

УДК 536.75+681.324+539.3+621.3

БІОМЕХАНІЧНИЙ ІНЖИНІРИНГ У СПОРТІ ВИЩИХ ДОСЯГНЕНЬ: ІНФОРМАЦІЙНО-ЕНТРОПІЙНИЙ ПІДХІД В АНАЛІЗІ ФІЗІОЛОГІЧНИХ СИГНАЛІВ ЗАСОБАМИ МЕХАТРОНІКИ

Шамич О. М.¹, Холодова О. С.², Човнюк Ю. В.¹, Остапущенко О. П.¹,
Чередніченко П. П.¹

¹Київський Національний університет будівництва і архітектури

²Інститут соціальних технологій, Відкритий міжнародний університет розвитку людини
«Україна»

Анотація. Більшість фізіологічних сигналів, які фіксують і аналізують у біомеханічному інжинірингу спорту вищих досягнень при моніторингу фізичного, функціонального, психологічного стану спортсменів засобами мехатронних систем управління, містять детерміновану, стохастичну та хаотичну складові. Традиційні спектрально-кореляційні методи аналізу фізіологічних сигналів дозволяють оцінити тільки детерміновані та стохастичні процеси. У роботі зроблений акцент на використанні у подібних видах аналізу математичного апарату оцінки нелінійної динаміки фізіологічних сигналів, заснованому на інформаційно-ентропійному підході. Використання саме термодинамічних аналогій у інформаційно-енергетичній теорії вимірювань, кількісної оцінки ентропії часових рядів як міри невизначеності, як міри хаосу у динамічній системі дозволяє встановити основні характеристики фізіологічних сигналів про стан спортсменів високої кваліфікації, його еволюцію у часі, а також надає тренерам можливість передбачувати (з високою ймовірністю) зміни фізичних, функціональних та психологічних компонентів вказаного стану (особливо у період передзмагальної підготовки та під час виступів на відповідальних змаганнях високого рівня). У дослідженнях подібного типу найпоширенішими видами ентропій, які розраховуються для фізіологічних сигналів, є т.з. ентропії вкладення/внеску та спектральні ентропії. Спектральні ентропії ($S_p E$) оцінюють зміни амплітудної складової енергетичного спектру фізіологічного сигналу, використовуючи амплітудні компоненти на кожній частоті спектру потужності як ймовірності у розрахунках ентропії. Ентропії внеску/вкладення надають інформацію про те, як фізіологічний сигнал коливається з плином часу, порівнюючи часові ряди з самими собою через певні інтервали часової затримки, що й дозволяє вивчати конкретний фізіологічний сигнал з позицій теорії нелінійної динаміки (детермінованого хаосу). Математичне забезпечення програм ПЕОМ, котрі входять до комп'ютерної підсистеми системи контролю, керування обчисленнями засобами мехатроніки, віднесені найпоширеніші види ентропії внеску, що розраховуються для конкретного фізіологічного сигналу (ентропія Колмогорова-Синая, апроксимована ентропія, вибіркова ентропія та багатомасштабна ентропія).

У роботі доведено, що саме інформаційно-ентропійний підхід надає біомеханічному інжинірингу широкий спектр інструментів задля вивчення динамічних (нелінійних за характером своєї поведінки) систем організму спортсменів високої кваліфікації, однак вимагає подальшого вдосконалення та уточнення фізіологічної інтерпретації отримуваних результатів, а власне проблема моделювання інформаційних процесів стає все більш актуальною у зв'язку з ускладненням та розвитком сучасних вимірювальних систем. Для широкого класу інформаційно-вимірювальних систем, що містять цифрові підсистеми передачі, обробки та зберігання інформації, класичний інформаційно-енергетичний підхід важко застосувати, оскільки дослідження таким способом пов'язане з надто великою кількістю обчислень і необхідністю детального аналізу статистичних даних шляхом використання спеціального програмного забезпечення.

У роботі запропоноване вирішення проблеми моделювання інформаційних процесів у інформаційно-вимірювальних системах (фізіологічних сигналів) на основі термодинамічної аналогії, а не тільки на основі негентропійного принципу Бріллюена. Існує глибока аналогія

між інформаційними та енергетичними процесами. Зокрема, поняття потоку однаково відповідає як інформаційному потоку, так і потоку теплової енергії. Існуючий зв'язок між термодинамічними й інформаційними характеристиками для вирішення задач інформаційної теорії вимірювань фізіологічних сигналів на основі термодинамічної аналогії у даній роботі використаний вперше. Побудований інформаційний аналог рівняння теплового балансу для вимірювальної системи фізіологічних сигналів з класичною базовою структурою (спрямованості передачі інформації) дозволяє використовувати саме термодинамічну аналогію для дослідження вказаних вище сигналів та процесів у інформаційно-вимірювальних системах. Такий підхід передбачає отримання важливих результатів у дослідженні критичних режимів розповсюдження інформації у великих інформаційних системах із завадами, призначених для біомеханічного інжинірингу, шляхом аналогії таких систем з нелінійними дисипативними середовищами та для низки інших напрямків, що використовуються у різноманітних наукових дослідженнях спорту вищих досягнень, де задіяний штучний інтелект.

Ключові слова: інформаційно-ентропійний підхід, фізіологічні сигнали, біомеханічний інжиніринг, спорт вищих досягнень, нелінійна динаміка, детермінований хаос, часова еволюція, прогнозування, інформаційно-вимірювальна система, термодинамічна аналогія, нелінійне дисипативне середовище.

BIOMECHANICAL ENGINEERING IN HIGH-PERFORMANCE SPORTS: THE INFORMATION-ENTROPY APPROACH TO THE ANALYSIS OF PHYSIOLOGICAL SIGNALS THROUGH MECHATRONIC SYSTEMS

O. Shamykh¹, O. Kholodova², Yu. Chovnyuk¹, O. Ostapushchenko¹,
P. Cherednichenko¹

¹Kyiv National University of Construction and Architecture

²Institute of Social Technologies, Open International University of Human Development "Ukraine"

Abstract Most physiological signals that are monitored and analyzed in the biomechanical engineering of high-performance sports—particularly when assessing the physical, functional, and psychological states of athletes via mechatronic control systems often exhibit a complex mix of deterministic, stochastic, and chaotic components. Conventional spectral-correlation methods can capture only the deterministic and stochastic aspects, leaving the nonlinear and chaotic dynamics largely unexplored.

