

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ОБРОБЛЕННЯ СИГНАЛІВ З ЛОКАЛЬНО ЗОСЕРЕДЖЕНИМИ ОЗНАКАМИ

(до 100-річчя з дня народження академіка В.М. Глушкова)

Файнзільберг Леонід Соломонович

Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних технологій та систем
НАН України та МОН України, Київ; Національний технічний університет
України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»,
<https://orcid.org/0000-0002-3092-0794>

fainzilberg@gmail.com

У галузі штучного інтелекту сформувалися три підходи до наукових досліджень — алгоритмічний, нейрокомп'ютерний та еволюційний. Довгий час ці напрями протиставлялись один одному, що сприяло формуванню крайніх ставлень до можливостей штучного інтелекту — від надмірного оптимізму до необґрунтованого песимізму. Суттєвий науковий внесок у розвиток ідей штучного інтелекту внесли такі українські вчені, як В.М. Глушков, М.М. Амосов та О.Г. Івахненко. Останніми роками досягнення в галузі штучного інтелекту сформували новий клас інформаційних технологій — інтелектуальні ІТ, які грають істотну роль у розв'язуванні актуальних задач у різних сферах застосування. Водночас розробники прикладних систем іноді необґрунтовано відносять свої розробки до інтелектуальних ІТ, що може призвести до дискредитації цього важливого наукового напрямку. В статті на основі ієрархії таких понять, як «Технологія», «Інформаційна технологія», «Інформаційна технологія оброблення сигналів», сформульовано строге означення «Інтелектуальна ІТ». Вважається, що для формування інформаційного продукту така технологія використовує комп'ютерні процедури, що мають властивості природного інтелекту: адаптація, узагальнення, здатність до навчання, інваріантність до дії перешкод, прогнозування, розуміння, гнучкість, взаємозамінність та комунікабельність. Дано означення ефективності комп'ютерних процедур, зокрема, інтелектуальних. Сформульована проблема видобування діагностичної інформації з сигналів складної форми в умовах внутрішніх та зовнішніх збурень. Розроблена узагальнена схема інтелектуальної ІТ аналізу та інтерпретації таких сигналів. Подана структура інструментальної системи для інтерактивного синтезу ІТ. На прикладі оброблення електрокардіограм продемонстрована ефективність розроблених комп'ютерних процедур, що мають означені властивості природного інтелекту.

Ключові слова: штучний інтелект, інтелектуальна інформаційна технологія, сигнал складної форми, видобування діагностичної інформації.

Вступ

Багатогранність таланту Віктора Михайловича Глушкова добре відома. Одна з граней цього таланту — розвиток теоретичних засад штучного інтелекту, який наразі динамічно розвивається, проникає у всі сфери життя та стає невід'ємною частиною сучасного суспільства.

© Л.С. ФАЙНЗІЛЬБЕРГ, 2023

*Міжнародний науково-технічний журнал
Проблеми керування та інформатики, 2023, № 3*

Наукові дослідження в галузі штучного інтелекту розпочалися ще в першій половині XX століття і стали основою трьох напрямів — алгоритмічного, нейрокомп'ютерного та еволюційного. Засновником алгоритмічного вважають видатного британського математика Алана Тюрінга, метою досліджень якого було вивчення зовнішнього боку інтелекту людини, зокрема аналізування того, як людина проводить обчислення. Його роздуми в 1936 році привели до створення моделі абстрактної обчислювальної машини, яку пізніше назвали машиною Тюрінга [1]. Незважаючи на простоту, машина Тюрінга не тільки стандартизувала саме поняття алгоритму, а й започаткувала математичну теорію складності, алгоритмічну теорію інформації, криптографію та багато інших наукових дисциплін.

Першовідкривачами нейрокомп'ютерного напрямку були американські фізіологи Уоррен Мак-Калок та Уолтер Пітс, які вивчали внутрішню організацію людського мозку [2]. З дослідження клітин мозку вчені вперше встановили, що процес мислення організовує складну комбінацію елементарних логічних операцій типу І, АБО, НЕ. Було запропоновано математичну модель нейрона, яка є основою сучасних нейронних мереж.

Нарешті, формування еволюційного напрямку в галузі штучного інтелекту пов'язують з ім'ям італійського математика Нільса Барічеллі, який вивчав процес еволюції природного інтелекту [3]. Була запропонована модель, яка стала основою низки евристичних алгоритмів, зокрема генетичного, що активно використовує механізми схрещування, мутації, спадковості та відбору, запозичені з теорії Дарвіна еволюції живої природи.

Довгий час названі напрями протиставлялись один одному, що сприяло формуванню крайніх ставлень до можливостей штучного інтелекту — від надмірного оптимізму до необґрунтованого песимізму.

На шляху розвитку методів штучного інтелекту науковці стикалися з низкою обмежень та парадоксів. Зокрема, Ганс Моравек (Hans Moravec) сформулював принцип [4], з якого випливає, що в галузі штучного інтелекту відносно легко досягти рівня дорослої людини, граючи в шахи, проте дуже складно досягти навичок дитини, відрізняючи зображення кішки від собаки. Автори монографії [5] продемонстрували обмежені можливості одношарового персептрону Розенблата [6], що на десятки років призупинило інтерес дослідників до нейронних мереж, доки не з'явилися нові теоретичні обґрунтування, зокрема теорема Цибенко [7].

