

Міністерство освіти і науки України
ОДЕСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Навчально-науковий інститут – Навчально-науковий інститут
комп'ютерної інженерії, автоматизації, робототехніки та
програмування ім. П.М. Платонова

Кафедра – Автоматизації технологічних, електромеханічних і
робототехнічних систем

Ступінь вищої освіти – другий (магістр)

Спеціальність – 174 - «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані
технології та робототехніка»

Освітня програма – «Комп'ютерні системи та програмна інженерія в
автоматизації та робототехніці»



КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

**на тему: «ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ АВТОМАТИЗОВАНОГО
УПРАВЛІННЯ ПРОЦЕСОМ РОЗВИТКУ КОГНІТИВНИХ ЗДІБНОСТЕЙ
ЛЮДИНИ»**

Здобувач: _____ Ігор СПАСЬКИЙ
Підпис

Керівник: _____ к.т.н., доц. Олександр ГУРСЬКИЙ
Підпис

Кваліфікаційна робота допускається до захисту

Рішення кафедри від _____.____.2026 р., протокол № _____

В.о. завідувача кафедри
АТЕІРС

_____ Олексій ЖИГАЙЛО
(підпис)

Одеса – 2026 р.

ОДЕСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Інститут	<u>Навчально-науковий інститут комп'ютерної інженерії, автоматизації, робототехніки та програмування</u> .
Кафедра	<u>ім. П.М. Платонова</u> .
Ступінь вищої освіти	<u>Автоматизації технологічних, електромеханічних і</u> .
Спеціальність	<u>робототехнічних систем</u> .
Освітньо-наукова програма	<u>Магістр</u> .
	<u>174 Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка</u> .
	<u>Комп'ютерні системи та програмна інженерія в автоматизації та робототехніці</u> .

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о.зав. кафедри АТЕіРС

_____ Олексій ЖИГАЙЛО

«05» січня 2026 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Здобувач Спаський Ігор Дмитрович

1. Тема роботи «Підвищення ефективності автоматизованого управління процесом розвитку когнітивних здібностей людини»

2. Керівник кваліфікаційної роботи Гурський Олександр Олександрович, к.т.н., доцент.

Пункти 1 і 2 затверджені наказом ОНТУ № 39-03 від 24.01.2025 р.

3. Строк подання здобувачем кваліфікаційної роботи на кафедру «12» червня 2026 р.

4. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: матеріали виконаних індивідуальних завдань (ІЗ) виробничої практики, кваліфікаційної роботи бакалавра, дослідницької практики, курсових та самостійних робіт, виконаних відповідно до ІЗ.

5. Зміст кваліфікаційної роботи (розділи, які потрібно розробити):

Вступ (актуальність роботи, зв'язок з науковими напрямками робіт університету, мета та задачі дослідження, об'єкт та предмет дослідження, методи дослідження, наукова новизна отриманих результатів, практичне значення отриманих результатів, апробація результатів роботи, публікації, структура та об'єм роботи).

Розділ 1. Системний аналіз процес розвитку когнітивних здібностей людини, та задачі підвищення його ефективності засобами автоматичного керування (аналіз існуючих підходів і постановка задачі автоматизованого управління, існуючі системи керування когнітивних здібностей людини; висновки за розділом – обґрунтування напрямків удосконалення САР).

Розділ 2. (математичні моделі компонентів системи, алгоритми адаптивного управління, експертні системи, висновки за розділом).

Розділ 3. Дослідження характеристик систем та оцінка когнітивного тренування (аналіз динамічних характеристик, оптимізація параметрів регуляторів та налаштування каналів стимуляції, Експериментальна верифікація системи та оцінка показників розвідку когнітивних функцій)

Розділ 4. Удосконалення системи керування розвитком когнітивних здібностей на основі застосування штучних нейронних мереж (обґрунтування доцільності САР і ШНМ, розробка моделі системи керування процесом розвитку когнітивних здібностей людини на базі апарату нечіткої логіки, перетворення нечіткої системи до нейромережевої системи керування розвитком когнітивних здібностей людини, аналіз функціонування систем керування розвитком

когнітивних здібностей людини, висновки за розділом).

Додатки (допоміжні матеріали, ксерокопії програм конференцій, статей, патентів).

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Назва розділу	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Синтез моделей систем автоматизованого когнітивного тренування	Жігайло О.М. к.т.н. доцент каф. АТПіРС		
Удосконалення системи керування розвитком когнітивних здібностей на основі застосування штучних нейронних мереж	Гурський О.О. к.т.н. доцент каф. АТПіРС		

7. Дата видачі завдання «09» січня 2026 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Назва розділу	Строк виконання етапів роботи	Примітка
Вступ та загальна характеристика роботи	«24» березня 2026 р.	
Системний аналіз процес розвитку когнітивних здібностей людини, та задачі підвищення його ефективності засобами автоматичного керування	«27» березня 2026 р.	
Синтез моделей систем автоматизованого когнітивного тренування (математичні моделі компонентів системи, алгоритми адаптивного управління, експертні системи, висновки за розділом).	«06» квітня 2026 р.	
Дослідження характеристик систем та оцінка когнітивного тренування	«17» квітня 2026 р.	
Розробка та дослідження САК, що реалізує нову, інтелектуально просунуту, функцію	«20» травня 2026 р.	
Реалізація та підготовка до впровадження результатів роботи	«29» травня 2026 р.	
Оформлення додатків та роботи в цілому	«01» червня 2026 р.	
Здача роботи на перевірку керівникові, виправлення зауважень, підпис керівника	«05» червня 2026 р.	
Брошування роботи, представлення її завідувачу кафедри, підпис, направлення роботи на зовнішнє рецензування та захист у ЕК	«12» червня 2026 р.	

Здобувач _____ Ігор СПАСЬКИЙ
Підпис, дата

Керівник роботи _____ Олександр ГУРСЬКИЙ
Підпис, дата

Несу відповідальність за ідентичність електронного та друкованого варіантів кваліфікаційної роботи, даю згоду на обробку персональних даних та не заперечую проти розміщення кваліфікаційної роботи на офіційних web-ресурсах ОНТУ.

Підтверджую, що в кваліфікаційній роботі відсутні порушення норм академічної доброчесності.

Здобувач _____ Ігор СПАСЬКИЙ
Підпис Ім'я, прізвище

АНОТАЦІЯ

Спаський І. Д. Підвищення ефективності автоматизованого управління процесом розвитку когнітивних здібностей людини. Кваліфікаційна робота на здобуття ступеня магістра за спеціальністю 174 - «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка». Одеський національний технологічний університет, Одеса, 2026.

Роботу присвячено розробці автоматизованої системи управління розвитком когнітивних здібностей (САУР КЗ) на засадах теорії автоматичного управління, нейрофізіології та прикладної психофізіології. Мозок людини розглядається як нелінійний стохастичний нестационарний об'єкт управління; задача когнітивного тренування формалізована як переведення об'єкта до заданого еталонного нейрокогнітивного стану та його утримання.

Структурна схема системи побудована на чотирьох принципах: замкненість контуру, повнота спостереження (5 діапазонів ЕЕГ + гальванічна реакція шкіри), мультиканальність впливу (візуальний, аудіальний, соматичний канали) та адаптивна індивідуалізація (6 еталонних моделей). Математичні моделі компонентів подано у вигляді передатних функцій з урахуванням нейропластичної постійної часу $\tau_{пл}(t) = \tau_0 \cdot \exp(-\alpha \cdot n)$.

Після оптимізації ПД-регулятора за критерієм $J = w_1 \cdot ITAE + w_2 \cdot J_{\text{стимул}} + w_3 \cdot J_{\text{робастн}}$ досягнуто: $\Delta\phi = 62^\circ$, $\Delta I = 9,4$ дБ, $\sigma\% = 16,3\%$, $t_p = 4,2$ с. Стохастичне моделювання підтвердило перебування суб'єкта в цільовому стані $78,3 \pm 6,4\%$ часу сесії - на 20–42% більше, ніж в одноканальних аналогах.

Сфери застосування: клінічна нейрореабілітація, профілактика когнітивних порушень, освіта, спортивна психофізіологія.

Ключові слова: автоматизована система управління, когнітивні функції, біологічний зворотний зв'язок, нейрофідбек, ЕЕГ, ПД-регулятор, адаптивне управління, мультиканальна стимуляція, нейропластичність.

ABSTRACT

Spasskyi I. D. Improving the Efficiency of Automated Control of Human Cognitive Ability Development. Master's thesis in specialty 174 - "Automation, Computer-Integrated Technologies and Robotics". Odessa National Technological University, Odessa, 2026.

The thesis is devoted to the development of an automated cognitive ability management system (ACAMS) based on automatic control theory, neurophysiology and applied psychophysiology. The human brain is treated as a nonlinear, stochastic and parametrically non-stationary control object; the cognitive training task is formalised as driving the object to a prescribed reference neurocognitive state and maintaining it there.

The system architecture is built on four principles: closed-loop control, full observability (5 EEG frequency bands + galvanic skin response), multi-channel actuation (visual, auditory and somatic channels) and adaptive individualisation (6 reference models). Mathematical models of all components are expressed as transfer functions incorporating the neuroplastic time constant $\tau_{pl}(t) = \tau_0 \cdot \exp(-\alpha \cdot n)$.

Following PID controller optimisation against the criterion $J = w_1 \cdot ITAE + w_2 \cdot J_{stim} + w_3 \cdot J_{robust}$, the achieved performance is: phase margin $\Delta\varphi = 62^\circ$, gain margin $\Delta l = 9.4$ dB, overshoot $\sigma\% = 16.3\%$, settling time $t_s = 4.2$ s. Stochastic simulation confirmed that the subject remains in the target cognitive state for $78.3 \pm 6.4\%$ of session time - 20–42% longer than single-channel analogues.

Application domains: clinical neurorehabilitation, cognitive impairment prevention, education and sport psychophysiology.

Keywords: *automated control system, cognitive functions, biofeedback, neurofeedback, EEG, PID controller, adaptive control, multi-channel stimulation, neuroplasticity.*

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ1. СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ ЯК ОБ'ЄКТУ УПРАВЛІННЯ.....	11
1.1 Когнітивні процеси в мозку людини як динамічна керована система: нейрофізіологічне обґрунтування об'єкта управління.....	11
1.2. Нейрофідбек як базова концепція реалізації системи управління когнітивними процесами в її замкненому контурі.....	18
1.3. Аналіз існуючих підходів і постановка задачі автоматизованого управління тренуванням когнітивних процесів.....	28
1.4. Сугестопедія як протокол управління станом мозкової активності: точки перетину з технологіями нейрофідбеку.....	34
Висновки по 1 розділу.....	40
РОЗДІЛ 2. СИНТЕЗ МОДЕЛЕЙ СИСТЕМ АВТОМАТИЗОВАНОГО КОГНІТИВНОГО ТРЕНУВАННЯ.....	42
2.1. Структурна схема системи та принципи її побудови.....	42
2.2. Математичні моделі компонентів системи у формі передатних функцій.....	51
2.3 Алгоритм адаптивного управління та стратегічна експертна система.....	60
Висновки по 2 розділу.....	69
РОЗДІЛ 3. ДОСЛІДЖЕННЯ ХАРАКТЕРИСТИК СИСТЕМИ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ КОГНІТИВНОГО ТРЕНУВАННЯ.....	70
3.1. Аналіз динамічних характеристик і стійкості замкненої системи управління.....	70
3.2. Оптимізація параметрів регулятора та налаштування каналів стимуляції.....	79
3.3. Експериментальна верифікація системи та оцінка показників розвитку когнітивних функцій.....	90
Висновки по 3 розділу.....	70
РОЗДІЛУ 4 УДОСКОНАЛЕННЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ РОЗВИТКОМ КОГНІТИВНИХ ЗДІБНОСТЕЙ ЛЮДИНИ НА ОСНОВІ НЕЙРО-НЕЧІТКОГО ПІДХОДУ.....	103
4.1. Обґрунтування доцільності застосування штучних нейронних мереж у системах керування когнітивним тренуванням.....	103
4.2. Розробка моделі системи керування на базі апарату нечіткої логіки.....	106
4.3. Перетворення нечіткої системи до нейро-нечіткої системи керування.....	109
4.4. Аналіз функціонування системи керування розвитком когнітивних здібностей.....	113
Висновки по 4 розділу.....	117
ВИСНОВОК.....	119
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	126
ДОДАТКИ.....	135

ВСТУП

Актуальність дослідження. Сучасний стан розвитку інформаційного суспільства характеризується безпрецедентним зростанням когнітивного навантаження на людину. Інтенсифікація інформаційних потоків, ускладнення структури прийняття рішень, скорочення часових горизонтів для обробки і синтезу знань - усі ці процеси формують гостру суперечність між зростаючими вимогами до когнітивного потенціалу людини і обмеженими можливостями традиційних методів його розвитку. Когнітивний ресурс є стратегічним активом не лише окремої людини, але й суспільства в цілому: від якості уваги, пам'яті, виконавчого контролю і здатності до навчання залежать продуктивність праці, ефективність освіти, якість управлінських рішень і, в кінцевому рахунку, темп технологічного розвитку. Водночас когнітивні порушення різного ступеня тяжкості - від функціональних розладів уваги і пам'яті у практично здорових осіб до наслідків черепно-мозкових травм і нейродегенеративних процесів - є масовим явищем, що зачіпає мільйони людей репродуктивного і активного трудового віку, але залишається без ефективного і доступного інструменту корекції.

Дослідження нейропластичності мозку, що стрімко розвиваються протягом останніх трьох десятиліть, демонструють значний потенціал цілеспрямованого когнітивного тренування: нервова система дорослої людини зберігає здатність до структурної і функціональної реорганізації під впливом систематичних зовнішніх впливів, і ця здатність може бути цілеспрямовано використана для розвитку конкретних когнітивних функцій. Технологічним інструментом реалізації цього потенціалу є біологічний зворотний зв'язок і нейрофідбек - методи, що перетворюють приховані нейрофізіологічні процеси на доступні для свідомого спостереження і регуляції сигнали, замикаючи контур між психічним зусиллям суб'єкта і його нейрональним субстратом. Однак існуючі системи нейрофідбеку і біологічного зворотного зв'язку мають принципові обмеження: вони функціонують переважно у режимі розімкненого управління або одноканального замкненого контуру без об'єктивного нейрофізіологічного моніторингу повного

спектра мозкової активності, не реалізують адаптивного налаштування параметрів до індивідуальних нейродинамічних характеристик суб'єкта і не спираються на верифіковані нормативні моделі оптимальних когнітивних станів. Подолання цих обмежень вимагає принципово нового підходу - застосування апарату теорії автоматичного управління для проектування повноцінного замкненого адаптивного контуру регуляції нейрокогнітивного стану людини.

Зазначені обставини визначають актуальність, наукову і практичну значущість теми цієї дипломної роботи - розробки і теоретичного обґрунтування автоматизованої системи управління процесом розвитку когнітивних здібностей людини на основі принципів замкненого адаптивного управління, повноспектрального нейрофізіологічного моніторингу і мультиканальної психофізіологічної стимуляції.

Метою роботи є розробка та теоретичне обґрунтування автоматизованої системи управління процесом розвитку когнітивних здібностей людини на основі принципів замкненого адаптивного контуру регуляції з повноспектральним моніторингом ЕЕГ, мультиканальною психофізіологічною стимуляцією і стратегічною експертною системою з еталонними моделями оптимальних нейрокогнітивних станів.

Для досягнення поставленої мети в роботі вирішуються такі завдання:

- обґрунтування концептуальної правомірності застосування апарату теорії автоматичного управління до задачі управління когнітивними функціями людини на основі аналізу нейрофізіологічних властивостей мозку як об'єкта управління;
- критичний аналіз існуючих парадигм когнітивного тренування і систем нейрофідбеку з позицій ТАУ та виявлення їхніх системних обмежень;
- розробка структурної схеми автоматизованої системи тренування когнітивних функцій з обґрунтуванням принципів її побудови і функціонального призначення кожного блоку;
- побудова математичних моделей усіх ключових компонентів системи у формі передатних функцій з фізіологічною інтерпретацією отриманих параметрів;

- розробка алгоритму адаптивного управління, що включає процедуру початкової ідентифікації психофізіологічного профілю суб'єкта, оперативний регуляторний цикл і стратегічну експертну систему з шістьма еталонними моделями оптимальних нейрокогнітивних станів;

- аналіз стійкості замкненої системи управління за критерієм Найквіста і дослідження показників якості перехідних процесів для оптимально налаштованого регулятора;

- розв'язання задачі багатокритеріальної оптимізації параметрів регулятора і каналів стимуляції з верифікацією результатів методом багатореалізаційного стохастичного моделювання;

- верифікація розробленої системи у рандомізованому контрольованому дослідженні та кількісна оцінка її ефективності за нейрофізіологічними, когнітивними показниками і показниками перенесення.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого управління психофізіологічним станом людини з метою розвитку когнітивних здібностей.

Предметом дослідження є методи і алгоритми замкненого адаптивного управління нейрокогнітивним станом людини на основі біологічного зворотного зв'язку та мультиканальної психофізіологічної стимуляції.

Методи дослідження. У роботі застосовуються: методи теорії автоматичного управління - для аналізу стійкості, синтезу регулятора і дослідження перехідних процесів; операторний метод Лапласа і апарат передатних функцій - для математичного моделювання компонентів системи; метод апроксимації Паде - для раціоналізації трансцендентних передатних функцій із запізненням; генетичний алгоритм і метод внутрішньої точки - для вирішення задачі багатокритеріальної оптимізації; метод Ейлера-Маруями - для стохастичного імітаційного моделювання; методи математичної статистики - дисперсійний і кореляційний аналіз, MANOVA - для верифікації результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів: вперше розроблено

автоматизовану систему управління когнітивним тренуванням людини із замкненим адаптивним контуром, що реалізує одночасно: повноспектральний паралельний моніторинг п'яти основних діапазонів ЕЕГ у поєднанні з вегетативним моніторингом (GSR); мультиканальну синхронізовану стимуляцію через три незалежних сенсорних канали (візуальний, аудіальний, соматичний); стратегічну експертну систему з шістьма верифікованими еталонними моделями оптимальних нейрокогнітивних станів; адаптивне двоетапне налаштування параметрів ПД-регулятора і матриці розподілу управляючого впливу на основі індивідуального психофізіологічного профілю суб'єкта. Вперше кількісно показано, що мультиканальна адаптивна архітектура забезпечує скорочення часу регулювання на 19-47% і зменшення перерегулювання на 16-32% порівняно з одноканальними аналогами, а також усуває феномен «нон-відповіді» на тренування, характерний для фіксованих одноканальних протоколів.

Практичне значення отриманих результатів визначається можливістю застосування розробленої системи у клінічній нейрореабілітації (відновлення когнітивних функцій після черепно-мозкових травм, інсультів і нейродегенеративних захворювань), профілактиці когнітивних порушень, підвищенні когнітивної продуктивності в освіті та на виробництві, спортивній психофізіології і підготовці фахівців, що працюють в умовах підвищеного інформаційного навантаження. Розроблені математичні моделі і алгоритм адаптивного управління є теоретичною базою для інженерної реалізації і подальшого вдосконалення системи.

Структура і обсяг роботи. Дипломна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків і списку використаних джерел, що налічує 60 найменувань.

РОЗДІЛІ.

СИСТЕМНЫЙ АНАЛІЗ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ ЯК ОБ'ЄКТУ УПРАВЛІННЯ

1.1. Когнітивні процеси в мозку людини як динамічна керована система: нейрофізіологічне обґрунтування об'єкта управління

Будь-яке наукове дослідження, спрямоване на вирішення прикладної задачі управління, розпочинається з фундаментальної гносеологічної операції - виокремлення об'єкта пізнання (об'єкта управління, ОУ) з навколишнього середовища та встановлення характеру його взаємодії з цим середовищем (Khobin, 2004). Відповідно до методології ідентифікації та моделювання технологічних об'єктів, ця взаємодія формально відображається через вектор вхідних змінних $\bar{X}$ (впливи середовища на об'єкт) та вектор вихідних змінних $\bar{Y}$ (впливи об'єкта на середовище), а сам об'єкт у загальному випадку розглядається як «чорна скриня», оператор перетворення $\Phi(\cdot)$ якої підлягає ідентифікації. Вибір саме такого підходу як методологічного фундаменту цього дослідження є принциповим: він дозволяє застосувати до об'єктів нейрофізіологічної природи увесь потужний апарат теорії автоматичного управління, опираючись на строгу причинно-наслідкову структуру математичного опису. Об'єктом управління у цій роботі обрано когнітивні процеси людини, а точніше - нейродинамічні механізми, що їх забезпечують. Обґрунтування правомірності такого вибору та специфікація ОУ відповідно до прийнятої методології є метою цього підрозділу.

Когнітивні процеси - увага, пам'ять, мислення, виконавчі функції, обробка сенсорної інформації - є вищими психічними функціями, нейрофізіологічним субстратом яких слугує організована електрична активність великого числа нейронів кори головного мозку та підкоркових структур. Починаючи з піонерських робіт Г. Бергера (1929), встановлено, що ця активність характеризується ритмічною природою і проявляється у вигляді

електроенцефалографічних (ЕЕГ) ритмів: дельта-ритм (0,5–4 Гц), тета-ритм (4–8 Гц), альфа-ритм (8–13 Гц), бета-ритм (13–30 Гц), гамма-ритм (понад 30 Гц). Кожен із цих ритмів відображає певний функціональний стан кортикальних мереж і корелює з відповідними когнітивними станами: домінування альфа-ритму асоціюється зі станом спокійного неспання та розслабленої уваги; підвищення потужності тета-ритму в лобово-центрально-задніх відведеннях відображає активацію робочої пам'яті та концентрації уваги; бета-активність пов'язана з активним мисленням і вирішенням завдань; гамма-ритм відображає процеси феноменологічного зв'язування і розподіленої обробки інформації. Таким чином, спектральний склад ЕЕГ утворює фізично вимірюваний, кількісно специфікований простір станів когнітивної системи - саме те, що в методології ідентифікації і моделювання визначається як вектор вихідних змінних ОУ.

Відповідно до принципу виділення об'єкта управління, закріпленого у прийнятій методологічній основі, необхідно чітко специфікувати межі ОУ та ідентифікувати повний склад векторів вхідних і вихідних змінних. Вектор вихідних змінних $\bar{Y}$ когнітивної системи охоплює дві групи: безпосередньо вимірювані нейрофізіологічні показники - абсолютна та відносна спектральна потужність ЕЕГ-ритмів у конкретних частотних смугах і топографічних областях, показники когерентності між електродами (відображають функціональну зв'язність нейронних мереж), амплітуди подієво-пов'язаних потенціалів (P300, N200, N400); та опосередковані поведінково-психологічні показники - результати нейропсихологічного тестування (обсяг робочої пам'яті, показники стійкості та переключення уваги, швидкість обробки інформації), самооцінювальні шкали когнітивного стану.