This paper advocates for the use of mathematical tools grounded in the information-entropy framework to evaluate these nonlinear dynamics. By drawing analogies from thermodynamics within the realms of information and energy measurement theory, it becomes possible to quantify entropy in physiological time series. Entropy, viewed as a measure of uncertainty or systemic chaos, offers insights into the evolving states of elite athletes. Such analysis enhances the ability of coaches and sports scientists to forecast (with high probability) variations in an athlete's physical, functional, and psychological condition—particularly in the critical periods leading up to and during major competitions.

Among the most commonly applied entropy metrics in these studies are spectral entropy and embedding (or contribution) entropy. Spectral entropy (SpE) quantifies fluctuations in the amplitude components of the energy spectrum, treating power spectrum amplitudes at each frequency as probabilistic variables in entropy calculations. Embedding entropy, on the other hand, captures temporal signal variability by comparing time series against themselves at various lag intervals this approach rooted in the theory of deterministic chaos and nonlinear dynamics.

The software that supports the computer subsystems of these mechatronic control systems often incorporates widely used entropy measures such as Kolmogorov-Sinai entropy, approximate entropy, sample entropy, and multiscale entropy. The results affirm that the information-entropy approach significantly expands the analytical capabilities available to biomechanical engineers studying complex, dynamic physiological systems in elite athletes. However, further refinement is necessary

particularly in the physiological interpretation of entropy-based metrics. As modern measurement systems grow more sophisticated, modeling information processes within them becomes increasingly relevant and complex.

Applying classical information and energy approaches to digital information-measuring systems-which include subsystems for data transmission, processing, and storage is often computationally prohibitive. To address this problem, the paper introduces the novel solution: to model information processes based on thermodynamic analogies, rather than relying solely on the non-entropic Brillouin principle.

There is a profound analogy between informational and thermodynamic processes. For instance, the concept of “flow” applies equally to the flow of information and thermal energy. This study is among the first to explore the connection between thermodynamic and informational characteristics in the context of measuring physiological signals. The development of an information-theoretic analogue to the heat balance equation that is applied to a classical measurement system-enables the study of physiological signal behavior via thermodynamic principles.

This thermodynamic perspective reveals critical insights into how information propagates through large, interference-prone systems that is used in biomechanical engineering. These systems bear striking resemblance to nonlinear dissipative media, a comparison that opens new avenues for research not only in high-performance sports science but also in interdisciplinary fields where artificial intelligence is integrated into human physiological monitoring.

Keywords: information-entropy approach, physiological signals, biomechanical engineering, high-performance sports, nonlinear dynamics, deterministic chaos, temporal evolution, forecasting, information-measuring systems, thermodynamic analogy, nonlinear dissipative systems.

1 ВСТУП

Відомо, що більшість фізіологічних сигналів містять детерміновану, стохастичну та хаотичні складові. У той же час традиційні спектрально-кореляційні методи аналізу таких сигналів дозволяють оцінити лише детерміновані та стохастичні процеси. У зв'язку з цим в останнє десятиліття дослідження фізіологічних сигналів, які надходять з організму спортсменів високої кваліфікації (зокрема, у спорті вищих досягнень) все частіше звертаються до математичного апарату оцінки нелінійної динаміки, використовуючи при цьому ентропію задля оцінки динамічних систем у нормі та патології [1-3].

У першу чергу ентропійний підхід реалізують до аналізу ЕЕГ-сигналів мозку людини, у нейрокогнітивних дослідженнях [4], зокрема, засобами сучасних мехатронних систем управління (сенсорів, датчиків, регуляторів, контролерів тощо), які контролюють поведінку, стан та часову еволюцію нейродинамічних систем.

Єдиного визначення поняття «ентропія» не існує, але найчастіше її розглядають як міру невизначеності, міру хаосу у динамічній системі. Існує низка різних, введених нещодавно, кількісних оцінок ентропії часових рядів. Зазвичай ці підходи класифікують (і умовно розділяють) на дві великі групи: спектральні ентропії та ентропії вкладення/внеску. Якщо спектральні ентропії (SpE) оцінюють зміни амплітудної складової енергетичного спектру сигналу (фізіологічної природи), використовуючи при цьому амплітудні компоненти на кожній частоті спектру потужності як імовірності у розрахунках ентропії, тоді як ентропії внеску надають інформацію про те, як фізіологічний сигнал коливається з плином часу, порівнюючи при цьому часові ряди з самими собою через певні інтервали часової затримки [3], що й дозволяє вивчати конкретний фізіологічний сигнал (наприклад, ЕЕГ-сигнал мозку) з позицій теорії нелінійної динаміки (зокрема, теорії детермінованого хаосу). У сучасних дослідженнях фізіологічних сигналів все частіше найпоширенішими видами ентропій внеску стають: 1) ентропія Колмогорова-Синяя; 2) апроксимована ентропія; 3) вибіркова ентропія; 4) багатомасштабна ентропія.

Кожна із зазначених вище ентропій має свої переваги та недоліки щодо застосування їх у практиці досліджень фізіологічних сигналів.