Штучний інтелект займав значне місце в наукових дослідженнях академіка В.М. Глушкова. Ці дослідження суттєво розвинули hardware, software та brainwave штучного інтелекту на основі розвитку абстрактної теорії автоматів, вивчення особливостей розумової діяльності людини, методів навчання та самонавчання персептронів [8–10].

Значний вклад в розвиток методів штучного інтелекту внесли інші відомі українські вчені, зокрема академік М.М. Амосов, який разом зі своїми учнями моделював процеси мислення та психіки [11], та академік О.Г. Івахненко, який розробив теорію самоорганізації моделей за експериментальними даними [12], що, на думку фахівців, є прообразом сучасних методів глибинного навчання нейронних мереж [13].

Останніми роками в науковій літературі дедалі частіше вживається термін інтелектуальні інформаційні технології. І це не випадково, оскільки такі технології грають істотну роль у розв'язуванні актуальних прикладних задач у різних сферах застосування.

Водночас необґрунтоване застосування такого терміну до прикладних систем, які не є ні інформаційними технологіями (ІТ), ні тим більше інтелектуальними ІТ, може призвести до дискредитації цих важливих наукових напрямів, як це вже неодноразово було в минулому, наприклад, до дискредитації терміну АСУ (автоматизовані системи управління).

Тому поставимо за мету дати означення терміну «інтелектуальні ІТ» і продемонструвати властивості таких технологій на прикладі оброблення сигналів складної форми з локально зосередженими діагностичними ознаками.

Базові означення

Згідно з [14], багато вчених стверджують, що термін «технологія» важко інтерпретувати. Але з таким твердженням не можна погодитись. Нагадаємо, що слово «технологія» поєднує два терміни: «техно» (грец. «τέχνη» — мистецтво) та «логія» (грец. «logos» — наука). Тому правомірно надати таке означення.

Означення 1. Технологія — це мистецтво перетворити деяку сировину в продукт, наприклад залізну руду в метал із заданими властивостями, а наука технології має визначити найбільш ефективні методи такого перетворення.

Грунтуючись на загальному означенні 1, проведемо подальшу деталізацію.

Означення 2. Інформаційна технологія — це сукупність методів та засобів, які найбільш ефективно перетворюють початкові дані (сировина технології) в інформацію, орієнтовану на конкретного користувача (продукт технології).

Означення 3. Інформаційна технологія оброблення сигналів — це сукупність комп'ютерних процедур, які з сигналу, що спостерігається (сировина технології), найбільш ефективним способом видобувають приховану інформацію, орієнтовану на конкретного споживача (продукт технології).

На основі роздумів про природний інтелект, наведених в монографії [15], і власних уявлень автора статті сформулюємо таке означення.

Означення 4. Інтелектуальна інформаційна технологія — це ІТ, яка для формування продукту використовує комп'ютерні процедури, що мають властивості природного інтелекту, принаймні такі:

- адаптація — здатність пристосовуватися до невідомих та мінливих ситуацій зовнішнього середовища;
- узагальнення — можливість класифікувати об'єкти навколишнього середовища;
- здатність до навчання — можливість покращувати свої характеристики під час експлуатації;
- інваріантність до дії збурень, що породжує довілля;
- прогнозування — можливість передбачати майбутні ситуації за спостереженнями лише частин (фрагментів) довілля в часі;
- розуміння — здатність інтерпретувати результати спостережень на основі порівняння поточних характеристик з минулими значеннями;
- гнучкість — стійкість до можливих невдач і здатність корекції прийнятих рішень;
- взаємозамінність — використання альтернативних методів аналізу довілля;
- комунікабельність — здатність надавати інформацію у формі, що зрозуміла для сприйняття конкретним користувачем з урахуванням його кваліфікації.

Можливі формальний та неформальний підходи до побудови ефективних комп'ютерних процедур, що реалізують окремі етапи ІТ, у тому числі інтелектуальних процедур. Формальний (аналітичний) підхід заснований на розв'язуванні оптимізаційної задачі: процедура будується за умови мінімуму (максимуму) деякого критерію, що характеризує ефективність конкретного етапу оброблення.

Однак не завжди формальний підхід є можливий. Тоді не залишається нічого іншого, як будувати комп'ютерну процедуру на основі інтуїції та попереднього досвіду конструктора ІТ, а її ефективність оцінювати експериментально [16]. В цьому разі результат, отриманий на кінцевій вибірці спостережень, з певною статистичною надійністю узагальнюють на генеральну сукупність [17, 18].

Нехай окремий етап інформаційної технології характеризує критерій $\mathfrak{Z}$, що визначає точність отримання результату, надійність, швидкодню або інші споживчі властивості. Нехай $\mathfrak{Z}_0$ — апіорне значення $\mathfrak{Z}$, яке характеризує цей етап без використання комп'ютерної процедури $\mathfrak{R}$, а $\mathfrak{Z}_1$ — апостеріорне значення $\mathfrak{Z}$, яке експериментально визначено після використання $\mathfrak{R}$. Тоді правомірно ввести такі означення.

