ale nieprzerwany wzrost mocy obliczenio-wych komputerów przełamie i te ograniczenia. Kolejnym wyzwaniem jest analiza fal mózgowych i sposób łączenia elektrod. Obecnie przeważa łączenie monopolarne (na przykład: FP1, FP2, CZ) i bipolarne (na przykład: FP1 – FP2, FP1 – CZ). Liczba kombinacji połączeń jest ogromna (w przypadku 256 elektrod w praktyce nie-ograniczona) i będzie wymagała opracowania procedury ich standaryzacji.

Wynik badania, który w większości przypadków obarczony jest pewnym ryzykiem (zwłaszcza w przypadku, gdy ocenia podlega na przykład stopień zmęczenia, gotowość do wykonania zadania a nie jest to diagnozowanie objawów chorobowych) jest jedną z wielu danych służących do podejmowania decyzji. Oprócz danych uzyskanych w wyniku badania o oszacowanym prawdopodobieństwie wyniku (prawdziwie dodatni lub ujemny, fałszywie dodatni lub ujemny) wpływ na decyzję mogą mieć na przykład: dostępność rezerwowych pilotów, liczba zdolnych lub częściowo zdolnych do wykonania zadań żołnierzy na polu walki, poziom przestrzegania procedur. Analizę procedury decyzyjnej można przeprowadzić z użyciem metod rozwiniętych w dyscyplinie nazwanej Teorią gier. Od wprowadzenia jej matematycznych podstaw minęło prawie osiemdziesiąt lat. Może ona być użyta jako narzędzie służące rozwiązywaniu zadań. Teoria gier niejednokrotnie pozwala na znalezienie lepszych rozwiązań starych zagadnień, a także pozwala stwierdzić, że nie istnieje dobre rozwiązanie nowego problemu. Ogólnie Teoria gier prowadzi do lepszego zrozumienia natury podejmowanych decyzji strategicznych (choć czasem może wydawać się, że rozważania są trywialne). Ostateczna decyzja pozostaje (bardziej ostrożnie należy sformułować to założenie jako: powinna pozostawać) w gestii dowódcy, kierowników odpowiednie szczebla w przedsiębiorstwach, lekarzy nadzorujących badanie, lekarzy/ratowników dowodzących stroną medyczną akcji ratowniczych. W pracy przedstawiono drzewa decyzyjne i towarzyszące im macierze wypłat (oraz sposób przejścia od drzewa decyzyjnego do macierzy wypłat). W macierzach wypłat określono wartości prawdo-podobieństw i przyjęto wielkości wypłat (arbitralnie – bardziej precyzyjne oszacowanie wymagałoby odrębnego opracowania). W macierzach wypłat przyjęto warianty prawdopodobieństwa p_{max} i q_{min} oraz p_{min} i q_{max} (skrajne wartości z przyjętych przedziałów prawdopodobieństwa $[p_{min} ; p_{max}]$ i $[q_{min} ; q_{max}]$.

Porównanie drzew decyzyjnych i macierzy wypłat czterech analizowanych przypadków (piloci, operatorzy, żołnierze i pacjenci) wykazuje znaczne różnice w możliwości wykorzystania wyników badania w procedurze podejmowania decyzji. Opracowane drzewa decyzyjne i macierze wypłat wskazały najlepsze pod względem bezpieczeństwa decyzje, które należy podejmować w sytuacji kwalifikacji do wykonania zadania:

- Piloci – Decyzja: drugie badanie w przypadku pierwszego wyniku Z podejmować wybierając pilota do badania losowo (lub według narzuconego z góry schematu, który pozwoli dwukrotnie przebadać wszystkich pilotów w określonym czasie).
- Operatorzy – Decyzja: drugie badanie w przypadku pierwszego wyniku Z, wynik NZ – nie wykonuje.
- Żołnierz na polu walki – Decyzja dowódcy: zawsze czekać na wynik drugiego badania, gdy wynik NZ.
- W procedurze badania pacjenta – w przypadku wyniku Z (zdrowy) zawsze należy powtarzać badanie.

W ostatnim rozdziale pracy przedstawiłem wybrane procedury medyczne – oceny stanu pacjenta, które mogłyby zostać zaimplementowane w systemie monitorowania pacjenta na przykład na Oddziale Intensywnej Opieki Medycznej, Szpitalnym Oddziale Ratunkowym. W ratownictwie medycznym taka procedura mogłaby znaleźć zastosowanie zwłaszcza w przypadku wypadków masowych i/lub braku wystarczającej liczby osób personelu fachowego. Wymagałoby to rozbudowania urządzeń do rejestracji sygnału i wprowadzania informacji przez personel. To zadanie w obecnym czasie nie wydaje się być znaczącym wyzwaniem. Jednocześnie należałoby opracować algorytmy łączące wszystkie dane (pojedyncze sygnały, „wizualne" oceny stanu pacjenta, *MMSE*) i „stawiające" diagnozę. Ich opracowanie i testowanie na pewno są znacznymi wyzwaniami. Ostatnim etapem byłoby przeszkolenie personelu i to też może być wyzwaniem. Na zakończenie pracy został przedstawiony uproszczony algorytm procedury wspomagającej proces podejmowania decyzji. Algorytm ten może stać się podstawą projektowania jednostki centralnej wraz z wyświetlaczem dowódcy oddziału wojskowego.

W opracowaniu algorytmów służących ocenie stanu zdrowia należy uwzględnić wpływ dodatkowych czynników takich jak: płeć, zmiany spowodowane naturalnym procesem starzenia i chorobami, które wystąpiły u osoby badanej pomiędzy ostatnim badaniem a bieżącym.

W dalszej analizie powierzchni *MMSE* należy zastosować klasyfikację z wykorzystaniem sztucznej inteligencji (ang. *artificial inteligence AI*) z zastosowaniem na przykład sieci neuronowych. Następnym etapem mogłoby być tworzenie klastrów grupujących powierzchnie *MMSE* podobnie jak w analizie EKG [15].

Opracowana procedura powinna się przyczynić do automatyzacji procedur diagnostycznych i terapeutycznych. Dostępny sprzęt pomiarowy zapewnia akwizycję większości sygnałów biomedycznych przy stosunkowo niewielkich nakładach na jego zakup i eksploatację. Wyzwaniem pozostaje jego integracja a zwłaszcza archiwizowanie danych na wspólnej osi czasowej (ten sam początek i koniec rejestracji) i ta sama częstotliwość próbkowania. Stosowanie większości procedur medycznych wymaga obecnie zaangażowania wysokokwalifikowanego personelu medycznego (na przykład stosowanie Skali Glasgow w ocenie stanu systemu nerwowego). Choć już dzisiaj nie wydaje się być trudną do zautomatyzowania procedura rozpoznawania jednego z objawów możliwego złamania podstawy kości czaszki - krwiaków wokół oczu, z powodu charakterystycznego wyglądu zwanymi oczami szopa. Tym bardziej taka zautomatyzowana ocena może być zastosowana do oceny biosygnałów (na przykład: EKG, EEG, BVP, RSP, HEG). Ocenę wielu parametrów na początek można rozpocząć z

użyciem sztucznej inteligencji (sieci neuronowe). Nie dało by to informacji o istocie analizowanych zagadnień (efekt „czarnej skrzynki") ale pozwoliłoby na ocenę ilościową. Z czasem po przeprowadzeniu wielokrotnie powtarzanych badań na tej samej grupie uczestników można by połączyć wyniki jakościowe z precyzyjnymi danymi ilościowymi.

W warunkach stacjonarnych (szpital, przychodnia, centrum dowodzenia) analiza dużych ilość danych nie stanowi większego wyzwania. Trudności pojawią się w przypadku, gdy musimy przesyłać dane (na miejscu nie dysponujemy komputerem pozwalającym na ich analizę). Wyzwaniem będzie bezpieczne i szybkie przesłanie dużej ilości danych. Metoda obliczania *MMSE* pozwala znacząco redukować ilość danych.

VII. WNIOSKI

Opracowano metodologię badawczą służącą ocenie stanu psychofizycznego osób zdrowych z wykorzystaniem wielu sygnałów biomedycznych.

Zrealizowane szczegółowe cele badawcze – opracowanie procedury oceny stanu psychofizycznego osób zdrowych z wykorzystaniem wielu sygnałów biomedycznych to:

- Badanie (akwizycja sygnałów biomedycznych).
    1. Wybrano sygnały odzwierciedlające stan psychofizyczny: fizjologia: BVP, EKG, RSP, SPO2, funkcje neuropsychologiczne: EEG, HEG,
    2. Opracowano procedury badań terenowych i laboratoryjnych uwzględniających ich specyfikę.
    3. Dobrano długości sygnałów: minimalna długość sygnału po przeskalowaniu $N_{\varepsilon min}$ = 100, maksymalna sygnału była ograniczona możliwościami sprzętu komputerowego, czasem badania, czasem obliczeń.
    4. Wybrano częstotliwość próbkowania: przyjęto wartość 32 sps (wybór ograniczony został przez możliwości sprzętu pomiarowego, procedura obliczeniowa wymaga tej samej częstotliwości próbkowania wszystkich analizowanych sygnałów).
- Do analizy zmienności przebiegu sygnałów połączonych w wielowymiarową macierz wybrano wielowymiarową, wieloskalową entropię próbkowaną.
    1. Dobrano parametry metody MMSE: określono warunki stosowania metody obliczeniowej zapewniające stabilność wyników i umożliwiające ich porównywanie.
    2. Wybrano miary odległości w procedurze MMSE (kryterium optymalizacji: minimalizacja odchylenia standardowego wokół średniej i czasu wykonania obliczeń). Ustalono słabą przydatność metryki Spearmana w analizie macierzy jedno i dwuwymiarowych i jej przewagę nad metryką Czebyszewa w analizie macierzy zawierającej trzy i więcej sygnałów.
    3. Oceniono wpływ użycia procedur „odszumiających": analizy składników głównych PCA i analizy składowych niezależnych ICA na wyniki obliczeń *MMSE*. Zastosowanie tych procedur istotnie nie poprawiło jakości wyników (analiza została przeprowadzona dla macierzy sygnałów składającej się z maksimum pięciu składników).

Metoda pozwalałaby na automatyzację diagnozy chorego czy też ciągłą ocenę stanu zmęczenia (i/lub kwalifikację do wykonywania działań przez operatorów). Redukowałby zapotrzebowanie na specjalistów zwłaszcza wszędzie tam, gdzie utrudniony jest dostęp do badanego / pacjenta / rannego:

- ratownictwo (tereny trudno dostępne),
- eksploracja kosmosu / monitoring i procedury diagnostyczno – terapeutyczne,
- pomoc medyczna na pełnym morzu (oddalenie od portu uniemożliwiające udzielenie szybkiej fachowej pomocy).

Dalsze badania powinny dotyczyć wyższych wartości próbkowania sygnału (częstotliwości). Należy poszukiwać graniczną wartość częstotliwości próbkowania (jeśli

taka istnieje) lub takiej jej wielkość, powyżej której zysk z pozyskania dodatkowej informacji jest niewielki, natomiast nakłady obliczeniowe niewspółmiernie rosną.

Opracowana metoda analizy biosygnałów z zastosowaniem wielowymiarowej, wielkoskalowej entropii próbkowanej pozwala na jednoczesną analizę wielu sygnałów, a w przypadku rosnącej liczby sygnałów może być metodą „z wyboru" do oceny stan psychofizycznego. Zmiany w kształcie powierzchni i zmiany wartości entropii mogą obrazować zmiany stanu psychofizycznego. Metoda może być wykorzystana również do:

- badania i treningu z wykorzystaniem interfejsu mózg – komputer (ang. *brain – computer – interface BCI*) i wirtualnej rzeczywistości,
- konstruowania systemów zdalnej oceny stanu psychofizycznego pacjentów, żołnierzy, ratowników, pilotów, i in.,
- opracowania algorytmów służących do obserwacji zachowań wykorzystując dane docierające do mózgu (gogle okulograficzne, QEEG, potencjały wywołane) i analizy podejmowanych decyzji w sytuacji nadmiaru lub niedoboru bodźców i / lub działania w stresie i pod presją czasu,
- analizowania wzorców zachowań z wykorzystaniem pomiarów neurofizjologicznych (preferencje wymiany informacji/komunikacji poza-werbalnej - w celu wczesnego ostrzegania przed zagrożeniami terrorystycznymi),
- tworzenia drzew decyzyjnych (poszukiwanie optymalnych rozwiązań wykorzystujących dane neurofizjologiczne – prognozowanie strategii / mini-malizowanie strat).