Спектральна ентропія (Spectral Entropy, SpE) розраховується для спектру фізіологічного сигналу, отриманого з використанням дискретного перетворення Фур'є. Далі за допомогою функції Шеннона визначається набір величин, які відповідають отриманим частотним компонентам спектру потужності фізіологічного сигналу. Чим більшою є ентропія Шеннона, тим далі динамічна система знаходиться від впорядкованого стану, причому максимальне значення ентропії Шеннона досягається тоді, коли вирогідність появи всіх частотних компонентів стає однаковою за величиною, тобто стани динамічної системи (як і характер її поведінки у конкретному стані) стають рівновірогідними [1]. SpE використовується саме для оцінки функціонального стану (спортсмена), виходячи з припущення про те, що, наприклад, у стані спокійного неспання або сну спектр потужності фізіологічного сигналу звужується порівняно з його розкидом під час активного неспання (активної рухової діяльності). Як наслідок, припускають, що структури з високим рівнем активності характеризуються й високим рівнем ентропії Шеннона. На сьогодні спектральна ентропія знаходить найбільше поширення у автоматизованих моніторах фізіологічних сигналів для визначення різних стадій заспокоєння (або занепокоєння) організму спортсмена (особливо перед початком змагань високого рівня). Вказані автоматизовані монітори фізіологічних сигналів входять до складу сучасних мехатронних систем управління, а у комп'ютерному блоці закладають відповідне математичне забезпечення для виконання стандартних програм ПЕОМ, що враховують конкретний вид ентропії

зادля дослідження (моніторингу) еволюції у часі цих сигналів (із наступною, можливою у реальному часі, корекцією їх основних параметрів).

Статичну ентропію Шеннона поширено на динамічну систему у вигляді ентропії Колмогорова-Синая (KSE), яка визначається як швидкість втрати інформації про стан динамічної системи з плином часу та вважається однією з найважливіших характеристик детермінованого хаосу. Значення KSE задає оцінку швидкості втрати інформації, що дозволяє інтерпретувати її як міру «пам'яті» системи, або як міру швидкості «забування» початкових умов. Чим меншими є значення KSE, тим більш детермінованою є система, і навпаки, чим більшими є значення KSE, тим більшою є стохастичність системи і, як наслідок, погане прогнозування її майбутніх станів. Роль KSE для нелінійних систем схожа на ту роль, яку відіграє автокореляційна функція для лінійних систем. Зокрема, KSE пов'язана з показниками Ляпунова, що характеризують стійкість динамічної системи. У основі формули для розрахунку KSE лежить формула ентропії Шеннона, тобто ентропія Колмогорова-Синая задається як асимптотичний приріст невизначеності для розбиття нескінченно малого розміру. Однак на практиці KSE зазвичай оцінюється за допомогою показників Ляпунова, або розраховується як апроксимуюча її величина K_2 через кореляційний інтеграл [5]. Алгоритм розрахунку KSE передбачає наявність стаціонарних довгих часових рядів (35-45 секунд безартефактних фрагментів фізіологічних сигналів з частотою дискретизації не менше 400 Гц), тому KSE має обмежене застосування для аналізу фізіологічних сигналів в режимі їх моніторування.

Саме тому у багатьох сучасних дослідженнях [4] був запропонований модифікований алгоритм розрахунку KSE, відомий як апроксимована (наближена) ентропія (Approximate Entropy, ApEn), яка може бути розрахована на коротких фрагментах фізіологічних сигналів (1000) відліків) та є стійкою до шумових сигналів. ApEn є мірою нерегулярності/непередбачуваності часових рядів кінцевої довжини [6]. Однак, значення ApEn різко зменшуються при збільшенні довжини фрагменту фізіологічного сигналу.

Для подолання цього недоліку дослідниками була розроблена вибіркова ентропія (ентропія шаблонів – Sample Entropy, SampEn), яка також являє собою KSE, але позначається на підставі ентропії кореляції, а не ентропії Шеннона [7]. Зазначені вище види ентропії кількісно визначають лише регулярність (передбачуваність) часових рядів за єдиною шкалою. Однак немає прямого зв'язку між регулярністю та складністю. Так, не повністю передбачувані (наприклад, періодичні) сигнали, що мають мінімальну ентропію, або абсолютно непередбачувані (наприклад, некорельовані випадкові) сигнали, що мають максимальну ентропію, справді складні, оскільки їх можна описати дуже компактно. Не існує єдиного визначення складності динамічної системи. Інтуїтивно, складність пов'язана зі значущим структурним багатством, що включає кореляції у деяких просторово-часових масштабах. Кількісно визначити таку складність системи дозволяє багатомасштабна ентропія (Multiscale Entropy, MSE), яка розраховується на підставі SampEn та враховує кореляції, притаманні фізіологічним сигналам на декількох часових масштабах. MSE дозволяє диференціювати шум та значущу складність сигналу, а також здатна виявляти часові кореляції на великих відстанях, дозволяючи визначити присутність ефектів «пам'яті» у динаміці основного сигналу та складність просторово-часових систем фізіологічних процесів (у тілі спортсмена) [8].

Ентропійний підхід надає спортивній науці (біомеханіці спорту) широкий спектр інструментів задля вивчення динамічних фізіологічних систем організму людини (спортсмена високої кваліфікації), однак вимагає, на наш погляд, подальшого поглибленого й різнобічного дослідження, розробки фізіологічної інтерпретації отримуваних засобами сучасних мехатронних систем управління результатів.

2 АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРНИХ ДАНИХ ТА ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Проблема моделювання інформаційних процесів зараз стає все більш актуальною у зв'язку із ускладненням та розвитком вимірювальних систем, які використовуються у сучасних наукових дослідженнях, і, зокрема, у біомеханіці спорту. Для широкого класу сучасних інформаційно-вимірювальних систем у спорті вищих досягнень, які містять цифрові підсистеми передачі, обробки та зберігання інформації (шляхом використання, наприклад, мехатронних комплексів управління) класичний інформаційно-енергетичний підхід важко застосувати, оскільки дослідження таким способом пов'язане з надто великою кількістю обчислень та необхідністю детального (прискіпливого!) аналізу статистичних даних (Big Data Analysis).