Означення 5. Комп'ютерна процедура $\mathfrak{R}$ ефективна, якщо виконується строга нерівність:

$$\mathfrak{Z}_1 < \mathfrak{Z}_0. \quad (1)$$

Означення 6. Процедура $\mathfrak{R}^{(i)}$ ефективніша за процедуру $\mathfrak{R}^{(j)}$, якщо для апостеріорних значень відповідних критеріїв виконується строга нерівність:

$$\mathfrak{Z}_1^{(i)} < \mathfrak{Z}_1^{(j)}. \quad (2)$$

Отже, відповідно до (1) і (2) ефективна комп'ютерна процедура не обов'язково має забезпечити глобальний мінімум критерію $\mathfrak{Z}$. Більше того, процедура $\mathfrak{R}$ залишається ефективною, навіть якщо вона не задовольняє локальний мінімум $\mathfrak{Z}$, а лише дає змогу зменшити значення критерію в порівнянні з апіорним значенням $\mathfrak{Z}_0$.

Зрозуміло, означення 5 і 6 природним чином можуть бути переформульовані, якщо комп'ютерна процедура $\mathfrak{R}$ спрямована на збільшення значення $\mathfrak{Z}$.

Сигнали з локально зосередженими ознаками

Діагностика стану технічних та біологічних об'єктів здебільшого пов'язана з необхідністю вилучення прихованої інформації з сигналів складної форми, коли діагностичні ознаки зосереджені на невеликих інтервалах $\Delta t_i \ll T_0$, $\forall i = 1, 2, \dots$, області визначення $T_0 = [t_1, t_2]$ часового сигналу $z(t)$. Типові приклади — електрокардіограми (ЕКГ), реограми, фотоплетизмограми та інші фізіологічні сигнали, локальні фрагменти яких надають інформацію про стан серцево-судинної системи, або термограми кристалізації металу, локальні фрагменти яких відповідають хімічному складу та механічним характеристикам металу.

Для ілюстрації на рис. 1 зображено два приклади сигналів з локально зосередженими ознаками — цикл ЕКГ (*ліворуч*) та термограма кристалізації чавуна (*праворуч*).

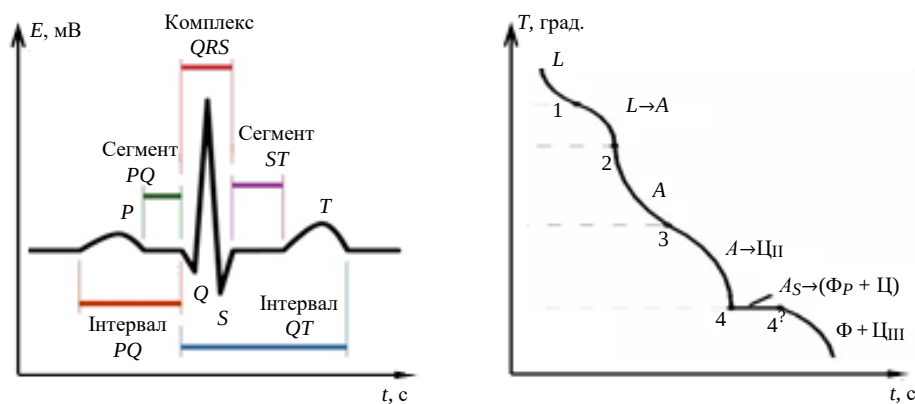


Рис. 1

$$z(t) = \sum_{n=1}^N C_n \varphi_n(t) \quad (3)$$

за системою базисних функцій $\varphi_n(t)$ мало придатні для оброблення таких сигналів, оскільки коефіцієнти C_n функціонального ряду (3), побудованого по всій області $T_0 = [t_1, t_2]$, майже нечутливі до змін діагностичних ознак, зосереджених на локальних фрагментах.

Проблема видобування діагностичної інформації істотно ускладнюється, коли спостережуваний сигнал $z(t)$ спотворюється збуреннями, які приховують інформативні фрагменти і не завжди зводяться лише до адитивних завад.

Розглянемо загальну ідею побудови інформаційних технологій аналізу та інтерпретації сигналів з локально зосередженими ознаками.

Введемо узагальнений показник s стану об'єкта, під яким розумітимемо вектор $s = (s_1, \dots, s_N)$ з числовими компонентами $s_1, \dots, s_N$, якщо потрібно визначати невідомі кількісні характеристики об'єкта, або значення індикаторної змінної $s = 1, \dots, M$, яка характеризує якісний стан об'єкта з кінцевої множини станів $V = \{V_1, \dots, V_M\}$.

Вважатимемо, що досліджуваний об'єкт за фіксованого стану $s \in S$ породжує фізичне поле, яке змінюється у часі:

$$z_0 = \Psi_s(u, t), \quad (4)$$

де t — час, u — точка простору навколо об'єкта, а Ψ_s — у загальному випадку невідома функція, яка залежить від стану s .

Якщо вимірювати величину поля (4) у фіксованій точці простору $u = u_0$, то функція $\Psi_s(u, t)$ вироджується у скалярну функцію часу

$$z_0 = \Psi_s(u_0, t) \equiv z_0(t), \quad (5)$$

а якщо поле (4) вимірюється в кількох фіксованих точках $u_1, u_2, \dots, u_P$ простору, то маємо вектор-функцію часу

$$z_0(t) = (z_1(t), \dots, z_P(t)). \quad (6)$$

Щодо електромагнітного поля серця функції (5) та (6) можна інтерпретувати як сигнали електричної активності серця (ЕКГ), які реєструються в одному та декількох відведеннях.

