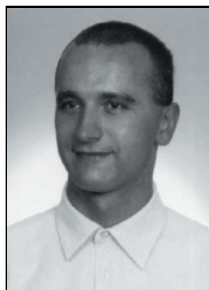


Ireneusz JABŁOŃSKI, Janusz MROCZKA

50-317 Wrocław, Ul. B. PRUSA 53/55, KATEDRA METROLOGII ELEKTRONICZNEJ I FOTONICZNEJ

Wstępne implikacje analizy systemów złożonych dla przypadku układu oddechowego**dr inż. Ireneusz JABŁOŃSKI**

Adiunkt w Katedrze Metrologii Elektronicznej i Fotonicznej. Jego zainteresowania badawcze lokują się w obszarze matematycznych problemów fizyki i techniki.



e-mail: ireneusz.jablonski@pwr.wroc.pl

prof. dr hab. inż. Janusz MROCZKA

Kierownik Katedry Metrologii Elektronicznej i Fotonicznej Politechniki Wrocławskiej. Zajmuje się metodologią obserwacji i eksperymentu, algorytmizacją problemu odwrotnego, modelowaniem matematycznym pól fizycznych, analizą spektralną i polaryzacyjną promieniowania rozproszonego, reprezentacjami czasowo-częstotliwościowymi w przetwarzaniu danych.



e-mail: janusz.mroczka@pwr.wroc.pl

Streszczenie

Charakterystyczne wzorce czasowej zmienności są przejawem zdefiniowanej właściwości systemów złożonych [[9], [17]], także tych biologicznych, których interesującym przypadkiem jest układ oddechowy. U wykazujących ogólną systemową stabilność złożonych systemów biologicznych stwierdzić jednakże można relacje pomiędzy wystąpieniem stanu patologicznego a zmianą indywidualnej trajektorii zachowań w przestrzeni obserwacji. Artykuł podejmuje problematykę możliwości pomiaru regularności oraz ich zmian w kontekście analizy złożoności. Posługując się sztucznie wygenerowanymi danymi, autorzy wstępnie szacują potencjał wybranych narzędzi teoretycznych do pracy z sygnałami rejestrowanymi w układzie oddechowym. Szczególnie interesujące wyniki uzyskano dla miar entropijnych, a także dla grafów rekurencyjnych, będących wyrazem topologicznej reprezentacji złożoności systemów. Przedstawione wyniki sugerują potrzebę kontynuacji prac, tak w obszarze samych narzędzi jak i czysto aplikacyjnym.

Słowa kluczowe: układy złożone, układ oddechowy, miary złożoności

Introductory implications of the complex systems analysis for example of the respiratory system**Abstract**

Characteristic patterns of temporal variations manifest a defining feature of complex systems [[9], [17]], also this biological ones, among which the respiratory system is an interesting example. For the group of the complex biological systems, with characteristic property of general systemic stability, yet it can be stated the relationship between the appearance of a pathological state and the change of the individual trajectory of behaviour in the space of observations. The paper deals with the issues of ability to measure regularities, their changes in the context of complex analysis. Using artificially generated data, the authors have tentatively estimated the potential of the chosen theoretical tools to the work with the signals accessible in the respiratory system. Especially interesting results were obtained for the entropy measures as well as for the recurrent graphs, which are the topological representation of system complexity. The presented, introductory results suggest the need to continue the investigations, both in the area of the tools and purely applied one.

Keywords: complex systems, respiratory system, complexity measures

1. Wprowadzenie

Pomiar i analiza złożoności systemów wyrosły na gruncie realnych potrzeb, wynikających z nietrywialnej struktury i zachowania większości obiektów otaczającej rzeczywistości. Szczególnie trafnym tego przykładem są układy biologiczne, w tym

układ oddechowy [[2], [3], [4], [8], [22]]. Bardzo popularne i jednocześnie nierzadko dostatecznie skuteczne podejście redukcjonistyczne w opisie systemów nie gwarantuje precyzyjnego, całościowego zrozumienia rozważanych obiektów, a trzeba zauważyć, iż właśnie kompleksowe ich postrzeganie daje szansę wytłumaczenia licznych mechanizmów nie będących funkcją wyodrębnionych podsystemów. Analiza złożoności lub precyzyjniej zrozumienie zjawisk w świetle analizy złożoności, to zarówno kwestie związane z ustanowieniem fizyko-matematycznej reprezentacji otaczającej rzeczywistości, jak również umiejętność ekstrakowania złożonych zależności strukturalnych i funkcyjnych poprzez analizę wyrażających taką złożoność symptomów zawartych w rejestrowanych danych. O tym, że jest to zadanie aktualne dla układu oddechowego świadczą liczne doniesienia naukowe [[6], [18], [19], [20], [21]] oraz ustalenia priorytetowych kierunków badań przez ATS.