VIII. ZAŁĄCZNIKI

1. Wykaz skrótów

ADC	przetwornik analogowo-cyfrowy (ang. *Analog to Digital Converter*)
ADD	zespół deficytu uwagi (ang. *Attention Deficit Disorder*)
ADHD	zespół nadpobudliwości psychoruchowej z deficytem uwagi (ang. *attention-deficit hyperactivity disorder*)
AF	migotanie przedsionków (ang. *Atrial Fibrillation*)
AI	sztuczna inteligencja (ang. *artificial inteligence*)
ApEn	entropia przybliżona (ang. *Approximate entropy*)
AUN	autonomiczny układ nerwowy
BCI	interfejs mózg-komputer (ang. *Brain – Computer Interface*)
BEF	przed (ang. *before*)
BVP	zmiana objętości przepływającej krwi, pomiar częstości pulsu (ang. *Blood Volume Pulse*)
BVPA	amplituda częstości pulsu (ang. *Blood Volume Pulse Amplitude*)
C	chory
CBF	mózgowy przepływ krwi (ang. *Cerebral Blood Flow*)
CBV	mózgowa objętość krwi (ang. *Cerebral Blood Volume*)
COE	pobór tlenu (ang. *Cerebral Oxygen Extraction*)
CTFT	transformacja Fouriera sygnału czasu ciągłego (ang. *Continuous Time Fourier Transform*)
CTOx	oksydaza cytochromu
DP	Efektywna droga optyczna (ang. *Differential Pathlength*)
DPF	współczynnik wydłużonej drogi optycznej (ang. *Differential Pathlength Factor*)
DTFT	transformacja Fouriera ciągu dyskretnego (ang. *Discrete Time Fourier Transform*)
EEG	elektroencefalografia
EMG	elektromiografia
ENG	elektronystagmografia (ang. *electronystagmography*)
ER	regulacja emocjonalna (ang. *emotion regulation*)
ERP	potencjał wywołany (ang. *Event-related Potential*)
EWS	skala wczesnego ostrzegania (ang. *Early Warning Score*)
FC	fałszywie chory
FFT	szybka transformata Fouriera (ang. *Fast Fourier Transform*)
FIR	impuls o skończonej odpowiedzi (ang. *Finite-impulse Response*)
fMRI	funkcjonalny magnetyczny rezonans jądrowy (ang. *functional Magnetic Resonance Imaging*)
FNZ	fałszywie niezdolny do wykonania zadania
FP	elekroda przedczołowa według systemu 10-20
FT	temperaturę mierzoną na palcu (*ang.* Finger Temperature)
FZ	fałszywie zdrowy/fałszywie zdolny do wykonania zadania
GCS	Skala Glasgow (ang. *Glasgow Coma Scale*)
Hb	dezoksyhemoglobina
HbO_2	hemoglobina

HOS	statystyka wyższego rzędu (ang. *Higher Order Statistics*)
HR	częstość akcji serca, tętno (ang. *heart rate*)
HEG	hemoencefalografia (ang. *Hemoencephalography*)
HF	widmo wysokiej częstotliwości (ang. *High Frequency*)
HFnu	znormalizowana moc widma o wysokiej częstotliwości
HR	pomiar rzutu serca (ang. *Heart Rate*)
HRV	zmienność rytmu serca (ang. *Heart Rate Variability*)
IBI	interwał pomiędzy kolejnymi uderzeniami serca (ang. *Inter-beat-interval* (tożsame z RR)
ICA	analiza składowych niezależnych (ang. *Independent Component Analysis*)
iv	dostęp dożylny (łac. *intravenous)*
LF	moc widma niskiej częstotliwości (ang. *Low Frequency)*
LF/HF	stosunek mocy widma składowej niskich częstotliwości do mocy widma wysokich częstotliwości (ang. *LF/HF ratio*)
LFnu	znormalizowana moc widma o niskiej częstotliwości
LORETA	tomografia elektromagnetyczna niskiej rozdzielczości (ang. *Low Resolution BrainElectromagnetis Tomography*)
MEAN	średnia ze wszystkich odstępów R-R
MMSE	entropia wielowymiarowa wieloskalowa (ang. *Multivariate Multiscale Sample Entropy)*
NIR	bliska podczerwień (ang. *Near Infrared*), zakres długości światła 650-1000nm
NIRS	spektroskopia bliskiej podczerwieni (ang. *Near Infrared Spectroscopy*)
NN50	liczba różnic pomiędzy kolejnymi odstępami RR przekraczającymi 50ms
non-AF	bez migotania przedsionków (ang. *non-Atrial Fibrillation*)
nu	jednostka znormalizowa (ang. *normalized units*)
NW	żołnierz/operator/pilot nie wykonuje zadania
NZ	operator niezdolny do obsługi sprzętu/pilot niezdolny do latania
OEF	frakcja uwalniania tlenu (ang. *Oxygen Extraction Fraction*)
OW	operator/pilot odmawia wykonania zadania
PCA	analizy składników głównych (ang. *Principal Component Analysis*)
PaO_2	ciśnienie parcjalne tlenu
$PaCO_2$	ciśnienie parcjalne ditlenku węgla
pNN50	odsetek różnic między kolejnymi odstępami R-R większymi od 50ms (ang. *Percent of Difference Between Adjacent Normal R-R Intervals That Are Greater Than 50ms*)
PSA	analiza częstotliwościowa (widmowa) (ang. *power spectrum analysis*)
PSD	widmowa gęstość mocy sygnału (ang. *Power Spectral Density*)
QEEG	ilościowa elektroenecefalografia (ang. *Quantitative Electroencephalography*)
QRS	zespół załamków EKG
RAA	układ renina-angiotensyna-aldosteron
RE	entropia reakcji (ang. *Response Entropy*)
REC	współczynnik rekurencji (ang. *Reccurence Rate*)

REM	faza snu z szybkimi ruchami gałek ocznych (ang. *Rapid Eye Movement*)
RRtri	indeks trójkątny (ang. *HRV triangular Index*)
rMSSD	pierwiastek kwadratowy ze średniej sumy kwadratów różnic między kolejnymi odstępami R-R (ang. *Root Mean Square Succesive Difference*)
RP	względna moc (ang. *Relative Power*)
RR	odstęp między kolejnymi załamkami załamkami R (tożsame z IBI)
RR	częstość oddychania (ang. *Respiratory Rate*)
RSA	niemiarowość oddechowa rytmu zatokowego (ang. *Respiratory Sinus Arrythmia*)
rSO_2	miejscowe nasycenie tlenem (ang. *regional oxygen saturation*)
RSP	częstość oddychania (ang. *Respiration Pulse*)
SampEn	entropia próbkowania (ang. *Sample Entropy*)
SaO_2	tętnicza saturacja tlenu
SC/GSR	przewodnictwo elektryczne skóry, pomiar na podstawie aktywności gruczołów potowych (ang. *Skin Conductance/ Galvanic Skin Response*)
SD	odchylenie standardowe (ang. *Standard Deviation*)
SDNN	odchylenie standardowe (SD)
SDANN	odchylenie standardowe od średniej każdych kolejnych 5 minutowych zapisów R-R z 24h zapisu (ang. *Standard Deviation of 5 Minute Means of RR Intervals*)
SE	entropia stanu (ang. *State Entropy*)
ShanEn	entropia Shannon'a (ang. *Shannon Entropy*)
SI	Międzynarodowy Układ Jednostek Miar (fr. *Système international d'unités*)
SMR	fale sensomotoryczne (ang. *sensory motor rhythm, sensorimotor rhythm*)
SpecEn	widmowa entropia (ang. *Spectral Entropy*)
SpO_2	nasycenie krwi tętniczej tlenem
sps	częstotliwość próbkowania wyrażona w próbkach na sekundę (ang. *sample per second*)
STAI	Inwentarz Stanu i Cechy Lęku (ang. *State-Trait Anxiety Inventory*)
STFT	krótkoczasowa transformata Fouriera (ang. *Short-Time Fourier Transform*)
SvO2	żylna saturacja tlenu
TBI	urazowe uszkodzenie mózgu (ang. *Traumatic Brain Injury*)
TOVA	test zmienności uwagi (ang. *Test of Variables of Attention*)
TP	całkowita moc widma (ang. *Total Power*)
ULF	moc widma ultra niskiej częstotliwości (ang. *Ultra Low Frequency*)
USD	dolar amerykański (ang. *United States Dollar*)
VLF	moc widma bardzo niskiej częstotliwości (ang. *Very Low Frequency*)
VEP	Wzrokowe Potencjały Wywołane (ang. *Visual Evoked Potentials*)
W	żołnierz wykonuje zadania/operator wykonuje zadanie
Z	zdolny do wykonania zadania/zdrowy/zdolny do obsługi sprzętu/zdolny do latania

2. Zestawienie rycin

Rys. 1 Schematyczne przedstawienie podstawowych fal mózgowych i aktywności człowieka, którym te fale towarzyszą oraz możliwych zaburzeń towarzyszących nieprawidłowemu rytmowi [30, 32, 33]. 11
Rys. 2 Międzynarodowy standardowy system położenia elektrod 10 - 20 na głowie człowieka [34]. 12
Rys. 3 Fale mózgowe, montaż elektrod 10 – 20, A – strona lewa, B – strona prawa. Badania własne. 13
Rys. 4 Najważniejsze odkrycia dotyczące zmienności rytmu serca [40] 14
Rys. 5 Zmienność rytmu serca: elektrokardiogram przytomnego psa za [40]. 15
Rys. 6 Fala PQRST – wycinek zapisu EKG A [26], zapis EKG uzyskany z trzech elektrod (urządzenie wielofunkcyjne Nexus – 10) B [41]. 15
Rys. 7 Schemat procesu generującego oscylacje naczynioruchowe [43]. 17
Rys. 8 Układ nerwowy. 19
Rys. 9 Kontrola systemu sercowo-naczyniowego jako sprzężenie zwrotne [43]. 20
Rys. 10 Zależność współczynnika pochłaniania promieniowania dla hemoglobiny (HBO_2), dezoksyhemoglobiny (Hb) i oksydazy cytochromu (CtO_x) [60]. 23
Rys. 11 Przykłady sygnałów BVP: niezakłócony A, zakłócony artefaktami (ruch pacjenta) B [67]. 24
Rys. 12 Sposób umieszczenia opaski oddechowej [75]. 27
Rys. 13 Krzywa oddychania (opaska umieszczona na talii) [74]. 27
Rys. 14 Orientacyjne zakresy pasm częstotliwościowych. 31
Rys. 15 Historia rozwoju metod obliczeniowych entropii [80, 85, 89, 90]. 34
Rys. 16 Długość wzorca (wymiar osadzony) m i wymiar zanurzenia τ [99] 35
Rys. 17 Seria czasowa dowolnie wybranego sygnału – procedura znajdowania sekwencji pasujących do wzorca [103]. 36
Rys. 18 Krzywe MSE (sygnał EKG). 39
Rys. 19 Procedura coarse-graining [115, 116]. 39
Rys. 20 MMSE w funkcji Skala (ang. Scale factor) sygnałów sztucznie wygenerowanych. 41
Rys. 21 Urządzenia służące do rejestracji wielomodalnych: Nexus – 10 A i Nexus – 32 B (widok paneli do podłączania sensorów) [41]. 46
Rys. 22 Schemat rozmieszczenia elektrod do EKG [75]. 47
Rys. 23 Opaska oddechowa służąca do pomiaru częstości oddychania [75]. 48
Rys. 24 Pletyzmograf służący do pomiaru BVP. 48
Rys. 25 Czujnik SpO_2. 48
Rys. 26 Czepek EEG (19 kanałów, 2 elektrody referencyjne oraz uziemienie). 49
Rys. 27 Przystawka HEG produkcji Biocomp Reaserch Institute. 49
Rys. 28 Wykresy sygnałów o różnych zakresach amplitud. Pod każdym rysunkiem umieszczony jest przedział zmienności amplitudy sygnału. 51
Rys. 29 Uczestnik badania A. Ekran służący do wyświetlania bodźców podczas badania (po stronie prawej) B. 53
Rys. 30 Schemat badania ochotników I. 54
Rys. 31 Schemat badania ochotników II 54