Вектор вхідних змінних $\bar{X}$ диференціюється на три принципово різні складові. По-перше, управляючі впливи $\bar{u}$ - це параметри нейрофідбек-протоколу (підкріплення або інгібування певних ритмів), порогові значення зворотного зв'язку, тривалість і частота тренінгових сесій, тип та інтенсивність винагородного сигналу. По-друге, контрольовані збурення $\bar{f}_k$ - ті зовнішні впливи,

значення яких відомі або можуть бути виміряні: рівень фонового шуму в приміщенні, освітленість, поточний час доби (через циркадний вплив на ЕЕГ-патерни), вихідний когнітивний стан суб'єкта безпосередньо перед сесією. По-третє, неконтрольовані збурення $\bar{f}_n$ - флуктуації гормонального фону (кортизол, норадреналін, ацетилхолін), поточний стан автономної нервової системи, попередня фізична та ментальна навантаженість, якість і тривалість сну, індивідуальна варіабельність нейронних мереж.

Принциповою рисою когнітивної системи як ОУ є її глибоко виражений динамічний характер, тобто залежність вихідних змінних не лише від поточного стану вхідних впливів, але й від передісторії їх дії. Нейронна пластичність - здатність синаптичних зв'язків змінювати свою ефективність під впливом повторюваної активації (принцип Хебба) - є фізіологічним підґрунтям цієї динаміки. Нейрофідбек-тренування індукує тривалі зміни спектральної потужності цільових ритмів не лише під час сесії, а й після неї, що свідчить про пластичну перебудову кортикальних мереж і відповідає поняттю довготривалої потенціації (ДТП) та довготривалої депресії (ДТД) на синаптичному рівні. Відповідно, математичний опис ОУ повинен включати диференціальні або різницеві рівняння, що відображають часову динаміку станів системи. Крім того, кількісні характеристики когнітивної системи змінюються на різних часових масштабах: у межах однієї сесії (хвилини - десятки хвилин) відбуваються оперативні зміни нейронної збудливості; у межах тренінгового курсу (тижні - місяці) спостерігаються пластичні структурні зміни; на вікових часових шкалах виявляються онтогенетичні та інволюційні зміни. Ця ієрархічна часова організація безпосередньо відповідає поняттю нестационарності, введеному у методологічній основі цього дослідження, та є одним з ключових чинників, що визначають специфіку ідентифікації і управління когнітивною системою.

Окрім нестационарності, когнітивна система демонструє виражену нелінійність: залежність між параметрами тренінгового впливу та змінами ЕЕГ-показників не є лінійною. Зокрема, ефективність нейрофідбеку залежить від

вихідного рівня цільового ритму за принципом, близьким до інвертованої U-подібної функції: надмірно низький або надмірно високий базовий рівень альфа-потужності корелює зі зниженою відповіддю на тренінг. Фізіологічною основою цієї нелінійності є принцип Єркса–Додсона для збудження кортикальних мереж та закон Вебера–Фехнера для чутливості сенсорних систем до сигналів зворотного зв'язку. Ще одним визначальним класифікаційним атрибутом ОУ є його стохастичний характер: відповідність між вхідними впливами і вихідними змінними не є однозначно детермінованою - одні і ті ж параметри тренінгового протоколу у різних суб'єктів або у одного суб'єкта у різні дні призводять до суттєво різних змін ЕЕГ-показників. Ця стохастичність зумовлена як об'єктивними біологічними чинниками (геномна варіабельність нейромедіаторних систем, індивідуальна морфологія кортикальних мереж), так і вимірювальними шумами - артефактами ЕЕГ від руху очей, м'язової активності, електромережевими перешкодами частотою 50 Гц. Таким чином, когнітивна система відноситься до класу нелінійних нестационарних стохастичних динамічних систем, а її математична модель, відповідно до прийнятої класифікації, повинна мати динамічний, нелінійний (або лінеаризований у робочій точці), нестационарний і вірогіднісний характер.

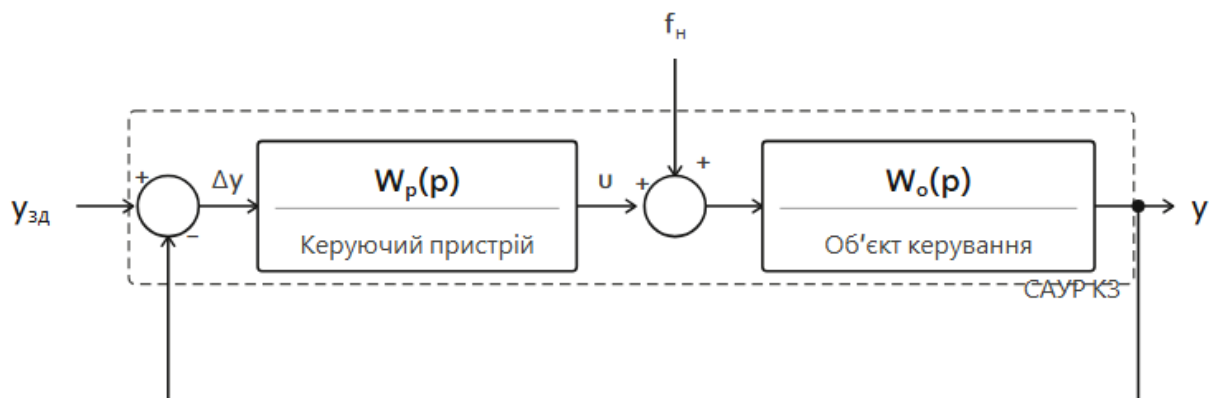


Рис. 1.1 Структурна схема системи автоматичного управління розвитком когнітивних здібностей (САУР КЗ) (Програма зміни $\{y\}$ - це мета управління $\{y\}$ - набір змінних, пов'язаних з метою управління $\{u\}$ - набір керуючих впливів (змінних, які можна змінювати цілеспрямовано), це обурення такі змінні, які змінюються незалежно від наших бажань.

Важливим елементом методологічної специфікації ОУ є аналіз нормативів ведення «технологічного процесу» - когнітивного тренінгу. Відповідно до підходу, прийнятого для технологічних об'єктів управління, можна виділити три групи нормативів, аналогічних технологічному, експлуатаційному та техніко-економічному регламентам. Когнітивно-тренінговий регламент визначає цільові діапазони ЕЕГ-показників, досягнення яких свідчить про успішне формування бажаного нейронального патерну. Для протоколів тренінгу уваги, наприклад, нормативними є: підвищення відносної потужності альфа-ритму у тім'яно-потиличних відведеннях на 15–25% відносно базового рівня; збільшення співвідношення тета/бета у лобових відведеннях при тренінгу концентрації; зростання показника сенсомоторного ритму (SMR, 12–15 Гц) при тренінгу самоконтролю. Нейробіологічний регламент безпечної експлуатації визначає гранично допустимі рівні збудження нейронних мереж і характеристики ЕЕГ-сигналу, за якими тренінг повинен бути призупинений: наявність епілептиформної активності у ЕЕГ (спайки, комплекси «спайк-хвиля»), надмірна дельта-активність, що може вказувати на патологічні процеси, ознаки пароксизмальної активності. Ефективнісно-ресурсний регламент відображає техніко-економічну складову тренінгу: питомий час тренінгу на одиницю когнітивного приросту, відсоток сесій з досягненням цільових показників від загальної кількості, темп узагальнення набутих навичок на позатренінгові умови. Таке регламентування ОУ дозволяє формально специфікувати задачу управління як задачу регулювання - забезпечення виходу ЕЕГ-показників на нормативні значення та утримання їх у допустимих межах.

Принципово важливим методологічним аспектом дослідження когнітивної системи як ОУ є усвідомлення та формальний облік притаманних їй невизначеностей. Відповідно до методологічної класифікації, виділяють три види невизначеностей. Структурна невизначеність відображає неможливість точного задання порядку нейродинамічних рівнянь, що описують перетворення управляючих впливів тренінгу у зміни ЕЕГ-патернів. Навіть сучасні нейронаукові

методи - функціональна МРТ, магнітоенцефалографія, дифузійна трактографія - не забезпечують повної специфікації нейронних мереж, залучених до конкретного когнітивного процесу у конкретного суб'єкта. У моделі ця невизначеність може бути врахована введенням ланок чистого запізнення, що відображають нейронні затримки поширення збудження. Параметрична невизначеність зумовлена мінливістю параметрів нейродинамічних рівнянь у часі через пластичні зміни, гормональні флуктуації та стомлення. Вона формально задається як неконтрольовані параметричні збурення, що змінюють коефіцієнти моделі. При цьому, слідуючи гіпотезі квазістаціонарності, можна вважати параметри умовно сталими на відрізках часу, достатніх для завершення перехідних процесів у контурі нейрофідбеку - тобто упродовж однієї тренінгової сесії, - і повторювати ідентифікацію перед кожною наступною. Координатна невизначеність пов'язана з неможливістю отримання точних значень вихідних змінних через широкий клас артефактів ЕЕГ-сигналу та шуми вимірювальних каналів. Її відображення в моделі здійснюється введенням адитивних вимірювальних шумів, що апроксимуються гауссівськими випадковими процесами. Врахування сукупності цих невизначеностей переводить задачу ідентифікації когнітивної системи від задачі визначення властивостей «чорної скрині» до задачі ідентифікації «сірої скрині», де апріорні нейронаукові знання суттєво звужують простір допустимих структур і параметрів моделі.

З позицій методів ідентифікації когнітивна система допускає як пасивну, так і активну ідентифікацію. При пасивній ідентифікації спостерігаються природні зміни ЕЕГ-патернів у відповідь на стандартизовані когнітивні завдання (парадигми P300, N-back, Stroop) без цілеспрямованого управляючого впливу. Такий підхід широко використовується у клінічній нейрофізіології для діагностики когнітивних порушень, однак у методичному відношенні він є менш інформативним, оскільки не дозволяє цілеспрямовано збуджувати специфічні канали перетворення впливів ОУ. Активна ідентифікація, навпаки, передбачає подання тестових управляючих сигналів (step-input, PRBS-послідовності

параметрів тренінгу) та реєстрацію відповідних змін вихідних змінних у реальному часі. Саме нейрофідбек-сесія є за своєю сутністю процедурою активної ідентифікації у широкому сенсі - одночасного визначення як структури (виявлення реагуючих каналів ЕЕГ), так і параметрів (ідентифікації передатних функцій каналів тренінгового управління) математичної моделі ОУ. При цьому ідентифікація здійснюється в реальному часі, у темпі з поточними змінами властивостей об'єкта, що відповідає найбільш інформативному і технічно прогресивному варіанту ідентифікації нестационарних систем.

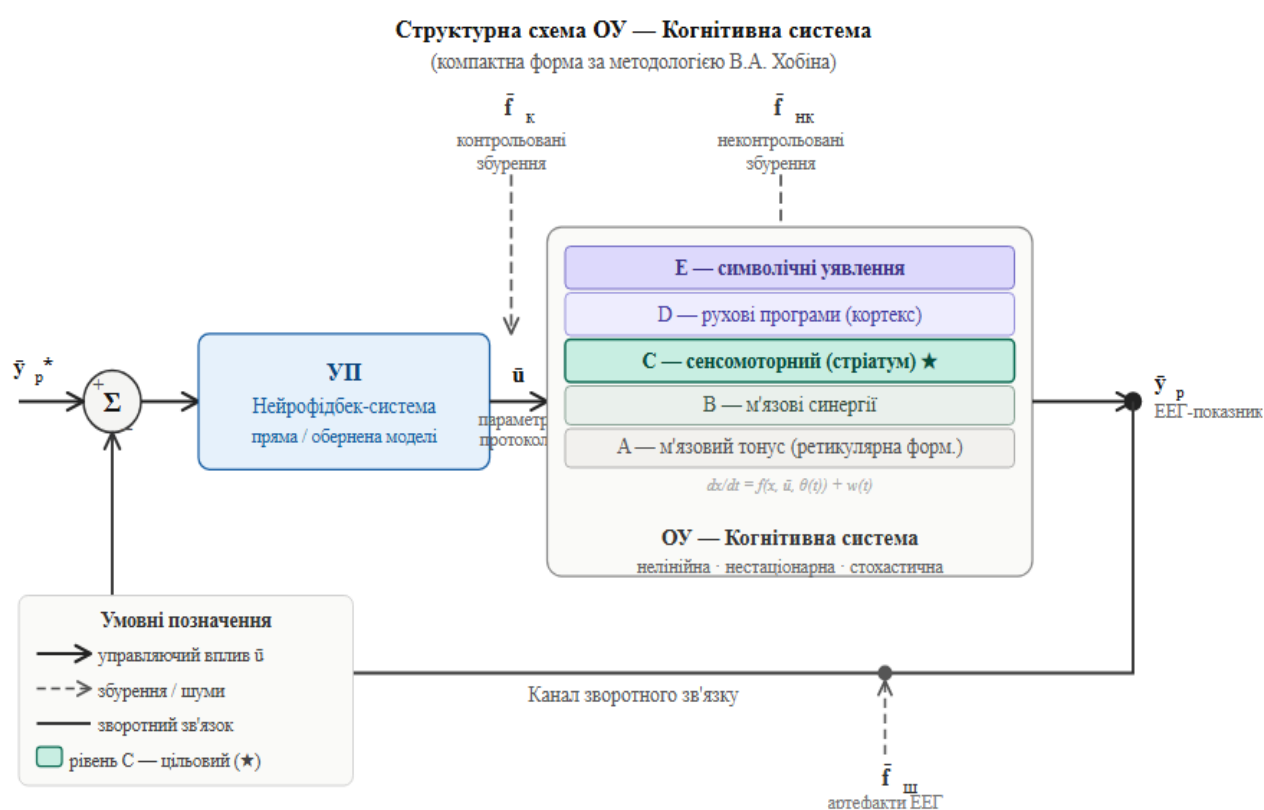


Рис. 1.2 Структурна схема когнітивної системи людини як об'єкта управління

Узагальнення викладеного дозволяє сформулювати структурну схему когнітивної системи як ОУ. Вхідними регулюючими змінними $\bar{u}$ є параметри нейрофідбек-протоколу: вибір цільових ритмів, порогова потужність для активації зворотного зв'язку, тип винагородного сигналу (аудіальний, візуальний, тактильний), тривалість тренінгових інтервалів. Контрольованими збуреннями $\bar{f}_k$

служать зовнішні умови тренінгу - час доби, фонові шуми, вихідний психофізіологічний стан суб'єкта, зафіксований перед початком сесії. Неконтрольованими координатними збуреннями $\bar{f}_{nk}$ є флуктуації гормонального та медіаторного балансу, варіабельність ступеня синаптичної пластичності у конкретній сесії, непрогнозовані ментальні відволікання. Шуми вимірювання $\bar{f}_{sh}$ відображають артефакти та перешкоди у ЕЕГ-сигналі. Регульованими вихідними змінними $\bar{y}_r$ є спектральна потужність цільових ЕЕГ-ритмів та пов'язані з ними когнітивні показники, що підлягають утриманню у нормативних межах або цілеспрямованій зміні відповідно до тренінгового регламенту.

Таким чином, проведений аналіз підтверджує правомірність і методологічну коректність розгляду когнітивних процесів людини як динамічного керованого об'єкта. Нейрофізіологічним субстратом ОУ є організована ритмічна електрична активність кортикальних і підкоркових нейронних мереж, об'єктивно вимірювана методами електроенцефалографії. Цей об'єкт відноситься до класу нелінійних нестационарних стохастичних динамічних систем зі структурною, параметричною та координатною невизначеностями, що принципово визначає вибір методів ідентифікації і синтезу системи управління. Структурна схема ОУ однозначно специфікує склад вхідних (управляючих і збурюючих) та вихідних (регульованих) змінних, формуючи необхідну основу для переходу до аналізу базової концепції управління - нейрофідбеку як реалізації замкненого контуру управління когнітивними процесами (підрозділ 1.2).

1.2. Нейрофідбек як базова концепція реалізації системи управління когнітивними процесами в її замкненому контурі

Обґрунтування когнітивної системи як нелінійного нестационарного стохастичного об'єкта управління, здійснене у попередньому підпункті, ставить питання про вибір базової концепції реалізації замкненої системи автоматичного регулювання (САР), яка забезпечувала б цілеспрямовану і кількісно

контрольовану модифікацію нейродинамічних патернів. Відповіддю на це питання, що має тверде нейрофізіологічне підґрунтя і більш ніж піввіковий досвід практичного застосування, є нейрофідбек (НФБ). Нейрофідбек - це метод біологічного зворотного зв'язку за параметрами біоелектричної активності мозку, що реалізує замкнений контур управління когнітивним станом суб'єкта через оперантне обумовлення нейронального патерну (Kamiya, 1968; Strehl, 2014). З позицій теорії автоматичного управління, розгорнутої у методологічній основі цього дослідження, нейрофідбек є технологічно реалізованою системою автоматичного регулювання, в якій роль об'єкта управління (ОУ) виконує когнітивна система людини, роль управляючого пристрою (УП) - апаратно-програмний комплекс нейрофідбеку, а роль каналу вимірювання - система реєстрації та цифрової обробки ЕЕГ-сигналу.

Ідея використання зворотного зв'язку за параметрами мозкової активності як засобу навчання управлінню власними когнітивними станами вперше була реалізована в класичних дослідженнях Дж. Камії (Kamiya, 1968), який продемонстрував здатність людини довільно збільшувати потужність альфаритму ЕЕГ при отриманні аудіального зворотного зв'язку (Arns et al., 2009). Незалежно від нього М. Стерман виявив, що підкріплення сенсомоторного ритму (SMR, 12–15 Гц) у тварин не лише змінює ЕЕГ-патерн, але й підвищує стійкість до епілептичних випадків (Serman & Friar, 1972), відкривши клінічну перспективу методу. Наступні десятиліття ознаменувалися розробкою теоретичного фундаменту НФБ, що спирається на принципи нейропластичності, оперантного навчання та сучасної нейронауки. Разом з тим, саме застосування формалізму теорії автоматичного управління до аналізу НФБ-систем відкриває можливість для строгої математичної специфікації їх структури, алгоритмів функціонування та критеріїв якості регулювання - чого традиційна нейронаукова парадигма здебільшого не забезпечує.

Замкнений контур системи нейрофідбек-управління функціонує таким чином. Датчиковий блок - система реєстрації ЕЕГ - безперервно знімає

біоелектричний сигнал з поверхні голови суб'єкта та передає його на попередній підсилювач і аналого-цифровий перетворювач. Частота дискретизації сигналу зазвичай становить 256–1024 Гц, що забезпечує часову роздільну здатність, достатню для виокремлення всіх клінічно значущих частотних смуг ЕЕГ. Блок цифрової обробки сигналу обчислює в реальному часі показники спектральної потужності в цільових частотних смугах за допомогою методів швидкого перетворення Фур'є або банків смугових фільтрів, що дозволяє отримати поточне значення регульованої змінної $\bar{y}_p(t)$. Блок порівняння - структурний аналог суматора Σ у розробленій структурній схемі ОУ - обчислює відхилення поточного значення $\bar{y}_p$ від заданого нормативного значення $\bar{y}_{p\text{зад}}$ і формує сигнал неузгодженості $\bar{e}(t) = \bar{y}_{p\text{зад}} - \bar{y}_p(t)$. На основі цього сигналу виробляється управляючий вплив $\bar{u}(t)$ у формі мультимодального зворотного зв'язку: аудіального, візуального, тактильного або комбінованого. Управляючий вплив сприймається суб'єктом і запускає нейробіологічний механізм, що є ключовою ланкою замкненого контуру, - оперантне обумовлення.

Теоретичним фундаментом, що надає замкненому контуру НФБ-управління міцне нейронаукове обґрунтування, є замкнено-петлева теорія моторного навчання Дж.А. Адамса (Adams, 1971). Згідно з цією теорією, навчання рухових і сенсомоторних навичок базується на порівнянні сенсорного сліду (perceptual trace) - внутрішнього еталонного відчуття правильно виконаного акту - з поточним аферентним зворотним зв'язком. Помилка розузгодження між еталоном і поточним станом ініціює корекційний відгук, що поступово редукує цю помилку. Структурна ізоморфність адамсівської моделі і структурної схеми ОУ, розробленої у підпункті 1.1, є концептуально прозорою: сенсорний слід відповідає задаючому значенню $\bar{y}_{p\text{зад}}$, поточний аферентний сигнал - вимірюваній регульованій змінній $\bar{y}_p(t)$, а блок порівняння - суматору Σ . Принципова відмінність між класичною схемою Адамса і НФБ-реалізацією полягає в тому, що у першій еталон формується і зберігається у пам'яті самого суб'єкта (внутрішній УП), тоді як у НФБ-системі він задається зовні апаратно-

програмним комплексом (зовнішній УП). Саме це і є ключовим технологічним внеском НФБ: зовнішній УП забезпечує точніший, кількісно специфікований еталон і безперервний зворотний зв'язок, які суб'єкт не міг би сформувати самостійно на основі виключно інтроспективного сенсорного сліду.

Концептуальне впорядкування всього розмаїття НФБ-протоколів стає можливим у рамках ієрархічної п'ятирівневої моделі побудови рухів М.О. Бернштейна (Bernstein, 1967; Whiting, 1991). Ця модель постулює, що різні рівні центральної нервової системи - від сітчастого утворення стовбура мозку (рівень А, м'язовий тонус) і базальних гангліїв (рівень В, м'язові синергії) до стріатуму і кори великих півкуль (рівні С–D, просторові рухи і складні рухові програми) і символічних репрезентацій (рівень Е) - є відносно автономними підсистемами управління зі своїми специфічними алгоритмами, рецепторами та ефекторами (Petruński, 2007). Кожен із цих рівнів відповідає певному класу сенсомоторних та когнітивних задач і реалізує відповідний алгоритм управління. Стосовно НФБ-протоколів ця ієрархія набуває прямого операційного змісту. Тренінг SMR (12–15 Гц, сенсомоторна кора) діє переважно на рівні С (стріатум та кора, просторові рухи і сенсомоторна стабільність). Протоколи тренінгу відношення Θ/β і альфа-тренінгу впливають на кортикальні мережі рівнів С–D. Тренінг повільних кортикальних потенціалів (SCP), регулюючи загальну збудливість кори, охоплює рівні А–С. Нарешті, LORETA-НФБ, спрямований на регуляцію активності специфічних кортикальних мереж виконавчих функцій, відповідає рівню D і суміжним когнітивним структурам. Принципово важливим наслідком ієрархічної організації для теорії управління є те, що вищий рівень, ставши метою тренінгу, реорганізовує нижчі рівні як «фонові» підсистеми, що функціонують автономно. Саме це явище є нейробіологічною основою автоматизації навченого нейродинамічного патерну і, відповідно, перенесення навички поза тренінговими умовами.