Konstrukcja miar jednoznacznie odzwierciedlających stosowne cechy układów fizycznych musi uwzględniać liczne ich cechy, m.in.: problem skalowania i przenikania informacji pomiędzy odległymi poziomami strukturalnymi, rozłożoną naturę układu, zróżnicowany typ zmienności rejestrowanych danych (losowy nieskorelowany, losowy skorelowany, okresowy, nieliniowy deterministyczny). Opracowane narzędzia mogą mieć niebagatelne znaczenie zarówno diagnostyczne jak i zabiegowe [[17], [20], [21]], w przypadku układu oddechowego, zwłaszcza niektórych jego patologicznych zachowań, nieoceniona byłaby umiejętność predykcji i sterowania jego stanem.

Niniejszy artykuł jest szkicem zainteresowań autorów, poddającym dyskusji potrzebę i metodologię prac w obszarze 'complex systems', rozwijanych w przyszłości dla przykładu układu oddechowego. Prezentowane tutaj analizy symulacyjne dla sztucznie wygenerowanych danych eksponują w bardzo zwartej i podstawowej formie potencjał już dostępnych, wybranych teoretycznych narzędzi oceny regularności sygnałów, indeksów, które zaadaptowane samodzielnie bądź jako konglomerat dla przypadku układu oddechowego stwarzają szansę głębszego zrozumienia mechanizmów nim zarządzających.

2. Materiały i metody

Prezentowane w tej sekcji algorytmy zaimplementowano w środowisku Matlab.

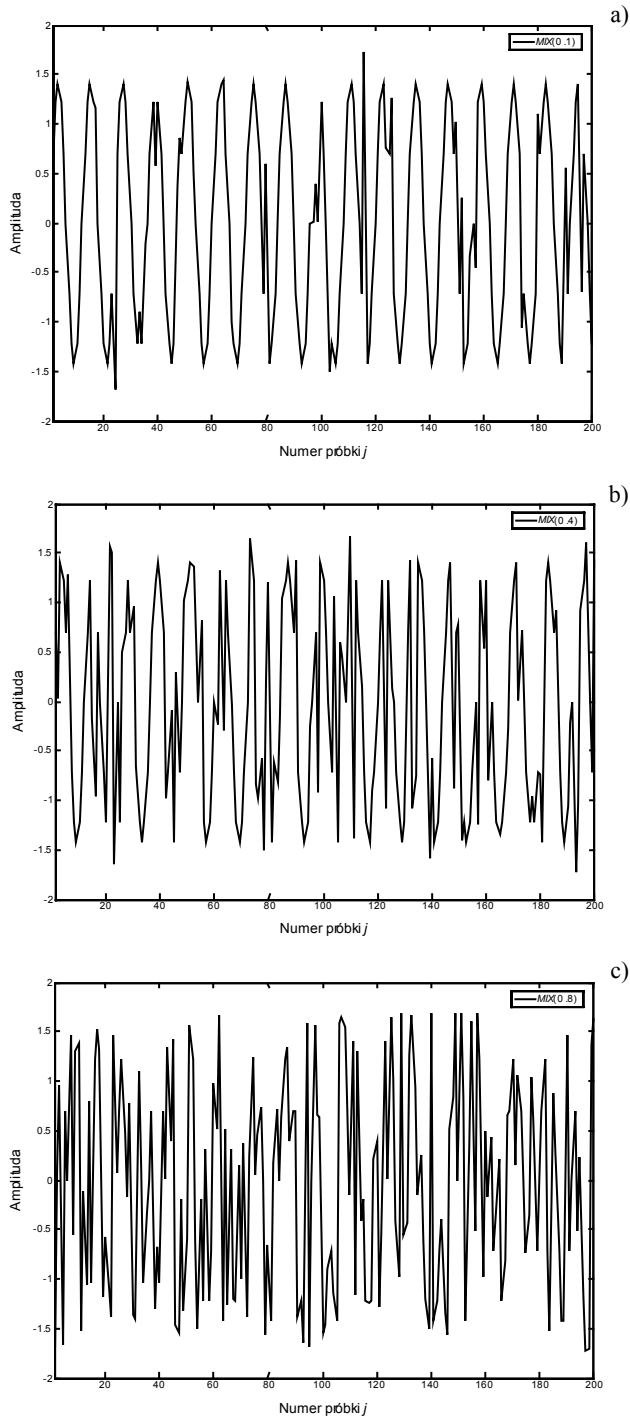
2.1. Dane pomiarowe

Testowanie przydatności wybranych miar przeprowadzono dla sztucznych danych pomiarowych, wygenerowanych w rodzinie

procesów stochastycznych $MIX(1)$ ze zmiennym parametrem $0 \leq P \leq 1$, sterującym stopniem losowości, nieregularności czy złożoności sygnału wyjściowego [[12], [14]].