Rys. 32 Czas wykonywania obliczeń zależny od wartości wymiaru osadzonego m A, liczba stabilnych obliczeń entropii zależna od wymiaru osadzonego m (wartość wyjściowa 68 obliczeń) B. 57
Rys. 33 Zależności MMSE od parametru m: obliczenia wykonane dla 68 macierzy sygnałów w przypadku m = 2 A, obliczenia wykonane z eliminacją danych niestabilnych (przy wartości parametru m = 5, 26 macierzy sygnałów) B. 57
Rys. 34 Zależność MMSE od Skala A, entropia MMSE tego samego sygnału w zakresie skali 1-20 z naniesionymi odchyleniami standardowymi (słupki błędu) wartości entropii B. 58
Rys. 35 Zależność MMSE od Skala A, MMSE tego samego sygnału w zakresie Skala 1 – 20 z naniesionymi odchyleniami standardowymi (słupkami błędu) wartości entropii B. 58
Rys. 36 Wykres zależności MMSE od Skala, zastosowana metryka Spearmana. 59
Rys. 37 Wykres zależności MMSE od Skala. Wartość r obliczana jako 0,20 pomnożone przez wartość maksymalną z odchyleń standardowych amplitudy sygnału składowych. 60
Rys. 38 Wykres zależności MMSE od Skala. Wartość r obliczana jest jako 0,20 pomnożone przez wartość maksymalną z odchyleń standardowych amplitudy sygnału składowych. Zakres Skala 1 – 20. (Wykres jest fragmentem wykresu z Rys. 37)..... 60
Rys. 39 Wykres zależności MMSE od Skala. Wartość r obliczana jest jako 0,15 pomnożone przez wartość odchylenia standardowego obliczanego z całej macierzy sygnału. 61
Rys. 40 Zależność wartości MMSE od Skala przy różnych wartościach τ. 62
Rys. 41 Wartość odchylenia standardowego obliczanej entropii w zależności od skali dla różnych wartości τ. 62
Rys. 42 Wykres zależności MMSE = f(Skala), zastosowana metryka Czebyszewa (metryka w MATLAB'ie: chebychev). 63
Rys. 43 Wykres zależności MMSE = f(Skala), zastosowana metryka miejska (metryka w MATLAB'ie: cityblock). 64
Rys. 44 Wykres zależności MMSE = f(Skala), zastosowana metryka euklidesowa (metryka w MATLAB'ie: euclidean). 64
Rys. 45 Wykres zależności MMSE = f(Skala), zastosowana metryka Spearmana (metryka w MATLAB'ie: spearman). 64
Rys. 46 Wykres średniej wartości MMSE = f(Skala) z naniesionymi słupkami błędu (wysokość słupka błędu równa wartości odchylenie standardowego z 15 pomiarów (macierzy sygnałów) przy danej wartości Skala), zastosowana metryka miejska (cityblock)..... 65
Rys. 47 Wykres średniej wartości MMSE = f(Skala) (wysokość słupka błędu równa wartości odchylenie standardowego z 15 pomiarów (macierzy sygnałów) przy danej wartości Skala), zastosowana metryka euklidesowa (euclidean). 66
Rys. 48 Wykres średniej wartości MMSE = f(Skala) (wysokość słupka błędu równa wartości odchylenie standardowego z 15 pomiarów (macierzy sygnałów) przy danej wartości Skala), zastosowana metryka Czebyszewa (chebychev). 66
Rys. 49 Wykres średniej wartości MMSE = f(Skala) (wysokość słupka błędu równa wartości odchylenie standardowego z 15 pomiarów (macierzy sygnałów) przy danej wartości Skala), zastosowana metryka Spearmana (spearman). 66

Rys. 50 Wykresy zależności MMSE = f(Skala) w metryce Spearmana: r = 0,15SD (SD odchylenie standardowe max wartość obliczana z pojedynczych sygnałów) A, r = 0,15SD (SD odchylenie standardowe obliczone z całej macierzy sygnału) B. 67
Rys. 51 Wykresy zależności MMSE = f(Skala), zastosowana metryka Spearmana (SD odchylenie standardowe obliczone z całej macierzy sygnału): r = 0,1SD A, r = 0,05SD B. 67
Rys. 52 Wykresy zależności MMSE = f(Skala), zastosowana metryka Spearmana (SD odchylenie standardowe obliczone z całej macierzy sygnału): r = 0,01SD A, r = 0SD B. 68
Rys. 53 Wykresy czasu potrzebnego do wykonania obliczeń MMSE z użyciem metryki Spearmana. Macierze sygnałów o wymiarach od 1 x N do 5 x N..... 69
Rys. 54 Wykresy czasu potrzebnego do wykonania obliczeń MMSE z użyciem metryki Czebyszewa. Macierze sygnałów o wymiarach od 1 x N do 5 x N. 69
Rys. 55 Porównanie czasów wykonania obliczeń MMSE z wykorzystaniem metryki Spearmana i metryki Czebyszewa (Macierze sygnałów o wymiarach od 4 x N i 5 x N, gdzie C4 i C5 to wykresy wartości MMSE obliczonych z użyciem metryki Czebyszewa, a S4 i S5 to wykresy wartości MMSE obliczonych z użyciem metryki Spearmana). 70
Rys. 56 Wykresy zależności MMSE = f(Skala,N) macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Przekroje powierzchni przy długości sygnału N = 20 000 (MMSE = f(Skala)): obliczenia z użyciem metryki Spearmana C, z użyciem metryki Czebyszewa D. Przekroje powierzchni przy wartości Skala = 1(MMSE = f(N)): obliczenia z użyciem metryki Spearmana E, z użyciem metryki Czebyszewa F. 71
Rys. 57 Wykresy zależności MMSE = f(Skala,N) macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki kosinusowej A. Przekrój powierzchni przy długości sygnału N = 20 000 (MMSE = f(Skala)) B. Przekrój powierzchni przy wartościach: Skala = 1 C i Skala = 10 (MMSE = f(N)) D. 72
Rys. 58 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N) sygnału pseudolosowego (sygnał pięciowymiarowy), obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, oraz przekroje powierzchni: z Rys. 56 C (krzywa FP1 FP2 BVP HEGB HEGR S – zastosowana metryka Spearmana) i Rys. 56 D (krzywa FP1 FP2 BVP HEGB HEGR C – zastosowana metryka Czebyszewa) wraz z przekrojem powierzchni MMSE (RANDN S) z Rys. 58 A. Wszystkie przekroje przy N = 20 000 B. 73
Rys. 59 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N) macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Sygnał przetworzony metodą PCA – sygnał zredukowany do trzech składników głównych. 74
Rys. 60 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N) macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał trójwymiarowy (FP1, BVP, HEGB). 74
Rys. 61 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N) macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR).

Sygnał przetworzony metodą PCA – sygnał zredukowany do czterech składników głównych. 75
Rys. 62 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N) macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Metoda ICA: redukcja do dwóch składników głównych. 75
Rys. 63 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N) macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Metoda ICA: redukcja do trzech składników głównych. 76
Rys. 64 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N) macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Metoda ICA: redukcja do czterech składników głównych..... 76
Rys. 65 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N) macierzy sygnałów uzyskanych od pojedynczego ochotnika: obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, z użyciem metryki Czebyszewa B. Sygnał pięciowymiarowy (FP1, FP2, BVP, HEGB, HEGR). Metoda ICA: pięć składników głównych. 76
Rys. 66 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N), długość sygnału N = 20 000, dane pojedynczego ochotnika. Zależności przy r = var: z wykorzystaniem metryki Spearmana A i C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B i D. Badanie ochotników II. 78
Rys. 67 Wykres zależności MMSE = f(Skala) dla macierzy pięciowymiarowej, długość sygnału N = 20 000. 78
Rys. 68 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N), długość sygnału N = 20 000, dane pojedynczego ochotnika. Zależności przy r = var: z wykorzystaniem metryki Spearmana A i C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B i D. Badanie ochotników II. 79
Rys. 69 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N), długość sygnału N = 20 000, dane pojedynczego ochotnika. Zależności przy r = var: z wykorzystaniem metryki Spearmana A i C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B i D. Badanie ochotników II. 81
Rys. 70 Wykres uśrednionych wartości MMMSE = f(Skala) sygnałów jednowymiarowych: RSP A i BVP B, zastosowano metrykę Czebyszewa. 82
Rys. 71 Wykres uśrednionych wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału jednowymiarowego FP1, obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Badanie ochotników II. 82
Rys. 72 Wykresy uśrednionych wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału jednowymiarowego FP2, obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Badanie ochotników II. 83
Rys. 73 Wykresy uśrednionych wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału jednowymiarowego BVP, obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Badanie ochotników II. 84
Rys. 74 Wykresy uśrednionych wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału jednowymiarowego HEGB, obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Badanie ochotników II. 84

Rys. 75 Wykresy uśrednionych wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału jednowymiarowego HEGR, obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Badanie ochotników II. 84
Rys. 76 Wykresy uśrednionych wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału jednowymiarowego BVP, r = var, obliczenia z użyciem metryki Spearmana: 1 pomiar A, 2 pomiar C, 3 pomiar E. Obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa: 1 pomiar B, 2 pomiar D, 3 pomiar F. Badanie ochotników I. 86
Rys. 77 Wykresy wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału jednowymiarowego BVP pojedynczego badanego, obliczenia z użyciem metryki Spearmana: 1 pomiar A, 2 pomiar C, 3 pomiar E. Obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa: 1 pomiar B, 2 pomiar D, 3 pomiar F. Badanie ochotników I. 87
Rys. 78 Wykres wartości MMSE sygnału BVP (z Rys. 77 A). Wykres MMSE = f(Skala,N) A. Przekroje powierzchni: MMSE = f(N) przy Skala = 1 B, MMSE =f(Skala) przy stałej długości sygnału N = 1 000 C, N = 10 000 D, N = 20 000 E i N = 26 000 F. Zastosowana metryka Spearmana. Czas wykonania obliczeń t = 831 s..... 88
Rys. 79 Wykresy uśrednionej wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału jednowymiarowego EKG, obliczenia z użyciem metryki Spearmana: 1 pomiar A, 2 pomiar C, 3 pomiar E. Obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa: 1 pomiar B, 2 pomiar D, 3 pomiar F. Badanie ochotników I. 89
Rys. 80 Wykresy wartości MMSE= f(Skala,N) sygnału jednowymiarowego EKG pojedynczego badanego, obliczenia z użyciem metryki Spearmana: 1 badanie A, 2 badanie C, 3 badanie E. Obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa: 1 badanie B, 2 badanie D, 3 badanie F. (Badanie ochotników I) 90
Rys. 81 Wykres wartości MMSE sygnału EKG (z Rys. 80 B). Wykres MMSE = f(Skala,N) A. Przekroje powierzchni: MMSE = f(N) przy Skala = 1 B, MMSE =f(Skala) przy stałej długości sygnału N = 1 000 C, N = 10 000 D, N = 20 000 E i N = 26 000 F. Zastosowana metryka Czebyszewa. Czas wykonania obliczeń t = 778 s..... 91
Rys. 82 Wykresy uśrednionych wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału trójwymiarowego: 1 pomiar obliczenia z użyciem metryki Spermana A, 2 pomiar obliczenia z użyciem metryki Spearmana C, 1 pomiar obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B, 2 pomiar obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa D. Odległość wzajemna r = idem. Badanie ochotników II (TOVA). 92
Rys. 83 Wykresy wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału trójwymiarowego pojedynczego ochotnika: 1 pomiar obliczenia z użyciem metryki Spearmana A, 2 pomiar obliczenia z użyciem metryki Spearmana C, 1 pomiar obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B, 2 pomiar obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa D. Badanie ochotników II (TOVA). Odległość wzajemna r = idem. 93
Rys. 84 Wykresy uśrednionych wartości MMSE = f(Skala,N) sygnału 5-cio wymiarowego: obliczenia użyciem metryki Spermana A, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa B. Wartości MMSE dla pojedynczego badanego: obliczenia z użyciem metryki Spearmana C, obliczenia z użyciem metryki Czebyszewa D. Odległość wzajemna r = var. Badanie ochotników II. 94
Rys. 85 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N) (z Rys. 84 A) A, wykres zależności MMSE = f(N) przy Skala = 1 B, przekroje powierzchni przy długości sygnału N =