Таким чином, загалом ІТ-оброблення сигналу має забезпечувати розв'язок зворотної задачі: потрібно оцінити невідоме поточне значення s стану об'єкта за результатами вимірювання сигналу $z_0(t)$ на відрізку спостереження $T_0 = [t_1, t_2]$ (рис. 2).



Рис. 2

Будемо вважати, що сигнал $z(t)$ спостерігається в умовах внутрішніх неадитивних $\xi(t)$ та зовнішніх адитивних $h(t)$ завад та має вигляд:

$$z(t) = \Phi[z_0(t), \xi(t)] + h(t), \quad (7)$$

де $z_0(t)$ — прихований корисний сигнал, а $\Phi[\cdot]$ — невідома функція.

На рис. 3 зображено узагальнену структуру прикладної ІТ оброблення сигналів з локально зосередженими ознаками.



Рис. 3

Таким чином, прикладна ІТ має забезпечити:

- відновлення корисного сигналу $z_0(t)$ за спостереженням $z(t)$ в умовах дії внутрішніх $\xi(t)$ та зовнішніх $h(t)$ збурень;
- розпізнавання інформативних фрагментів $z_0^{(1)}(t), \dots, z_0^{(F)}(t)$ сигналу $z_0(t)$, на яких зосереджена діагностична інформація;
- аналіз значень діагностичних ознак $x_1, \dots, x_N$, зосереджених на розпізнаних фрагментах $z_0^{(1)}(t), \dots, z_0^{(F)}(t)$;
- реалізацію діагностичного правила $s = s(x_1, \dots, x_N)$, що забезпечує оцінювання стану об'єкта s за ознаками $x_1, \dots, x_N$.

Для інтерактивного синтезу прикладних ІТ оброблення сигналів складної форми розроблено спеціальну інструментальну систему МАСТЕР з бібліотекою традиційних і оригінальних обчислювальних процедур. Ядро системи побудовано на двох програмних класах — узагальненої моделі носія даних (МНД) та узагальненої моделі оброблення даних (МОД).

Клас МНД має вигляд трійки

$$\text{МНД} = \langle D_C, D_G, G \rangle, \quad (8)$$

де D_C — поля змістовних даних; D_G — поля графічних даних; G — методи відображення та модифікації графічних образів. Об'єднання в одному класі даних та методів їх візуалізації відкриває можливість доступу до даних через їх екранні графічні образи (рис. 4).

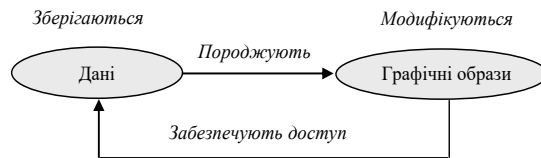


Рис. 4

Клас МОД має універсальні поля, властивості та методи, інваріантні щодо конкретної процедури оброблення, і містить віртуальний метод «порожньої» обробки, який визначається в спадкоємцях класу. Це дозволяє уніфікувати поняття елементарного оброблення даних, упорядкувати процес створення програмних компонентів та організувати зручний інтерфейс взаємодії між активними екземплярами (об'єктами) класу МНД та конкретною процедурою оброблення (рис. 5).

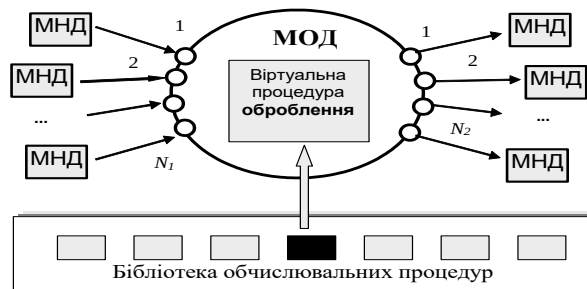


Рис. 5

Інструментальна система дає змогу прискорити експериментальні дослідження для вибору і налаштування ефективних комп'ютерних процедур згідно з означеннями 5 і 6. Синтез прикладної системи здійснюється на основі готових до застосування базових обчислювальних компонент системи (рис. 6).

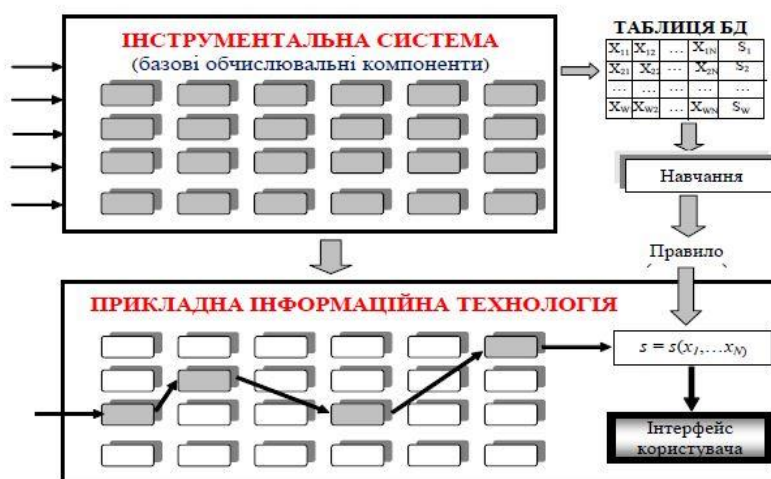


Рис. 6

За допомогою системи МАСТЕР створено комп'ютерні системи превентивної медицини для домашнього використання [19], що мають властивості інтелектуальних ІТ, які наведено в означенні 4. Продемонструємо ці властивості на прикладі однієї з систем, що реалізує інноваційний в кардіології метод оброблення ЕКГ — метод фазаграфії.