На думку авторів даного дослідження, перспективним шляхом вирішення зазначених вище проблем є моделювання інформаційних процесів у інформаційно-вимірювальних системах на основі термодинамічної аналогії, а не тільки на основі прямої відповідності між енергією сигналу (фізіологічної природи/походження) й інформацією, яка переноситься саме цим сигналом (т.з. негентропійний принцип Бріллюена [9]). Хоча зв'язок між термодинамічними й інформаційними характеристиками і відзначався, проте для вирішення задач інформаційної теорії вимірювань у біомеханіці спорту вищих досягнень термодинамічна аналогія не використовувалась. У результаті теорія вимірювань (у спорті вищих досягнень, у спортивній метрології, у біомеханіці та фізіології спорту) була позбавлена можливості користуватись значними результатами, які досягнуті під час дослідження термодинамічних систем.

У даній роботі висвітлена спроба використати термодинамічну аналогію саме у інформаційно-енергетичній теорії вимірювань у біомеханіці спорту вищих досягнень та у інших галузях спортивної науки.

Ентропійний підхід до аналізу фізіологічних сигналів (зокрема, ЕЕГ-сигналів мізку) використаний у роботах, зазначених вище [1-8], де вказані переваги й недоліки цього підходу. Стосовно найпоширенішого методу моделювання вимірювальних систем (будь-якого функціонального призначення) слід зазначити, що ним є інформаційно-енергетична теорія вимірювань [10, 11], основи якої закладені у [12]. З первісного методу оцінки якості вимірювальних приладів [12] шляхом використання імовірнісних та спектральних операторів [13] ця теорія перетворилась на метод дослідження інформаційних процесів у вимірювальних каналах [14]. Проте для більш широкого класу інформаційно-вимірювальних систем (IBC), як зазначено вище, використання інформаційно-енергетичного підходу є сумнівним, оскільки це вимагає застосування складних програм по обробці великої кількості даних (Big Data Analysis).

Аналогія між інформаційними та енергетичними процесами визначалась не тільки Бріллюеном [9], але й багатьма іншими авторами [15, 16]. Найнаочніше вона виявляється у визначенні поняття потоку, яке однаково відповідає як інформаційному потоку [16], так і потоку теплової енергії [17]. Відповідно й інші поняття, що пов'язані з поняттям потоку, мають спільну природу [18].

Автори даного дослідження використали підходи робіт [4, 18] та методи математичної фізики задля досягнення мети роботи, викладеної нижче.

3 ЦІЛЬ ТА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Мета дослідження полягає у обґрунтуванні термодинамічної аналогії та ентропійного підходу для інформаційно-енергетичної теорії вимірювань у спортивній метрології та біомеханічному аналізі проблем спорту вищих досягнень.

На думку авторів дослідження, саме такий комплексний підхід (на основі використання ентропії, різних методів оцінки її у кількісному відношенні при аналізі часових рядів), що базується й на термодинамічній аналогії в інформаційно-енергетичній теорії вимірювань, дозволяє якісно інтерпретувати у фізіологічному сенсі отримувані результати досліджень організму спортсмена високої кваліфікації засобами сучасних мехатронних систем керування, а також прогнозувати його фізичний та функціональний стани, рівень психологічної підготовки на різних етапах тренувального процесу й у передзмагальний/змагальний період, де необхідним є високий рівень (чи не найвищий!) рухової активності (особливо, у основних змаганнях року).

4 РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ

Відомо [17], що термодинамічна система описується рівнянням теплового балансу вигляду

$$C \frac{\partial T}{\partial t} = K \Delta T + Q(x, y, z, t), \quad (1)$$

де: C – теплоємність; Δ – оператор Лапласа; $Q(x, y, z, t)$ – функція потужності джерел тепла; (x, y, z) – просторові, t – часова координати; T – температура, $T = T(x, y, z, t)$.

Можна побудувати інформаційний аналог рівняння теплового балансу (1) для конкретної вимірювальної системи, яка має наступну базову структуру: 1) I_0 – джерело інформації (фізіологічний сигнал, який знімається з тіла спортсмена спеціальними датчиками/сенсорами); 2) I_1 – перетворювач інформації; 3) I_2 – приймач інформації. Слід зазначити, що I_0, I_1, I_2 входять до складу мехатронного комплексу управління, моніторингу та аналізу біомеханічних рухів спортсмена.

Для k -ої підсистеми вимірювання фізіологічних сигналів, по аналогії з (1), маємо

$$\frac{\partial I}{\partial t} = Y \Delta I + I(k, t), \quad (2)$$

де: k – номер підсистеми; $I(k, t)$ – функція потужності джерела інформації k -ої підсистеми вимірювання; I – інформація, яка є функцією (x, y, z) – просторових координат по часу t , тобто $I = I(x, y, z, t)$; Y – сигнальна провідність k -ої підсистеми вимірювань фізіологічних сигналів. (У подальшому вважаємо цю величину постійною і не залежною від просторово-частотних координат).

У процесі побудови інформаційного аналога будемо керуватися низкою наступних припущень.

1. Припущення відносно спрямованості передачі інформації у ІВС фізіологічних сигналів.

У побудованій інформаційній моделі приймається наступна схема спрямованої передачі інформації: від джерела I_0 до перетворювача інформації I_1 , а далі від I_1 до приймача інформації I_2 . У простих лінійних системах передачі інформації цілком можливий вплив приймача I_1 на джерело інформації I_0 . Але внаслідок бурхливого розвитку суттєво нелінійних цифрових систем та гальванічно розв'язаних інтерфейсів припущення про спрямованість передачі інформації отримує переважне застосування [18]. Саме використання цього припущення дозволяє знехтувати зворотнім впливом споживача інформації на її джерело.

2. Припущення про відносність оцінки кількості інформації у статистичній мірі.

За визначенням кількості інформації (у найбільш узагальненому сенсі) приймаємо наступне співвідношення

$$I = H_{\text{апр.}} - H_{\text{апс.}}, \quad (3)$$

де: $H_{\text{апр.}}$ – апіорна ентропія стану системи, яка досліджується; $H_{\text{апс.}}$ – апостеріорна ентропія.