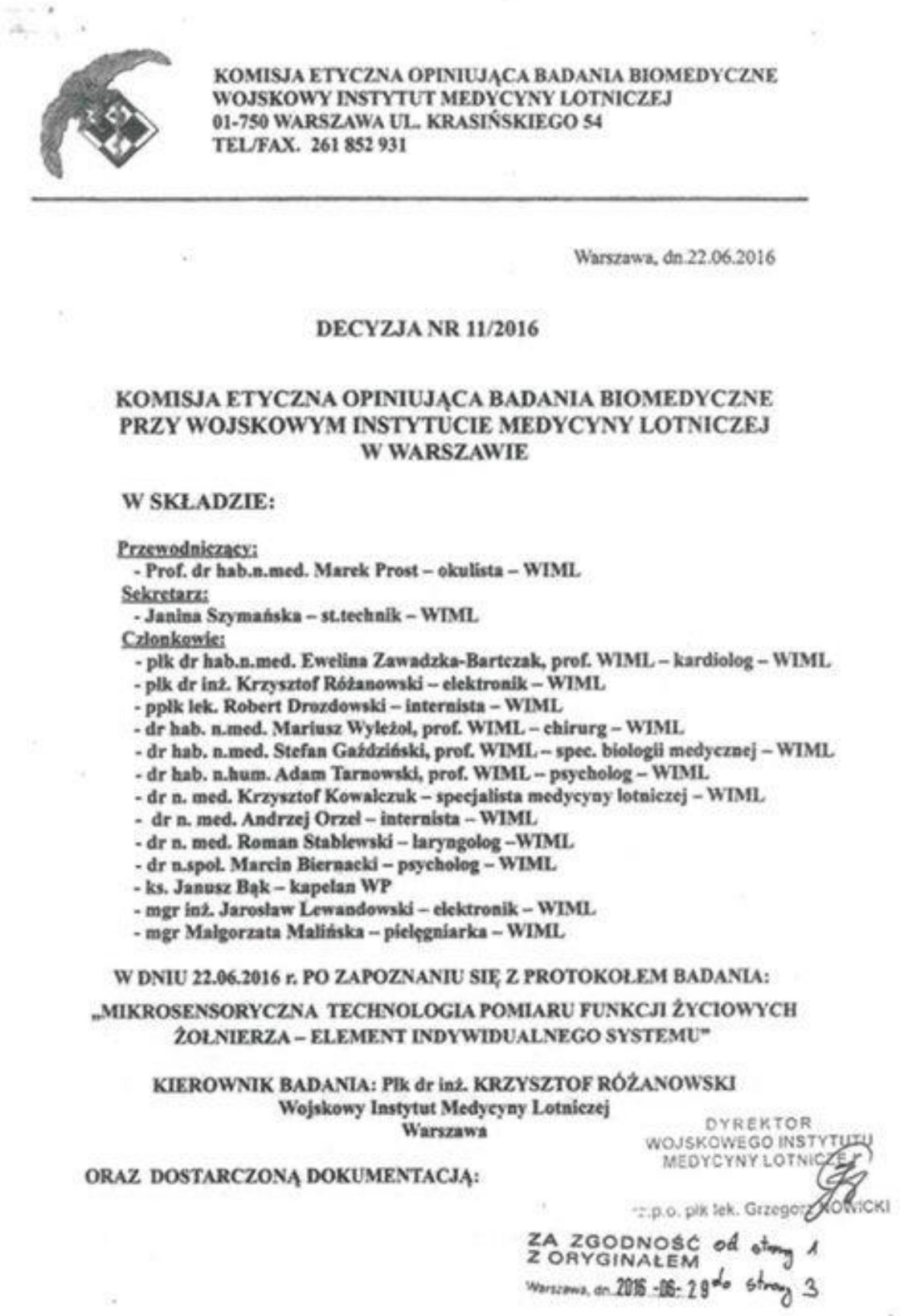
1 000 C, N = 10 000 D i N = 20 000 E (zależność MMSE = f(Skala)). Zastosowana metryka Spearmana, r = var. Badanie ochotników II. 95
Rys. 86 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N) (z Rys. 84 B) wykres zależności MMSE = f(N) przy Skala = 1 B, przekroje powierzchni przy długości sygnału N = 1 000 C, N = 10 000 D i N = 20 000 E (zależność MMSE = f(Skala)). Zastosowana metryka Czebyszewa, r = var. Badanie ochotników II. 96
Rys. 87 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N), długość sygnału N = 20 000, dane pojedynczego ochotnika. Zależności przy r = idem: z wykorzystaniem metryki Spearmana A, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B. Zależności przy r = var: z wykorzystaniem metryki Spearmana C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa D. Badanie ochotników II. 97
Rys. 88 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N), długość sygnału N = 20 000. Zależności przy r = idem: z wykorzystaniem metryki Spearmana A, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B. Zależności przy r = var: z wykorzystaniem metryki Spearmana C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa D. Badanie ochotników II. 98
Rys. 89 Wykres zależności MMSE = f(Skala,N), długość sygnału N = 20 000. Zależności przy r = var(Skala). Wykres wartości MMSE pojedynczego ochotnika: z wykorzystaniem metryki Spearmana A, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa B. Wykres średniej wartości MMSE (68 ochotników): z wykorzystaniem metryki Spearmana C, z wykorzystaniem metryki Czebyszewa D. Badanie ochotników II. 99
Rys. 90 Schemat drzewa decyzyjnego – badanie pacjenta. 101
Rys. 91 Sposób tworzenia macierzy wypłat na podstawie drzewa decyzyjnego. 102
Rys. 92 Drzewo decyzyjne – pierwsze badanie pilotów. 105
Rys. 93 Macierz wypłat pilota w dwóch przypadkach: p = MIN (q = MIN) i p = MAX (q = MIN) oraz podstawowa macierz wypłat – badanie 1. 106
Rys. 94 Drzewo decyzyjne – 2 badanie pilotów. 107
Rys. 95 Macierz wypłat pilota w dwóch przypadkach: p = MIN (q = MIN) i p = MAX (q = MIN) oraz podstawowa macierz wypłat – Badanie 2, wynik 1. badania zdolny (Z). 110
Rys. 96 Macierz wypłat pilota w dwóch przypadkach: p = MIN (q = MAX) i p = MAX (q = MIN) oraz podstawowa macierz wypłat – Badanie 2, wynik 1. badania niezdolny (NZ). 111
Rys. 97 Macierz wypłat pilota w dwóch przypadkach: p = MIN (q = MAX) i p = MAX (q = MIN) oraz podstawowa macierz wypłat – Badanie 2, wynik pierwszego badania niezdolny (NZ). Badanie na żądanie pilota. 112
Rys. 98 Drzewo decyzyjne – 1 badanie operatorów. 115
Rys. 99 Macierz wypłat operatora w dwóch przypadkach: p = MIN (q = MAX) i p = MAX (q = MIN) oraz podstawowa macierz wypłat. 116
Rys. 100 Drzewo decyzyjne – 1 badanie żołnierzy oddziałów specjalnych lub żołnierzy piechoty zmechanizowanej. 118
Rys. 101 Macierz wypłat żołnierzy oddziałów specjalnych lub żołnierzy pododdziałów piechoty zmechanizowanej w dwóch przypadkach: p = MIN (q = MAX) i p = MAX (q = MIN). 119
Rys. 102 Drzewo decyzyjne – 1 badanie pacjenta. 121
Rys. 103 Macierz wypłat pacjenta w dwóch przypadkach: p = MIN (q = MAX) i p = MAX (q = MIN) oraz podstawowa macierz wypłat. 122

Rys. 104 Algorytm procedury wspomagającej proces podejmowania decyzji o zdolności pojedynczego żołnierza do dalszych działań przez dowódcę na polu walki. 126
Rys. 105 Skan Decyzji Komisji Etycznej str. 1..... 154
Rys. 106 Skan Decyzji Komisji Etycznej str. 2..... 155
Rys. 107 Skan Decyzji Komisji Etycznej str. 3..... 155
Rys. 108 Przykłady sygnałów dyskretnych w MATLAB'ie [80]. 157

3. Spis tabel

Tab. 1 Wykaz czujników możliwych do podłączenia do urządzenia Nexus - 10 [123]. 50
Tab. 2 Wykaz czujników możliwych do podłączenia do urządzenia NeXus-32 [41].... 50
Tab. 3 Kryteria wczesnego ostrzegania na podstawie parametrów fizjologicznych (według Europejskiej Rady Resuscytacji 2010) [70]. 123
Tab. 4 Ocena stanu neurologicznego skala AVPU [70]. 123
Tab. 5 Skala Glasgow (ang. Glasgow Coma Scale, GCS) [150]. 124
Tab. 6 Schemat badania ABCDE [70]. 124

4. Zgoda Komisji Etycznej na badania z udziałem ochotników (skany)



KOMISJA ETYCZNA OPINIUJĄCA BADANIA BIOMEDYCZNE
WOJSKOWY INSTYTUT MEDYCYNY LOTNICZEJ
01-750 WARSZAWA UL. KRASIŃSKIEGO 54
TEL/FAX. 261 852 931

Warszawa, dn.22.06.2016

DECYZJA NR 11/2016

KOMISJA ETYCZNA OPINIUJĄCA BADANIA BIOMEDYCZNE
PRZY WOJSKOWYM INSTYTUCIE MEDYCYNY LOTNICZEJ
W WARSZAWIE

W SKŁADZIE:

Przewodniczący:
- Prof. dr hab.n.med. Marek Prost – okulista – WIML

Sekretarz:
- Janina Szymańska – st.technik – WIML

Członkowie:
- płk dr hab.n.med. Ewelina Zawadzka-Bartczak, prof. WIML – kardiolog – WIML
- płk dr inż. Krzysztof Różanowski – elektronik – WIML
- ppłk lek. Robert Drozdowski – internista – WIML
- dr hab. n.med. Mariusz Wyleżoł, prof. WIML – chirurg – WIML
- dr hab. n.med. Stefan Gaździński, prof. WIML – spec. biologii medycznej – WIML
- dr hab. n.hum. Adam Tarnowski, prof. WIML – psycholog – WIML
- dr n. med. Krzysztof Kowalczuk – specjalista medycyny lotniczej – WIML
- dr n. med. Andrzej Orzeł – internista – WIML
- dr n. med. Roman Stablewski – laryngolog –WIML
- dr n.społ. Marcin Biernacki – psycholog – WIML
- ks. Janusz Bąk – kapelan WP
- mgr inż. Jarosław Lewandowski – elektronik – WIML
- mgr Małgorzata Malińska – pielęgniarka – WIML

W DNIU 22.06.2016 r. PO ZAPOZNANIU SIĘ Z PROTOKOŁEM BADANIA:

„MIKROSENSORYCZNA TECHNOLOGIA POMIARU FUNKCJI ŻYCIOWYCH ŻOŁNIERZA – ELEMENT INDYWIDUALNEGO SYSTEMU"

KIEROWNIK BADANIA: Płk dr inż. KRZYSZTOF RÓŻANOWSKI
Wojskowy Instytut Medycyny Lotniczej
Warszawa

ORAZ DOSTARCZONĄ DOKUMENTACJĄ:

DYREKTOR
WOJSKOWEGO INSTYTUTU
MEDYCYNY LOTNICZEJ
p.o. płk lek. Grzegorz [illegible]ICKI

ZA ZGODNOŚĆ od strony 1
Z ORYGINAŁEM
Warszawa, dn. 2016 -06- 29 do strony 3

Rys. 105 Skan Decyzji Komisji Etycznej str. 1.

- zgloszenie projektu badawczego,
- opis projektu badawczego i założenia badań,
- metodyka badań oraz charakterystyka badanej grupy,
- Świadoma Zgoda na Udział w Badaniu oraz Informacja dla Osoby Badanej

DZIAŁAJĄC ZGODNIE Z ZASADAMI GCP ORAZ WYMOGAMI LOKALNYMI, W WYNIKU TAJNEGO GŁOSOWANIA WYRAZIŁA POZYTYWNĄ OPINIĘ W SPRAWIE PRZEPROWADZENIA BADAŃ ZGODNIE Z PRZEDSTAWIONĄ DOKUMENTACJĄ.

Płk dr inż. Krzysztof Różanowski nie uczestniczył w głosowaniu.

Dokumentacja badania znajduje się w archiwum Komisji.
Komisja zobowiązuje Kierownika projektu do pisemnego informowania o zmianach dotyczących badania zaistniałych po wyrażeniu zgody przez Komisję oraz o każdym zdarzeniu niepożądanym zaistniałym w trakcie badania.

PRZEWODNICZĄCY KOMISJI ETYCZNEJ

KOMISJA ETYCZNA
Opiniująca Badania Biomedyczne
przy
Wojskowym Instytucie Medycyny Lotniczej

Prof. dr hab. n. med. MAREK PROST

Rys. 106 Skan Decyzji Komisji Etycznej str. 2.