$$MIX(P)_j = (1 - Z_j)X_j + Z_jY_j, \quad (1)$$

gdzie: $X_j = \sqrt{2} \sin(2\pi j/12)$, Y_j – niezależna zmienna losowa równomiernie rozłożona w przedziale $[-\sqrt{3}, \sqrt{3}]$, Z_j – niezależna zmienna losowa o rozkładzie dwupunktowym: $Z_j = 1$ z prawdopodobieństwem P i $Z_j = 0$ z prawdopodobieństwem $1-P$. Analizie poddano szereg o długości $j = 5000$ próbek, dla $P = 0.1$, $P = 0.4$ oraz $P = 0.8$ (Rys. 1).



Rys. 1. Szeregi czasowe wygenerowane w modelu $MIX(P)$ dla: a) $P = 0.1$, b) $P = 0.4$, c) $P = 0.8$ i zaprezentowane w przedziale $j = 1 \dots 200$.

Fig. 1. Time series generated in $MIX(P)$ model for: a) $P = 0.1$, b) $P = 0.4$, c) $P = 0.8$ and presented in the range $j = 1 \dots 200$.

2.1. Wybrane miary oceny złożoności układów

W badaniach posłużono się klasycznymi indeksami analizy danych jak: wartość minimalna Min , wartość maksymalna Max , wartość średnia $mean$, wariancja var , odchylenie standardowe SD , współczynnik asymetrii $skew$ czy kurtoza $kurt$. Prócz tego określono wartości wymiaru korelacyjnego D_C [[1]], entropii Kołmogorowa-Sinaia E_{K-S} [[5], [7]], entropii aproksymowanej $ApEn$ (ang. approximate entropy) [[12], [13], [17]], a także wykorzystano topologiczną technikę grafów rekurencyjnych i wielkości dla niej charakterystyczne, m.in. procentową powtarzalność, procentowy determinizm, procentową laminarność, czas uwiecznienia (stosowne definicje odnaleźć można, np. w [[10], [23], [25]]).

3. Wyniki

Przedstawione wyniki stanowią jedynie skróconą reprezentację przeprowadzonych badań, zarówno z punktu widzenia typowo analitycznego jak i interpretacyjnego.

Podstawowe własności statystyczne szeregów czasowych $MIX(P)$ dla $P = [0.1, 0.4, 0.8]$ zebrano w Tab. 1.

Tab. 1. Podstawowe statystyki sygnału $MIX(0.1)$, $MIX(0.4)$ oraz $MIX(0.8)$.
Tab. 1. General statistics of the signal $MIX(0.1)$, $MIX(0.4)$ and $MIX(0.8)$.

Sygnal Parametr	$MIX(0.1)$	$MIX(0.4)$	$MIX(0.8)$
Min	-1.7221	-1.7315	-1.7291
Max	1.7316	1.7308	1.7318
$mean$	0.0049	0.0202	0.0158
var	1.0048	1.0130	1.0161
SD	1.0024	1.0065	1.0080
$skew$	-0.0048	-0.0179	-0.0226
$kurt$	-1.4733	-1.3968	-1.2818