Інтелектуальні властивості фазаграфії

Фазаграфія — це метод аналізу та інтерпретації сигналів складної форми з локально зосередженими ознаками, який передбачає перехід від скалярного сигналу $z(t)$ до траєкторії на фазовій площині з координатами $z(t)$, $\dot{z}(t)$, де $\dot{z}(t)$ — швидкість зміни сигналу. Такий перехід дозволяє підвищити точність оцінювання корисного сигналу в порівнянні з традиційним методом усереднення спотворених реалізацій, зокрема, кардіоциклів ЕКГ у часовій області [20].

Технологія ґрунтується на стохастичній моделі, відповідно до якої спотворені цикли сигналу $z_m(t_k)$, $m = 1, 2, \dots, M$, в дискретні моменти часу t_k , $k = 1, 2, \dots$, генеруються як сума несиметричних функцій Гауса:

$$z_m(t_k) = \sum_{i \in \{P, Q, R, S, ST, T\}} \tilde{A}_{im} \exp \left[-\frac{(t_k - \tilde{\mu}_{im})^2}{2[\tilde{b}_{im}(t_k)]^2} \right] + h(t_k), \quad (9)$$

де

$$\tilde{A}_{im} = A_i(1 + \alpha_{im}), \quad (10)$$

$$\tilde{\mu}_{im} = \mu_i(1 + \delta_{im}), \quad (11)$$

$$\tilde{b}_{im}(t) = \begin{cases} b_i^{(1)}(1 + \varepsilon_{im}^{(1)}) & \forall t \leq \mu_{im}, \\ b_i^{(2)}(1 + \varepsilon_{im}^{(2)}) & \forall t > \mu_{im}, \end{cases} \quad (12)$$

— параметри, які визначають форму спотворених циклів, а A_i , μ_i , $b_i^{(1)}$, $b_i^{(2)}$ — параметри прихованого завадами еталонного циклу (корисного сигналу)

$$z_0(t) = \sum_i A_i \exp \left[-\frac{(t - \mu_i)^2}{2[b_i(t)]^2} \right]. \quad (13)$$

В моделі (9) величина $h(t_k)$ імітує зовнішні адитивні завади різного типу (частотні, випадкові та імпульсні), а величини

$$\alpha_{im} \in [-\alpha_i^0, \alpha_i^0], \quad \delta_{im} \in [-\delta_i^0, \delta_i^0], \quad \varepsilon_{im}^{(1)} \in [-\varepsilon_i^0, \varepsilon_i^0], \quad \varepsilon_{im}^{(2)} \in [-\varepsilon_i^0, \varepsilon_i^0],$$

що фігурують у співвідношеннях (10)–(12), — внутрішні неадитивні завади, які породжує організм людини (система дихання, вегетативна нервова система та ін.). Величини α_{im} , δ_{im} , $\varepsilon_{im}^{(1)}$, $\varepsilon_{im}^{(2)}$ мають вигляд незалежних випадкових величин, що з нульовими математичними сподіваннями зосереджені на інтервалах, обмежених числами α_i^0 , δ_i^0 , ε_i^0 .

Несиметричність інформативних фрагментів сигналу забезпечується завдяки тому, що

$$b_i(t) = \begin{cases} b_i^{(1)}, & \text{якщо } t < \mu_i, \\ b_i^{(2)}, & \text{якщо } t > \mu_i \end{cases} \quad b_i^{(1)} \neq b_i^{(2)}.$$

Оцінювання прихованого еталону (13) за спотвореними циклами $z_m(t)$, $m = 1, 2, \dots, M$, здійснюється в два етапи. Перший етап — приглушення адитивних завад $h(t_k)$ за допомогою оригінальних адаптивних процедур, параметри яких автоматично налаштовуються на особливості конкретного сигналу $z(t_k)$, що оброб-

ляється. Зокрема, за допомогою спеціальної пошукової процедури [21] визначаються частоти f_g , $g = 1, \dots, G$, зосереджених гармонічних завад, які апіорі відомі лише з точністю до обмежень зверху та знизу

$$f_g^{\min} \leq f_g \leq f_g^{\max}, \quad (14)$$

причому діапазони $\Delta_g = f_g^{\max} - f_g^{\min}$ обмежень (14) можуть збігатися з областями навантажених частот корисного сигналу $z_0(t)$.

Запропонована процедура зменшує початкову довжину K масиву $z(t_k)$, $k = 1, 2, \dots, K$, до оптимального значення K_{opt} , яке задовольняє умову

$$K_{\text{opt}} = \arg \max_{K_j \in [K - \delta_K, K]} \left\{ \frac{\max_{n \in \Omega_h} C_n(K_j)}{\sum_{n \in \Omega_h} C_n(K_j)} \right\}, \quad (15)$$

де Ω_k — множина номерів спектральних компонент $C_n(K_j)$ з частотами, які належать інтервалам $[f_g^{\min}, f_g^{\max}]$, а $\delta_K = \text{const}$. Умова (15) завдяки ослабленню ефекту Гіббса дає змогу адаптувати смугу режекції, щоб зменшити вплив фільтра на форму корисного сигналу.