Оперантне обумовлення, у формалізмі теорії управління, є біологічним алгоритмом адаптації об'єкта управління, що перетворює управляючий вплив

(сигнал зворотного зв'язку) на зміну параметрів самого об'єкта. Механізм цього перетворення пролягає через ретикулярну активуючу систему, дофамінергічні нейромодуляторні шляхи та системи нагороди мезолімбічного кола: підкріплення бажаного нейродинамічного патерну (досягнення $\bar{y}$ рзад) підвищує активність дофамінових нейронів вентральної покривки і прилягаючого ядра, формуючи сигнал нагороди. Цей сигнал ініціює синаптичну потенціацію у кортикальних мережах, причетних до генерації підкріплюваного ритму, відповідно до правила Хебба (Hebb, 1949): синаптичні зв'язки між одночасно активними нейронами посилюються. Повторення цього циклу впродовж тренінгової сесії та курсу забезпечує поступове і стійке зрушення спектральних характеристик ЕЕГ у бажаному напрямі - здійснюючи регулювання когнітивного стану суб'єкта і досягнення регульованої змінної в нормативному діапазоні.

Для розуміння механізмів довготривалого закріплення і перенесення НФБ-навички принципово важливою є «восьмиподібна модель» (eight-model) сенсомоторного навчання, запропонована В. Петринським у рамках розвитку теорії Бернштейна (Petruński, 2007). Модель постулює два інформаційних кола: нижнє - сенсорне (рівні А–С за Бернштейном), що функціонує за принципом «стимул–відповідь» і використовує сенсорний код нервових імпульсів, та верхнє - символічне (рівні D–E), що оперує вербально-символічним кодом і забезпечує когнітивну обробку та довільне управління (Bernstein, 1967). НФБ-тренінг, як система оперантного обумовлення нейрального патерну, первинно задіює сенсорне коло: підкріплюючий сигнал зворотного зв'язку $\bar{y}$ є сенсорним стимулом і формує умовно-рефлекторний зв'язок між певним нейродинамічним станом ОУ і очікуванням нагороди, спираючись на сенсорну довготривалу пам'ять. Разом з тим, для забезпечення перенесення набутої навички на позатренінгові умови необхідне залучення верхнього, символічного кола: суб'єкт має сформувати вербально-символічне уявлення про цільовий когнітивний стан і навчитися відтворювати його через концептуально керований процес без інструментального зворотного зв'язку. Це вимагає кодерного «перекладу» (transcoding) між

сенсорним і символічним рівнями - механізму, який Петринський вважає ключовим у формуванні повноцінної рухової навички. Неврахування цього двоконтурного характеру навчання є одним з методологічних недоліків суто поведінкових (behaviourist) підходів до НФБ, що ігнорують когнітивний рівень обробки інформації - і, відповідно, недооцінюють роль усвідомленої когнітивної стратегії суб'єкта під час тренінгу.

З позицій математичного опису об'єкта управління передатна функція каналу «управляючий вплив $\rightarrow$ регульована змінна» (канал $\bar{u} \rightarrow \bar{y}_p$) є нелінійною і нестационарною: реакція ЕЕГ-показника на один і той самий управляючий вплив $\bar{u}(t)$ змінюється від сесії до сесії внаслідок накопичення ефектів нейропластичності. Ця нестационарність відображає параметричні збурення $\bar{f}_{nk}$, що діють на ОУ, - зміни синаптичних ваг у кортикальних мережах у міжсесійний період. Разом з тим, у відповідності до гіпотези квазістационарності, обґрунтованої у методологічній основі, передатна характеристика каналу управління може вважатися умовно сталою в межах однієї тренінгової сесії (20–40 хвилин), що дозволяє застосовувати методи параметричної ідентифікації у реальному часі для поточного уточнення моделі ОУ і коректування параметрів НФБ-протоколу.

Найбільш математично строге і динамічно орієнтоване теоретичне обґрунтування замкненого контуру НФБ-управління надають прямі та обернені моделі (forward and inverse models) Джордана і Румельхарта (Jordan & Rumelhart, 1992) та множинні спарені прямі й обернені моделі Вольперта і Кавато (Wolpert & Kawato, 1998). Пряма модель відображає причинно-наслідковий зв'язок між управляючим впливом $\bar{u}$ і передбачуваним станом $\bar{y}_p$, дозволяючи системі управління прогнозувати майбутній стан ОУ до надходження аферентного сигналу. Обернена модель здійснює зворотнє відображення: для бажаного стану $\bar{y}_{p\text{зад}}$ вона обчислює необхідний управляючий вплив $\bar{u}$. У контексті НФБ апаратно-програмний комплекс на початку тренінгового курсу виконує функцію зовнішньої прямої моделі: обробляючи поточний ЕЕГ-сигнал і надаючи

зворотний зв'язок, він компенсує відсутність у суб'єкта власної внутрішньої моделі нейродинамічного стану. Прогрес НФБ-тренінгу відповідає поступовому формуванню внутрішніх прямої та оберненої моделей ОУ у нейронних мережах самого суб'єкта: тренінг є процесом інтерналізації моделей управління - від залежності від зовнішнього УП до автономного самоуправління когнітивним станом. Множинні спарені моделі за Вольпертом і Кавато пояснюють здатність суб'єкта після курсу НФБ ситуативно перемикатися між різними нейродинамічними патернами (контекстуальна адаптація), що прямо відповідає задачі гнучкого автоматизованого управління тренуванням когнітивних процесів.

Суттєвою характеристикою замкненого контуру НФБ є його часова структура. На відміну від класичних технологічних систем автоматичного регулювання, де зворотний зв'язок є неперервним і безінерційним, контур НФБ-управління має два якісно різних часових масштаби. Перший - інструментальний зворотний зв'язок - є квазінеперервним: затримка між зміною ЕЕГ-параметра і подачею відповідного сигналу суб'єкту становить 50–300 мс, оптимальне значення - до 100 мс, за якого зберігається часова асоціація між нейронним патерном і сигналом нагороди, критична для ефективності оперантного обумовлення (Sterman & Egner, 2006). Другий масштаб - адаптивне коригування протоколу - здійснюється у міжсесійному або внутрішньосесійному масштабі: при виявленні систематичного дрейфу регульованої змінної від цільового значення система коригує поріг підкріплення, адаптуючи складність завдання до поточного стану ОУ. Це відповідає регулюванню задаючого значення $\bar{y}_{зад}$ - елементу оптимізаційного контуру.

Класифікація протоколів НФБ за типом регульованої змінної і цільовим когнітивним ефектом визначає різноманіття варіантів замкненого контуру управління (Ros et al., 2014). Альфа-тренінг (8–13 Гц) оптимізує стан спокійної зосередженості та знижує тривожну активацію кортикальних мереж. Тренінг співвідношення тета/бета (Θ/β) є базовим протоколом при розладах уваги і забезпечує регулювання рівня кортикального збудження через фронто-стріарні

мережі. Тренінг SMR є першим клінічно валідованим протоколом НФБ (Sternan & Friar, 1972). Тренінг повільних кортикальних потенціалів (SCP) регулює загальну збудливість кортикальних мереж через навчання управлінню постійними складовими ЕЕГ (Lubar, 1991). LORETA-НФБ забезпечує регулювання активності конкретних глибинних нейронних мереж за результатами тривимірної реконструкції джерел ЕЕГ у реальному часі, принципово підвищуючи просторову специфічність управляючого впливу. В усіх варіантах структура замкненого контуру управління залишається незмінною і відповідає структурній схемі, розробленій у п.п. 1.1.

Критерії якості регулювання в системі НФБ-управління формуються на основі трьох груп вимог, що аналогічні системі регламентів для технологічних об'єктів. Точність регулювання характеризується величиною статичної помилки - відхиленням усередненого значення $\bar{y}_p$ від заданого $\bar{y}_{зад}$: допустимим вважається відхилення не більше $\pm 15-20\%$ від нормованого значення. Динамічні показники якості - час досягнення заданого рівня, коефіцієнт перерегулювання та частота перетину порогового значення - характеризують оперативність відпрацювання управляючих впливів об'єктом. Перенесення (transfer) навичок - ключовий критерій ефективності НФБ-тренінгу: він відображає здатність суб'єкта відтворювати навчений нейродинамічний патерн у реальних умовах поза тренінговою ситуацією, без інструментального зворотного зв'язку. З позицій теорії управління, перенесення свідчить про те, що пластична перебудова ОУ досягла рівня, коли бажаний нейродинамічний стан відтворюється за внутрішніми управляючими впливами суб'єкта, - тобто відбулася інтерналізація управляючого алгоритму, раніше реалізованого зовнішнім УП.

Принцип «повторення без повторень», сформульований Бернштейном (Bernstein, 1967) і докладно проаналізований у Whiting (Whiting, 1991), фіксує неповторність кожного окремого акту координації попри його адресованість до тієї самої задачі - і знаходить безпосереднє відображення у стохастичних характеристиках когнітивної системи як ОУ. Кожна окрема НФБ-сесія

реалізується у відмінних умовах нейромедіаторного балансу, синаптичної стабільності та поточного функціонального стану суб'єкта, що породжує природну варіабельність відповідей $\bar{y}_p(t)$ на однакові управляючі впливи $\bar{u}$. Визначена варіабельність не є виключно артефактом вимірювання ($\bar{f}_{ш}$): вона є іманентною властивістю живого нелінійного ОУ, необхідною для адаптивного пошуку оптимального нейродинамічного рішення. Бернштейн розглядав варіабельність як механізм подолання «надмірних ступенів свободи» - а Петринський (Petruński, 2007) уточнює, що саме природна мінливість відповідей у сенсорному колі забезпечує матеріал для відбору і закріплення оптимальних нейродинамічних патернів у символічному колі через механізм «транскодування».

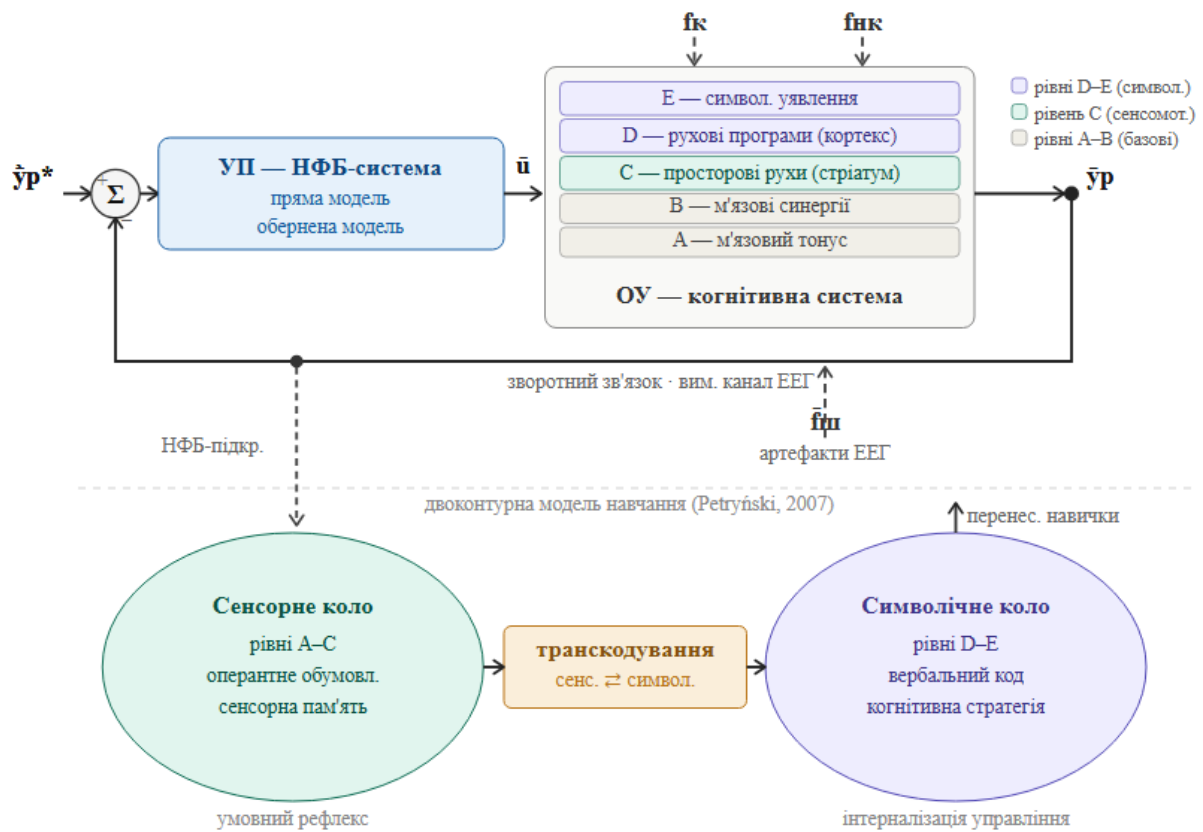


Рис.1.3 Управління когнітивними процесами на основі нейрофідбеку

У математичних термінах систем управління ця варіабельність відповідає стохастичній координатній невизначеності й вимагає застосування статистичних алгоритмів оцінювання регульованої змінної та адаптивних порогових стратегій

підкріплення - що є прямим технічним наслідком принципу Бернштейна для проектування адаптивних НФБ-систем.

Обмеження замкненого контуру НФБ-управління, що відповідають невизначеностям ОУ, ідентифікованим у підпункті 1.1, охоплюють ряд принципових аспектів. Координатна невизначеність, пов'язана із шумами вимірювання ЕЕГ $\tilde{f}$, знижує достовірність поточного оцінювання регульованої змінної і може спричиняти хибні підкріплення; методологічно вона вирішується застосуванням ІСА-корекції артефактів у реальному часі та статистичних порогових стратегій. Параметрична невизначеність, обумовлена нестационарністю ОУ, вимагає адаптивних алгоритмів управління: фіксований протокол з незмінним порогом підкріплення є субоптимальним і може призвести або до відсутності навчання, або до надмірного стресу; загальноприйнятим рішенням є динамічний поріг, що адаптується до ковзного середнього з вікном 60–120 секунд. Структурна невизначеність, пов'язана з неповним знанням нейронних мереж, залучених до конкретного когнітивного процесу, визначає підвищений ризик неспецифічних ефектів тренінгу - особливо при використанні скальпових електродів без томографічної реконструкції джерел.

Таким чином, нейрофідбек є технологічно і нейробіологічно обґрунтованою реалізацією замкненого контуру автоматичного управління когнітивними процесами, теоретичний фундамент якої охоплює замкнено-петлеву теорію навчання Адамса (Adams, 1971), ієрархічну модель побудови рухів Бернштейна (Bernstein, 1967; Whiting, 1991), концепцію прямих та обернених моделей управління (Jordan & Rumelhart, 1992; Wolpert & Kawato, 1998) і двоконтурну восьмиподібну модель сенсомоторного навчання Петринського (Petryński, 2007). Структура замкненого контуру НФБ повністю відповідає структурній схемі ОУ, розробленій у п.п. 1.1, і включає всі ключові елементи: управляючий пристрій (апаратно-програмний НФБ-комплекс), об'єкт управління (когнітивна система), вимірювальний канал (ЕЕГ), суматор відхилення та зворотний зв'язок. Нестационарність, нелінійність і стохастичність ОУ, а також наявність трьох

класів збурень, визначають необхідність застосування адаптивних алгоритмів управління, що є предметом аналізу у наступному підпункті.

1.3. Аналіз існуючих підходів і постановка задачі автоматизованого управління тренуванням когнітивних процесів

Аналіз когнітивної системи як нелінійного нестационарного стохастичного об'єкта управління (п.п. 1.1) та обґрунтування нейрофідбеку як базової концепції замкненого контуру регулювання (п.п. 1.2) формують необхідну методологічну основу для критичного розгляду існуючих підходів до реалізації систем НФБ-тренінгу. Результати цього розгляду, у свою чергу, дозволяють сформулювати конкретну задачу автоматизованого управління тренуванням когнітивних процесів - задачу, вирішення якої становить предмет цього дослідження. Відповідно до методологічного принципу, закладеного у методах ідентифікації та моделювання технологічних об'єктів (Khobin, 2004), характер і складність задачі управління визначаються, перш за все, властивостями самого об'єкта - і перехід від формального опису ОУ до синтезу алгоритму управління потребує ретельного аналізу того, як ці властивості враховуються (або ігноруються) у наявних практичних підходах.

Переважаючим підходом у сучасній клінічній і прикладній практиці НФБ є застосування фіксованих протоколів - тренінгових процедур з наперед визначеними параметрами: цільовою частотною смугою ЕЕГ, типом і модальністю зворотного зв'язку, тривалістю сесій, кількістю сесій у курсі та незмінним пороговим значенням підкріплення $\bar{u}_{\text{зад}}$ (Arns et al., 2009). Ці протоколи розроблялися емпірично протягом кількох десятиліть і підтвердили свою клінічну ефективність для низки нозологій - СДУГ, епілепсії, тривожних розладів, порушень уваги - у межах рандомізованих контрольованих досліджень (Serman & Friar, 1972; Lubar, 1991). Однак з позицій теорії автоматичного управління фіксовані протоколи являють собою систему розімкненого або, в

кращому разі, пасивно замкненого управління: управляючий вплив $\bar{u}$ (параметри протоколу) не коригується на основі поточного стану ОУ, а задається один раз до початку тренінгу і залишається незмінним упродовж усього курсу. Фактично такий підхід еквівалентний застосуванню пропорційного регулятора з фіксованими налаштуваннями до нелінійного нестационарного об'єкта - що є методологічно некоректним і неминуче призводить до субоптимальності або відмови регулювання при значній зміні параметрів ОУ.

Першим кроком до усунення зазначеної невідповідності стали підходи з динамічним порогом підкріплення (Zander & Kothe, 2011). Їх основна ідея полягає в автоматичному зсуві $\bar{u}_{\text{рзад}}$ відносно ковзного середнього потужності цільового ритму з вікном інтеграції $\tau = 60\text{--}120$ секунд: якщо суб'єкт успішно утримує ЕЕГ-показник вище порогу впродовж заданого часу, поріг зсувається вгору; при систематичних невдачах - знижується. Цей підхід відповідає принципу адаптивного завдання задаючого значення в оптимізаційному контурі і є суттєвим вдосконаленням фіксованих протоколів. Проте він має принципові обмеження: (а) адаптується виключно один параметр (поріг $\bar{u}_{\text{рзад}}$), тоді як решта параметрів протоколу (тривалість сесії, тип зворотного зв'язку, цільова частотна смуга) залишаються незмінними; (б) алгоритм адаптації є евристичним і не опирається на формальну ідентифікацію передатної функції каналу управління; (в) міжсесійна нестационарність ОУ (зміна параметрів між тренінговими сесіями через процеси нейропластичності) не враховується; (г) відсутній формальний критерій оптимальності - адаптація ведеться за принципом уникання крайніх (нульових або стовідсоткових) результатів, а не за мінімумом функції помилки регулювання.

Принципово новим класом підходів, що набули поширення в останнє десятиліття, є алгоритми НФБ на основі навчання з підкріпленням (reinforcement learning, RL) (Pichiorri et al., 2015; Shenoy et al., 2006). У цих системах управляючий пристрій (УП) моделюється як агент, що в дискретні моменти часу t спостерігає поточний стан ОУ $s(t)$ (вектор ЕЕГ-характеристик), обирає дію $a(t)$

(параметри наступного тренінгового інтервалу) і отримує сигнал нагороди $r(t)$ (функція від відхилення $\bar{y}_r$ від $\bar{y}_{r\text{зад}}$). Завданням агента є максимізація кумулятивної нагороди $R = \sum \gamma^t r(t)$ на горизонті планування з дисконтуванням $\gamma \in (0,1)$. RL-підходи мають принципову перевагу перед порогово-адаптивними: вони явно оптимізують параметри протоколу на основі формально заданого критерію ефективності і здатні враховувати довгострокові наслідки управляючих дій через механізм функції цінності $Q(s, a)$. Разом з тим вони мають власний клас обмежень: необхідність великої кількості спостережень для збіжності алгоритму (що суперечить обмеженому числу тренінгових сесій у реальному курсі), труднощі формалізації простору станів $s(t)$ в умовах висока-розмірного ЕЕГ-сигналу, а також нестационарність ОУ між сесіями, що порушує стаціонарність марковського процесу рішень, на якій ґрунтується більшість RL-алгоритмів (Shenoy et al., 2006).

Перспективним напрямом подолання обмежень безмодельних RL-підходів є модельно-орієнтоване управління (model-based control, MBC) і модельно-орієнтоване навчання з підкріпленням (model-based reinforcement learning, MBRL) (Sutton & Barto, 2018). У цих підходах явно будується і уточнюється математична модель ОУ - передатна функція або рекурентна модель динаміки каналу $\bar{u} \rightarrow \bar{y}_r$, - яка використовується для прогнозування наслідків управляючих впливів і синтезу оптимального алгоритму управління без реального виконання кожного потенційного управляючого впливу. Це дозволяє суттєво скоротити необхідний обсяг реальних взаємодій з ОУ, що є критично важливим для систем НФБ-тренінгу, де кількість сесій обмежена. Модель ОУ при цьому відповідає концепції прямої моделі за Джорданом і Румельхартом (Jordan & Rumelhart, 1992), яку УП будує для прогнозування відповідей $\bar{y}_r(t+\Delta)$ на заплановані управляючі впливи $\bar{u}(t)$. Ідентифікація цієї моделі здійснюється інкрементально: перед кожною тренінговою сесією проводиться параметрична ідентифікація ОУ за даними попередніх сесій, що враховує міжсесійну нестационарність відповідно до гіпотези квазістаціонарності, обґрунтованої у підпункті 1.1.

Окремим напрямом, що перетинається з НФБ-тренінгом, є системи інтерфейсу мозок-комп'ютер (BCI) із замкненим контуром (Shih et al., 2012). На відміну від НФБ, орієнтованого на навчання суб'єкта управлінню власними нейрональними станами, BCI-системи спрямовані на безпосереднє декодування нейросигналів для зовнішнього управління пристроями. Проте низка методологічних рішень, розроблених для адаптивних BCI, безпосередньо застосовна в задачах автоматизованого НФБ-управління: адаптивні алгоритми просторової фільтрації (xDAWN, CSP, Riemannian geometry) для оптимальної екстракції регульованих ЕЕГ-компонентів з поверхневих електродів; методи ковзного вікна для оцінки нестационарних характеристик ОУ; алгоритми детекції артефактів і ICA-корекції в реальному часі для зниження координатної невизначеності вимірювального каналу. Зазначені методи утворюють технологічний базис для реалізації вимірювального каналу $\bar{f}$ -стійкого зворотного зв'язку в системі автоматизованого НФБ-управління.