POSIEDZENIE
KOMISJI ETYCZNEJ OPINIUJĄCEJ BADANIA BIOMEDYCZNE
PRZY
WOJSKOWYM INSTYTUCIE MEDYCYNY LOTNICZEJ

W DNIU: 22.06.2016

LISTA OBECNOŚCI

1. PROF. DR HAB. N. MED. MAREK PROST
2. PŁK DR HAB. N. MED., PROF. WIML EWELINA ZAWADZKA-BARTCZAK
3. PŁK DR INŻ KRZYSZTOF RÓŻANOWSKI
4. PPŁK LEK. ROBERT DROZDOWSKI
5. DR HAB. N. MED., PROF. WIML MARIUSZ WYLEŻOŁ
6. DR HAB. N. MED., PROF. WIML STEFAN GAŹDZIŃSKI
7. DR HAB. N. HUM., PROF. WIML ADAM TARNOWSKI
8. DR N. MED. KRZYSZTOF KOWALCZUK
9. DR N. MED. ANDRZEJ ORZEŁ
10. DR N. MED. ROMAN STABLEWSKI
11. DR N. SPOŁ. MARCIN BIERNACKI
12. KS. JANUSZ BĄK
13. MGR INŻ. JAROSŁAW LEWANDOWSKI
14. MGR MAŁGORZATA MALIŃSKA
15. ST. TECH. JANINA SZYMAŃSKA

DYREKTOR
WOJSKOWEGO INSTYTUTU
MEDYCYNY LOTNICZEJ
płk dr n. med. Grzegorz NOWICKI

ZA ZGODNOŚĆ Z ORYGINAŁEM
Warszawa, dn. 2016 -06- 29

Rys. 107 Skan Decyzji Komisji Etycznej str. 3.

5. Wyjaśnienie wybranych pojęć użytych w tekście

5.1 Podział sygnałów

Sygnał to pewna wielkość, zazwyczaj zmienna w czasie [78, 178]. Sygnałem może być: temperatura ciała, ciśnienie tętnicze krwi (rozkurczowe, skurczowe), poziom glukozy we krwi, częstość uderzeń serca, zapis fali alfa w EEG. Matematycznie deterministyczny oznacza, że kolejny punkt na osi czasu jest zależny od swojego poprzednika. Teoretycznie deterministyczny oznacza, że losowe zakłócenia lub szum nie wpływają na system. Teoria chaosu i teoria dynamicznych systemów nieliniowych terminy te często używane są zamiennie choć ścisłe ich znaczenie jest odmienne [37].

Bardziej ogólnie dzielimy sygnały na [78, 79, 179, 180]:

- deterministyczne:
  - okresowe (periodyczne) (ang. *periodic*),
  - prawie okresowe, quasi-periodyczne (ang. *quasi-periodic*),
  - przejściowe (ang.*transient*),
  - impulsowe o ograniczonej energii,
  - o nieskończonym czasie trwania i ograniczonej energii.
- stochastyczne, czyli losowe:
  - stacjonarne:
    - nieergodyczne,
    - ergodyczne (o rozkładzie równomiernym, normalnym i innych rozkładach),
  - niestacjonarne.

Inny podział dotyczy czasu trwania sygnału:

- sygnały ciągłe (ang. *permanent biosignals*) – występują bez jakiejkolwiek ingerencji zewnętrznej (uderzenie, nacisk, pobudzenie), dostępne cały czas.
- sygnały wyindukowane (ang. *induced biosignals*) – istnieją w przybliżeniu w czasie trwania pobudzenia i zanikają wkrótce po ustaniu pobudzenia (zgodnie z właściwościami organizmu). Przykładami sygnałów indukowanych są elektropletyzmografia (pomiar napięcia wywołanego przepływem zewnętrznego prądu przez tkankę) lub optyczna oksymetria (pomiar intensywności światła przechodzącego przez tkankę).

Kolejna klasyfikacja to podział na sygnały [78, 181]:

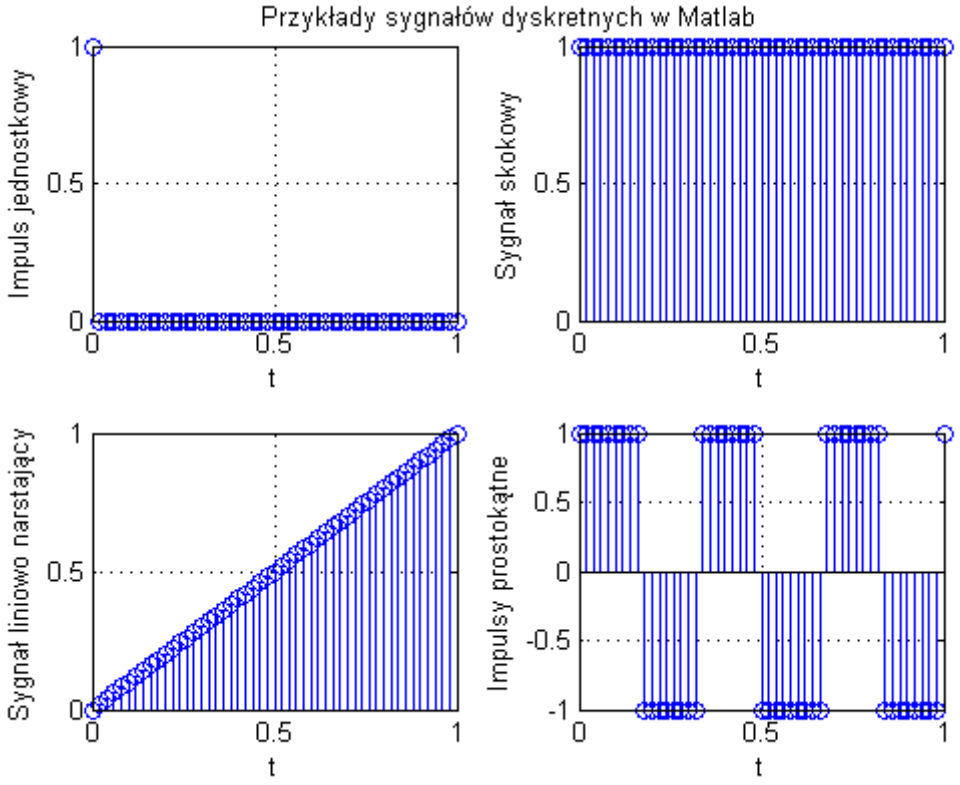
- analogowe $x(t)$ – przebieg konkretnej wielkości fizycznej (ciśnienie, temperatura, nasycenie tlenem krwi i itp.). Cechą sygnału analogowego jest możliwość przyjmowania dowolnej wartości.
- dyskretne $x(n)$ – opisują model wielkości w konkretnych chwilach,
- sygnał ciągły czasu ciągłego (sygnał analogowy) (zazwyczaj przyjmuje dowolną wartość z ciągłego przedziału), np.: $x(t) = X_m \sin(\omega t + \varphi_0)$ – jest to sygnał sinusoidalny, czyli sygnał czasu ciągłego, biosygnały analogowe to na przykład: EKG, EEG, EMG,
- sygnał dyskretny czasu ciągłego na przykład sygnał wyjściowy z przetwornika cyfrowo – analogowego,
- sygnał dyskretny opisany jako na przykład $x[n] = x(nT)$, czyli bądź pozyskiwany z sygnału analogowego (z czasem próbkowania T), bądź uzyskiwany w wyniku

pomiaru odbywającego się co określony przedział czasowy np.: pomiar stężenia glukozy we krwi, pomiar stężenia hormonów we krwi.

Jeszcze inny podział sygnałów odzwierciedla źródło ich pochodzenia:

- elektryczne – na przykład elektrokardiogram,
- magnetyczne – na przykład magnetokardiogram,
- mechaniczne – na przykład mechanorespirogram,
- optyczne – na przykład optopletysmogram,
- akustyczne – na przykład fonokardiogram,
- chemiczne – na przykład ilość kortyzolu we krwi,
- termiczne – na przykład temperatura skóry [179].

Wszystkie sygnały przetwarzane przez MATLAB'ie należą do sygnałów dyskretnych (zapisanych jako macierze jedno – lub wielowymiarowe) [80].



Rys. 108 Przykłady sygnałów dyskretnych w MATLAB'ie [80].

5.2 Miara odległości

Ogólnie przyjętym paradygmatem klasyfikacji jest podobieństwo (lub nie-podobieństwo [182]) wyrażone jako: „Jesteś taki, jak twoje otoczenie" [183]. Jednym z takich narzędzi klasyfikacji jest porównywanie odległości pomiędzy punktami (w przestrzeni *n* – wymiarowej).

5.2.1 Definicja metryki (miary odległości)

Warunki konieczne, które muszą być spełnione można nazwać dowolną funkcję $d : \Re^n \times \Re^n \rightarrow \Re_+ = [0; +\infty)$ metryką w $\Re^n$ (miarą odległości) [184]:

1. $\forall\, x, y \in \Re^n : d(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = y,$ (41)
2. $\forall\, x, y \in \Re^n : d(x, y) = d(y, x),$ (42)

3. $\forall x, y \in \Re^n : d(x, y) + d(y, z) \geq d(x, z)$ (warunek trójkąta). (43)

z 2. i 3. wynika, że $d(x, y) \geq 0$ [185].

5.2.2 Metryki

Do danych ilościowych stosujemy następujące miary odległości (ang. *Quantitative Distance Measures*) [182, 183, 186] gdzie $d(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q})$ to odległość między wektorami $\boldsymbol{X_p}$ i $\boldsymbol{X_q}$ ($p,q \in \{1, \ldots, m\}$, m to liczba wektorów o wymiarze 1 x n), x_{ij} to element j wektora $\boldsymbol{X_i}$, a $\boldsymbol{W}$ to macierz wag (jej wymiar zależy od metryki, w której została użyta):

- rodzina metryk Minkowskiego:

$$d_M(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q}) = \left[\sum_{i=1}^{n} |x_{pi} - x_{qi}|^{\lambda}\right]^{\frac{1}{\lambda}}, \quad (44)$$

$\lambda \in \mathbb{Z} +$ (liczby całkowite dodatnie),

  - kwadrat metryki euklidesowej:

$$d_1(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q}) = (\boldsymbol{X_p} - \boldsymbol{X_q})^{\boldsymbol{T}}(\boldsymbol{X_p} - \boldsymbol{X_q}) = \sum_{\boldsymbol{i=1}}^{\boldsymbol{n}} (x_{pi} - x_{qi})^{\boldsymbol{2}}, \quad (45)$$

lub

$$d_{1a}(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q}) = (\boldsymbol{X_p} - \boldsymbol{X_q})^{T} \boldsymbol{W} (\boldsymbol{X_p} - \boldsymbol{X_q}) = \sum_{j=1}^{n} \left(\sum_{i=1}^{n} (x_{pi} - x_{qi}) w_{ji} (x_{pj} - x_{qj}) \right), \quad (46)$$

gdzie **W** macierz o wymiarze $n \times n$, ta miara nie jest metryką bowiem nie jest spełniony warunek trójkąta,

  - metryka euklidesowa ($\lambda = 2$):

$$d_2(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q}) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_{pi} - x_{qi})^2} = \left((\boldsymbol{X_p} - \boldsymbol{X_q})^{T} (\boldsymbol{X_p} - \boldsymbol{X_q}) \right)^{\frac{1}{2}}. \quad (47)$$

  - miara Czebyszewa (maksimum) ($\lambda \to +\infty$):

$$d_3(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q}) = \max_{1 \leq i \leq n} (|x_{pi}|, |x_{qi}|), \quad (48)$$

  - miara miejska (taksówkowa, manhattańska) (ang. *city block metric, Manhattan Distance*) ($\lambda = 1$):

$$d_4(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q}) = \sum_{i=1}^{n} |x_{pi} - x_{qi}|, \quad (49)$$

lub:

$$d_{4a}(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q}) = \sum_{i=1}^{n} |x_{pi} - x_{qi}| w_i \ , \tag{50}$$

gdzie $\boldsymbol{W}$ jest n-elementowym wektorem o elementach $w_{i.,}$

- miara Mahalanobisa:

$$d_5(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q}) = \left((\boldsymbol{X_p} - \boldsymbol{X_q})^T \boldsymbol{S^{-1}} (\boldsymbol{X_p} - \boldsymbol{X_q}) \right)^{\frac{1}{2}}, \tag{51}$$

gdzie $\boldsymbol{S}$ jest estymatorem kowariancji,

- miara korelacyjna:

$$d_6(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q}) = \sum_{i=1}^{n} (x_{pi} - \overline{xp})(x_{qi} - \overline{xq}) \Big/ \left[\sum_{i=1}^{n} (x_{pi} - \overline{xp})^2 \sum_{i=1}^{n} (x_{qi} - \overline{xq})^2 \right]^{\frac{1}{2}}, \tag{52}$$

gdzie $\overline{xp} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i$ dla *p*-tego wiersza a $\overline{xq} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i$ dla *q*-tego wiersza macierzy *m* x *n*,

- miara kosinusowa:

$$d_7(\boldsymbol{X_p}, \boldsymbol{X_q}) = 1 - \frac{\boldsymbol{X_p X_q^T}}{\sqrt{(\boldsymbol{X_p X_p^T})(\boldsymbol{X_q X_q^T})}}, \tag{53}$$