Для приглушення адитивних випадкових завад $h(t_k)$ обмеженого рівня $|h(t_k)| \leq h_0$ також запропоновано інтелектуальну процедуру, що реалізує модифікований алгоритм ковзного середнього

$$\tilde{z}_k = \frac{1}{2W_k + 1} \sum_{j=-W_k}^{W_k} z_{k-j}, \quad (16)$$

в якому, на відміну від традиційного, вікно згладжування W_k адаптується до кожної k -ї точки $z(t_k)$ згідно з умовами

$$W_k \leq W_0, \quad (17)$$

$$|\tilde{z}_k - z_k| \leq h_0, \quad (18)$$

$$|W_k - W_{k-1}| \leq 1, \quad (19)$$

де $W_0 = \text{const}$. Алгоритм (16) за обмежень (17)–(19) забезпечує ефективне приглушення випадкових завад без суттєвих спотворень форми корисного сигналу.

На другому етапі здійснюється усереднення сигналу на фазовій площині. Для цього будується $M \times M$ -матриця

$$D = \begin{pmatrix} R_H(Q_1, Q_1) & R_H(Q_1, Q_2) & \dots & R_H(Q_1, Q_M) \\ R_H(Q_2, Q_1) & R_H(Q_2, Q_2) & \dots & R_H(Q_2, Q_M) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_H(Q_M, Q_1) & R_H(Q_M, Q_2) & \dots & R_H(Q_M, Q_M) \end{pmatrix} \quad (20)$$

відстаней Гаусдорфа

$$R_H(Q_\mu, Q_\nu) = \max \left\{ \max_{q_\mu \in Q_\mu} \min_{q_\nu \in Q_\nu} \rho(q_\mu, q_\nu), \max_{q_\nu \in Q_\nu} \min_{q_\mu \in Q_\mu} \rho(q_\mu, q_\nu) \right\} \quad (21)$$

між всіма парами Q_μ і Q_ν , $\mu, \nu = 1, \dots, M$, фазових траєкторій, що відповідають окремим циклам, де $\rho(q_\mu, q_\nu)$ — евклідова відстань між нормованими векторами

$$q_\mu \triangleq (z_\mu^*, \dot{z}_\mu^*) \in Q_\mu \text{ і } q_\nu \triangleq (z_\nu^*, \dot{z}_\nu^*) \in Q_\nu.$$

Для видалення з послідовності $z_m(t)$, $m = 1, 2, \dots, M$, нетипових циклів (екstrasистола та артефактів) використовується оригінальний алгоритм класифікації циклів, який враховує, що нетиповий цикл ЕКГ однієї людини може бути типовим для іншої та навпаки (рис. 7). Тому неможливо побудувати алгоритм класифікації на основі аналітичного опису типових і нетипових циклів.

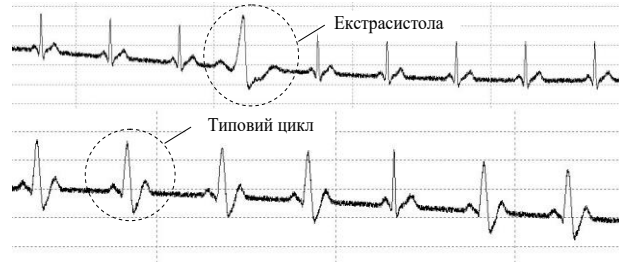


Рис. 7

Запропонований алгоритм передбачає єдине обмеження: кількість M_N нетипових циклів сигналу, що оброблюється, значно менше від загальної кількості M циклів, тобто

$$M_N \ll M, \quad (22)$$

оскільки інакше означення «нетиповий» цикл втрачає сенс.

За номером рядка матриці (20), сума елементів якого мінімальна, визначимо траєкторію опорного циклу

$$Q_0 = \arg \min_{1 \leq \nu \leq M} \sum_{\mu=1}^M R_H(Q_\mu, Q_\nu), \quad (23)$$

який відповідно до (22) заздалегідь є типовим. Це дає змогу знайти нетипові цикли за відстанню до Q_0 .

Упорядкуємо за зростанням елементи рядка матриці (20), що відповідає опорному циклу (23). Отримана послідовність впорядкованих відстаней

$$\mathfrak{R} = R_H(Q_0, Q_\lambda), \quad \lambda \in [1, M], \quad (24)$$

дає уявлення про варіабельність форми траєкторій спостережуваних циклів відносно Q_0 .

Якщо сигнал містить лише типові цикли, то зі зростанням λ впорядковані значення $R_H(Q_0, Q_\lambda)$ зростають певною мірою поступово. Якщо на ЕКГ з'являються нетипові цикли, форма яких суттєво відрізняється від еталона, то послідовність (24) містить один або кілька виражених стрибків.

Визначивши положення першого з таких стрибків, можна знайти граничне значення $\mathfrak{R}_0$, що дає змогу виділити підмножину траєкторій Ω_N типових циклів

$$\Omega_N = \{Q_\lambda : R_H(Q_0, Q_\lambda) < \mathfrak{R}_0\},$$

які підлягають усередненню.