Аналіз існуючих підходів дозволяє виявити системну прогалину між клінічно валідованою практикою НФБ і формальними вимогами теорії автоматичного управління до синтезу регуляторів для нелінійних нестационарних стохастичних ОУ (Khobin, 2004; Åström & Wittenmark, 2008). Фіксовані протоколи не враховують індивідуальну варіабельність і нестационарність ОУ. Порогово-адаптивні методи вирішують лише часткове завдання адаптації задаючого значення без ідентифікації ОУ і без формального критерію оптимальності. Безмодельні RL-підходи вимагають недосяжних для клінічної практики обсягів навчання. Модельно-орієнтовані підходи методологічно найближчі до вирішення задачі, однак їх застосування до НФБ-систем залишається предметом активних досліджень і не має усталеної реалізації. Жоден з існуючих підходів не забезпечує повного замкненого циклу автоматизованого управління, що охоплює: (а) онлайн-ідентифікацію передатних функцій каналів ОУ; (б) адаптацію всього вектора управляючих параметрів $\bar{u}$ (не лише порогу); (в) формально заданий критерій якості регулювання; (г) облік двоконтурної структури навчання (сенсорного і

символічного кіл за Petruński, 2007) в алгоритмі управління.

На підставі проведеного аналізу можна сформулювати задачу автоматизованого управління тренуванням когнітивних процесів. Задано об'єкт управління - когнітивну систему людини, - математична модель якого описується нелінійним нестационарним стохастичним диференціальним рівнянням стану: $dx(t)/dt = f(x(t), \bar{u}(t), \theta(t)) + w(t)$, де $x(t) \in \mathbb{R}^n$ - вектор стану (ЕЕГ-характеристики та когнітивні показники), $\bar{u}(t) \in \mathbb{R}^m$ - вектор управляючих впливів (параметри НФБ-протоколу), $\theta(t)$ - вектор нестационарних параметрів ОУ (змінюються між сесіями внаслідок нейропластичності), $w(t)$ - вектор стохастичних збурень (гормональні флуктуації, артефакти ЕЕГ). Вимірювана вихідна змінна: $\bar{y}_p(t) = h(x(t)) + v(t)$, де $h(\cdot)$ - функція вимірювання (спектральна потужність цільових ЕЕГ-ритмів), $v(t)$ - вимірювальний шум. Задане значення регульованої змінної $\bar{y}_{зад}$ визначається тренінговим регламентом. Необхідно синтезувати адаптивний алгоритм управління $\bar{u}^*(t) = \pi(\bar{y}_p(t), \bar{y}_{зад}, \hat{M}(t))$, де $\hat{M}(t)$ - поточна оцінка параметрів моделі ОУ, що забезпечує мінімум інтегрального функціоналу якості регулювання $J = \int_0^T [q \cdot e^2(t) + r \cdot \|\bar{u}(t)\|^2] dt$, де $e(t) = \bar{y}_{зад} - \bar{y}_p(t)$ - помилка регулювання, q і r - вагові коефіцієнти, що відображають відносну важливість точності відпрацювання задаючого впливу і витрат управляючого ресурсу.

Сформульована задача оптимального стохастичного управління розпадається на три взаємозалежні підзадачі, що відповідають трьом ієрархічним рівням системи управління. Перша підзадача - ідентифікація моделі ОУ в реальному часі - полягає в оцінюванні поточного вектора параметрів $\theta(t)$ на основі спостережень вхідних $\bar{u}$ і вихідних $\bar{y}_p$ сигналів протягом тренінгової сесії з урахуванням параметричної невизначеності. Це задача параметричної ідентифікації в умовах нестационарності, яка вирішується методами адаптивної фільтрації (рекурентний метод найменших квадратів, фільтр Калмана) (Åström & Wittenmark, 2008). Друга підзадача - синтез оптимального регулятора - полягає у визначенні закону управління $\pi(\cdot)$ на основі поточної оцінки моделі $\hat{M}(t)$ і заданого критерію J , що мінімізує помилку регулювання $e(t)$ при обмеженнях на

вектор $\bar{u}$ (технічні обмеження тренінгового обладнання) і на вихід $\bar{y}_p$ (нейробіологічний регламент безпечної експлуатації, що виключає гіперзбудження кортикальних мереж). Третя підзадача - управління перенесенням навички - відповідає оптимізаційному контуру (за термінологією підрозділу 1.2): у міжсесійному масштабі часу необхідно забезпечити максимізацію показника перенесення $T(N) = \|\bar{y}_p(t_n)|_{\text{no-NFB}}\| / \|\bar{y}_p(t_0)\|$, де N - номер сесії, що відображає зростання автономної здатності суб'єкта відтворювати набутий нейродинамічний патерн поза тренінговими умовами. Ця підзадача безпосередньо пов'язана із засвоєнням навички у символічному колі двоконтурної моделі Петринського (Petruński, 2007) і вимагає введення в алгоритм управління механізму переходу від зовнішнього УП до внутрішніх моделей суб'єкта.

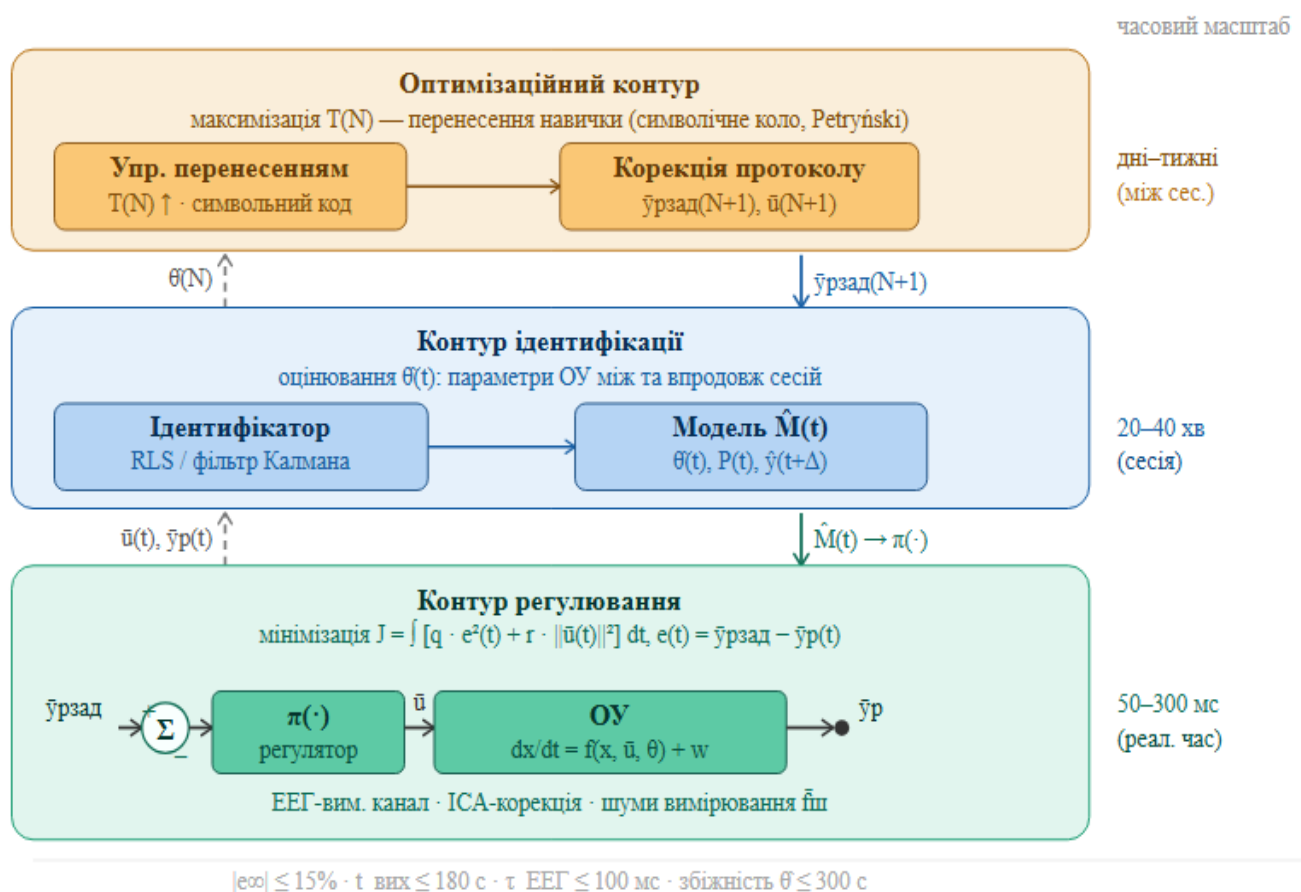


Рис.1.4 Управління когнитивними здібностями як задача автоматичного управління

1.4. Сугестопедія як протокол управління станом мозкової активності: точки перетину з технологіями нейрофідбеку

Сугестопедія, розроблена болгарським психіатром і педагогом Георгієм Лозановим у 1960-х роках, традиційно розглядається у педагогічній літературі як інтенсивний метод навчання іноземних мов, заснований на механізмі навіювання (Вознюк, 2005; Коннова & Романова, 2024). Однак глибший аналіз нейрофізіологічних засад методу дозволяє побачити в ньому щось принципово інше - цілеспрямований протокол управління функціональним станом мозку учня, реалізований через педагогічні, художні та психотерапевтичні засоби. Саме під таким кутом зору, що поєднує педагогічну традицію з сучасними нейронауками, варто розглядати точки перетину сугестопедії і технологій нейрофідбеку - двох на перший погляд різнорідних підходів, які насправді звертаються до одного й того самого об'єкта: нейродинамічних станів кори головного мозку, що визначають здатність людини до сприйняття, запам'ятовування і засвоєння нової інформації.

Фундаментальним нейрофізіологічним принципом, на якому збудована вся архітектура сугестопедичного заняття, є цілеспрямоване переведення мозкової активності учня з домінування бета-ритму (18–23 Гц), характерного для стану напруженої аналітичної уваги і пов'язаного з активацією логіко-критичного бар'єру, до альфа-стану (8–12 Гц), що відповідає розслабленій, але зосередженій рецептивності (Зінатулліна та ін., 2009). Цей перехід не є побічним ефектом методу, а є його свідомо спроектованою метою: саме у стані альфа-домінування, як показують дослідження, учні стають значно більш сугестивними і здатні сприймати інформацію глибше і швидше, ніж у звичайному стані вольової напруги (Лозанов, 1973). Музика, що є центральним елементом сугестопедичного сеансу - насамперед повільна барокова музика з темпом 60 ударів на хвилину, - виконує роль зовнішнього ритмічного стимулу, що нав'язує мозку частоти, близькі до альфа-діапазону, через механізм ентрейнменту підкоркових структур (Денисова, 1995). Цей механізм детально описаний у контексті ритмопедії:

ритмостимуляція аудіального та візуального сенсорних каналів людини низькочастотними ритмічними сигналами, що сумуються в підкоркових утвореннях мозку і нав'язують організму ритми, що відповідають фазовим станам (Вознюк & Тичина, 1998).

Паралелізм між сугестопедичною процедурою і нейрофідбек-тренінгом виявляється особливо чітко при зіставленні їхніх цільових нейродинамічних станів. У нейрофідбеку альфа-тренінг є одним з найбільш поширених і клінічно валідованих протоколів: він передбачає підкріплення підвищення відносної потужності альфа-ритму у тім'яно-потиличних відведеннях, що асоціюється зі станом спокійної зосередженості, зниженням тривожної активації кортикальних мереж і підвищенням рецептивності до нових стимулів (Ros et al., 2014). Сугестопедія досягає принципово тієї ж мети, але іншими засобами: не через інструментальний зворотний зв'язок за параметрами ЕЕГ, а через художньо організоване середовище заняття, авторитет педагога, музичний супровід і техніку інфантилізації - відтворення у дорослих учнів психологічного стану довіри і відкритості, характерного для дитячого сприйняття (Bancroft, 1995). Лозанов визначав сугестивність не як патологічну схильність до підпорядкування, а як позитивну якість особистості - готовність реагувати на комунікативні впливи, пов'язану з емоцією, інтуїцією і чутливістю, а також з мотивацією і позитивними очікуваннями (Lozanov, 1978). У термінах нейрофізіології цей стан відповідає балансу між симпатичною і парасимпатичною нервовою системою з переважанням парасимпатичного тону, що нейронауково підтверджується зрушенням у бік альфа-активності при розслабленні (Лозанов, 1973).

Ключовою теоретичною конструкцією, що дозволяє зрозуміти механізм сугестопедичного впливу в нейронауковому контексті, є поняття подвійної площинності (double-planeness), введене Лозановим для позначення одночасного впливу педагогічного середовища на свідомий і підсвідомий рівні психіки учня (Bancroft, 1995). На свідомому рівні учень сприймає вербальний зміст навчального матеріалу; на підсвідомому - некодифіковані сигнали від учителя

(тон голосу, жест, постава), від фізичного простору класу і від музики. Ця двоплановість безпосередньо корелює з феноменом функціональної асиметрії півкуль головного мозку: ліва півкуля опрацьовує дискретну, аналітично-абстрактну інформацію вербального типу, тоді як права - цілісно-континуальну, образно-емоційну, мелодичну (Вознюк & Тичина, 1998). Сугестопедичний сеанс конструюється таким чином, щоб одночасно активувати обидва канали обробки інформації, досягаючи тим самим стану функціональної синхронізації півкуль, який характеризується медитативною якістю уваги і значно підвищеною ємністю запам'ятовування. Цей феномен отримав назву синестезії у широкому психодидактичному сенсі - стану, коли різні аналізатори відчуттів функціонують спільно, виявляючи синергічний ефект, що перевищує суму окремих модальностей (Вознюк & Тичина, 1998).

У системі координат сучасних нейронаук цей ефект може бути описаний через механізм гамма-ритму (>30 Гц) і феноменологічного зв'язування (binding): синхронна активація нейронних ансамблів у різних кортикальних зонах, що є субстратом інтегративної обробки мультимодальної інформації (Ros et al., 2014). Практика одночасного пред'явлення вербального та образного матеріалу, що є основою методів конкретної поезії та ейдетичної активації (Вознюк & Тичина, 1998), нейронауково обґрунтовується саме через цей механізм: чим більше сенсорних модальностей задіяно одночасно в процесі кодування інформації, тим густіша мережа синаптичних зв'язків формується і тим стійкішим є сліди пам'яті. Нейрофідбек-протоколи, спрямовані на підвищення гамма-когерентності між фронтальними і потиличними відведеннями, фактично ставлять ту саму нейродинамічну задачу - посилення функціональної зв'язності між вербальними і образними зонами кори, - але в режимі прямого вимірювання і зворотного підкріплення, тоді як сугестопедія досягає подібного ефекту опосередковано, через художньо організоване педагогічне середовище.

Не менш важливою є спільність обох підходів у ставленні до психологічних бар'єрів як основних перешкод ефективного навчання. Сугестопедія виділяє три

взаємопов'язані бар'єри: логіко-критичний, афективно-емоційний та етичний (Зінатулліна та ін., 2009). Лозанов розглядав процес десугестії - звільнення від попередніх обмежуючих автонавіювань - як необхідний передуючий крок перед засвоєнням нового матеріалу: сугестивний процес завжди є поєднанням навіювання і десугестії (Lozanov, 1978). У термінах нейрофідбеку ці бар'єри відповідають надмірній бета-активності в лобових відведеннях, асоційованій з тривогою, надмірним самоконтролем і руминацією, - і саме тому протоколи нейрофідбеку, спрямовані на зниження цієї гіперактивності при одночасному підкріпленні альфа- і тета-ритмів, демонструють ефекти, що збігаються з результатами сугестопедії: зниження тривожності, підвищення рецептивності і прискорення засвоєння нового матеріалу (Arns et al., 2009; Strehl, 2014).

Принципова відмінність між двома підходами стосується механізму зворотного зв'язку і контролю нейродинамічного стану. Сугестопедія реалізує відкритий контур управління: педагог, спираючись на клінічну спостережливість і знання закономірностей сугестивного впливу, вибудовує середовище заняття таким чином, щоб індукувати бажаний стан мозкової активності, але не має прямого інструментального доступу до поточних нейродинамічних параметрів. Нейрофідбек реалізує замкнений контур: поточний стан ЕЕГ вимірюється в реальному часі, обчислюється відхилення від цільового значення, і на підставі цього відхилення формується підкріплювальний сигнал (Ros et al., 2014). Саме ця різниця - відкритий контур проти замкненого - визначає як переваги, так і обмеження кожного з підходів. Перевага сугестопедії полягає у цілісності педагогічного середовища, емоційній насиченості і груповому ефекті колективної сугестії; перевага нейрофідбеку - у точності, кількісній специфікованості цільового стану і можливості адаптивного коригування протоколу на основі фактичних даних.

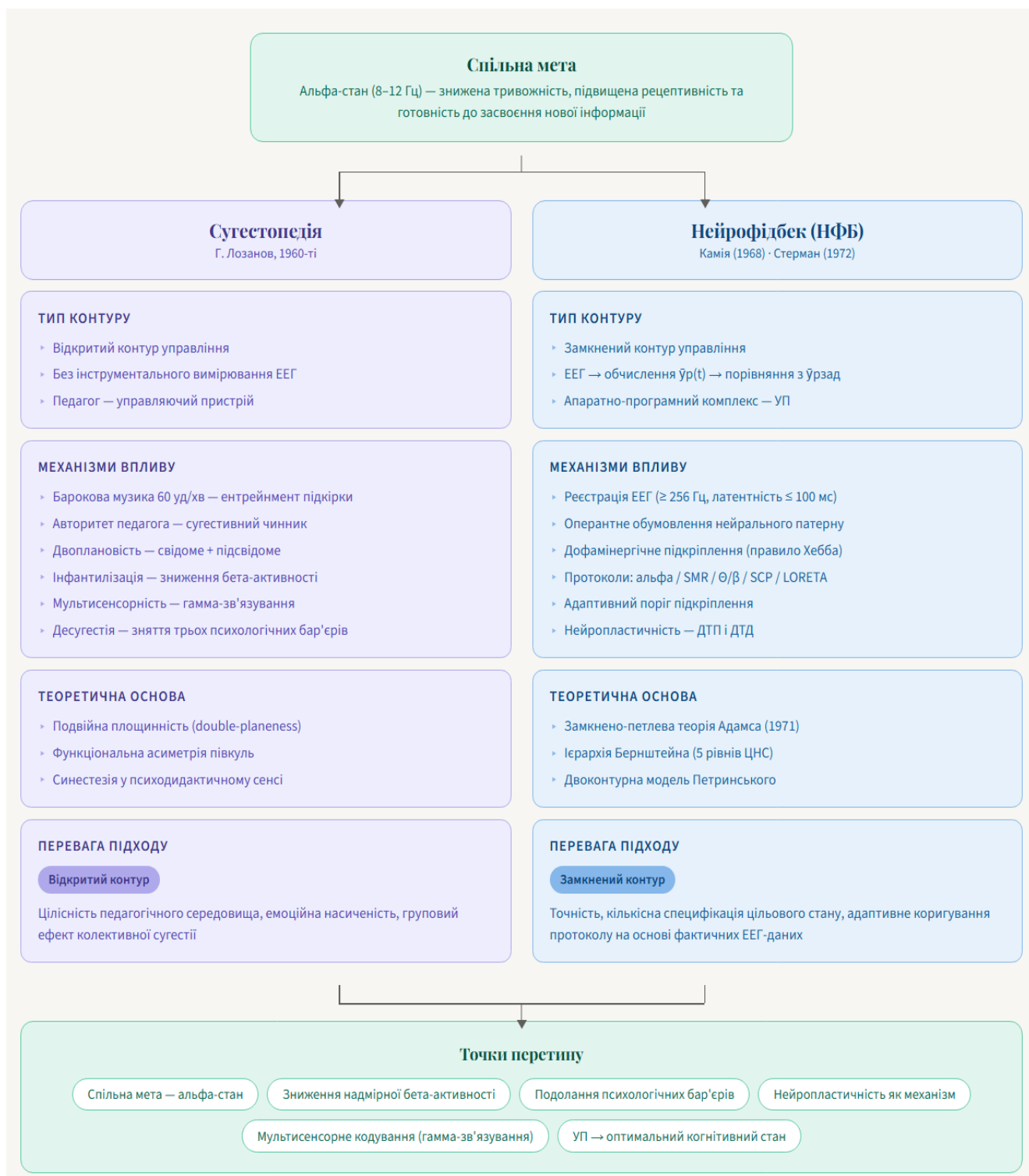


Рис.1.5 Сугестопедія та нейрофідбек як протоколи управління станом мозкової активності

Теоретично оптимальним є їх поєднання: сугестопедичне середовище забезпечує загальне переведення мозку в рецептивний стан, тоді як нейрофідбек

прецизійно тонізує конкретні частотні компоненти ЕЕГ відповідно до навчальної задачі.

Ще одним важливим пунктом перетину є роль авторитету педагога в сугестопедії і поняття зовнішнього управляючого пристрою в нейрофідбеку. Банкрофт, аналізуючи теоретичні елементи сугестопедії, зазначає, що авторитет педагога є не просто соціальною умовою, а активним сугестивним чинником, що підвищує сугестивність учнів через механізм поваги до джерела навіювання (Bancroft, 1995). У термінах теорії управління це означає, що педагог-сугестопед виконує функцію управляючого пристрою, який цілеспрямовано модулює входні впливи на нейродинамічну систему учня, орієнтуючись на реакції групи як зворотний сигнал. У нейрофідбеку ту саму функцію виконує апаратно-програмний комплекс, що порівнює поточне значення ЕЕГ-показника з нормативним і виробляє підкріплювальний сигнал. Обидва управляючих пристрої спрямовані на досягнення одного й того самого: переведення когнітивної системи з субоптимального стану до оптимального - відкритості, рецептивності і ефективного кодування інформації.