- miara Hamminga:

$$d_8 = \frac{\#(x_{sj} \neq x_{tj})}{n}, \tag{54}$$

gdzie: r_{sj} jest rangą elementu x_{sj} braną z wektora $\boldsymbol{X}$ = [x_{1j}, $x_{2j,}$…, x_{mj}] obliczaną procedurą *tiedrank* (opis procedury poniżej),

- miara Jaccarda

$$d_9 = \frac{\#[(x_{sj} \neq x_{tj}) \cap \left((x_{sj} \neq 0) \cup (x_{tj} \neq 0) \right)]}{\#[(x_{sj} \neq 0) \cup (x_{tj} \neq 0)}, \tag{55}$$

gdzie: r_{sj} jest rangą elementu x_{sj} braną z wektora $\boldsymbol{X}$ = [x_{1j}, x_{2j},…, x_{mj}] obliczaną procedurą *tiedrank* (opis procedury poniżej), znak # oznacza moc zbioru,

- miara Spearmana:

$$d_{10} = 1 - \frac{(r_s - \overline{r_s})(r_t - \overline{r_t})'}{\sqrt{(r_s - \overline{r_s})(r_s - \overline{r_s})'}\sqrt{(r_t - \overline{r_t})(r_t - \overline{r_t})'}}, \tag{56}$$

gdzie: r_s i r_t są wektorami rangi współrzędnych (*ang. coordinate-wise rank vector*) wektorów x_s i x_t (r_s = (r_{s1}, $r_{s2,}$…, r_{sn})), wartości średnie $\overline{r_s}$ i $\overline{r_t}$ obliczamy korzystając ze wzorów:

$$\overline{r_s} = \frac{1}{n}\sum_j r_{sj} = \frac{n+1}{n}, \qquad \overline{r_t} = \frac{1}{n}\sum_j r_{tj} = \frac{n+1}{n}, \tag{57}$$

gdzie r_{sj} jest rangą elementu x_{sj} braną z wektora $\boldsymbol{X}$ = [x_{1j}, x_{2j}, ..., x_{mj}] obliczaną procedurą Matlaba *tiedrank*, która pozwala na przypisanie rang elementom związanym ze sobą. Przykład obliczenia rang wektora $\boldsymbol{X}$ = [10 20 30 40 20], liczonych od najmniejszych do największych (dwie wartości 20 są drugą i trzecią, stąd średnia 2,5):

```
tiedrank ([10 20 30 40 20])
ans =
1.0000    2.5000    4.0000    5.0000    2.5000
```

- współczynnik korelacji Pearsona, służący do pomiaru współzależności dwóch zmiennych:

$$r = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_x}\right)\left(\frac{y_{i-}\bar{y}}{\sigma_y}\right), \tag{58}$$

gdzie $\bar{x}$ i $\bar{y}$ – wartości średnie, σ_x i σ_y to odchylenia standardowe, $r \in$ [-1;1].

Dobierając określoną metrykę należy wziąć pod uwagę koszt wykonania obliczeń. Istnieje wiele innych miar służących do obliczania miar podobieństwa (niepodobieństwa) cech symbolicznych, ale nie znajdują one zastosowania w tej pracy i zostały pominięte.

5.2.3 Metryki odległości dostępne w skryptach MATLAB

Oprogramowanie Matlab oferuje gotowe narzędzia służące obliczaniu miar odległości:

- *'euclidean'* – miara euklidesowa,
- *'seuclidean'* – standaryzowana odległość euklidesowa, każda wartość odległości dzielona jest przez wartość odchylenie standardowego obliczanego z macierzy sygnałów,
- *'cityblock'* – metryka miejska,
- *'minkowski'* – metryka Minkowskiego, domyślna wartość (ang. *default*) $\lambda = 2$ (metryka euklidesowa),
- *'chebychew'* – metryka Czebyszewa,
- *'mahalanobis'* – metryka Mahalanobisa,
- *'cosine'* – metryka kosinusowa,
- *'correlation'* – metryka korelacyjna,
- *'spearman'* – metryka Spearmana,
- *'hamming'* – metryka Hamminga,
- *'jaccard'* – metryka Jaccarda.

5.3 Filtr o skończonej odpowiedzi impulsowej FIR

Filtr o skończonym czasie trwania odpowiedzi impulsowej (SOI) (ang. *Finite Impulse Response filter, FIR filter*) jest to odmiana nierekursywnego (bez pętli sprzężenia zwrotnego) filtru cyfrowego [78-80, 187]. Zadaniem tego filtra jest wygładzenie (ang. *smoothing*) sygnału, czyli zastąpienie wyrazów danego szeregu czasowego o przebiegu nieregularnym, szeregiem o przebiegu wygładzonym. Zakładamy, że nowy sygnał lepiej oddaje rzeczywiste zjawisko niż sygnał oryginalny. Realizacja filtrów tego typu jest możliwa zarówno w postaci programu komputerowego, jak i przy wykorzystaniu

procesorów sygnałowych [109, 188]. Przykładem najprostszego filtra dolnoprzepustowego jest procedura średniej ruchomej (ang. *moving average*) [189]:

$$y_M[n] = \frac{1}{M}\sum_{k=1}^{M} x[n-k+1]. \tag{59}$$

6. Źródło finansowania pracy

Źródłem częściowego finansowania pracy był grant: „Mikrosensoryczna technologia pomiaru funkcji życiowych żołnierza – element indywidualnego systemu („MiCros")". Umowa Nr DOBR/0038/R/ID2/2013/03 O WYKONANIE I FINANSOWANIE PROJEKTU REALIZOWANEGO NA RZECZ BEZPIECZEŃSTWA I OBRONNOŚCI PAŃSTWA.

IX. PIŚMIENNICTWO

1. Binczycka-Anholcer, M. and P. Lepiesz, *Stres na stanowisku pracy ratownika medycznego.* Hygeia Public Health, 2011. 46(4), 455-461.
2. Kreibig, S.D., *Autonomic nervous system activity in emotion: A review.* Biological psychology, 2010. 84(3), 394-421.
3. Herman, J.P. and W.E. Cullinan, *Neurocircuitry of stress: central control of the hypothalamo-pituitary-adrenocortical axis.* Trends Neurosci, 1997. 20(2), 78-84.
4. McEwen, B.S., *Physiology and neurobiology of stress and adaptation: central role of the brain.* Physiological reviews, 2007. 87(3), 873-904.
5. Bourne Jr L.E., R.A.Y.R.A., *Stress and cognition: a cognitive psychological perspective.* National Aeronautics and Space Administration 2003, 1-161.
6. Bernardi, L., et al., *Effects of controlled breathing, mental activity and mental stress with or without verbalization on heart rate variability.* Journal of the American College of Cardiology, 2000. 35(6), 1462-1469.
7. Orini, M., et al. *Modeling and estimation of time-varying heart rate variability during stress test by parametric and non parametric analysis*. in *Computers in Cardiology, 2007*. 2007. IEEE.
8. Woo, M.A., et al., *Patterns of beat-to-beat heart rate variability in advanced heart failure.* American heart journal, 1992. 123(3), 704-710.
9. Bachler, M., et al. *Entropy-based data mining on the example of cardiac arrhythmia suppression*. in *International Conference on Brain Informatics and Health*. 2014. Springer.
10. Deng, B., et al., *Multivariate multi-scale weighted permutation entropy analysis of EEG complexity for Alzheimer's disease.* Cognitive Neurodynamics, 2017. 11(3), 217-231.
11. Jiang, M., et al., *Acute pain intensity monitoring with the classification of multiple physiological parameters.* Journal of clinical monitoring and computing, 2019. 33(3), 493-507.
12. Castaldo, R., et al., *Ultra-short term HRV features as surrogates of short term HRV: a case study on mental stress detection in real life.* BMC Medical Informatics and Decision Making, 2019. 19(1), 12.
13. Castaldo, R., P. Melillo, and L. Pecchia. *Acute mental stress assessment via short term HRV analysis in healthy adults: a systematic review*. in *6th European Conference of the International Federation for Medical and Biological Engineering*. 2015. Springer.
14. Weippert, M., et al., *Effects of breathing patterns and light exercise on linear and nonlinear heart rate variability.* Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism, 2015. 40(8), 762-768.
15. Goldberger, A.L., *Non-linear dynamics for clinicians: chaos theory, fractals, and complexity at the bedside.* Lancet, 1996. 347(9011), 1312-4.
16. Martins, M.L., S.C. Ferreira, and M.J. Vilela, *Multiscale models for biological systems.* Current Opinion in Colloid & Interface Science, 2010. 15(1), 18-23.
17. Goldberger, A.L., C.-K. Peng, and L.A. Lipsitz, *What is physiologic complexity and how does it change with aging and disease?* Neurobiology of aging, 2002. 23(1), 23-26.
18. Seely, A.J. and P.T. Macklem, *Complex systems and the technology of variability analysis.* Crit Care, 2004. 8(6), 367-84.
19. Ahmed, M., et al., *Dynamical complexity of human responses: a multivariate data-adaptive framework.* Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences, 2012. 60(3), 433-445.
20. Amaral, L.A., et al., *Emergence of complex dynamics in a simple model of signaling networks.* Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2004. 101(44), 15551-15555.
21. Martínez-Vargas, J.D., J.I. Godino-Llorente, and G. Castellanos-Dominguez, *Time–frequency based feature selection for discrimination of non-stationary biosignals.* EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2012. 2012(1), 219.

22. Augustyniak, P., *Elektrokardiografia dla informatyka-praktyka*. 2011: Wydawnictwo Studenckiego Towarzystwa Naukowego.
23. Bravi, A., A. Longtin, and A.J. Seely, *Review and classification of variability analysis techniques with clinical applications.* Biomedical engineering online, 2011. 10(1), 90.
24. Goldberger, A.L., *Fractal variability versus pathologic periodicity: complexity loss and stereotypy in disease.* Perspectives in Biology and Medicine, 1997. 40(4), 543-561.
25. Vaillancourt, D.E. and K.M. Newell, *Changing complexity in human behavior and physiology through aging and disease.* Neurobiol Aging, 2002. 23(1), 1-11.
26. Kułak, W. and W. Sobaniec, *Historia odkrycia EEG.* Neurologia Dziecięca, 2006. 15/2006, 4.
27. Sanei, S. and J.A. Chambers, *EEG signal processing*. 2013: John Wiley & Sons.
28. Jaśkowski, P., *Zarys psychofizjologii.* Wydawnictwo Wyższej Szkoły Finansów i Zarządzania, Warszawa, 2004.
29. Hammond, D.C., *What is neurofeedback?* Journal of neurotherapy, 2007. 10(4), 25-36.
30. Rowan, A., E. Tolunsky, and A. Sobieszek, *Podstawy EEG z miniatlasem.* Wrocław: Elselvier Urban &Partner, 2004.
31. Andreassi, J.L., *Psychophysiology: Human behavior & physiological response*. 2013: Psychology Press.
32. Grochowska, I., *Metapoznanie–czy możemy być świadomi przebiegu własnego procesu uczenia się stosując neurofeedback.* Studia Ecologiae et Bioethicae, 2014. 3(12), 9-32.
33. Coben, R., M. Linden, and T.E. Myers, *Neurofeedback for autistic spectrum disorder: a review of the literature.* Applied psychophysiology and biofeedback, 2010. 35(1), 83.
34. Palaniappan, R., *Biological signal analysis*. 2011: BookBoon.
35. Klem, G.H., et al., *The ten-twenty electrode system of the International Federation.* Electroencephalogr Clin Neurophysiol, 1999. 52(3), 3-6.
36. Silbernagl, S. and A. Despopoulos, *Kieszonkowy atlas fizjologii*. 1994: Wydawnictwo Lekarskie PZWL.
37. Szczeklik, A., i in., *Choroby wewnętrzne Tom I.* Medycyna Praktyczna Kraków, 2005, 6-8.
38. Augustyniak, P., *Podstawy elektrokardiografii cyfrowej*. 2009.
39. Huikuri, H.V., et al., *Measurement of heart rate variability: a clinical tool or a research toy?* J Am Coll Cardiol, 1999. 34(7), 1878-83.
40. Billman, G.E., *Heart rate variability - a historical perspective.* Front Physiol, 2011. 2, 86.
41. *User Manual for the BioTrace+ Software NeXus-16 & NeXus-32* © Mind Media B.V., 2004-2006.
42. *Heart rate variability: standards of measurement, physiological interpretation and clinical use. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology.* Circulation, 1996. 93(5), 1043-65.
43. Khandoker, A.H., et al., *Poincaré plot methods for heart rate variability analysis*. 2013: Springer.
44. Billman, G.E., *The LF/HF ratio does not accurately measure cardiac sympatho-vagal balance.* Front Physiol, 2013. 4, 26.
45. Abrams, W., M. Bees, and R. Berkow, *MSD podręcznik geriatrii.(wydanie I polskie; Galus K, Kocemba J–red. wyd. pol).* Wrocław: Wydawnictwo Urban &Partner, 1999.
46. Acharya, U.R., et al., *Heart rate variability: a review.* Medical and biological engineering and computing, 2006. 44(12), 1031-1051.
47. Mortola, J.P., D. Marghescu, and R. Siegrist-Johnstone, *Thinking about breathing: Effects on respiratory sinus arrhythmia.* Respiratory physiology & neurobiology, 2016. 223, 28-36.
48. Jönsson, P., *Respiratory sinus arrhythmia as a function of state anxiety in healthy individuals.* International Journal of Psychophysiology, 2007. 63(1), 48-54.