У структурній матриці кількість інформації не залежить від спостерігача і є абсолютною характеристикою інформативного (фізіологічного за природою/походженням) сигналу, що несе цю інформацію. У статистичній матриці кількість інформації (I) залежить від ентропії знань спостерігача про процес, який досліджується.

Система відліку містить наступну інформаційну матрицю

$$\|I_0\| = \begin{bmatrix} I_{011}^z & I_{012}^z & \dots & I_{01n}^z \\ I_{021}^z & I_{022}^z & \dots & I_{02n}^z \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_{0m1}^z & I_{0m2}^z & \dots & I_{0mn}^z \end{bmatrix}, \quad (4)$$

де: $I_{0ij}^z = H_{x_i} - H_{x_i/z_j}$; H_{x_i} – апіорна ентропія стану X_i у ІВС; H_{x_i/z_j} – ентропія стану X_i з умовою, що він може бути оцінений за допомогою значення параметра Z_j спостерігача.

Під час переходу до іншої системи відліку статистичні міри інформаційних потоків перетворюються

$$i_{\text{вих.}}^I = \psi_s^I(i_{\text{вих.}}), \quad (5)$$

де: ψ_s^I – оператор перетворення статистичної міри вихідного інформаційного потоку.

Звідси маємо:

Оскільки умовні імовірність значень інформативних параметрів (фізіологічних сигналів) зв'язані співвідношенням:

$$P_{x/z} = \frac{P_z \cdot P_{x/z}}{P_z} = \frac{(P_z \cdot P_{z/\xi}) \cdot P_{x/z}}{P_z} = P_{z/\xi} \cdot P_{x/z}. \quad (6)$$

Тоді умовні ентропії стану набувають вигляду:

$$H_{x_i/\xi_j} = H_{x_i/z_j} + H_{z_i/\xi_j}, \quad (7)$$

$$I_{0ij}^\xi = H_{x_i} - H_{x_i/z_j} - H_{z_i/\xi_j} = I_{0ij}^z - H_{z_i/\xi_j}, \quad (8)$$

де: $\|H_{z/\xi}\|$ – ентропія стану системи відліку z

$$\|H_{z/\xi}\| = \|H_z\| - \|I_{z/\xi}\|. \quad (9)$$

За систему відліку приймаємо базу даних зовнішнього спостерігача, у якості котрої візьмемо базу знань про фізіологічні сигнали, що закладена у комплекс комп'ютерних програм мехатронної системи управління, спостереження/моніторингу та коригування

досліджуваного процесу даною ІВС. Подамо усі дані реляційною моделлю. У цьому випадку сукупність даних про об'єкт спостереження складає кортеж, а кожне окреме дане – атрибут кортежу. Одним з атрибутів кортежу є також і час (t), оскільки у ІВС більшість даних є функціями часу. Послідовність кортежів одного об'єкту відбиває зміну його стану у часі.

Структурні властивості даних у системі відліку відбиваються/відображаються двома додатковими об'єктами: 1) об'єктом «перелік об'єктів та атрибутів»; 2) об'єктом «логічні зв'язки між даними», а також програмою обслуговування реляційної структури.

Проте спостерігач може використовувати й іншу модель даних. У будь-якій моделі дані описуються на певній формальній мові даної моделі. Задача перетворення моделі даних аналогічна задачі побудови транслятора мови представлення даних. Оскільки для реально неявних систем така задача може бути вирішена завжди, тоді для виконання досліджень (щодо аналізу фізіологічних сигналів організму спортсмена високої кваліфікації, біомеханічного аналізу його активних рухових дій) можна користуватись саме реляційною моделлю без втрати загальності.

База даних спостерігача не обов'язково повинна містити повний набір структур, що відповідають всім об'єктам системи, яка досліджується, аби цей спостерігач сам міг бути прийнятий за систему відліку. Поява даних, що не враховані у системі відліку, призводить до збільшення числа кортежів об'єктів, які характеризують структуру досліджуваної системи (фізіологічних сигналів організму спортсмена високої кваліфікації).

Нехай інформація про параметр X передається досліджуваній системі фізіологічних сигналів (організму спортсмена високої кваліфікації) з використанням мови представлення даних L_X , а у системі відліку Z використовується мова представлення даних L_Z . Тоді у структурній мірі інформаційний потік, що характеризує параметр X , визначається наступним співвідношенням

$$q_X = \tilde{I}_X i_X, \quad (10)$$

де $\tilde{I}_X$ – середня довжина речення мовою L_X .

У системі відліку Z транслятор $L_{X/Z}$ перетворює речення $\tilde{I}_X$ у речення $\tilde{I}_Z = L_{X/Z}(\tilde{I}_X)$. Тому

$$q_X^Z = L_{X/Z}(\tilde{I}_X) i_X \quad (11)$$

Вимірювання інформаційних потоків у фіксованій системі відліку дозволяє оцінити збитковість статистично залежних даних.

3. Припущення про збереження кількості статистичної інформації у замкненій системі фізіологічних сигналів організму спортсмена високої кваліфікації.

Це припущення цілком логічно впливає з визначення статистичної інформації (3) і припущення про відносність. Дійсно, якщо вказана вище система є замкнутою, тоді кількість її параметрів стану стала, а ентропія зовнішнього спостерігача не змінюється, й тому $I = const$.

Можливість використання припущення про збереження кількості статистичної інформації аналогічно закону збереження енергії й дає додаткові переваги статистичній інформаційній мірі, оскільки у структурній мірі кількість інформації зростає під час виконання операції копіювання всередині системи.

Розглянемо далі процес надходження інформації у ІВС від джерела «0» до спостерігача «2». Оскільки канал 0-2 є лінією зв'язку, тоді у відповідності до формули Шеннона у диференціальній формі

$$i_{02} = F_0 \ln \left\{ 1 + \frac{P_c}{P_n} \right\}, \quad (12)$$

де: P_c – потужність сигналу; F_0 – ширина спектру Фур'є сигналу; P_n – потужність завад.