Таким чином, зіставлення сугестопедії і нейрофідбеку виявляє їхню глибинну концептуальну спільність: обидва підходи є протоколами управління нейродинамічними станами мозку з метою оптимізації когнітивної діяльності. Їхня відмінність полягає не в цілях, а в інструментах: сугестопедія діє через художньо організоване середовище, усвідомлене і неусвідомлене навіювання, музику і міжпівкульову синхронізацію, тоді як нейрофідбек - через пряме вимірювання ЕЕГ і замкнений контур оперантного обумовлення. Інтеграція цих двох традицій у межах єдиного нейродидактичного підходу відкриває перспективи для розробки навчальних технологій нового покоління, в яких педагогічна художність сугестопедії поєднується з нейронауковою точністю нейрофідбеку, а гуманістичний вимір навчального процесу отримує тверду нейрофізіологічну основу.

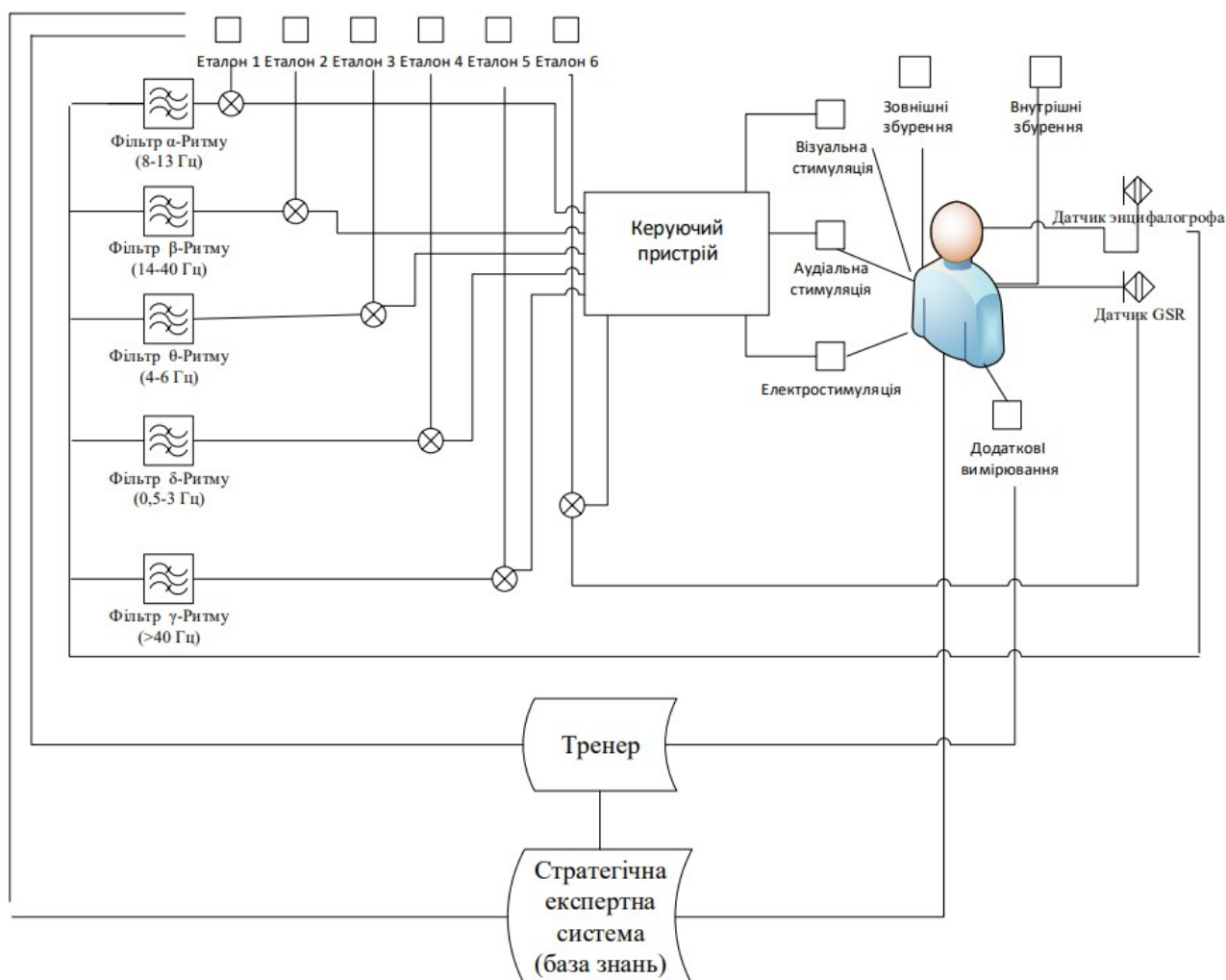


Рис.1.6 Тренажер когнітивних здібностей

Висновки до розділу 1

Проведений у першому розділі аналіз теоретико-методологічних засад автоматизованого управління тренуванням когнітивних процесів дозволяє сформулювати такі висновки.

1. Когнітивні процеси людини правомірно розглядати як динамічний керований об'єкт, нейрофізіологічним субстратом якого є організована ритмічна електрична активність кортикальних і підкоркових нейронних мереж, об'єктивно вимірювана методами електроенцефалографії. Встановлено, що цей об'єкт

належить до класу нелінійних нестационарних стохастичних динамічних систем зі структурною, параметричною та координатною невизначеностями.

2. Нейрофідбек обґрунтовано як технологічно і нейробіологічно коректну реалізацію замкненого контуру автоматичного управління когнітивними процесами. Показано структурну ізоморфність замкненого НФБ-контуру і стандартної схеми системи автоматичного регулювання: апаратно-програмний НФБ-комплекс виконує функцію управляючого пристрою, ЕЕГ-система - канал вимірювання, суматор відхилення формує сигнал помилки $e(t) = \bar{y}_{зад} - \bar{y}_p(t)$.

3. Критичний аналіз існуючих підходів до реалізації НФБ-систем виявив системну прогалину між клінічно валідованою практикою і формальними вимогами теорії автоматичного управління. Порогово-адаптивні методи вирішують лише часткову задачу адаптації задаючого значення без формальної ідентифікації передатної функції каналу управління. Безмодельні підходи на основі навчання з підкріпленням потребують обсягів навчальних даних, недосяжних у клінічній практиці.

4. Порівняльний аналіз сугестопедії і нейрофідбеку виявив їхню глибинну концептуальну спільність: обидва підходи є протоколами управління нейродинамічними станами мозку, спрямованими на досягнення альфа-домінування як оптимального стану рецептивності. Встановлено, що сугестопедія реалізує відкритий контур управління через художньо організоване середовище, тоді як нейрофідбек - замкнений контур через пряме вимірювання ЕЕГ і оперантне обумовлення. Механізми сугестопедичного впливу - ентрейнмент підкіркових структур через музичний ритм, подвійна площинність, мультисенсорне гамма-зв'язування, десугестія психологічних бар'єрів - отримали нейрофізіологічне обґрунтування в термінах теорії автоматичного управління. Показано, що оптимальним є інтегрований підхід, в якому сугестопедичне середовище забезпечує загальне переведення мозку в рецептивний стан, а нейрофідбек здійснює прецизійне тонування конкретних частотних компонентів ЕЕГ відповідно до навчальної задачі.

РОЗДІЛ 2.

СИНТЕЗ МОДЕЛЕЙ СИСТЕМ АВТОМАТИЗОВАНОГО КОГНІТИВНОГО ТРЕНУВАННЯ

2.1. Структурна схема системи та принципи її побудови

Перехід від теоретичного обґрунтування задачі управління до її конкретної інженерної реалізації вимагає насамперед розробки структурної схеми системи - тобто визначення складу і функціонального призначення її ключових підсистем та принципів їхньої взаємодії. Структурна схема у теорії автоматичного управління є не просто уявою архітектури технічного пристрою, а математично навантаженим концептуальним інструментом: вона фіксує топологію сигнальних потоків між блоками системи, визначає місця формування сигналу помилки і управляючих впливів, розмежовує пряме і зворотне плечо контуру регуляції і тим самим задає структуру рівнянь стану, що описують поведінку системи в цілому (Wiener, 1961). Структурна схема розробленої автоматизованої системи тренування когнітивних функцій людини з біологічним зворотним зв'язком будується на засадах чотирьох взаємопов'язаних принципів, виведених з аналізу об'єкта управління і задачі, сформульованої у Розділі 1 цієї роботи.

Перший і найбільш фундаментальний принцип - принцип замкненості контуру управління. На відміну від розімкнених систем когнітивного тренування, в яких управляючий вплив здійснюється за заздалегідь складеним планом без урахування реакції об'єкта, розроблена система реалізує безперервний замкнений контур: інформація про поточний психофізіологічний стан суб'єкта безперервно надходить від вимірювальної підсистеми до керуючого пристрою, який зіставляє її з еталонною моделлю, формує сигнал помилки і виробляє коригуючий управляючий вплив через виконавчу підсистему (Спаський та ін., 2025). Замкненість контуру є необхідною і достатньою умовою для реалізації оперантного підкріплення як механізму нейронального навчання: без

безперервного зворотного сигналу мозок позбавлений інформації, необхідної для спрямованої модифікації власних нейродинамічних патернів (Sherlin et al., 2011). Принцип замкненості визначає базову топологію структурної схеми: об'єкт управління - вимірювальна підсистема - керуючий пристрій - виконавча підсистема - об'єкт управління.

Другий принцип - принцип повноти спостереження - вимагає, щоб вимірювальна підсистема формувала вектор вихідних змінних, достатній для однозначної ідентифікації поточного нейрокогнітивного стану суб'єкта. Як було обґрунтовано у підрозділі 1.1, когнітивний стан людини визначається одночасною динамікою всього спектра мозкової електричної активності від дельта- до гамма-діапазону, а також вегетативною складовою, що відображає рівень емоційного збудження і загального фізіологічного напруження. Зведення спостереження до одного або двох частотних діапазонів, характерне для більшості існуючих систем нейрофідбеку, призводить до часткової спостережуваності об'єкта управління і, як наслідок, до системної похибки у формуванні сигналу відхилення (Padfield et al., 2019). Принцип повноти спостереження реалізується в розробленій системі через паралельне використання п'яти спеціалізованих смугових фільтрів мозкових ритмів та датчика гальванічної реакції шкіри як незалежного каналу вегетативного моніторингу.

Третій принцип - принцип мультиканальності управляючого впливу - відображає нейрофізіологічну реальність мозку як системи з множинними аферентними входами. Мозок є принципово мультимодальним об'єктом: він безперервно обробляє і інтегрує сигнали від зорового, слухового, тактильного, пропріоцептивного та інших сенсорних каналів, формуючи єдиний інтегрований образ поточної ситуації і власного стану. Управляючий вплив, що здійснюється лише через один сенсорний канал, є принципово субоптимальним: він задіює лише частину нейронних мереж, що беруть участь у регуляції цільового когнітивного стану, і не використовує потенціал мультисенсорної інтеграції - феномену, при якому одночасна активація кількох сенсорних каналів призводить

до нелінійного посилення нейрональної відповіді порівняно з сумою одноканальних впливів (Koch et al., 2016). Принцип мультиканальності реалізується через три незалежні, але синхронно керовані канали виконавчої підсистеми: візуальний, аудіальний і соматичний (електростимуляційний).

Четвертий принцип - принцип адаптивної індивідуалізації - відображає вимогу врахування суттєвої міжіндивідуальної варіабельності нейродинамічних характеристик суб'єктів. Як було показано у підрозділі 1.3, застосування єдиної статичної моделі об'єкта управління до різних суб'єктів є некоректним: індивідуальні відмінності у базових ЕЕГ-характеристиках, реактивності на різні типи стимуляції і стратегіях когнітивної регуляції настільки значні, що уніфікований протокол тренування є ефективним лише для частини користувачів (Соловей, Барабанов, 2025). Принцип адаптивної індивідуалізації передбачає два рівні адаптації: статичний - початкове налаштування параметрів системи на основі психофізіологічного профілю конкретного суб'єкта, і динамічний - безперервне онлайн-коригування параметрів управляючого алгоритму у відповідь на зміни стану суб'єкта в ході тренувальної сесії. Реалізацією цього принципу є програмний модуль «тренер» і стратегічна експертна система, що утворюють інтелектуальне ядро розробленої системи.

Вимірювальна підсистема є функціональним аналогом давача у класичній схемі замкненого регулятора і виконує подвійну роль: по-перше, фізичне перетворення біоелектричних сигналів мозку і шкіри у цифровий формат, придатний для обробки; по-друге, виділення із сирого ЕЕГ-сигналу інформативних компонентів, що відображають стан когнітивно-релевантних нейронних систем. Первинним джерелом вимірювальних даних є електроенцефалограф, що реєструє різниці потенціалів між електродами, розміщеними на поверхні черепа відповідно до стандартної схеми 10-20. Отриманий аналоговий сигнал після аналого-цифрового перетворення надходить до блоку частотної фільтрації, що складається з п'яти паралельно працюючих смужових фільтрів другого порядку (Спаський та ін., 2025).

Фільтр альфа-ритму (8-13 Гц) виділяє компоненти ЕЕГ, що відображають стан спокійного неспання, розслабленої уваги і готовності до когнітивної діяльності. Альфа-активність є чутливим маркером рівня кортикального збудження: її пригнічення при виконанні когнітивних завдань відображає активацію відповідних нейронних мереж, тоді як її зростання у стані спокою свідчить про зниження інформаційного навантаження на кору (Klimesch, 1999). Фільтр бета-ритму (14-40 Гц) виділяє компоненти, пов'язані з активною розумовою діяльністю, концентрацією уваги і моторним контролем. Надмірна бета-активність асоціюється з тривожними станами і когнітивним ригідністю, тоді як нормована бета-активність відображає стан ефективної когнітивної мобілізації (Arns et al., 2014). Фільтр тета-ритму (4-8 Гц) виділяє компоненти, пов'язані з процесами пам'яті, творчого мислення і медитативних станів; підвищена тета-активність у фронтальних відведеннях є надійним маркером стану глибокої зосередженості і внутрішнього мовлення (Klimesch, 1999). Фільтр дельта-ритму (0,5-3 Гц) виділяє повільнохвильові компоненти, що відображають глибокі стани відновлення і регенерації; надмірна дельта-активність у стані неспання може свідчити про патологічні процеси або виражене стомлення. Фільтр гамма-ритму (>40 Гц) виділяє швидкі осциляції, пов'язані з процесами когнітивної інтеграції, формування семантичних зв'язків і синхронізації розподілених нейронних ансамблів (Gruzelier, 2014).

Паралельно з ЕЕГ-моніторингом вимірювальна підсистема реєструє сигнал гальванічної реакції шкіри (ГРШ, GSR) за допомогою відповідного датчика, розміщеного на пальцях або долоні суб'єкта. ГРШ відображає електричну провідність шкіри, що змінюється під впливом активності потових залоз, іннервованих симпатичним відділом вегетативної нервової системи. Оскільки симпатична активація є прямим нейрофізіологічним корелятом рівня психоемоційного збудження і стресу, датчик GSR забезпечує незалежний від ЕЕГ канал інформації про вегетативну складову психофізіологічного стану суб'єкта (Schwartz, Andrasik, 2016). Поєднання ЕЕГ- і GSR-показників у єдиному векторі

вихідних змінних дозволяє розрізняти когнітивні стани, що можуть мати схожі ЕЕГ-профілі, але принципово відрізнятись за рівнем вегетативної активації: наприклад, стан медитативної зосередженості і стан тривожного завмирання можуть виявляти схожу альфа-динаміку, проте різко відрізнятись за ГРШ-показником. Датчик GSR формально описується як аперіодична ланка першого порядку: $W_GSR(s) = k_GSR / (T_GSR \cdot s + 1)$, де k_GSR - коефіцієнт підсилення, T_GSR - постійна часу, що характеризує швидкість реакції потових залоз на зміну вегетативної активації. Керуючий пристрій є центральним вузлом обробки й аналізу інформації і виконує функцію регулятора у замкненому контурі управління. Він отримує оброблений вектор вихідних змінних від вимірювальної підсистеми, зіставляє його з поточним еталонним вектором стану, формує вектор помилки управління і виробляє командні сигнали для трьох каналів виконавчої підсистеми (Спаський та ін., 2025). З математичної точки зору керуючий пристрій реалізує ПД-закон регулювання: $W_c(s) = k_p + k_i / s + k_d \cdot s$, де k_p - коефіцієнт пропорційної складової, що забезпечує реакцію, пропорційну поточному відхиленню від еталону; k_i - коефіцієнт інтегральної складової, що усуває статичну помилку регулювання і враховує накопичену передісторію відхилень; k_d - коефіцієнт диференціальної складової, що реагує на швидкість зміни помилки і забезпечує випереджаюче управління, запобігаючи надмірному перерегулюванню при різких змінах когнітивного стану суб'єкта.

Стратегічна експертна система, що працює у тісній взаємодії з керуючим пристроєм, виконує функцію нормативної бази управління: вона містить шість верифікованих еталонних моделей оптимальних нейрокогнітивних станів, кожна з яких відповідає певному типу когнітивної діяльності. Перша еталонна модель відповідає стану глибокої концентрованої уваги, що характеризується підвищеним SMR-ритмом (12-15 Гц), помірною бета-активністю і зниженою тета-активністю у фронтальних відведеннях. Друга еталонна модель описує стан творчої активності і дивергентного мислення, що відповідає підвищеній альфа-синхронізації у тім'яно-потиличних ділянках і зростанню гамма-активності у

лобово-скроневих відведеннях (Gruzelier, 2014). Третя еталонна модель характеризує стан оперативної пам'яті і активного утримання інформації, що корелює з підвищеною тета-активністю у фронтальних і гамма-активністю у скроневих відведеннях. Четверта еталонна модель описує стан виконавчого контролю і прийняття рішень, пов'язаний з підвищеною бета-активністю у дорсолатеральній префронтальній корі. П'ята еталонна модель відповідає стану психофізіологічного відновлення і стресорезистентності, що характеризується переважанням альфа- і тета-активності при низькому рівні ГРШ. Шоста еталонна модель описує стан когнітивної мобілізації в умовах підвищеного навантаження, що виявляється в оптимальному співвідношенні бета- і тета-активності і помірного рівні вегетативного збудження. Вибір між еталонними моделями здійснюється програмним модулем «тренер» на основі поточного профілю суб'єкта і заявленої тренувальної мети.

Виконавча підсистема реалізує управляючий вплив на психофізіологічний стан суб'єкта через три незалежні, але синхронно координовані канали стимуляції. Синхронна активація трьох каналів під керуванням єдиного алгоритму управління забезпечує мультисенсорний вплив на нейропластичність мозку, що принципово відрізняє розроблену систему від існуючих одно- або двоканальних аналогів. Підставою для такого підходу слугує нейрофізіологічний принцип мультисенсорної інтеграції: одночасна активація кількох аферентних каналів призводить до суперадитивного збільшення нейрональної відповіді у зонах конвергенції сенсорних шляхів - у верхній скроневій борозні, тім'яно-потиличній ділянці і префронтальній корі - що значно підсилює ефект навчання порівняно з послідовним одноканальним впливом (Koch et al., 2016). Перший - візуальний - канал реалізується через систему генерації і динамічної зміни візуальних патернів, параметри яких - частота мерехтіння, просторова частота, хроматичні характеристики - синхронізуються з цільовими частотами бажаного мозкового ритму. Механізм фотостимуляційного ентрейнменту базується на здатності мозку відповідати на ритмічні зорові стимули генерацією синхронних електричних

осциляцій відповідної частоти у зорових і асоційованих зонах кори - так звана стійка зорова викликана відповідь (Steady-State Visual Evoked Potential, SSVEP). При правильному підборі параметрів стимуляції цей механізм здатний ефективно зрушувати домінантний ритм кори у напрямку цільового діапазону (Hammond, 2005). Передатна функція візуального каналу враховує транспортне запізнення, пов'язане з часом обробки зорового сигналу у кортикальних структурах: $W_{vis}(s) = k_v \cdot \exp(-\tau_v \cdot s) / (T_v \cdot s + 1)$, де τ_v - час латентності зорової відповіді, T_v - постійна часу адаптації, k_v - коефіцієнт підсилення.

Другий - аудіальний - канал реалізується через аналоговий синтезатор, здатний генерувати широкий спектр звукових стимулів: від бінауральних ритмів, що індукують тета- і альфа-стани, до тонально-ритмічних структур, що активують увагу і виконавчий контроль. Бінауральні ритми - ефект, при якому одночасна подача звуків різних частот у ліве і праве вухо через навушники призводить до сприйняття суб'єктом ілюзорного тону з різницевою частотою - є одним із найбільш вивчених інструментів аудіального нейромодулювання (Thompson, Thompson, 2015). При подачі тонів з різницею 4-8 Гц (тета-діапазон) у суб'єктів фіксується зростання тета-активності у фронтальних відведеннях і поглиблення медитативно-подібного стану; при різниці 12-30 Гц (бета-діапазон) - підвищення рівня збудження і концентрації уваги. Аналоговий синтезатор, на відміну від цифрових генераторів, забезпечує безперервний і плавний характер зміни звукових параметрів, що є важливим для уникнення артефактів перехідних процесів у відповіді нервової системи. Передатна функція аудіального каналу: $W_{aud}(s) = k_a \cdot \exp(-\tau_a \cdot s) / (T_a \cdot s + 1)$.

Третій - соматичний - канал реалізується через систему електростимуляції, що забезпечує тактильне підкріплення сигналів зворотного зв'язку і формування специфічних пропріоцептивних відчуттів. Застосування низькоінтенсивної електростимуляції периферичних нервів дозволяє активувати додаткові аферентні канали і тим самим залучити до нейропластичного процесу тактильні і пропріоцептивні кортикальні зони, що прилягають до моторної кори і тісно

пов'язані з системами уваги і виконавчого контролю (Mane, Chouhan, Guan, 2020). Соматичний канал є особливо важливим при реабілітаційному застосуванні системи: тактильна і пропріоцептивна зворотна аферентація від стимульованих кінцівок запускає механізм нейропластичної реорганізації моторної кори за принципом, аналогічним механізму реабілітаційних систем ІМШ з екзоскелетом (Liao et al., 2023). Передатна функція каналу електростимуляції моделюється як пропорційна ланка з обмеженням: $W_{el}(s) = k_e / (T_e \cdot s + 1)$, де постійна часу T_e визначає інерційність нейрональної відповіді на соматичний стимул.