Зауважимо, що для похідної $\dot{z}(t)$ функції $z(t)$ виконується умова $\dot{z}(t) = \dot{z}(t - \tau)$, де $\tau = \text{const}$. Звідси випливає, що запропонований метод усереднення у фазовому просторі (на відміну від традиційного) забезпечує нечутливість (інваріантність) форми відновлюваного корисного сигналу $z_0(t)$ до завад δ_{im} , що призводять до зсуву в часі інформативних фрагментів на послідовності циклів $z_m(t)$, $m = 1, 2, \dots, M$.

В фазаграфії реалізовано оригінальний підхід до інтерпретації (розуміння) оброблюваного сигналу: рішення приймаються не тільки на основі порівняння поточних значень діагностичних ознак з медичними нормами, а й з урахуванням персоніфікованої норми конкретного пацієнта. З цією метою реалізовано функцію обчислення, постійної корекції (навчання) та збереження в базі даних персоніфікованих норм усіх зареєстрованих користувачів.

Нарешті, наведена в означенні 4 властивість «комунікабельність» в фазаграфії реалізована завдяки зручному інтерфейсу взаємодії з користувачами різної кваліфікації. Пацієнту, який не має спеціальної медичної освіти, результат надається у вигляді термометра (рис. 8, *ліворуч*) зі шкалою, поділеною на три зони — зелену (НОРМА), жовту (ЗАДОВІЛЬНО), червону (УВАГА), які супроводжуються відповідними голосовими повідомленнями. А лікар-кардіолог отримує більш детальну інформацію у вигляді розгорнутої текстової та графічної інформації з відображенням виявлених відхилень (рис. 8, *праворуч*).

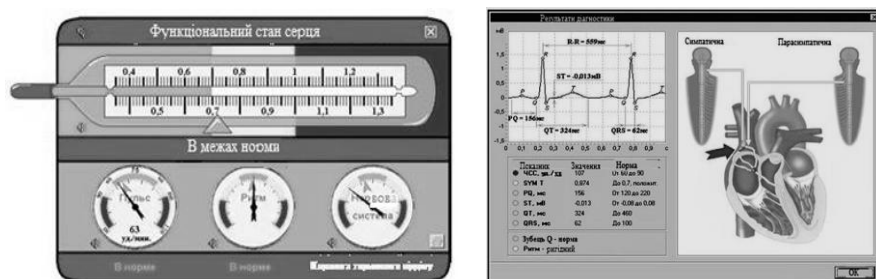


Рис. 8

Експерименти на реальних та модельних даних підтвердили ефективність розроблених комп'ютерних процедур в сенсі означень 5 і 6.

Метод фазаграфії реалізовано в програмно-технічному комплексі ФАЗА-ГРАФ[®], який отримав Свідоцтво державної реєстрації, рекомендацію МОЗ України для проведення скринінгу ішемічної хвороби серця і підтвердив свою практичну ефективність у медичних установах, спортивних організаціях, підприємствах з підвищеним техногенним ризиком, навчальних закладах (школах) та в домашніх умовах для самоконтролю. За наявною інформацією, ряд користувачів ФАЗА-ГРАФ[®], що раніше вважали себе здоровими, з його допомогою вперше дізналися про відхилення в роботі серця, які згодом були підтверджені під час поглиблених обстежень в медичних закладах.

Висновок

Для формування згідно з означенням 4 продукту інтелектуальні інформаційні технології використовують комп'ютерні процедури, що мають властивості природного інтелекту. На типовому прикладі аналізу та інтерпретації сигналу складної форми продемонстрована ефективність розроблених інтелектуальних комп'ютерних процедур, які мають такі властивості:

- адаптація для ефективного приглушення частотних та випадкових завад в умовах неповної апріорної інформації;

- узагальнення для класифікації типових та нетипових циклів ЕКГ в умовах відсутності аналітичного опису класів;
- інваріантність форми відновленого корисного сигналу до зсувів однотипних фрагментів під час усереднення спотворених фазових траєкторій;
- здатність до навчання під час оцінювання персональної норми конкретного пацієнта;
- комунікабельність для відображення результатів з урахуванням кваліфікації користувача.

L. Fainzilberg

INTELLIGENT INFORMATION TECHNOLOGIES FOR SIGNAL PROCESSING WITH LOCALLY CONCENTRATED FEATURES

(to the 100th anniversary of academician V.M. Glushkov birthday)

Leonid Fainzilberg

International research and training Center for Information Technologies and Systems of the National Academy of Sciences of Ukraine and the Ministry of Education and Science of Ukraine, Kyiv; National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»,

fainzilberg@gmail.com

In the field of artificial intelligence, three approaches to scientific research have been formed — algorithmic, neurocomputer and evolutionary. For a long time, the named trends opposed each other, which contributed to the formation of extreme attitudes towards the possibilities of artificial intelligence as excessive optimism and unfounded pessimism. Substantial scientific contribution to the development of ideas of artificial intelligence was made by Ukrainian scientists V.M. Glushkov, M.M. Amosov and O.H. Ivakhnenko. In recent years, achievements in the field of artificial intelligence have formed a new class of information technologies — intelligent IT, which play a significant role in solving current problems in various fields of application. At the same time, sometimes the developers of applied systems unreasonably attribute their developments to intelligent IT, which can lead to the discrediting of this important scientific direction. The article is based on the hierarchy of concepts «Technology», «Information technology», «Information technology of signal processing». a strict definition of «Intelligent IT» was formulated. It is believed that for the formation of an information product, such technology uses computer procedures that have the properties of natural intelligence: adaptation, generalization, learning ability, invariance to the action of obstacles, prediction, understanding, flexibility, interchangeability and sociability. The definition of the effectiveness of computer procedures, in particular, intellectual procedures, is given. The problem of extracting diagnostic information from complex-shaped signals under conditions of internal and external disturbances is formulated. A generalized scheme of intelligent IT analysis and interpretation of such signals has been developed. The structure of the instrumental system for interactive synthesis of IT is given. Using the example of electrocardiogram processing, the effectiveness of the developed computer procedures, which have some properties of natural intelligence, is demonstrated.