З [19] відомо, що

$$P_c = (E_0 - E_2)^2 y_{02}, \quad (13)$$

де: E_0 , E_2 – енергетичні потенціали джерела інформації та приймача сигналу; y_{02} – узагальнена сигнальна провідність каналу, тобто

$$i_{02} = F_0 \ln \left\{ 1 + \frac{(E_0 - E_2)^2 y_{02}}{P_n} \right\}. \quad (14)$$

Визначимо далі інформаційні потенціали як граничну величину інформації про стан досліджуваної системи:

$$I_0 = N \ln \left\{ 1 + \frac{E_0}{E_g} \right\}, \quad (15)$$

$$I_2 = N \ln \left\{ 1 + \frac{E_2}{E_g} \right\}, \quad (16)$$

де: N – розрядність даних у паралельному представленні; E_g – енергетичний поріг чутливості, звідки знаходимо:

$$E_0 = E_g \exp\{I_0/N\} - E_g, \quad (17)$$

$$E_2 = E_g \exp\{I_2/N\} - E_g. \quad (18)$$

Підставляючи (18), (17) у (14), матимемо

$$i_{02} = F_0 \ln \left\{ 1 + \frac{E_g y_{02}}{P_n} \cdot (\exp[I_0/N] - \exp[I_2/N]) \right\}. \quad (19)$$

Розкладаючи $i_{02}(I_0, I_2)$ у ряд в точці (0; 0) та обмежуючись лінійною частиною, отримаємо

$$i_{02} = \frac{F_0 E_g^2 y_{02}}{P_n N} (I_0 - I_2), \quad (20)$$

звідки

$$Y = \frac{F_0 E_g^2 y_{02}}{P_n N}. \quad (21)$$

(Саме такий вираз для інформаційної провідності введений у формулі (2)).

Якщо канал 1-2 поряд з передачею інформації виконує перетворення інформаційного потоку з оператором

$$i_{12} = \Psi(i_{01}), \quad (22)$$

тоді отримуємо загальний вираз інформаційної провідності

$$Y = \Psi \left(\frac{F_0 E_g^2 y_{12}}{P_n N} \right). \quad (23)$$

Грунтуючись на вказаних вище принципах, припущеннях та отриманих співвідношеннях, можна записати інформаційний аналог рівняння теплового балансу для системи отримання, переробки та доставки інформації «0-1-2» (з типовою базовою структурою)

$$\frac{\partial I_2}{\partial t} = Y_{02} (I_2 - I_0) + \frac{dI_1}{dt}, \quad (24)$$

де $\frac{dI_1}{dt}$ – інформаційна продуктивність підсистеми 1.

Розглянемо далі рівняння (24) у більш спрощеному вигляді, якщо відсутнє джерело інформації I_1 у каналі зв'язку

$$i_{02}^Z = Y_{02}^Z (I_0^Z - I_0^Z), \quad (25)$$

де Z – система відліку. Порівнюючи рівняння (1), (20), (25), зведемо аналогічні поняття термодинаміки та теорії інформації у таблицю, наведену нижче.

Для використання ізоморфізму інформаційних та енергетичних процесів у інформаційній теорії вимірювань у згаданій таблиці введені поняття інформаційного потенціалу I , розмірність якого $[I] = \text{біт}$, а також узагальненої інформаційної провідності Y , розмірність якої $[Y] = \text{с}^{-1}$.

Таблиця 1

Ізоморфізм понять термодинаміки та теорії інформації (лінійне наближення)

Теорія інформації			Термодинаміка			
Позначення	Назва	Одиниця вимірювання	Позначення	Назва	Одиниця вимірювання	
					Безперервна модель	Дискретна модель
I	Інформаційний потенціал	Біт	T	Температура	$^{\circ}\text{K}$	$^{\circ}\text{K}$
i	Інформаційний потік	Біт/с	q	Тепловий потік	$\text{Дж}/(\text{м}^2 \cdot \text{с})$	$\text{Дж}/\text{с}$
I	Кількість інформації	Біт	Q	Кількість теплової енергії	Дж	Дж
Y	Узагальнена інформаційна провідність	с^{-1}	K	Коефіцієнт теплопровідності	$\text{Дж}/(^{\circ}\text{K} \cdot \text{м}^2 \cdot \text{с})$	$\text{Дж}/(^{\circ}\text{K} \cdot \text{с})$

5 ОБГОВОРЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ

Розглянемо задачу проектування вимірювальної системи для обліку кількості тепла, яка постачається (й марно витрачається!) тілу спортсмена, його конкретній точці поверхні при здійсненні ним конкретної рухової дії, яка є типовою для даного виду спорту й всебічно вдосконалюється й коригується при її (прискіпливому) біомеханічному аналізі, з метою визначення коефіцієнта корисної дії вказаного руху. З точки зору обліку у ІВС витрат тепла з поверхні тіла спортсмена здебільшого слід використати до 200 біологічно активних точок (БФЕ) тіла спортсмена. У такій ІВС витрати тепла вимірюються у кожній БАТ дистанційно та окремо, тобто інформація надходить різного роду (про інтенсивність температурного потоку, про коливання $\max$ та $\min$ температури, про періодичність температурних змін, про кореляцію температурних змін у БАТ і т.д.) приблизно з 700 джерел (використовуються різного роду датчики та сенсори). Структура такої ІВС зводиться до наступної: 1) кожний давач (датчик, сенсор) постачає «свою» інформацію до відповідного концентратора (їх, відповідно, 700 одиниць), а потім вся ця інформація надходить у обчислювальний блок мехатронної системи керування ІВС. Регулювання потоків інформації до обчислювального блоку здійснює система контролерів, які до того ж коригують, обробляють (частково) цю інформацію і представляють у зручній для комп'ютерного блоку формі. Контролери здатні у автоматичному режимі розраховувати й пропускну здатність ліній зв'язку, за якими здійснюють постійний моніторинг.