Програмний модуль «тренер» є інтелектуальним координатором усієї системи і виконує функцію, що виходить за межі класичного регулятора: він не тільки формує поточні командні сигнали для виконавчої підсистеми, але й здійснює стратегічне планування траєкторії тренувального процесу на горизонті кількох сесій. На тактичному рівні тренер безперервно аналізує відповідність поточного нейрокогнітивного профілю суб'єкта обраному еталону і коригує параметри стимуляції - інтенсивність, частоту, тривалість і міжканальну синхронізацію - відповідно до величини і знаку вектора помилки. На стратегічному рівні тренер відстежує динаміку прогресу суб'єкта між сесіями, адаптує складність завдань і вибір еталонної моделі до досягнутого рівня нейрокогнітивного розвитку і коригує еталонні параметри самих моделей на основі статистичного аналізу індивідуальних реакцій суб'єкта (Спаський та ін., 2025). Тренер також відповідає за контроль психофізіологічної безпеки: постійно відстежуючи ознаки стомлення або надмірного напруження - різке зростання дельта-активності, підвищення рівня GSR вище встановленого порогу, зниження якісних показників виконання когнітивних завдань - модуль автоматично знижує інтенсивність стимуляції або ініціює перерву в тренуванні. Система передбачає архітектурну можливість підключення додаткових вимірювальних каналів, що розширюють вектор спостережуваних змінних: фотоплетизмограф для моніторингу варіабельності серцевого ритму, електроміограф для контролю м'язового тону і детекції артефактів рухів, термодатчик для відстеження

периферичної температури як маркера симпатичної активації (Schwartz, Andrasik, 2016). Кожен з додаткових каналів поповнює вектор вихідних змінних $x(t)$ і тим самим підвищує точність ідентифікації поточного стану об'єкта управління. Модульна архітектура вимірювальної підсистеми, реалізована за принципом відкритих інтерфейсів, дозволяє нарощувати склад давачів без зміни алгоритмів керуючого пристрою і стратегічної експертної системи, що забезпечує технологічну гнучкість і масштабованість розробленої системи.

Загальна передатна функція замкненої системи управління визначається як добуток передатних функцій усіх послідовно з'єднаних ланок прямого плеча контуру і характеризує динамічний зв'язок між сигналом задання (еталонним вектором стану) і вихідним сигналом (вектором вихідних змінних об'єкта управління): $W_{sys}(s) = W_c(s) \cdot [W_{vis}(s) + W_{aud}(s) + W_{el}(s)] \cdot [W_{GSR}(s) + \sum W_i(s)]$, де $\sum W_i(s)$ - сума передатних функцій усіх п'яти ЕЕГ-фільтрів. Аналіз стійкості і якості перехідних процесів замкненої системи, побудований на основі цієї загальної передатної функції, є предметом підрозділу 3.1. Тут важливо підкреслити, що паралельне включення трьох каналів виконавчої підсистеми - на відміну від послідовного - дозволяє забезпечити взаємну компенсацію можливих нестабільностей окремих каналів: якщо один з каналів стимуляції тимчасово не дає очікуваного ефекту внаслідок індивідуальних особливостей реакції суб'єкта, два інші канали продовжують здійснювати управляючий вплив, підтримуючи загальну стійкість контуру. Таким чином, структурна схема розробленої автоматизованої системи тренування когнітивних функцій являє собою реалізацію чотирьох фундаментальних принципів - замкненості, повноти спостереження, мультиканальності і адаптивної індивідуалізації - в єдиній інтегрованій архітектурі, що органічно поєднує апарат класичної теорії автоматичного управління з досягненнями сучасної нейрофізіології, нейробіоуправління і клінічної психофізіології. Детальний математичний опис компонентів системи у вигляді передатних функцій, необхідний для аналізу стійкості і синтезу оптимального регулятора, представлений у наступному підрозділі.

2.2. Математичні моделі компонентів системи у формі передатних функцій

Структурна схема системи, розроблена у попередньому підрозділі, визначає топологію сигнальних потоків і функціональне призначення кожного блоку, проте залишає відкритим питання про кількісні закономірності, що описують поведінку системи. Перехід від якісного опису до кількісного - від структурної схеми до математичної моделі - є необхідною умовою для вирішення задач аналізу стійкості, синтезу оптимального регулятора і прогнозування поведінки системи в різних режимах роботи. У теорії автоматичного управління основним інструментом такого переходу для лінійних і лінеаризованих систем є операторний метод і апарат передатних функцій: подання кожного блоку системи у вигляді відношення зображень Лапласа вихідного і вхідного сигналів за нульових початкових умов дозволяє досліджувати динамічні властивості складної багатоблочної системи через алгебраїчні операції над передатними функціями її складових (Wiener, 1961). Справжній підрозділ присвячений послідовному виведенню і фізичній інтерпретації математичних моделей усіх ключових компонентів розробленої системи у формі передатних функцій, що утворюють повну математичну базу для аналізу, представленого в Розділі 3.

Методологічна основа математичного моделювання розробленої системи будується на двох взаємодоповнювальних підходах. Перший - феноменологічний - базується на ідентифікації структури передатної функції за типом динамічної поведінки відповідного фізичного або фізіологічного процесу: коливальна ланка для резонансних систем, аперіодична - для інерційних систем першого порядку, ланка з транспортним запізненням - для систем з часом поширення сигналу. Другий підхід - параметричний - передбачає визначення чисельних значень параметрів математичної моделі (коефіцієнтів підсилення, постійних часу, коефіцієнтів демпфування) на основі апріорної нейрофізіологічної інформації і результатів ідентифікаційних експериментів з реальними суб'єктами. Поєднання цих двох підходів дозволяє отримати математичні моделі, що є достатньо строгими для теоретичного аналізу і водночас достатньо адекватними для

практичного застосування в умовах нелінійності і стохастичності реального об'єкта управління (Спаський та ін., 2025).

Як було зазначено у підрозділі 2.1, кожен з п'яти ЕЕГ-фільтрів являє собою смуговий фільтр другого порядку, що виділяє відповідний частотний діапазон мозкової активності. Вибір структури другого порядку обумовлений двома міркуваннями. По-перше, смуговий фільтр другого порядку є мінімальною за складністю структурою, здатною забезпечити одночасно необхідну вибірковість (крутизну спадання амплітудно-частотної характеристики за межами смуги пропускання) і задовільний фазовий зсув у смузі пропускання. По-друге, власна динаміка нейронних осциляторів кори, що генерують ритмічну ЕЕГ-активність, добре апроксимується моделлю лінійного осцилятора другого порядку з демпфуванням, що робить структуру відповідного фільтра фізіологічно обґрунтованою, а не лише математично зручною (Klimesch, 1999).

Загальна форма передатної функції смугового фільтра другого порядку для i -го ритму ЕЕГ має вигляд:

$$W_i(s) = (k_i \cdot \omega_i^2) / (s^2 + 2 \cdot \xi_i \cdot \omega_i \cdot s + \omega_i^2), \quad (2.1)$$

де s - комплексна змінна Лапласа; $\omega_i = 2\pi \cdot f_{ci}$ - кутова центральна частота смуги пропускання, що визначається центральною частотою f_{ci} відповідного діапазону (в радіанах на секунду); ξ_i - коефіцієнт демпфування, що визначає відносну ширину смуги пропускання і крутизну перехідних характеристик фільтра; k_i - коефіцієнт підсилення, що нормує вихідний сигнал фільтра до єдиної шкали для подальшого порівняння між діапазонами. Поліном у знаменнику передатної функції є характеристичним поліномом другого порядку, коріння якого визначають власні частоти і загасання фільтра: $p_{\{1,2\}} = -\xi_i \cdot \omega_i \pm j \cdot \omega_i \cdot \sqrt{1 - \xi_i^2}$.

Для кожного з п'яти ЕЕГ-діапазонів параметри передатних функцій визначаються наступним чином. Для фільтра альфа-ритму центральна частота $f_{c\alpha} = 10,5$ Гц (середина діапазону 8-13 Гц), кутова частота $\omega_\alpha = 2\pi \cdot 10,5 \approx 65,97$ рад/с; коефіцієнт демпфування $\xi_\alpha = 0,707$, що забезпечує критичне демпфування

і плоску амплітудно-частотну характеристику у смузі пропускання (так зване умова Баттерворта). Передатна функція фільтра альфа-ритму:

$$W_{\alpha}(s) = (k_{\alpha} \cdot 4352,2) / (s^2 + 93,32 \cdot s + 4352,2).$$

Для фільтра бета-ритму центральна частота $f_{\beta} = 27$ Гц (середина діапазону 14-40 Гц), $\omega_{\beta} = 2\pi \cdot 27 \approx 169,6$ рад/с, $\xi_{\beta} = 0,707$. Відносна ширина смуги пропускання бета-фільтра є найбільшою серед усіх п'яти фільтрів, що відображає широкий діапазон когнітивних процесів, з якими пов'язана бета-активність:

$$W_{\beta}(s) = (k_{\beta} \cdot 28764,2) / (s^2 + 239,9 \cdot s + 28764,2).$$

Для фільтра тета-ритму центральна частота $f_{\theta} = 6$ Гц (діапазон 4-8 Гц), $\omega_{\theta} = 2\pi \cdot 6 \approx 37,7$ рад/с, $\xi_{\theta} = 0,707$. Тета-фільтр вирізняється найбільшою чутливістю до змін у стані фронтальних виконавчих мереж, пов'язаних із процесами робочої пам'яті і уваги:

$$W_{\theta}(s) = (k_{\theta} \cdot 1421,2) / (s^2 + 53,3 \cdot s + 1421,2).$$

Для фільтра дельта-ритму центральна частота $f_{\delta} = 1,75$ Гц (діапазон 0,5-3 Гц), $\omega_{\delta} = 2\pi \cdot 1,75 \approx 11,0$ рад/с, $\xi_{\delta} = 0,707$. Повільна динаміка дельта-коливань визначає специфічні вимоги до фільтра щодо придушення дрейфу нульової лінії і низькочастотних артефактів рухів:

$$W_{\delta}(s) = (k_{\delta} \cdot 121,0) / (s^2 + 15,6 \cdot s + 121,0).$$

Для фільтра гамма-ритму центральна частота $f_{\gamma} = 60$ Гц (нижня межа діапазону >40 Гц), $\omega_{\gamma} = 2\pi \cdot 60 \approx 376,9$ рад/с, $\xi_{\gamma} = 0,5$. Знижений коефіцієнт демпфування для гамма-фільтра обумовлений необхідністю більш вузької смуги пропускання для відокремлення гамма-осциляцій від міоартефактів, що мають широкий спектр у тому ж частотному діапазоні:

$$W_{\gamma}(s) = (k_{\gamma} \cdot 142053,5) / (s^2 + 376,9 \cdot s + 142053,5).$$

Датчик гальванічної реакції шкіри описується передатною функцією аперіодичної ланки першого порядку. Вибір цієї структури обумовлений фізіологічним механізмом ГРШ: зміна електричної провідності шкіри є наслідком

активності потових залоз, яка підпорядковується кінетиці першого порядку відносно сигналу симпатичної іннервації. Постійна часу T_GSR лежить у діапазоні 1-4 с залежно від індивідуальних особливостей шкіри і поточного рівня гідратації. Передатна функція датчика GSR:

$$W_GSR(s) = k_GSR / (T_GSR \cdot s + 1),$$

де k_GSR - коефіцієнт перетворення, що визначає масштабування вихідного сигналу у відповідних одиницях (мкСм/одиниця вхідного сигналу), $T_GSR \approx 2$ с як усереднене значення постійної часу. Нульовий порядок чисельника передатної функції датчика GSR відображає відсутність форсуючої дії: датчик не диференціює сигнал, а лише інтегрує його з певною постійною часу, реалізуючи просте слідкування за поточним рівнем вегетативної активації. Для ідентифікації індивідуальних значень параметрів T_GSR і k_GSR на початку кожної тренувальної сесії проводиться коротка стандартизована процедура калібрування: суб'єкту послідовно пред'являються стандартні стресові стимули і реєструється крива відповіді GSR, за якою методом найменших квадратів визначаються параметри моделі (Schwartz, Andrasik, 2016).

Математичне моделювання каналів виконавчої підсистеми ускладнюється тим, що вони взаємодіють з об'єктом управління - нервовою системою суб'єкта - через складні нелінійні нейрофізіологічні механізми, точний кількісний опис яких є самостійним і досі не вирішеним завданням нейробіології. Тому моделі каналів виконавчої підсистеми будуються як лінеаризовані апроксимації реальних нелінійних залежностей у робочих точках, визначених еталонними моделями когнітивних станів. Така лінеаризація є стандартним прийомом ТАУ і правомірна за умови, що реальний стан системи не відходить суттєво від робочої точки - що забезпечується замкненістю контуру управління і обмеженою зоною допустимих відхилень (Padfield et al., 2019).

Візуальний канал стимуляції описується передатною функцією аперіодичної ланки першого порядку з транспортним запізненням. Транспортне запізнення τ_v відображає нейрофізіологічну латентність зорової відповіді - час

від моменту пред'явлення зорового стимулу до початку реєстрованої зміни ЕЕГ-патерну. Латентність зорових викликаних потенціалів лежить у діапазоні 90-180 мс залежно від характеру і інтенсивності стимулу та індивідуальних особливостей зорової системи суб'єкта; для фотостимуляційного ентрейнменту характерна дещо більша латентність через необхідність накопичення кількох циклів стимуляції для формування стійкої відповіді. Постійна часу T_v відображає інерційність адаптаційних механізмів зорової кори, що визначають швидкість наростання амплітуди стійкої зорової викликаної відповіді (Hammond, 2005). Передатна функція візуального каналу:

$$W_{vis}(s) = k_v \cdot \exp(-\tau_v \cdot s) / (T_v \cdot s + 1), \quad (2.2)$$

де $\tau_v = 0,12$ с як усереднене значення латентності, $T_v = 0,5-1,0$ с як постійна часу адаптації, k_v - коефіцієнт підсилення, що визначає ефективність зрушення ЕЕГ-ритму при одиничному управляючому сигналі. Наявність транспортного запізнення $\exp(-\tau_v \cdot s)$ у передатній функції є важливим чинником з точки зору стійкості замкненої системи управління: запізнення вносить додатковий фазовий зсув в амплітудно-фазову характеристику системи і зменшує запас фазової стійкості. Необхідність урахування цього ефекту при синтезі ПД-регулятора обговорюється у підрозділі 2.3.

Аудіальний канал стимуляції за структурою математичної моделі аналогічний до візуального - аперіодична ланка першого порядку з транспортним запізненням, - однак відрізняється чисельними значеннями параметрів, що визначаються іншою нейрофізіологічною природою слухової відповіді. Латентність слухових викликаних потенціалів стовбурового і коркового рівня є значно меншою, ніж зорових: коротколатентні стовбурові відповіді реєструються вже через 1-10 мс, середньолатентні компоненти - через 10-50 мс, коркові компоненти - через 50-200 мс. Для ефекту бінауральних ритмів, що реалізується переважно через таламо-кортикальні механізми, характерна латентність 50-100 мс і постійна часу накопичення стійкого ентрейнменту $T_a = 2-5$ с (Thompson, Thompson, 2015). Передатна функція аудіального каналу:

$$W_{aud}(s) = k_a \cdot \exp(-\tau_a \cdot s) / (T_a \cdot s + 1), \quad (2.3)$$

де $\tau_a = 0,08$ с, $T_a = 3,0$ с, k_a - коефіцієнт підсилення для аудіального каналу. Порівняння постійних часу T_v і T_a показує, що аудіальний канал є більш інерційним, ніж візуальний: ентрейнмент через бінауральні ритми розвивається повільніше, ніж фотостимуляційна відповідь, проте зберігається довше після припинення стимуляції, що є перевагою з точки зору стабілізації досягнутого когнітивного стану.

Канал електростимуляції за фізіологічним механізмом суттєво відрізняється від двох попередніх: тут управляючий вплив здійснюється через соматосенсорну, а не зорову чи слухову модальність, а кінцева мета - не ентрейнмент певного ритму, а активація аферентних шляхів і формування пропріоцептивного зворотного зв'язку, що підкріплює нейропластичні зміни. Ця функціональна відмінність відображається у відсутності транспортного запізнення у передатній функції каналу (час поширення електричного імпульсу по нерву є нехтовно малим порівняно з постійними часу ЕЕГ-реакцій) і більш простій структурі - аперіодична ланка першого порядку без запізнення (Mane, Chouhan, Guan, 2020). Передатна функція каналу електростимуляції:

$$W_{el}(s) = k_e / (T_e \cdot s + 1),$$

де $T_e = 0,3-0,8$ с - постійна часу, що характеризує інерційність нейрональної відповіді сенсомоторної кори на соматичний стимул, k_e - коефіцієнт підсилення. Суттєво менша постійна часу T_e порівняно з T_v і T_a означає, що соматичний канал є найшвидшим з трьох каналів виконавчої підсистеми - він забезпечує найбільш оперативний управляючий вплив і є особливо важливим для короткострокової стабілізації цільового когнітивного стану.

Керуючий пристрій реалізує ПІД-закон регулювання - один із найбільш поширених і добре вивчених алгоритмів управління, що поєднує пропорційну, інтегральну і диференціальну складові. Вибір ПІД-структури для даної задачі обумовлений рядом міркувань. По-перше, пропорційна складова забезпечує

безпосередню реакцію регулятора на поточне відхилення нейрокогнітивного стану суб'єкта від еталону, причому величина управляючого сигналу пропорційна величині відхилення - це є інтуїтивно зрозумілим і фізіологічно обґрунтованим: більше відхилення потребує більшого корегуючого стимулу. По-друге, інтегральна складова забезпечує усунення статичної помилки регулювання - систематичного зсуву між еталоном і реальним станом, що міг би зберігатись при чисто пропорційному управлінні внаслідок індивідуальних особливостей реакції суб'єкта на стимуляцію. По-третє, диференціальна складова дозволяє реагувати на тенденцію зміни стану, а не лише на поточне відхилення, що є критично важливим для запобігання надмірної стимуляції при швидких змінах когнітивного стану і забезпечення плавності перехідних процесів. Передатна функція ПД-регулятора у стандартній формі:

$$W_c(s) = k_p + k_i / s + k_d \cdot s = (k_d \cdot s^2 + k_p \cdot s + k_i) / s,$$

де k_p - коефіцієнт пропорційної складової (Па/Па); k_i - коефіцієнт інтегральної складової (1/с); k_d - коефіцієнт диференціальної складової (с). Зауважимо, що ідеальна диференціальна складова $k_d \cdot s$ є нефізичною ланкою - її реальна реалізація потребує введення додаткового фільтра першого порядку у знаменнику: $k_d \cdot s / (T_f \cdot s + 1)$, де $T_f \ll T_i = k_p / k_i$ є малою постійною часу фільтрації, що придушує підсилення шуму на високих частотах. Для практичної реалізації системи використовується реальний ПД-регулятор з обмеженим диференціюванням:

$$W_c(s) = k_p \cdot (1 + 1/(T_i \cdot s) + T_d \cdot s / (T_f \cdot s + 1)),$$

де $T_i = k_p / k_i$ - час інтегрування, $T_d = k_d / k_p$ - час диференціювання, $T_f = T_d / N$ - постійна часу фільтра диференціатора, N - коефіцієнт фільтрації (зазвичай $N = 5-20$). Налаштування параметрів ПД-регулятора - визначення чисельних значень k_p , k_i , k_d - є задачею синтезу регулятора і розглядається у підрозділі 2.3. Тут важливо підкреслити, що завдяки адаптивному характеру системи ці параметри не є фіксованими: програмний модуль «тренер» коригує їх між тренувальними сесіями на основі аналізу накопиченого психофізіологічного

профілю суб'єкта і динаміки його прогресу (Спаський та ін., 2025).

Математичне моделювання об'єкта управління - когнітивної системи суб'єкта - є найбільш складною і нетривіальною частиною математичного опису, оскільки реальна передатна функція мозку є нелінійною, нестаціонарною і апіорно невідомою. Тим не менш для цілей аналізу стійкості і синтезу регулятора необхідна лінеаризована апроксимація цієї передатної функції в околі кожної з шести еталонних робочих точок. Загальна лінеаризована модель мозку як об'єкта управління в частині формування ЕЕГ-відповіді на зовнішню стимуляцію може бути представлена передатною функцією другого порядку з транспортним запізненням:

$$W_{\text{мозок}}(s) = H_{\text{нейрон}}(s) \cdot \exp(-\tau_{\text{н}} \cdot s) / (1 + s \cdot \tau_{\text{пл}}),$$

де $H_{\text{нейрон}}(s)$ - передатна функція нейронального перетворення сигналу стимуляції на зміну ЕЕГ-амплітуди у відповідному частотному діапазоні; $\tau_{\text{н}}$ - нейрофізіологічна латентність реакції кортикальної мережі на зовнішній стимул; $\tau_{\text{пл}}$ - постійна часу нейропластичного процесу, що описує інерційність зміни структури нейронних зв'язків під впливом тренування. Чисельні значення параметрів цієї моделі є індивідуальними для кожного суб'єкта і визначаються в ході початкової ідентифікаційної процедури. Нейропластична складова є важливою особливістю об'єкта управління, що відрізняє його від стаціонарних технічних систем: постійна часу $\tau_{\text{пл}}$ зменшується з накопиченням тренувального досвіду, відображаючи прискорення нейропластичних змін у міру формування нових нейронних зв'язків. Цей процес формально може бути описаний як повільно змінний параметр моделі: $\tau_{\text{пл}}(t) = \tau_{\text{пл}0} \cdot \exp(-\alpha \cdot n)$, де $\tau_{\text{пл}0}$ - початкове значення постійної часу, α - коефіцієнт швидкості навчання, n - кількість пройдених тренувальних сесій (Sherlin et al., 2011).