Keywords: artificial intelligence, intelligence information technology, complex-shaped signal, extraction of diagnostic information.

ПОСИЛАННЯ

1. Turing A.M. On computable numbers, with an application to the entscheidungsproblem. *Proceedings of the London Mathematical Society*. 1937. Vol. 2, N 42. P. 230–265. DOI: <https://doi.org/10.1112/plms/s2-42.1.230>
2. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1943. Vol. 5. P. 115–143. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF02478259>
3. Nils Aall Barricelli N.A. Numerical testing of evolution theories. *Acta Biotheoretica*. 1962. Vol. 16, N 1–2. P. 69–98. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF01556771>
4. Moravec H. When will computer hardware match the human Brain. *Journal of Evolution and Technology*. 1998. Vol. 1. P. 1–5. <https://www.jetpress.org/volume1/moravec.htm>
5. Minsky M., Papert S. Perceptrons: an introduction to computation geometry. Cambridge; Massachusetts; London : MIT Press, 1969. 263 p.
6. Rosenblatt F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the Brain. *Psychological Review*. 1958. N 65(6). P. 386–408. DOI: <https://doi.org/10.1037/h0042519>
7. Cybenko G.V. Approximation by superposition of sigmoidal function. *Mathematics of Control Signals and Systems*. 1989. Vol. 2, N 4. P. 303–314. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF02551274>
8. Glushkov V.M. The abstract theory of automata. *Russian Mathematical Surveys*. 1961. Vol. 16, N 5. P. 1–53. DOI: <https://doi.org/10.1070/RM1961v016n05ABEH004112>
9. Glushkov V.M. On the question of self-instruction in the perceptron. *USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics*. 1963. Vol. 2, N 6. P. 1325–1335. DOI: [https://doi.org/10.1016/0041-5553\(63\)90347-1](https://doi.org/10.1016/0041-5553(63)90347-1)
10. Glushkov V.M. Self-organizing systems and the abstract theory of automata. *USSR Computational Mathematics and Mathematical Physics*. 1963. Vol. 2, N 3. P. 482–488. DOI: [https://doi.org/10.1016/0041-5553\(63\)90460-9](https://doi.org/10.1016/0041-5553(63)90460-9)
11. Amosov N.M. Modeling of thinking and the mind. New York : Spartan books, 1967. 192 p.
12. Ivakhnenko A.G. Polynomial theory of complex systems. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. 1971. Vol. SMC-1, N 4. P. 364–378. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSMC.1971.4308320>
13. Deng Li, Dong Yu. Deep learning: methods and applications. *Foundations and Trends in Signal Processing*. 2014. Vol. 7, N 3–4. P. 197–387. DOI: <http://dx.doi.org/10.1561/20000000039>
14. Wahab S.A., Rose R.C., Osman S.I.W. Defining the concepts of technology and technology transfer: a literature analysis. *International Business Research*. 2012. Vol. 5, N 1. P. 61–71. DOI: <http://doi.org/10.5539/ibr.v5n1p61>
15. Hawkins J., Blakeslee S. On intelligence. New York : Times Books, 2004. 272 p.
16. Mohammed F., Farghally M.F., Koh K.H., Shahin H., Shaffer C.A. Evaluating the effectiveness of algorithm analysis visualizations. *Proceedings of the 2017 ACM SIGCSE Technical Symposium on Computer Science Education*. 2017. P. 201–206. DOI: <https://doi.org/10.1145/3017680.3017698>
17. Webb G.I. Algorithm evaluation. *Encyclopedia of Machine Learning*. Boston : MA, 2011. P. 35–36. DOI: https://doi.org/10.1007/978-0-387-30164-8_18
18. Wagner M.M., Wallstrom G. Methods for algorithm evaluation. *Handbook of Biosurveillance*. 2006. P. 301–310. <https://doi.org/10.1016/B978-012369378-5/50022-3>
19. Fainzilberg L.S. Generalized approach to building computer's tools of preventive medicine for home using. *The International Scientific Technical Journal «Problems of Control and Informatics»*. 2022. N 1. P. 136–158. DOI: <http://doi.org/10.34229/1028-0979-2022-1-12>
20. Fainzilberg L.S. New approaches to the analysis and interpretation of the shape of cyclic signals. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2020. Vol. 56, N 4. P. 665–674. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10559-020-00283-0>
21. Fainzilberg L.S., Glushauskene G.A. Narrow-band rejection filter for suppression of harmonic concentrated interference on the basis of discrete Fourier transform. *Journal of Automation and Information Sciences*. 2009. Vol. 41, N 8. P. 55–70. DOI: <https://doi.org/10.1615/JAutomatInfScien.v41.i8.60>

Отримано 26.06.2023