У процесі цієї задачі засобами інформаційної теорії вимірювань необхідно виконати велику кількість розрахунків, пов'язаних з оцінкою статистичних характеристик вже тепер 1400 інформативних сигналів. При використанні термодинамічної аналогії достатньо оцінити лише параметри I та Y , які внаслідок уніфікації схеми будуть однаковими для всіх джерел і каналів, що інформують про температурне поле БАТ тіла (шкіри) поверхні кінцівок спортсмена, і скористатися вже отриманим у термодинаміці результатом [20] – розв'язком задачі Коші про нагрівання стрижня точковими джерелами тепла

$$i_0 = \frac{Y_0}{2\sqrt{\pi Y t}} \int_0^{700} I(k) \exp\left\{-\frac{(700-k)}{4Yt}\right\} dk, \quad (26)$$

де k – номер концентратора від кінця ланцюга, що передає інформацію у обчислювальний блок ІВС з мехатронною системою управління.

6 ВИСНОВКИ

1. Опис інформаційних процесів у біомеханічному інжинірингу спорту вищих досягнень за допомогою рівняння (2), аналогічного рівнянню теплового балансу (1), дозволяє використовувати термодинамічну аналогію (та ентропійний підхід) для дослідження процесів у відповідних ІВС.

2. Можна передбачити отримання нових (доволі цікавих) наукових результатів у дослідженні критичних режимів розповсюдження інформації у великих ІВС, призначених для біомеханічного аналізу рухової діяльності спортсменів високої кваліфікації, причому вказані інформаційні системи можуть мати завади [21], а аналогія функціонування таких ІВС близька до систем з нелінійними дисипативними середовищами [20].

3. Отримані у роботі результати можуть у подальшому слугувати для уточнення й вдосконалення ІВС, які використовуються у біомеханічному інжинірингу спорту вищих досягнень при інформаційно-ентропійному підході в аналізі фізіологічних сигналів

засобами сучасних мехатронних систем керування, як на стадіях їх проєктування/конструювання, так і у режимах реальної експлуатації.

7 ЕТИЧНІ ДЕКЛАРАЦІЇ

Автори не мають відповідних фінансових чи нефінансових інтересів, які слід розкривати.

Література

1. Кузнецов А.А. Методы анализа обработки ЭЭГ сигналов: новые подходы к сбору информации. Монография. Владимир: Изд-во гос. ун-та, 2008. 140 с.
2. Mayorov O.Yu., Fritzsche M., Glukhov A.B., and oth. New neurodiagnostics technology for brain research on the basis of multivariate and nonlinear (deterministic chaos) analysis of EEG. Proc. of the European Congr. "Achievements in space medicine into health care practice and industry". Pabst. Science Publ., Berlin, 2003. P. 157-166.
3. Майоров О.Ю., Глухов А.Б., Фенченко В.Н., Прогнимак А.Б. Реализация метода смещения с помощью оценки размеров осей аттрактора по одномерной реализации динамической системы мозга. Труды Ин-та кибернетики НАНУ. Вып. 153. 2007. С. 3-11.
4. Редька І.В. Ентропійний підхід до аналізу ЕЕГ-сигналів. Міжнародна наукова конференція «Інформаційні системи та технології в медицині» (ISM-2018)», 28-30 листопада 2018 р., м.Харків. – Харків: ХНУРЕ, 2018. С. 234-236.
5. Лоскутов А.Ю., Козлов А.А., Хаханов И.М. Энтропия и прогноз временных рядов в теории динамических систем. Известия вузов. Прикладная нелинейная динамика. 2009. Т.17, №4. С. 98-113.
6. Pincus S.M., Gladstone S.V., Ehrenkranz R.A. A regularity statistic for medical data analysis. J. Clin. Monit. 1991. #7. P. 335-345.
7. Rinchman J.S., Moorman J.R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. American J. Physiol. Heart Circ. Physiol. 2000. Vol. 278. P. H2039-2049.
8. Costa M., Costa M., Goldberger A.L., Peng C.K. Multiscale Entropy analysis of complex physiologic time series. Phys. Rev. Lett. 2002. Vol. 89: 068102.
9. Бриллюэн Л. Наука и теория информации. М.: Физматгиз, 1960. 210 с.
10. Островский Л.А. Основы общей теории электроизмерительных устройств. Л.: Энергия, 1971. 544.
11. Кавалеров Г.И., Мандельштам С.М. Введение в информационную теорию измерений. М.: Энергия, 1974. 376 с.
12. Новицкий П.В. Основы информационной теории измерительных устройств. Л.: Энергия, 1968. 354 с.
13. Маликов В.Т., Дубовой В.М., Кветный Р.Н., Исмагуллаев П.Р. Анализ измерительных информационных систем. Ташкент: 1984, 176 с.
14. Дубовий В.М. Програмування систем моделювання інформаційних процесів. К.: ІСДО України, 1994. 68 с.
15. Волькенштейн М.В. Энтропия и информация. М.: Наука, 1968. 418 с.
16. Мартин Н., Инглэнд Дж. Математическая теория энтропии. М.: Мир, 1988. 350 с.
17. Несис Е.И. Методы математической физики. М.: Просвещение, 1977. 199 с.
18. Дубовой В.М. Використання термодинамічної аналогії в інформаційно-енергетичній теорії вимірювань. Вісник ВПІ. 1997. №4. С. 14-18.
19. Харкевич А. А. Теория преобразователей. М.: Госэнергоиздат, 1948. 146 с.
20. Хакен Г. Синергетика. М.: Мир, 1980. 458 с.
21. Дубовий В.М. Дослідження і оптимізація мереж ІВС методом моделювання динаміки інформаційних потоків. Вісник Вінницького політехнічного інституту. 1994. №1 С. 22-26.

References

1. Kuznetsov A.A. Metody analiza obrabotky ЭЭН syhnalov: новые podkhody k sboru ynformatsyy. Monohrafiya. Vladymyr: Yzd-vo hos. un-ta, 2008. 140 с.