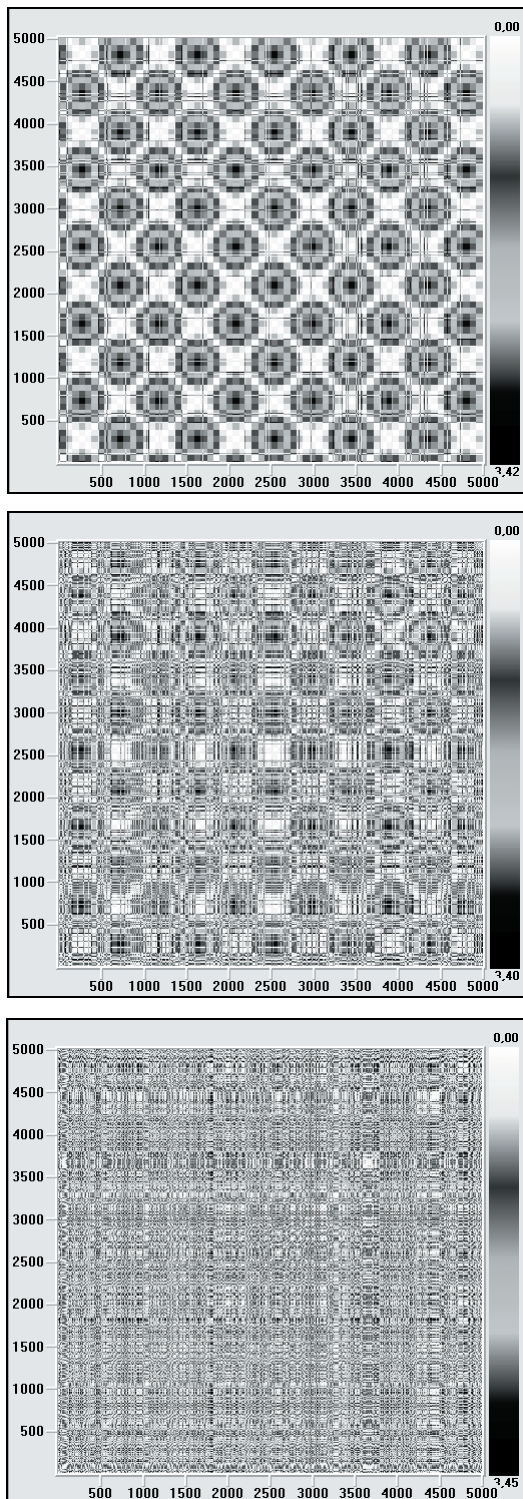
Oddzielną grupę analiz stanowiły testy w kierunku oceny miar stopnia uporządkowania reprezentacji danych; w tym wypadku określano entropię aproksymowaną oraz wg Kołmogorowa-Sinaia. Dla ustalonych zgodnie z definicjami oraz wskazówkami literaturowymi [[12], [14]] parametrów funkcyjnych $ApEn(m=2, r=0.2, N=5000)$ uzyskano: $ApEn[MIX(0.1)] = 0.512$, $ApEn[MIX(0.4)] = 1.324$, $ApEn[MIX(0.8)] = 1.826$. Tymczasem stwierdzono, iż entropia Kołmogorowa-Sinaia procesu $MIX(P)$ wynosi 0 dla $MIX(0)$ oraz jest nieskończona dla $MIX(P)$, gdy $P > 0$. Podobnie niewielką selektywnością w przypadku szeregu $MIX(P)$ charakteryzuje się indeks D_C (wymiar korelacyjny), tj. $D_C[MIX(P)] = 0$ dla $P < 1$ oraz $D_C[MIX(1)] = \infty$, co pozostaje w zgodzie z [[12]].

Topologiczne cechy zapisane na Rys. 2 są graficzną reprezentacją kolejnych realizacji $MIX(P)$. Zgodnie z [[10], [23], [25]] możliwe jest ilościowe oszacowanie związków wyrażonych tutaj w postaci form geometrycznych, co było przedmiotem badań (przykładowe wyniki przedstawiono na Rys. 3).

4. Podsumowanie i wnioski

Zainteresowanie monitorowaniem właściwości układu oddechowego oraz procesów w nim zachodzących z praktycznego punktu widzenia podyktowane jest istotnym wkładem tego systemu w jakość funkcjonowania całego organizmu człowieka. Niemniej jednak, podobnie jak w przypadku większości obiektów biologicznych, jest on także znakomitym źródłem informacji nt relacji i ich możliwego charakteru w strukturalnym obrębie pewnej hierarchii układowej, a także nieocenionym „poligonem” dla testowania nowatorskich rozwiązań w dziedzinie modelowania systemów czy przetwarzania danych