49. Grossman, P. and E.W. Taylor, *Toward understanding respiratory sinus arrhythmia: relations to cardiac vagal tone, evolution and biobehavioral functions.* Biological psychology, 2007. 74(2), 263-285.
50. Beauchaine, T.P., *Respiratory sinus arrhythmia: A transdiagnostic biomarker of emotion dysregulation and psychopathology.* Current opinion in psychology, 2015. 3, 43-47.
51. Hansen, J.T., Koeppen, B.M., Netter, F.H., *Atlas fizjologii człowieka Nettera.* Wydawnictwo Urban & Partner, 2005.
52. Porges, S., *The Norton series on interpersonal neurobiology. The polyvagal theory: Neurophysiological foundations of emotions, attachment, communication, and self-regulation*. 2011, New York: WW Norton & Co.
53. Toomim, H., et al., *Intentional increase of cerebral blood oxygenation using hemoencephalography (HEG): An efficient brain exercise therapy.* Journal of Neurotherapy, 2005. 8(3), 5-21.
54. Siever, D., *History of Biofeedback and Neurofeedback*. 2008, Biofeedback.
55. Toomim, H. and J. Carmen, *Hemoencephalography (HEG).* Biofeedback, 1999. 27(4), 10-14.
56. Serra-Sala, M., C. Timoneda-Gallart, and F. Pérez-Álvarez, *Evaluating prefrontal activation and its relationship with cognitive and emotional processes by means of hemoencephalography (HEG).* Journal of Neurotherapy, 2012. 16(3), 183-195.
57. Toomim, H. and J. Carmen, *Hemoencephalography: Photon-based blood flow neurofeedback.* Introduction to quantitative EEG and neurofeedback: Advanced theory and applications 2nd ed, 2009, 169-194.
58. Coben, R. and I. Padolsky, *Infrared imaging and neurofeedback: Initial reliability and validity.* Journal of Neurotherapy, 2008. 11(3), 3-13.
59. Mize, W., *Hemoencephalography–A New Therapy for Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD): Case Report.* Journal of Neurotherapy, 2005. 8(3), 77-97.
60. Davies, D.J., et al., *Near-infrared spectroscopy in the monitoring of adult traumatic brain injury: a review.* Journal of neurotrauma, 2015. 32(13), 933-941.
61. Mäntele, W. and E. Deniz, *UV–VIS absorption spectroscopy: Lambert-Beer reloaded.* Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2017. 173, 965-968.
62. Duncan, A., et al., *Measurement of cranial optical path length as a function of age using phase resolved near infrared spectroscopy.* Pediatr Res, 1996. 39(5), 889-94.
63. Derdeyn, C.P., et al., *Variability of cerebral blood volume and oxygen extraction: stages of cerebral haemodynamic impairment revisited.* Brain, 2002. 125(3), 595-607.
64. Kissack, C.M., et al., *Cerebral fractional oxygen extraction is inversely correlated with oxygen delivery in the sick, newborn, preterm infant.* J Cereb Blood Flow Metab, 2005. 25(5), 545-53.
65. Gil, E., et al., *Photoplethysmography pulse rate variability as a surrogate measurement of heart rate variability during non-stationary conditions.* Physiological measurement, 2010. **31**(9): p. 1271.
66. Peper, E., F. Shaffer, and I.-M. Lin, *Garbage In; Garbage out—Identify blood volume pulse (BVP) artifacts before analyzing and interpreting BVP, blood volume pulse amplitude, and heart rate/respiratory sinus arrhythmia data.* Biofeedback, 2010. 38(1), 19-23.
67. Peper, E., et al., *Is there more to blood volume pulse than heart rate variability, respiratory sinus arrhythmia, and cardiorespiratory synchrony?* Biofeedback, 2007. 35(2).
68. Kamat, V., *Pulse oximetry.* Indian J. Anaesth, 2002. 46(4), 261-268.
69. Biedrzycka, A. and R. Lango, *Tissue oximetry in anaesthesia and intensive care.* Anaesthesiology intensive therapy, 2016. 48(1), 41-48.
70. Rybakowski, M., et al., *Skale wczesnego ostrzegania oraz zastosowanie schematu ABCDE–jako narzędzia przydatne w rozpoznaniu pacjentów w stanie zagrożenia życia.*

71. Des Jardins, T. and G.G. Burton, *Clinical Manifestations & Assessment of Respiratory Disease-E-Book*. 2015: Elsevier Health Sciences.
72. Stubán, N. and N. Masatsugu, *Non-invasive calibration method for pulse oximeters.* Periodica Polytechnica Electrical Engineering, 2008. 52(1-2), 91-94.
73. Cretikos, M.A., et al., *Respiratory rate: the neglected vital sign.* Medical Journal of Australia, 2008. 188(11), 657.
74. AL-Khalidi, F.Q., et al., *Respiration rate monitoring methods: A review.* Pediatric pulmonology, 2011. 46(6), 523-529.
75. *User Manual for the NeXus-10* Mind Media B.V., June 2005.
76. Mainardi, L.T., *On the quantification of heart rate variability spectral parameters using time–frequency and time-varying methods.* Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2009. 367(1887), 255-275.
77. Schumacher, A., *Linear and nonlinear approaches to the analysis of RR interval variability.* Biological Research for Nursing, 2004. 5(3), 211-221.
78. Osowski, S., *Cyfrowe przetwarzanie sygnałów z zastosowaniem MATLABA.* Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, 2016.
79. Zieliński, T.P., *Cyfrowe przetwarzanie sygnałów: od teorii do zastosowań*. 2007: Wydawnictwa Komunikacji i Łączności.
80. Osowski St, A. Cichocki, and K. Siwek, *Matlab w zastosowaniach do obliczeń obwodowych i przetwarzania sygnałów.* Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, Warszawa, 2006.
81. Billman, G., *Heart Rate Variability – A Historical Perspective.* Frontiers in Physiology, 2011. 2(86).
82. Toffoli, T., *Entropy? Honest!* Entropy, 2016. 18(7), 247.
83. Downarowicz, T., *Entropy in dynamical systems*. Vol. 18. 2011: Cambridge University Press.
84. Best, C., et al., *Nowoczesne kompendium fizyki*. 2015: Wydawnictwo Naukowe PWN.
85. Mutihac, R., *Bayesian Maximum Entropy Based Algorithm for Digital X-ray Mammogram Processing.* Algorithms, 2009. 2(2), 850.
86. Sebastian, N., *Generalized pathway entropy and its applications in diffusion entropy analysis and fractional calculus.* arXiv preprint arXiv:1402.7199, 2014.
87. Borowska, M., *Entropy-based algorithms in the analysis of biomedical signals.* Studies in Logic, Grammar and Rhetoric, 2015. 43(1), 21-32.
88. Pal, N.R. and S.K. Pal, *Entropy: A new definition and its applications.* IEEE Transactions on Systems, Man, and cybernetics, 1991. 21(5), 1260-1270.
89. Humeau-Heurtier, A., *Multivariate Generalized Multiscale Entropy Analysis.* Entropy, 2016. 18(11), 411.
90. Garrido, A., *Classifying entropy measures.* Symmetry, 2011. 3(3), 487-502.
91. Pincus, S.M., *Approximate entropy as a measure of system complexity.* Proc Natl Acad Sci U S A, 1991. 88(6), 2297-301.
92. Pincus, S., *Approximate entropy (ApEn) as a complexity measure.* Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science, 1995. 5(1), 110-117.
93. Eckmann, J.-P. and D. Ruelle, *Ergodic theory of chaos and strange attractors.* Reviews of modern physics, 1985. 57(3), 617.
94. Bronsztejn I.N., et al., *Nowoczesne kompendium matematyki*. Wydawnictwo Naukowe PWN, Warszawa, 2009.
95. Yentes, J.M., et al., *Effect of parameter selection on entropy calculation for long walking trials.* Gait & Posture, 2018. 60, 128-134.
96. Sarlabous, L., et al. *Interpretation of the approximate entropy using fixed tolerance values as a measure of amplitude variations in biomedical signals*. in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*. 2010. IEEE.

97. Liu, C., et al., *Comparison of different threshold values r for approximate entropy: application to investigate the heart rate variability between heart failure and healthy control groups.* Physiological Measurement, 2010. 32(2), 167.
98. Graff B., Graff G., and K. A., *Entropia w badaniach zaburzeń rytmu serca.* Matematyka Stosowana 2008. 9.
99. Tosun, P., et al., *Characterisation of the Effects of Sleep Deprivation on the Electroencephalogram Using Permutation Lempel–Ziv Complexity, a Non-Linear Analysis Tool.* Entropy, 2017. 19(12), 673.
100. Pincus, S.M., I.M. Gladstone, and R.A. Ehrenkranz, *A regularity statistic for medical data analysis.* J Clin Monit, 1991. **7**(4), 335-45.
101. Pincus, S.M. and R.R. Viscarello, *Approximate entropy: a regularity measure for fetal heart rate analysis.* Obstet Gynecol, 1992. 79(2), 249-255.
102. Pincus, S.M. and A.L. Goldberger, *Physiological time-series analysis: what does regularity quantify?* American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology, 1994. 266(4), H1643-H1656.
103. Costa, M., A.L. Goldberger, and C. Peng, *Multiscale Entropy Analysis (MSE).* Available at:)([Accessed: March 27, 2014]) http://physionet. org/physiotools/mse/tutorial/tutorial. pdf View in Article, 2000.
104. Ellerkmann, R.K., et al., *Spectral entropy and bispectral index as measures of the electroencephalographic effects of sevoflurane.* Anesthesiology: The Journal of the American Society of Anesthesiologists, 2004. 101(6), 1275-1282.
105. Zhang, A., B. Yang, and L. Huang. *Feature extraction of EEG signals using power spectral entropy*. in *BioMedical Engineering and Informatics, 2008. BMEI 2008. International Conference on*. 2008. IEEE.
106. Bein, B., *Entropy.* Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology, 2006. 20(1), 101-109.
107. Richman, J.S. and J.R. Moorman, *Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy.* Am J Physiol Heart Circ Physiol, 2000. 278(6), H2039-49.
108. Holzinger, A., et al., *On entropy-based data mining*, in *Interactive Knowledge Discovery and Data Mining in Biomedical Informatics*. 2014, Springer. p. 209-226.
109. Humeau-Heurtier, A., *The multiscale entropy algorithm and its variants: a review.* Entropy, 2015. 17(5), 3110-3123.
110. Costa, M., A.L. Goldberger, and C.K. Peng, *Multiscale entropy to distinguish physiologic and synthetic RR time series.* Comput Cardiol, 2002. 29, 137-40.
111. Costa, M., A.L. Goldberger, and C.K. Peng, *Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series.* Phys Rev Lett, 2002. 89(6), 068102.
112. Markowitz, J.E., et al., *Long-range order in canary song.* PLoS Comput Biol, 2013. 9(5), e1003052.
113. McIntosh, A.R., N. Kovacevic, and R.J. Itier, *Increased brain signal variability accompanies lower behavioral variability in development.* PLoS Comput Biol, 2008. 4(7), e1000106.
114. Tang, S.-C., et al., *Complexity of heart rate variability predicts outcome in intensive care unit admitted patients with acute stroke.* J Neurol Neurosurg Psychiatry, 2014, jnnp-2014-308389.
115. Wu, S.-D., et al., *Modified multiscale entropy for short-term time series analysis.* Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2013. 392(23), 5865-5873.
116. Azami, H., A. Fernández, and J. Escudero, *Refined multiscale fuzzy entropy based on standard deviation for biomedical signal analysis.* Medical & Biological Engineering & Computing, 2017: p. 1-16.
117. Drobniak, S. and T.A. Kowalewski, *MECHANIKA PŁYNÓW–DLACZEGO TAK TRUDNO PRZEWIDZIEĆ RUCH PŁYNU?* IMC Politechnika Częstochowska, IPPT PAN, Warszawa, 2010.
118. Tsagris, M., C. Beneki, and H. Hassani, *On the Folded Normal Distribution.* Mathematics, 2014. 2(1), 12.