2. Mayorov O.Yu., Fritzsche M., Glukhov A.B., and oth. New neurodiagnostics technology for brain research on the basis of multivariate and nonlinear (deterministic chaos) analysis of EEG. Proc. of the European Congr. "Achievements in space medicine into health care practice and industry". Pabst. Science Publ., Berlin, 2003. P. 157-166.
3. Maiorov O.Iu., Hlukhov A.B., Fenchenko V.N., Prohnymak A.B. Realyzatsiya metoda smeshcheniya s pomoshchiu otsenky razmerov osej attraktora po odnomernoi realyzatsyy dynamycheskoi systemy mozgha. Trudy Yn-ta kybernetyky NANU. Выр. 153. 2007. S. 3-11.
4. Redka I.V. Entropiinyi pidkhyd do analizu EEH-syhnaliv. Mizhnarodna naukova konferentsiia «Informatsiini systemy ta tekhnologii v medytsyni» (ISM-2018)», 28-30 lystopada 2018 r., m.Kharkiv. – Kharkiv: KhNURE, 2018. S. 234-236.
5. Loskutov A.Iu., Kozlov A.A., Khakhanov Y.M. Энтропия у прогноз временных рядов в теории динамических систем. Известия вузов. Прикладная нелинейная динамика. 2009. Т.17, №4. S. 98-113.
6. Pincus S.M., Gladstone S.V., Ehrenkranz R.A. A regularity statistic for medical data analysis. J. Clin. Monit. 1991. #7. P. 335-345.
7. Rinchman J.S., Moorman J.R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy. American J. Physiol. Heart Circ. Physiol. 2000. Vol. 278. P. H2039-2049.
8. Costa M., Costa M., Goldberger A.L., Peng C.K. Multiscale Entropy analysis of complex physiologic time series. Phys. Rev. Lett. 2002. Vol. 89: 068102.
9. Бриллиэн Л. Наука у теория информатсы. М.: Физматгиз, 1960. 210 s.
10. Ostrovskiy L.A. Основы общечей теории электроизмерительных устройств. Л.: Энергия, 1971. 544.
11. Kavalero H.Y., Mandelshtam S.M. Vvedeniye v informatsyonnuu teoriyu yzmereni. M.: Энергия, 1974. 376 s.
12. Novytskyi P.V. Основы информатсионной теории измерительных устройств. Л.: Энергия, 1968. 354 s.
13. Malykov V.T., Dubovoi V.M., Kvetnyi R.N., Ysmatullaev P.R. Analiz yzmeritelnykh informatsyonnykh system. Tashkent: 1984, 176 s.
14. Dubovyi V.M. Prohramuvannia system modeliuvannia informatsiinykh protsesiv. K.: ISDO Ukrainy, 1994. 68 s.
15. Volkenshtein M.V. Энтропия у информатсы. М.: Наука, 1968. 418 s.
16. Martyn N., Ynhlend Dzh. Matematycheskaia teoriya entropyy. M.: Myr, 1988. 350 s.
17. Nesys E.Y. Metody matematycheskoi fizyky. M.: Prosveshchenye, 1977. 199 s.
18. Dubovoi V.M. Vykorystannia termodinamichnoi analohii v informatsiino-enerhetychnii teorii vymiriuvan. Visnyk VPI. 1997. №4. S. 14-18.
19. Kharkevych A. A. Teoriya preobrazovatelei. M.: Hosenerhoizdat, 1948. 146 s.
20. Khaken H. Synerhetyka. M.: Myr, 1980. 458 s.
21. Dubovyi V.M. Doslidzhennia i optymizatsiia merezh IVS metodom modeliuvannia dynamiky informatsiinykh potokiv. Visnyk Vinnytskoho politekhnichnoho instytutu. 1994. №1 S. 22-26.

Шамич Олександр Миколайович

Київський Національний університет будівництва та архітектури,

д.псих.н., професор

Повітрофлотський пр., 31, м. Київ, Україна 03037

sashamych@gmail.com

ORCID: 0000-0002-2188-2159,

Холодова Олеся Сергіївна

Інститут соціальних технологій Відкритого міжнародного університету розвитку людини «Україна»,

ст. викладач

вул. Львівська, 23, м. Київ, Україна

olesya.cholodova@gmail.com

ORCID: 0009-0008-5756-2780

Човнюк Юрій Васильович

Київський Національний університет будівництва та архітектури,
к.т.н., доцент

Повітрофлотський пр., 31, м. Київ, Україна 03037

ychovnyuk@ukr.net

ORCID: 0000-0002-0608-0203,

Остапущенко Ольга Павлівна

Київський Національний університет будівництва та архітектури,
к.т.н., доцент

Повітрофлотський пр., 31, м. Київ, Україна 03037

olga_ost_17@ukr.net

ORCID: 0000-0001-8114-349X

Чередніченко Петро Петрович

Київський Національний університет будівництва та архітектури,
доцент

Повітрофлотський пр., 31, м. Київ, Україна 03037

petro_che@ukr.net,

ORCID: 0000-0001-7161-661X

Для посилань:

Шамич О. М., Холодова О. С., Човнюк Ю. В., Остапущенко О. П., Чередніченко П. П. Біомеханічний інжиніринг у спорті вищих досягнень: інформаційно-ентропійний підхід в аналізі фізіологічних сигналів засобами мехатроніки. Механіка та математичні методи, 2025. Т. VII. №. 2. С. 86-100.

For references:

O. Shamykh., O. Kholodova, Yu. Chovnyuk, O. Ostapushchenko, P. Cherednichenko. (2025). Biomechanical engineering in high-performance sports: the information-entropy approach to the analysis of physiological signals through mechatronic systems. Mechanics and Mathematical Methods. VII (2). 86 –100.

Біомеханічний інжиніринг у спорті вищих досягнень: інформаційно-ентропійний підхід в аналізі фізіологічних сигналів засобами мехатроніки. © 2025 by Шамич О. М., Холодова О. С., Човнюк Ю. В., Остапущенко О. П., Чередніченко П. П. is licensed under CC BY 4.0