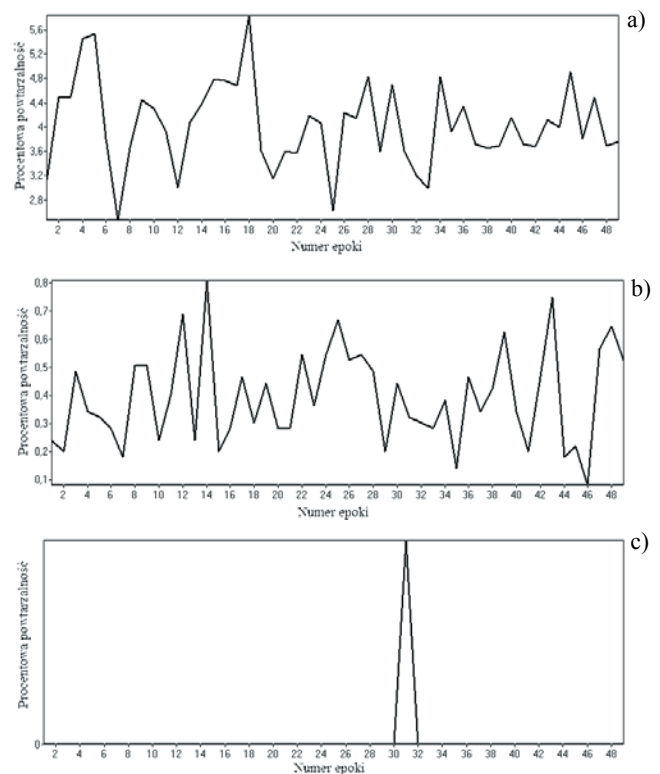
eksperymentalnych. Całość zabiegów zmierza do uzyskania możliwie minimalnieinwazyjnego wglądu i kontroli układu oddechowego w drodze aplikacji schematu poznawczego na styku przechodniej pary pojęć: pomiar i modelowanie.



Rys. 2. Grafy rekurencyjne procesów: a) MIX(0.1), b) MIX(0.4) i c) MIX(0.8).
Fig. 2. Recurrent graphs of the processes: a) MIX(0.1), b) MIX(0.4) and c) MIX(0.8).

Ponieważ rejestrowany przez obserwatora sygnał wyjściowy z dowolnego systemu odzwierciedla jego stan w wybranej chwili czasowej, zatem wprost jest on pewnym zapisem jego ewolucji, zawiera o niej informację, której wyłuskanie jest przedmiotem pomiaru i modelowania. We wszystkich zabiegach problemem zawsze pozostaje zaproponowanie uniwersalnej, całkowitej miary

definiującej stan układu i jego czasową zmienność. W przypadku układu oddechowego zapis aktywności w kolejnych cyklach oddechowych może zawierać typy zmienności kilku rodzajów: losowy nieskorelowany, losowy skorelowany, okresowy, nieliniowy deterministyczny. Dowód ich istnienia i wzajemnego przenikania, a jednocześnie wrażliwości układu na czynniki wewnętrzne i zewnętrzne to problem wciąż otwarty. Jego rozwiązanie wymaga aplikacji procedur pomiarowych i narzędzi teoretycznych adekwatnych do cech rzeczywistego systemu. Przed zastosowaniem narzędzi matematycznych do opisu systemów fizjologicznych, konieczna jest ścisła wiedza i świadomość, np. na temat ograniczeń opisu liniowego i nieliniowego dla rozważanego przypadku. Wiele algorytmów wymaga stacjonarności danych wejściowych w długim horyzoncie czasowym, tymczasem systemy fizjologiczne wykazują tendencje do dryftu czasowego choćby z kilku oczywistych przyczyn: obecności nieliniowych sprzężeń zwrotnych, zewnętrznych szumów czy dynamicznych zmian swojego stanu. Rozważanie chwilowej zmienności złożonego układu oddechowego wymaga umiejętnego wyróżnienia w nim podsystemów i ścisłego zapisu relacji w nich i pomiędzy nimi funkcjonujących. Dodatkowym utrudnieniem może być fakt, iż każda z takich zdefiniowanych „części składowych” może tworzyć własną zmienność, własną „rzeczywistość” w skali właściwej jedynie dla swojej wewnętrznej struktury. W ten sposób rodzi się pytanie czy zważywszy na dotychczasowy stan wiedzy jesteśmy w stanie „zdekodować” kompletne informacje o systemie (tutaj: układzie oddechowym), a jeśli tak, to czy można by tego dokonać tylko na podstawie analizy jego spontanicznego zachowania, czy niezbędne są zabiegi prowokacyjne?



Rys. 3. Procentowa powtarzalność sygnałów: a) MIX(0.1), b) MIX(0.4) i c) MIX(0.8).
Fig. 3. Percent recurrence of the signals: a) MIX(0.1), b) MIX(0.4) and c) MIX(0.8).

Artykuł stanowi elementarną próbę poszukiwania odpowiedzi na pierwszą z wątpliwości. Rozważania koncentrowały się przede wszystkim na ustaleniu selektywności wybranych miar oceny złożoności dla wybranych standardowych danych pomiarowych. W drodze badań wykazano, iż entropia ApEn i technika grafów rekurencyjnych zawierają w sobie istotny potencjał z punktu