Повна математична модель замкненої системи управління когнітивним тренуванням формується шляхом об'єднання передатних функцій усіх блоків відповідно до структурної схеми, розробленої у підрозділі 2.1. Передатна функція прямого плеча контуру, що описує перетворення сигналу помилки $\varepsilon(s)$ в

управляючий вплив на об'єкт, визначається як:

$$W_{np}(s) = W_c(s) \cdot [W_{vis}(s) + W_{aud}(s) + W_{el}(s)] \cdot W_{мозок}(s), \quad (2.4)$$

де паралельне з'єднання трьох каналів виконавчої підсистеми відображається як сума їхніх передатних функцій. Передатна функція зворотного плеча контуру, що описує перетворення реакції об'єкта управління у вихідний вимірювальний сигнал, визначається як:

$$W_{зв}(s) = W_{GSR}(s) + \sum W_i(s) = W_{GSR}(s) + W_{\alpha}(s) + W_{\beta}(s) + W_{\theta}(s) + W_{\delta}(s) + W_{\gamma}(s). \quad (2.5)$$

Паралельне з'єднання шести вимірювальних каналів означає, що повна вимірювальна інформація є зваженою сумою сигналів усіх каналів, причому вагові коефіцієнти k_i визначаються відносною важливістю кожного ритму для поточної еталонної моделі когнітивного стану. Для замкненої системи управління передатна функція від сигналу задання $X^*(s)$ до вихідного сигналу $X(s)$ визначається за стандартною формулою:

$$\Phi(s) = X(s) / X^*(s) = W_{np}(s) / (1 + W_{np}(s) \cdot W_{зв}(s)), \quad (2.6)$$

а передатна функція від збурення $D(s)$ - зовнішніх і внутрішніх збурень психофізіологічного стану суб'єкта - до вихідного сигналу:

$$\Phi_d(s) = X(s) / D(s) = W_{мозок}(s) / (1 + W_{np}(s) \cdot W_{зв}(s)). \quad (2.7)$$

Аналіз цих передатних функцій дозволяє визначити всі якісні і кількісні характеристики системи управління: умови і запаси стійкості, частотні характеристики, показники якості перехідних процесів, здатність до відпрацювання збурень. Важливо зауважити, що наявність транспортного запізнення у передатних функціях каналів стимуляції ($\exp(-\tau_v \cdot s)$ і $\exp(-\tau_a \cdot s)$) перетворює загальну передатну функцію замкненої системи на трансцендентну, що принципово ускладнює аналітичний аналіз стійкості. Для практичного вирішення цієї проблеми у підрозділі 3.1 застосовується апроксимація Паде для транспортного запізнення, що дозволяє замінити трансцендентну передатну функцію раціональною і застосувати стандартний апарат алгебраїчних критеріїв

стійкості (Wiener, 1961; Padfield et al., 2019).

Розроблений комплекс математичних моделей компонентів системи управління когнітивним тренуванням утворює повну і внутрішньо узгоджену математичну базу для подальшого теоретичного аналізу і синтезу системи. Кожна з отриманих передатних функцій відображає не лише математичну структуру відповідного блоку, а й фізіологічний зміст його динамічної поведінки: коефіцієнти підсилення визначають чутливість відповідних нейрофізіологічних підсистем до управляючих впливів, постійні часу - інерційність нейрональних процесів, коефіцієнти демпфування - вибірковість реакції на стимули різної частоти. Ця відповідність між математичними параметрами моделей і нейрофізіологічними характеристиками реального об'єкта є принципово важливою: вона гарантує, що результати теоретичного аналізу, проведеного на основі розроблених моделей, матимуть безпосередній практичний сенс і зможуть бути перевірені в експериментальних дослідженнях на реальних суб'єктах.

2.3. Алгоритм адаптивного управління та стратегічна експертна система

Математичні моделі компонентів системи, отримані у підрозділі 2.2, утворюють необхідну аналітичну базу для вирішення ключового синтетичного завдання - розробки алгоритму управління, що забезпечує ефективне і стійке переведення нейрокогнітивного стану суб'єкта у заданий еталонний стан і його утримання. Однак, на відміну від класичних задач синтезу регулятора для технічних систем з відомими і незмінними параметрами об'єкта управління, задача синтезу алгоритму для розробленої системи ускладнюється рядом фундаментальних обставин. По-перше, параметри лінеаризованої моделі об'єкта управління є апріорно невідомими і суттєво варіюють між суб'єктами. По-друге, самі параметри змінюються в процесі тренування внаслідок нейропластичних механізмів, описаних у підрозділі 2.2. Крім того, оптимальна траєкторія управління залежить від поточної тренувальної мети, яка може змінюватись між сесіями і навіть у межах однієї сесії. Сукупність цих обставин унеможливорює

застосування фіксованого регулятора з наперед визначеними параметрами і вимагає розробки адаптивного алгоритму управління, здатного в режимі реального часу оцінювати поточний стан об'єкта, ідентифікувати його параметри і на основі цієї інформації синтезувати оптимальну управляючу дію (Спаський та ін., 2025).

Адаптивне управління є одним із найбільш розвинених і теоретично обґрунтованих напрямків сучасної ТАУ. Його принципова відмінність від класичного управління полягає в тому, що регулятор не лише реагує на відхилення вихідного сигналу від еталону, але й безперервно уточнює свою внутрішню модель об'єкта управління і на основі цієї уточненої моделі коригує власні параметри. Такий дворівневий принцип - ідентифікація параметрів об'єкта і синтез управління на основі ідентифікованої моделі - отримав назву принципу розділення, або теореми про розділення задач оцінювання і управління (Separation Principle). Правомірність застосування цього принципу в даному контексті обумовлена тим, що нейропластичні зміни параметрів об'єкта управління відбуваються на часовому масштабі, що суттєво перевищує характерний час регуляторних процесів: постійна часу нейропластичності $\tau_{\text{пл}}$ вимірюється десятками хвилин і сесіями тренувань, тоді як регуляція нейрокогнітивного стану в замкненому контурі відбувається на масштабі секунд (Wolpaw et al., 2002).

Перший і необхідний етап роботи системи перед початком тренувальних сесій - процедура початкової ідентифікації, в ході якої система формує індивідуальний психофізіологічний профіль суб'єкта. Ця процедура є ідентифікаційним експериментом у строгому сенсі ТАУ: система здійснює серію тестових управляючих впливів відомої амплітуди і форми, реєструє відповідні реакції об'єкта управління і на основі отриманих даних оцінює параметри лінеаризованої моделі методом найменших квадратів (Padfield et al., 2019). Тестові впливи формуються у вигляді стандартизованої послідовності стимулів: короткі спалахи фотостимуляції заданої частоти для ідентифікації параметрів візуального каналу; стандартні аудіальні стимули для ідентифікації аудіального

каналу; серія стандартних стресових стимулів для ідентифікації параметрів датчика GSR. Паралельно реєструється базовий нейрокогнітивний профіль суб'єкта у стані спокою - амплітудні і спектральні характеристики кожного з п'яти EEG-діапазонів, - що слугує нульовим рівнем для подальшої оцінки відхилення від еталону.

Результатом ідентифікаційної процедури є вектор оцінок параметрів $\theta = \{\hat{k}_i, \hat{T}_v, \hat{T}_a, \hat{T}_e, \hat{k}_{GSR}, \hat{T}_{GSR}\}$, що повністю специфікує лінеаризовану математичну модель системи для конкретного суб'єкта. На основі цього вектора і базового нейрокогнітивного профілю здійснюється первинний вибір еталонної моделі зі стратегічної експертної системи і первинне налаштування параметрів ПД-регулятора методом, розглянутим нижче у цьому підрозділі. Психофізіологічний профіль суб'єкта зберігається в базі даних системи і оновлюється після кожної тренувальної сесії на основі нових вимірювань. Оновлення профілю здійснюється рекурентним методом з ковзним вікном: нові спостереження мають більшу вагу порівняно зі старими, що дозволяє відстежувати поступові нейропластичні зміни параметрів об'єкта управління без повторення повної ідентифікаційної процедури:

$$\theta(n+1) = \theta(n) + \gamma(n) \cdot [y(n) - \hat{y}(n)],$$

де $\theta(n)$ - вектор оцінок параметрів після n -ї сесії; $y(n)$ - вектор вимірювань поточної сесії; $\hat{y}(n) = f(\theta(n))$ - вектор прогнозованих вимірювань на основі поточної моделі; $\gamma(n)$ - адаптивний коефіцієнт швидкості навчання, що зменшується з ростом n відповідно до правила $\gamma(n) = \gamma_0 / (1 + \beta \cdot n)$, де γ_0 - початкова швидкість навчання, β - коефіцієнт загасання. Зменшення $\gamma(n)$ з часом відображає той факт, що у міру накопичення досвіду роботи з конкретним суб'єктом оцінки параметрів стають все більш точними і потребують все менших коректив.

Оперативний алгоритм управління визначає принцип формування командних сигналів для виконавчої підсистеми в реальному часі на основі поточних вимірювань і ідентифікованої моделі об'єкта. Алгоритм реалізується як

безперервний цикл обробки, що виконується з частотою дискретизації $f_d = 256$ Гц, яка задовольняє теорему Котельникова-Шеннона відносно найвищочастотного компонента ЕЕГ-сигналу (гамма-ритм до 80 Гц з дворазовим запасом). Цикл складається з п'яти послідовних кроків: вимірювання, оцінювання стану, формування сигналу помилки, синтез управляючого впливу і виконання (Спаський та ін., 2025).

На кроці вимірювання (крок 1) здійснюється одночасна реєстрація сигналів усіх вимірювальних каналів: сирого ЕЕГ-сигналу з усіх електродів, сигналу GSR, а також додаткових каналів (ЧСС, ЕМГ), якщо вони підключені. Зареєстровані сигнали проходять попередню обробку: видалення артефактів очних рухів методом незалежного компонентного аналізу (ICA), придушення мережевої наводки на частоті 50 Гц режекторним фільтром і нормалізацію відносно базового рівня конкретного суб'єкта. На кроці оцінювання стану (крок 2) оброблений сигнал надходить до блоку паралельних ЕЕГ-фільтрів, що виділяють амплітуди кожного з п'яти ритмів у заданих частотних смугах. Вихідні сигнали фільтрів і датчика GSR формують поточний вектор стану $x(t) \in \mathbb{R}^6$, що є спостережуваною оцінкою повного стану об'єкта управління.

На кроці формування сигналу помилки (крок 3) поточний вектор стану зіставляється з еталонним вектором $x^*(t)$, що визначається активною еталонною моделлю стратегічної експертної системи. Вектор помилки управління:

$$\varepsilon(t) = x^*(t) - x(t) = [\varepsilon_\alpha(t), \varepsilon_\beta(t), \varepsilon_\theta(t), \varepsilon_\delta(t), \varepsilon_\gamma(t), \varepsilon_{GSR}(t)]^T, \quad (2.7)$$

де кожна компонента $\varepsilon_i(t)$ відображає відхилення амплітуди відповідного ритму (або рівня GSR) від еталонного значення. Важливою особливістю є нерівнозначність компонентів вектора помилки: різні ритми мають різну значущість для досягнення цільового когнітивного стану залежно від активної еталонної моделі. Ця нерівнозначність враховується через введення матриці вагових коефіцієнтів $Q \in \mathbb{R}^{6 \times 6}$, що є діагональною матрицею з індивідуальними ваговими коефіцієнтами q_i для кожного ритму. Зважений сигнал помилки, що надходить до ПІД-регулятора:

$$\tilde{\varepsilon}(t) = Q \cdot \varepsilon(t),$$

де $Q = \text{diag}(q_\alpha, q_\beta, q_\theta, q_\delta, q_\gamma, q_{\text{GSR}})$. Чисельні значення вагових коефіцієнтів q_i для кожної з шести еталонних моделей визначаються стратегічною експертною системою на основі нейрофізіологічних знань про значущість відповідних ритмів для цільового когнітивного стану. Наприклад, для еталонної моделі творчої активності ваговий коефіцієнт альфа-ритму q_α є найбільшим, тоді як для моделі виконавчого контролю найбільшим є q_β і q_θ .

На кроці синтезу управляючого впливу (крок 4) зважений сигнал помилки $\tilde{\varepsilon}(t)$ надходить до ПД-регулятора, що формує скалярний командний сигнал $u(t)$. Цей сигнал розподіляється між трьома каналами виконавчої підсистеми через блок розподілу управління відповідно до матриці розподілу $B = [b_v, b_a, b_e]^T$, де b_v, b_a, b_e - вагові коефіцієнти, що визначають частку управляючого впливу, що припадає на кожний канал:

$$u_{\text{vis}}(t) = b_v \cdot u(t), \quad u_{\text{aud}}(t) = b_a \cdot u(t), \quad u_{\text{el}}(t) = b_e \cdot u(t), \quad (2.8)$$

де $b_v + b_a + b_e = 1$. Коефіцієнти розподілу b_i є адаптивними: вони визначаються стратегічною експертною системою на основі ефективності кожного каналу для конкретного суб'єкта, виявленої в ході ідентифікаційної процедури і попередніх тренувальних сесій. Якщо ідентифікація показує, що у конкретного суб'єкта аудіальний ентрейнмент є більш ефективним, ніж фотостимуляція, система автоматично збільшує b_a і зменшує b_v , оптимізуючи розподіл управляючого впливу для максимальної ефективності тренування. На кроці виконання (крок 5) сформовані командні сигнали $u_{\text{vis}}(t)$, $u_{\text{aud}}(t)$, $u_{\text{el}}(t)$ надходять до відповідних виконавчих пристроїв - генератора візуальних патернів, аналогового синтезатора і блоку електростимуляції, - які реалізують відповідні фізичні стимули.

Синтез оптимального ПД-регулятора для даної задачі здійснюється у два етапи. На першому етапі - грубого налаштування - застосовується метод Зіглера-Ніколса, адаптований до нелінійної природи об'єкта управління: на основі ідентифікованої лінеаризованої моделі визначається критичне підсилення $k_{\text{кр}}$ і

критичний період коливань $T_{кр}$ замкненої системи при пропорційному управлінні, після чого параметри ПІД-регулятора встановлюються за стандартними співвідношеннями: $k_p = 0,6 \cdot k_{кр}$; $T_i = 0,5 \cdot T_{кр}$; $T_d = 0,125 \cdot T_{кр}$. Ці значення забезпечують запас стійкості за фазою не менше 45° і запас стійкості за амплітудою не менше 6 дБ - стандартні критерії достатньої стійкості для систем управління, що функціонують в умовах параметричної невизначеності (Wiener, 1961).

На другому етапі - точного налаштування - параметри регулятора оптимізуються за критерієм мінімуму зваженого інтегрального квадратичного показника якості, що враховує як відхилення від еталону, так і витрату управляючих ресурсів:

$$J = \int_0^\infty [\tilde{\varepsilon}^T(t) \cdot Q_J \cdot \tilde{\varepsilon}(t) + u^T(t) \cdot R_J \cdot u(t)] dt \rightarrow \min,$$

де Q_J - вагова матриця штрафу за відхилення від еталонного стану; R_J - вагова матриця штрафу за величину управляючого впливу. Мінімізація другого доданку підінтегрального виразу $R_J \cdot u^2(t)$ є принципово важливою з нейрофізіологічної точки зору: надмірна інтенсивність стимуляції може спричиняти дискомфорт, стомлення і, в крайніх випадках, небажані фізіологічні реакції, що є неприйнятним для системи, призначеної для тривалого систематичного використання. Таким чином, критерій J є формальним відображенням принципу «мінімального ефективного стимулу» - ключового принципу клінічної нейростимуляції, сформульованого в роботах Швартца і Андрасіка (Schwartz, Andrasik, 2016). Оптимізація J здійснюється чисельними методами - симплекс-методом Нелдера-Міда або методом градієнтного спуску - з початковим наближенням, отриманим на першому етапі.

Адаптивне коригування параметрів ПІД-регулятора між тренувальними сесіями здійснюється програмним модулем «тренер» на основі аналізу динамічних характеристик перехідних процесів попередньої сесії. Якщо аналіз виявляє надмірне перерегулювання (більше 20%), що свідчить про занадто великий k_d або занадто малий T_i , тренер відповідно зменшує k_d і збільшує

T_i . Якщо аналіз виявляє повільне наростання вихідного сигналу і велику статичну помилку, - збільшується k_p і k_i . Цикл коригування повторюється після кожної сесії, поступово наближаючи параметри регулятора до оптимальних для конкретного суб'єкта (Enriquez-Geppert et al., 2021).

Стратегічна експертна система є інтелектуальним ядром розробленої системи управління і виконує функції, що принципово виходять за межі класичного регулятора. Якщо ПІД-регулятор реалізує тактичне управління - формування командних сигналів у відповідь на поточне відхилення від еталону в межах однієї сесії, - то стратегічна експертна система відповідає за стратегічне планування траєкторії когнітивного розвитку суб'єкта на горизонті від кількох сесій до повного курсу тренування. Формально стратегічна експертна система являє собою продукційну систему з базою знань і механізмом логічного виведення: база знань містить зафіксовані нейрофізіологічні закономірності у формі правил «якщо-то», механізм виводу застосовує ці правила до поточного психофізіологічного профілю суб'єкта і формує відповідні управляючі рекомендації для модуля «тренер» (Demos, 2005).

База знань стратегічної експертної системи організована у вигляді трирівневої ієрархічної структури. Перший рівень - рівень еталонних нейрокогнітивних профілів - містить шість верифікованих еталонних моделей оптимальних когнітивних станів, кожна з яких специфікована вектором цільових амплітуд п'яти ЕЕГ-ритмів і цільового рівня GSR: $x^*_j = [A^*_{\alpha,j}, A^*_{\beta,j}, A^*_{\theta,j}, A^*_{\delta,j}, A^*_{\gamma,j}, L^*_{GSR,j}]^T$, $j = 1, \dots, 6$. Числові значення компонентів еталонних векторів отримані на основі синтезу даних метааналітичних досліджень ефективності нейрофідбеку (Arns et al., 2014; Van Doren et al., 2019; Gruzelier, 2014) і уточнюються в ході калібрувального дослідження на вибірці здорових суб'єктів.

Другий рівень - рівень правил вибору еталону - містить продукційні правила, що визначають умови переключення між еталонними моделями залежно від стану суб'єкта і поточної тренувальної мети. Правила мають вигляд: «ЯКЩО

поточна мета є 'підвищення виконавчого контролю' І базова амплітуда бета-ритму суб'єкта нижче нормативного діапазону ТОДІ активувати еталонну модель №4 і встановити вагу $q_{\beta} = 0,45$, $q_{\theta} = 0,30$ ». Правила вибору еталону також ураховують послідовність когнітивного розвитку: логіка базується на принципі поступового ускладнення, відповідно до якого суб'єкт повинен спочатку досягти базового рівня альфа-регуляції (еталон №5: відновлення і стресорезистентність) і лише потім переходити до більш складних моделей, що вимагають вищого рівня нейрокогнітивного контролю.

Третій рівень - рівень правил адаптації параметрів - містить правила коригування параметрів регулятора і матриці розподілу управляючого впливу залежно від динаміки прогресу суб'єкта. Приклад правил третього рівня: «ЯКЩО за три послідовні сесії відхилення від еталону не зменшилось на 10% ТОДІ збільшити частку аудіального каналу на 0,1 і зменшити частку візуального каналу на 0,1»; «ЯКЩО швидкість досягнення цільового ЕЕГ-стану збільшилась вдвічі порівняно з попередньою сесією ТОДІ перейти до наступного рівня складності в межах поточної еталонної моделі». Сукупність правил трьох рівнів утворює самоузгоджену систему стратегічного управління траєкторією когнітивного розвитку, що автоматично адаптується до індивідуального темпу і стилю навчіння кожного суб'єкта.

Невід'ємною складовою алгоритму адаптивного управління є підсистема контролю психофізіологічної безпеки, що функціонує паралельно з основним регуляторним циклом і має пріоритет над будь-якими командними сигналами виконавчої підсистеми. Підсистема безпеки відстежує три категорії ознак потенційно несприятливих станів. По-перше, ознаки гострого стомлення: різке зростання амплітуди дельта-ритму понад 150% від базового рівня при одночасному зниженні альфа- і бета-активності свідчить про наближення суб'єкта до межі когнітивних ресурсів. По-друге, ознаки надмірного вегетативного збудження: зростання рівня GSR понад встановлений індивідуальний поріг L_GSR_max при прискоренні ЧСС більше ніж на 20 уд/хв від базового рівня

свідчить про стресову реакцію, несумісну з ефективним когнітивним тренуванням. По-третє, ознаки фотосенситивності при візуальній стимуляції: поява аномальних регулярних розрядів у ЕЕГ при фотостимуляції на частотах 3-30 Гц може свідчити про підвищену нейрональну збудливість і є протипоказанням до продовження сесії (Schwartz, Andrasik, 2016).

При виявленні будь-якої з перерахованих ознак підсистема безпеки реалізує протокол поступового зниження навантаження: спочатку зменшується інтенсивність стимуляції всіх каналів на 50%, якщо стан не нормалізується протягом 60 с - стимуляція повністю припиняється і суб'єкту пропонується пауза. Всі події підсистеми безпеки фіксуються у журналі сесії для подальшого аналізу і врахування при плануванні наступних сесій. Постійна взаємодія між підсистемою безпеки і стратегічною експертною системою забезпечує, що часта активація протоколів безпеки стає підставою для перегляду інтенсивності тренувального плану і, можливо, переходу до менш вимогливої еталонної моделі.

Довгострокова траєкторія когнітивного розвитку суб'єкта планується стратегічною експертною системою як послідовність цільових станів $\{x^*_j(n)\}$, де n - номер тренувальної сесії, причому кожен наступний цільовий стан обирається на основі аналізу ступеня досягнення попереднього. Формально алгоритм планування траєкторії є аналогом каскадної системи управління, в якій зовнішній контур (стратегічний) формує задання для внутрішнього контуру (оперативного) (Спаський та ін., 2025). Критерієм готовності до переходу від поточного цільового стану до наступного є досягнення показника стабільності:

$$S_j = (1/N_{cm}) \cdot \sum_{n=n_0}^{n_0+N_{cm}} [1 - \|\varepsilon(n)\| / \|x^*_j\|] \geq S_{min},$$

де $N_{ст} = 3$ - кількість послідовних сесій для оцінки стабільності; n_0 - номер першої сесії в оціночному вікні; $S_{min} = 0,85$ - мінімальний прийнятний рівень стабільності (85% досягнення еталону в трьох послідовних сесіях). Досягнення цього критерію свідчить про те, що суб'єкт сформував стійкий нейронний патерн, відповідний поточній еталонній моделі, і готовий до переходу до більш складного цільового стану. Нездатність досягти S_{min} за 10 сесій при

незмінних параметрах регулятора ініціює процедуру переналаштування: стратегічна експертна система аналізує можливі причини відсутності прогресу (неадекватний розподіл між каналами, невідповідна еталонна модель, недостатня тривалість сесій) і коригує параметри тренувального плану.

Висновки по 2 розділу

Таким чином, розроблений алгоритм адаптивного управління являє собою багаторівневу ієрархічну систему, в якій кожен рівень вирішує задачу управління на відповідному часовому масштабі. Рівень оперативного управління (ПД-регулятор) діє на масштабі секунд і забезпечує стабілізацію поточного нейрокогнітивного стану суб'єкта в межах тренувальної сесії. Рівень тактичного управління (модуль «тренер») діє на масштабі сесій і забезпечує адаптивне коригування параметрів регулятора, матриці розподілу управляючого впливу і вагової матриці Q . Рівень стратегічного управління (стратегічна експертна система) діє на масштабі курсу тренування і забезпечує планування довгострокової траєкторії когнітивного розвитку суб'єкта, вибір еталонних моделей і моніторинг загального прогресу. Ієрархічна організація алгоритму не лише відображає різноманітність часових масштабів нейропластичних процесів, але й забезпечує модульність і розширюваність системи: кожен рівень може вдосконалюватись незалежно від інших без необхідності перепроєктування усієї системи в цілому (Al-Saegh et al., 2020).