119. Ahmed, M.U. and D.P. Mandic, *Multivariate multiscale entropy: A tool for complexity analysis of multichannel data.* Physical Review E, 2011. 84(6), 061918.
120. Azami, H., A. Fernandez, and J. Escudero, *Multivariate Multiscale Dispersion Entropy of Biomedical Times Series.* arXiv preprint arXiv:1704.03947, 2017.
121. Ahmed, M.U. and D.P. Mandic, *Multivariate multiscale entropy analysis.* IEEE Signal Processing Letters, 2012. 19(2), 91-94.
122. Humeau-Heurtier, A., *Evaluation of Systems' Irregularity and Complexity: Sample Entropy, Its Derivatives, and Their Applications across Scales and Disciplines.* Entropy, 2018. 20(10), 794.
123. *Instrukcja Obsługi BioTrace+ Software*. Wydawca: EEG INSTYTUT, 2010/2011.
124. Tadeusiewicz, R., *Biocybernetyka: metodologiczne podstawy dla inżynierii biomedycznej [Biocybernetics: methodological basis for biomedical engineering]*. Warszawa: Wydawnictwo Naukowe PWN, 2013.
125. Murray, J., *Why are there no 3-headed monsters? mathematical modeling in biology.* Notices of the American Mathematical Society, 2012. 59(6), 785-795.
126. Wrześniewski, K., D. Matusik, and T. Sosnowski, *Inwentarz stanu i cechy lęku STAI: polska adaptacja STAI: podręcznik*. 2011: Pracownia Testów Psychologicznych Polskiego Towarzystwa Psychologicznego.
127. Leark, R.A., D.R. Wallace, and R. Fitzgerald, *Test-Retest Reliability and Standard Error of Measurement for the Test of Variables of Attention (T.O.V.A.) With Healthy School-Age Children.* Assessment, 2004. 11(4), 285-289.
128. Cox, W.M., J.S. Fadardi, and E.M. Pothos, *The addiction-stroop test: Theoretical considerations and procedural recommendations.* Psychological bulletin, 2006. 132(3), 443.
129. Rakoczy, W., *Neuropsychologiczna ocena funkcji wykonawczych – przegląd.* Postępy Psychiatrii i Neurologii, 2015. 24(2), 99-105.
130. Paluchowski, W.J., et al., *Nowoczesne metody badawcze w psychologii.* 2012.
131. Milligan, G.W. and M.C. Cooper, *A study of standardization of variables in cluster analysis.* Journal of Classification, 1988. 5(2), 181-204.
132. Cipresso, P., et al., *Computational Psychometrics in Communication and Implications in Decision Making.* Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2015. 2015, 10.
133. Mauri, M., et al. *Psychophysiological signals associated with affective states*. in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*. 2010. IEEE.
134. Omata, M. and S. Tanabe, *Analysis of Relationships between Combinations of Biological Signals and Subjective Interest.* International Journal of Pharma Medicine and Biological Sciences, 2015. 4(3), 158.
135. Chon, K.H., C.G. Scully, and S. Lu, *Approximate entropy for all signals.* IEEE engineering in medicine and biology magazine, 2009. 28(6).
136. Lu, S., et al., *Automatic Selection of the Threshold Value $ r $ for Approximate Entropy.* IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008. 55(8), 1966-1972.
137. Chen, Z., et al., *Hierarchical Cosine Similarity Entropy for Feature Extraction of Ship-Radiated Noise*. Entropy, 2018. 20(6), 425.
138. Abdi, H. and L.J. Williams, *Principal component analysis.* Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics, 2010. 2(4), 433-459.
139. James, C.J. and C.W. Hesse, *Independent component analysis for biomedical signals.* Physiological measurement, 2004. 26(1), R15.
140. Hyvarinen, A., *Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis.* IEEE transactions on Neural Networks, 1999. 10(3), 626-634.
141. von Von Neumann, J. and O. Morgenstern, *Theory of games and economic behavior*. 1955: Princeton University Press.
142. Williams, J.D., *Strateg doskonały: wprowadzenie do teorii gier*. 1965.

143. Kelly, A., *Decision making using game theory: an introduction for managers*. 2003: Cambridge University Press.
144. Julmi, C., *Introduction to Game Theory-eBooks and textbooks from bookboon. com*. 2012, Bookboon. com.
145. Kazimierczak, J., *Teoria gier w cybernetyce*. 1973: Wiedza Powszechna.
146. Jaeschke, R., D.J. Cook, and G. Guyatt, *Evidence based medicine (EBM) czyli praktyka medyczna oparta na wiarygodnych i aktualnych publikacjach (POWAP)*. 1999: Medycyna Praktyczna.
147. Binmore, K., *Game theory: a very short introduction*. Vol. 173. 2007: Oxford University Press.
148. Kocik J., A.O., Winnicka I., Bartosiński A., *Perspektywy automatyzacji ewakuacji medycznej poszkodowanych w środowisku szczególnie niebezpiecznym*. Monografie. 2016: Wydawnictwo Politechniki Krakowskiej.
149. Ni, L., J. Cao, and R. Wang, *Dynamic multivariate multiscale entropy based analysis on brain death diagnosis.* Science China Technological Sciences, 2015. 58(3), 425-433.
150. Gill, M.R., D.G. Reiley, and S.M. Green, *Interrater reliability of Glasgow Coma Scale scores in the emergency department.* Annals of emergency medicine, 2004. 43(2), 215-223.
151. ŁUCZAK, M.W., H. DRZEWIECKA, and P.P. JAGODZIŃSKI, *Czynnik indukowany hipoksją–HIF*. nowotwory, 2009. 1, 6.
152. Kowalczyk, M., A. Fijałkowska, and A. Nestorowicz, *New generation pulse oximetry in the assessment of peripheral perfusion during general anaesthesia—a comparison between propofol and desflurane.* Anaesthesiology intensive therapy, 2013. 45(3), 138-144.
153. Heinrich, H., H. Gevensleben, and U. Strehl, *Annotation: Neurofeedback–train your brain to train behaviour*. Journal of Child Psychology and Psychiatry, 2007. 48(1), 3-16.
154. Hulewicz, A. and M. Jukiewicz, *Analiza sygnałów EEG na potrzeby interfejsu mózg-komputer*. Acta Bio-Optica et Informatica Medica. Inżynieria Biomedyczna, 2014. 20(3).
155. Marzbani, H., H.R. Marateb, and M. Mansourian, *Neurofeedback: a comprehensive review on system design, methodology and clinical applications.* Basic and clinical neuroscience, 2016. **7**(2): p. 143.
156. Sherrill Jr, R., *Effects of hemoencephalographic (HEG) training at three prefrontal locations upon EEG ratios at Cz.* Journal of Neurotherapy, 2005. 8(3), 63-76.
157. Xu, H. and K. Hua, *Secured ECG signal transmission for human emotional stress classification in wireless body area networks.* EURASIP Journal on Information Security, 2016. 2016(1), 5.
158. Begum, S., M.U. Ahmed, and S. Barua, *Multi-scale entropy analysis and case-based reasoning to classify physiological sensor signals.* Luc Lamontagne and Juan A. Recio-Garcıa (Editors), 2012, 129.
159. Begum, S., S. Barua, and M. Ahmed, *Physiological sensor signals classification for healthcare using sensor data fusion and case-based reasoning.* Sensors, 2014. 14(7), 11770-11785.
160. Cipresso, P., D. Colombo, and G. Riva, *Computational Psychometrics Using Psychophysiological Measures for the Assessment of Acute Mental Stress.* Sensors, 2019. 19(4), 781.
161. Begum, S., et al., *Classification of physiological signals for wheel loader operators using Multi-scale Entropy analysis and case-based reasoning.* Expert systems with applications, 2014. 41(2), 295-305.
162. Deng, Y., et al., *Sensor feature selection and combination for stress identification using combinatorial fusion.* International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013. 10(8), 306.
163. Wanyan, X., D. Zhuang, and H. Zhang, *Improving pilot mental workload evaluation with combined measures.* Bio-medical materials and engineering, 2014. 24(6), 2283-2290.

164. Ha, U., et al., *A Wearable EEG-HEG-HRV Multimodal System With Simultaneous Monitoring of tES for Mental Health Management.* IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2015. **9**(6): p. 758-766.
165. Barua, S., et al., *Automatic driver sleepiness detection using EEG, EOG and contextual information.* Expert systems with applications, 2019. 115, 121-135.
166. Bauer, A., et al., *Reference values of heart rate variability.* Heart rhythm, 2017. 14(2), 302-303.
167. Sammito, S. and I. Böckelmann, *New reference values of heart rate variability during ordinary daily activity.* Heart rhythm, 2017. 14(2), 304.
168. Dantas, E.M., et al., *Reference values for short-term resting-state heart rate variability in healthy adults: Results from the Brazilian Longitudinal Study of Adult Health—ELSA-Brasil study.* Psychophysiology, 2018. 55(6), e13052.
169. Mao, X. and P. Shang, *A new method for tolerance estimation of multivariate multiscale sample entropy and its application for short-term time series.* Nonlinear Dynamics, 2018. 94(3), 1739-1752.
170. Lin, P.-F., et al., *Correlations between the signal complexity of cerebral and cardiac electrical activity: a multiscale entropy analysis.* PloS one, 2014. 9(2), e87798.
171. Wang, C.-H., et al., *The association of physical activity to neural adaptability during visuo-spatial processing in healthy elderly adults: A multiscale entropy analysis.* Brain and Cognition, 2014. 92, 73-83.
172. Zhang, D., W. Zuo, and P. Wang, *Comparison Between Pulse and ECG,* in *Computational Pulse Signal Analysis*. 2018, Springer Singapore: Singapore. p. 301-318.
173. Zhang, Y., et al., *Performance Analysis of Multiscale Entropy for the Assessment of ECG Signal Quality.* Journal of Electrical and Computer Engineering, 2015. 2015, 9.
174. Ha, U., et al., *A wearable EEG-HEG-HRV multimodal system with simultaneous monitoring of tES for mental health management.* IEEE transactions on biomedical circuits and systems, 2015. 9(6), 758-766.
175. Tan, J.P.H., et al., *Heart rate variability as a marker of healthy ageing.* International journal of cardiology, 2019. 275, 101-103.
176. Almeida-Santos, M.A., et al., *Aging, heart rate variability and patterns of autonomic regulation of the heart.* Archives of gerontology and geriatrics, 2016. 63, 1-8.
177. Kumral, D., et al., *The age-dependent relationship between resting heart rate variability and functional brain connectivity.* Neuroimage, 2019. 185, 521-533.
178. Moczko, J. and L. Kramer, *Cyfrowe metody przetwarzania sygnałów biomedycznych, Wydawnictwo Naukowe Uniwersytetu im.* Adama Mickiewicza, Poznań, 2001.
179. Ibrahimy, M.I. *Biomedical signal processing and applications*. in *proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, Dhaka, Bangladesh*. 2010.
180. Bronzino, J.D., *Biomedical engineering handbook*. Vol. 2. 2006: CRC press.
181. Kaniusas, E., *Fundamentals of biosignals.* Biomedical Signals and Sensors I: Linking Physiological Phenomena and Biosignals, 2012, 1-26.
182. Górecki, T., *Statystyczne systemy uczące (W8).* http://www.staff.amu.edu.pl/~drizzt/images/DSSU/W8.pdf [data cytowania 17.10.2017].
183. Grabowski, S., *Konstrukcja klasyfikatorów minimalnoodległościowych o strukturze sieciowej*. Rozprawa doktorska, 2003. Politechnika Łódzka, Wydział Elektroniki i Elektrotechniki, Katedra Informatyki Stosowanej.
184. Kudrewicz, J. and M. Szewczyk, *Fraktale i chaos*. 2015: Wydawnictwa WNT.
185. Paśko, Ł. and G. Setlak, *Znaczenie doboru metryk w badaniu separacji między klastrami.* Studia Informatica, 2016. 37(1).
186. Michalski, R.S., R.E. Stepp, and E. Diday, *A recent advance in data analysis: Clustering objects into classes characterized by conjunctive concepts*. 1981.

187. Pęksiński, J., G. Mikołajczak, and J. Kowalski, *Kształtowanie charakterystyk częstotliwościowych nierekursywnych filtrów wygładzających.* Poznan University of Technology Academic Journals. Electrical Engineering, 2015.
188. Azami, H. and J. Escudero, *Coarse-Graining Approaches in Univariate Multiscale Sample and Dispersion Entropy*. Entropy, 2018. 20(2), 138.
189. Wang, W., *Introduction to digital signal and system analysis*. 2012: Bookboon.