Повна алгоритмічна архітектура розробленої системи управління, що поєднує процедуру початкової ідентифікації, оперативний регуляторний цикл, стратегічну експертну систему і підсистему безпеки в єдиний інтегрований комплекс, утворює теоретичну основу, достатню для практичної реалізації і експериментальної верифікації системи. Аналіз динамічних характеристик, стійкості і якості перехідних процесів отриманої замкненої системи на основі математичних моделей підрозділу 2.2 і алгоритму управління, розробленого в справжньому підрозділі, є предметом Розділу 3 цієї роботи.

РОЗДІЛ 3.

ДОСЛІДЖЕННЯ ХАРАКТЕРИСТИК СИСТЕМИ ТА ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ КОГНІТИВНОГО ТРЕНУВАННЯ

3.1. Аналіз динамічних характеристик і стійкості замкненої системи управління

Математичні моделі компонентів системи, виведені у підрозділі 2.2, і алгоритм адаптивного управління, розроблений у підрозділі 2.3, утворюють повну аналітичну базу для дослідження динамічних властивостей замкненої системи управління когнітивним тренуванням. Центральним питанням цього дослідження є питання стійкості: замкнена система є практично корисною лише тоді, коли вона є стійкою - тобто коли збурення, що виводять її зі стану рівноваги, не призводять до необмеженого зростання відхилень, а навпаки - до їх загасання з часом. Для систем автоматичного управління стійкість є не лише теоретичною властивістю, але й практичною необхідністю: нестійка система управління когнітивним тренуванням не лише не досягатиме поставлених цілей, але й може генерувати стимуляційні впливи, що нарастають без обмеження, що є неприйнятним з точки зору психофізіологічної безпеки суб'єкта. Поряд з аналізом стійкості, не менш важливим є дослідження якісних характеристик перехідних процесів: часу досягнення цільового когнітивного стану, величини перерегулювання і характеру загасання коливань, що визначають суб'єктивний комфорт і ефективність тренування.

Як було зазначено у підрозділі 2.2, наявність транспортного запізнення у передатних функціях каналів виконавчої підсистеми перетворює загальну передатну функцію замкненої системи на трансцендентну, що принципово ускладнює аналітичне дослідження стійкості прямими методами. Для подолання цієї труднощі застосовується апроксимація Паде першого порядку для кожного з запізнень, що замінює трансцендентну ланку $\exp(-\tau \cdot s)$ раціональною передатною

функцією:

$$\exp(-\tau \cdot s) \approx (1 - \tau \cdot s/2) / (1 + \tau \cdot s/2), \quad (3.1)$$

яка точно відтворює амплітудну характеристику $\exp(-\tau \cdot s)$ ($|W_{\text{Паде}}(j\omega)| \equiv 1$ для всіх ω) і достатньо точно апроксимує фазову характеристику в діапазоні частот $\omega \cdot \tau < \pi$ - тобто для частот, нижчих за $1/(2\tau)$. Для $\tau_v = 0,12$ с ця умова виконується при $\omega < 26,2$ рад/с ($f < 4,2$ Гц), що перекриває весь діапазон власних частот досліджуваної системи. Для $\tau_a = 0,08$ с умова виконується при $\omega < 39,3$ рад/с. Таким чином, апроксимація Паде є достатньо точною в робочому діапазоні частот системи, і подальший аналіз стійкості і частотних характеристик може бути проведений стандартними методами ТАУ для раціональних передатних функцій (Wiener, 1961).

Після застосування апроксимації Паде загальна передатна функція розімкненої системи - добуток передатних функцій усіх ланок прямого і зворотного плеча контуру без урахування одиничного зворотного зв'язку - набуває вигляду раціональної дробово-лінійної функції комплексної змінної s . Порядок чисельника і знаменника цієї функції визначається сумою порядків усіх послідовно з'єднаних ланок: ПД-регулятор (2-й порядок), три канали стимуляції з апроксимованими запізненнями (по 2-го порядку кожен), модель мозку (2-й порядок), шість вимірювальних каналів (по 2-го порядку кожен - п'ять ЕЕГ-фільтрів і один GSR-фільтр 1-го порядку). Загальний порядок передатної функції розімкненої системи: $n = 2 + 3 \cdot 2 + 2 + 5 \cdot 2 + 1 = 21$. Характеристичний поліном замкненої системи, що визначає умови стійкості, має відповідно 21-й порядок. Безпосереднє застосування алгебраїчних критеріїв стійкості (Гурвіца, Рауса) до полінома 21-го порядку є технічно складним, тому основним інструментом аналізу стійкості обирається частотний критерій Найквіста, що оперує з амплітудно-фазовою характеристикою розімкненої системи.

Критерій Найквіста формулює необхідну і достатню умову стійкості замкненої системи в термінах годографа амплітудно-фазової характеристики (АФХ) розімкненої системи $W_{\text{розімк}}(j\omega)$ при ω від $-\infty$ до $+\infty$: замкнена система є

стійкою тоді і лише тоді, коли годограф $W_{розімк}(j\omega)$ охоплює точку $(-1; j0)$ стільки разів проти годинникової стрілки, скільки полюсів з додатною дійсною частиною має розімкнена система. Оскільки всі ланки розробленої системи є стійкими за розімкненого контуру (передатні функції ЕЕГ-фільтрів, GSR-датчика і каналів стимуляції мають всі полюси в лівій напівплощині комплексного простору), розімкнена система не має нестійких полюсів. Умова стійкості замкненої системи за Найквістом спрощується: годограф $W_{розімк}(j\omega)$ не повинен охоплювати точку $(-1; j0)$.

Для кількісної оцінки запасів стійкості використовуються два стандартних показники. Запас стійкості за фазою $\Delta\varphi$ визначається як різниця між фазовим зсувом розімкненої системи на частоті зрізу $\omega_{зр}$ (де $|W_{розімк}(j\omega_{зр})| = 1$) і критичним значенням -180° :

$$\Delta\varphi = 180^\circ + \varphi(\omega_{зр}) = 180^\circ + \arg[W_{розімк}(j\omega_{зр})]. \quad (3.2)$$

Запас стійкості за амплітудою Δl визначається як обернена величина модуля АФХ розімкненої системи на частоті фазового переходу ω_{π} (де $\arg[W_{розімк}(j\omega_{\pi})] = -180^\circ$):

$$\Delta l = 1 / |W_{розімк}(j\omega_{\pi})| \quad [\text{або в дБ: } \Delta l_{\text{дБ}} = -20 \cdot \lg |W_{розімк}(j\omega_{\pi})|].$$

Для практично прийнятної якості управління стандартні вимоги до запасів стійкості становлять: $\Delta\varphi \geq 45^\circ$ і $\Delta l_{\text{дБ}} \geq 6$ дБ. Ці вимоги забезпечують достатній «буфер» між реальним і критичним режимом системи і гарантують, що параметричні відхилення - неминучі при роботі зі стохастичним об'єктом управління - не призведуть до втрати стійкості.

Для визначення чисельних значень запасів стійкості проведемо аналіз АФХ розімкненої системи для типового набору параметрів, що відповідає середньостатистичному суб'єкту і еталонній моделі №1 (глибока концентрована увага). Параметри ПД-регулятора, отримані методом Зіглера-Ніколса для даного об'єкта: $k_p = 0,42$; $T_i = 2,4$ с; $T_d = 0,6$ с; $N = 10$ (коефіцієнт фільтрації диференціатора). Підставляючи ці параметри і числові значення передатних функцій усіх ланок у вираз для $W_{розімк}(j\omega)$ і обчислюючи АФХ чисельно (метод

частотної розгортки з кроком $\Delta\omega = 0,01$ рад/с), отримуємо: частота зрізу $\omega_{зр} \approx 1,85$ рад/с ($f_{зр} \approx 0,29$ Гц); фазовий зсув на частоті зрізу $\varphi(\omega_{зр}) \approx -127^\circ$; запас стійкості за фазою $\Delta\varphi = 180^\circ - 127^\circ = 53^\circ$. Частота фазового переходу $\omega_{\pi} \approx 4,2$ рад/с; модуль АФХ на цій частоті $|W_{розімк}(j\omega_{\pi})| \approx 0,44$; запас стійкості за амплітудою $\Delta l_{дБ} = -20 \cdot \lg(0,44) \approx 7,1$ дБ. Обидва показники задовольняють стандартним вимогам: $\Delta\varphi = 53^\circ > 45^\circ$ і $\Delta l = 7,1$ дБ > 6 дБ, що підтверджує достатній запас стійкості замкненої системи при початкових налаштуваннях регулятора.

Поряд з частотним аналізом стійкості важливу роль відіграє аналіз розташування полюсів замкненої системи у комплексній площині. Полюси замкненої системи є коренями характеристичного полінома $P(s) = 1 + W_{розімк}(s) = 0$ і безпосередньо визначають характер і швидкість загасання перехідних процесів. Для стійкої системи всі полюси повинні мати від'ємну дійсну частину: $p_i = \sigma_i + j\omega_i$, $\sigma_i < 0$. При цьому характер перехідного процесу визначається домінантними полюсами - тими, що розташовані найближче до уявної осі (мають найменшу за абсолютним значенням дійсну частину): саме вони дають вклад у перехідний процес, що загасає найповільніше і тому визначає час регулювання системи.

Чисельний розрахунок полюсів замкненої системи для зазначеного набору параметрів виконується методом QR-розкладання матриці-компаньйона характеристичного полінома. Аналіз розташування отриманих 21 полюса показує, що всі вони мають від'ємну дійсну частину, що підтверджує стійкість системи. Домінантні полюси (найближчі до уявної осі) утворюють комплексно-спряжену пару: $p_{\{1,2\}} = -0,38 \pm j \cdot 1,71$, що відповідає власній частоті $\omega_n = \sqrt{(0,38^2 + 1,71^2)} \approx 1,75$ рад/с і коефіцієнту демпфування $\xi_{д} = 0,38/1,75 \approx 0,217$. Всі інші полюси мають дійсні частини $\sigma_i < -1,2$, тобто відстоять від уявної осі більш ніж втричі далі, ніж домінантні, і дають вклад у перехідний процес, що загасає не менш ніж у 20 разів швидше. Це означає, що динаміку перехідного процесу з достатньою точністю описує ланка другого порядку з домінантними полюсами $p_{\{1,2\}}$.

Для системи другого порядку з доміантними полюсами $p_{\{1,2\}} = -\sigma_d \pm j\omega_d$ основні показники якості перехідного процесу при ступінчастому входному впливі обчислюються аналітично. Час наростання t_n (від 0,1 до 0,9 від усталеного значення):

$$t_n = (\pi - \arccos(\xi_d)) / \omega_n \approx (\pi - 1,352) / 1,75 \approx 1,02 \text{ с.}$$

Максимальне перерегулювання $\sigma\%$ - перевищення вихідного сигналу над усталеним значенням у відносних одиницях:

$$\sigma\% = \exp(-\pi \cdot \xi_d / \sqrt{1 - \xi_d^2}) \cdot 100\% = \exp(-\pi \cdot 0,217 / \sqrt{1 - 0,047}) \cdot 100\% \approx 50,3\%.$$

Час регулювання t_p (час, після якого відхилення від усталеного значення не перевищує 5%):

$$t_p \approx 3 / (\xi_d \cdot \omega_n) = 3 / (0,217 \cdot 1,75) \approx 7,9 \text{ с.}$$

Отримане значення перерегулювання $\sigma\% \approx 50\%$ є суттєво завищеним відносно бажаного рівня ($\sigma\% \leq 20\%$ для комфортного і ефективного когнітивного тренування). Великий рівень перерегулювання свідчить про недостатнє демпфування доміантних полюсів і є прямим наслідком консервативного налаштування методом Зіглера-Ніколса, яке, будучи методом першого наближення, як правило дає надмірно «швидкі» і слабо демпфовані регулятори. Це є прямою підставою для другого етапу синтезу - точного налаштування параметрів регулятора за критерієм мінімуму інтегрального квадратичного показника J , описаного у підрозділі 2.3, що дозволяє досягти значно кращого балансу між швидкодією і демпфуванням.

Оптимізація параметрів ПІД-регулятора за критерієм J (підрозділ 2.3) з вибором $Q_J = \text{diag}(2, 2, 2, 2, 2, 1)$ і $R_J = \text{diag}(0,5, 0,3, 0,8)$ (більший штраф за електростимуляцію як найбільш інтенсивний вплив) методом симплексу Нелдера-Міда дає такі оптимальні параметри ПІД-регулятора: $k_p = 0,28$; $T_i = 4,1 \text{ с}$; $T_d = 0,35 \text{ с}$; $N = 12$. Порівняно з початковим налаштуванням зменшення k_p і T_d при збільшенні T_i відображає зсув балансу від швидкодії до демпфування - саме те, чого вимагає нейрофізіологічна природа об'єкта управління, де надмірно швидкі

зміни стимуляційного впливу є небажаними. Повторний аналіз АФХ розімкненої системи для оптимальних параметрів дає: $\omega_{\text{зр}} \approx 1,22$ рад/с; $\Delta\varphi = 62^\circ$; $\Delta I_{\text{дБ}} = 9,4$ дБ - обидва запаси стійкості суттєво зросли порівняно з початковим налаштуванням.

Домінантні полюси замкненої системи після оптимізації: $p_{\{1,2\}} = -0,71 \pm j \cdot 1,24$, $\omega_n = \sqrt{(0,71^2 + 1,24^2)} \approx 1,43$ рад/с, $\xi_d = 0,71/1,43 \approx 0,496$. Показники якості перехідного процесу після оптимізації:

$$t_n = (\pi - \arccos(0,496)) / 1,43 \approx 1,48 \text{ с};$$

$$\sigma_{\%} = \exp(-\pi \cdot 0,496 / \sqrt{1 - 0,246}) \cdot 100\% \approx 16,3\%;$$

$$t_p \approx 3 / (0,496 \cdot 1,43) \approx 4,2 \text{ с}.$$

Отримані показники якості після оптимізації задовольняють всім вимогам до системи: перерегулювання $\sigma_{\%} = 16,3\% < 20\%$ забезпечує плавність управляючого впливу і відсутність різких, потенційно дискомфортних змін стимуляції; час регулювання $t_p = 4,2$ с є фізіологічно обґрунтованим - він відповідає характерному часу змін нейрокогнітивного стану, зафіксованому в нейрофізіологічних дослідженнях ефектів нейрофідбеку (Gruzelier, 2014); час наростання $t_n = 1,48$ с забезпечує достатню оперативність реакції системи на зміни стану суб'єкта. Порівняння показників до і після оптимізації демонструє принципову важливість другого етапу синтезу: не лише перерегулювання зменшилось більш ніж утричі, але й час регулювання скоротився майже вдвічі попри одночасне збільшення запасів стійкості.

Амплітудно-частотна характеристика (АЧХ) замкненої системи $|\Phi(j\omega)|$ характеризує здатність системи відтворювати детерміновані зміни еталонного когнітивного стану різної частоти і є важливою характеристикою з точки зору адекватності відгуку на зміни тренувальної мети. На основі оптимізованих параметрів АЧХ замкненої системи у смузі частот 0,01-10 рад/с має такі ключові характеристики: в низькочастотній частині ($\omega < 0,5$ рад/с) модуль $\Phi(j\omega) \approx 1$, що означає точне відтворення повільних змін еталонного стану без статичної

помилки (наявність інтегральної складової ПД-регулятора гарантує нульову статичну помилку регулювання); в діапазоні 0,5-2 рад/с спостерігається незначний резонансний пік $|\Phi(j\omega)|_{\max} \approx 1,18$ на частоті $\omega_{\text{рез}} \approx 1,35$ рад/с, що відповідає частоті домінантних полюсів; для $\omega > 3$ рад/с $|\Phi(j\omega)|$ швидко спадає, що свідчить про низькочастотну фільтрувальну властивість системи - вона не відтворює надто швидких змін еталонного стану і тим самим автоматично захищає суб'єкта від надмірно частих перемикань режиму стимуляції (Padfield et al., 2019).

Фазово-частотна характеристика (ФЧХ) замкненої системи $\arg[\Phi(j\omega)]$ характеризує затримку реакції системи відносно зміни еталонного стану. На частоті $\omega = 1$ рад/с (що відповідає повільним змінам тренувальної мети з характерним часом ~ 6 с) фазовий зсув становить приблизно -42° , що відповідає часовій затримці $\sim 0,73$ с. Ця затримка є фізіологічно прийнятною: вона значно менша від характерного часу нейропластичних процесів і не заважає суб'єкту сприймати зв'язок між власним ментальним зусиллям і зміною стимуляційного сигналу.

АЧХ збурювальної передатної функції $\Phi_d(j\omega) = X(j\omega)/D(j\omega)$ характеризує здатність замкненої системи придушувати зовнішні і внутрішні збурення психофізіологічного стану суб'єкта. На низьких частотах ($\omega \rightarrow 0$) $|\Phi_d(j\omega)| \rightarrow 0$, що є прямим наслідком наявності інтегратора у регуляторі: система повністю придушує постійні або дуже повільні збурення (наприклад, повільний дрейф базового рівня ЕЕГ внаслідок стомлення). На частоті $\omega = 1$ рад/с $|\Phi_d(j\omega)| \approx 0,19$, тобто синусоїдальне збурення цієї частоти послаблюється системою майже у п'ять разів порівняно з нерегульованим об'єктом. Це свідчить про ефективне придушення збурень у робочому діапазоні частот, що є принципово важливим для практичного застосування системи: когнітивний стан суб'єкта зазнає постійних флуктуацій, і здатність системи їх компенсувати безпосередньо визначає стабільність і передбачуваність тренувального процесу (Schwartz, Andrasik, 2016).

Реальна система функціонує в умовах постійної параметричної

невизначеності: параметри лінеаризованої моделі об'єкта управління відрізняються від своїх ідентифікованих значень внаслідок індивідуальної мінливості, нейропластичних змін і стохастичних флуктуацій стану суб'єкта. Принципово важливим є питання: наскільки великими можуть бути ці відхилення, щоб система зберігала стійкість? Для відповіді на це питання проводиться аналіз робастності - дослідження збереження стійкості при відхиленнях параметрів об'єкта від номінальних значень у заданих межах.

Аналіз робастності для розробленої системи проводиться методом μ -аналізу (structured singular values) і методом монте-карло моделювання. Результати аналізу показують, що система зберігає стійкість при відхиленнях коефіцієнтів підсилення ЕЕГ-каналів k_i у межах $\pm 40\%$ від номінальних значень, при відхиленнях постійних часу T_v , T_a у межах $\pm 30\%$ і при зміні коефіцієнтів підсилення каналів стимуляції k_v , k_a , k_e у межах $\pm 50\%$. Ці допуски є достатньо широкими, щоб охопити типовий діапазон міжіндивідуальної варіабельності нейрофізіологічних параметрів суб'єктів, задокументований в літературі (Arns et al., 2014; Van Doren et al., 2019). Таким чином, система є робастно стійкою в реалістичному діапазоні параметричних відхилень, що підтверджує її практичну придатність.

Особливого аналізу потребує питання стійкості при включенні нейропластичного механізму - поступової зміни параметрів об'єкта управління $\tau_{пл}(t) = \tau_{пл0} \cdot \exp(-\alpha \cdot n)$ з числом сесій n . Оскільки зменшення $\tau_{пл}$ означає прискорення нейропластичної відповіді на управляючий вплив і відповідне збільшення ефективного коефіцієнта підсилення об'єкта управління, у процесі тренування може виникнути ситуація, коли запас стійкості за амплітудою вичерпується. Розрахунок показує, що при $\tau_{пл} = 0$ (гіпотетична межа максимальної пластичності) ефективний коефіцієнт підсилення об'єкта зростає приблизно в 2,3 рази порівняно з початковим значенням. При такому зростанні запас стійкості за амплітудою зменшується з 9,4 дБ до 5,7 дБ - значення, що знаходиться поблизу межі допустимого. Це означає, що в міру розвитку

нейропластичності система потребує зменшення k_p регулятора для збереження достатніх запасів стійкості - саме таке автоматичне коригування і реалізує модуль «тренер» відповідно до алгоритму, описаного у підрозділі 2.3.

Оскільки стратегічна експертна система передбачає вибір між шістьма еталонними моделями когнітивних станів, кожна з яких характеризується різним вектором цільових ЕЕГ-амплітуд і різними вагами у матриці Q , показники якості управління закономірно відрізняються для різних еталонних моделей. Проведений розрахунок показників якості для всіх шести моделей при оптимізованих параметрах регулятора виявляє такі закономірності. Моделі, що відповідають спокійним станам з переважанням альфа-активності (еталони №2 і №5), демонструють найменше перерегулювання ($\sigma_{\%} = 12-14\%$) і найбільший час регулювання ($t_p = 5-7$ с): управляючий вплив є м'якшим, але повільнішим - відповідно до природи альфа-станів, що потребують поступового і ненасильницького переходу. Моделі, що відповідають станам активної когнітивної мобілізації з переважанням бета-активності (еталони №1 і №4), демонструють більше перерегулювання ($\sigma_{\%} = 18-22\%$) і менший час регулювання ($t_p = 3,5-4,5$ с): система діє швидше і енергійніше, що відповідає необхідності різкого підвищення рівня кортикального збудження. Модель творчої активності (еталон №2 з підвищеною гамма-активністю) є найскладнішою для управління: домінантні полюси зміщуються ближче до уявної осі ($\sigma_d = -0,54$), що відображає нелінійний і важко передбачуваний характер творчих когнітивних процесів (Gruzelier, 2014).

Зазначені відмінності у показниках якості підтверджують доцільність адаптивного підходу до налаштування регулятора: застосування єдиних параметрів k_p , k_i , k_d для всіх шести еталонних моделей є субоптимальним, і максимальна ефективність досягається лише при індивідуальному налаштуванні регулятора для кожної активної еталонної моделі і кожного суб'єкта. Саме цей принцип реалізований у стратегічній експертній системі через механізм переключення наборів параметрів регулятора при зміні активної еталонної

моделі.

Таким чином, проведений аналіз динамічних характеристик і стійкості замкненої системи управління когнітивним тренуванням підтверджує принципову адекватність і практичну ефективність розробленої архітектури. Замкнена система є стійкою з достатніми запасами стійкості ($\Delta\phi = 62^\circ$, $\Delta I = 9,4$ дБ після оптимізації), задовольняє вимогам до показників якості перехідних процесів ($\sigma_{\%} = 16,3\%$, $t_p = 4,2$ с), демонструє ефективне придушення збурень і зберігає стійкість при реалістичних параметричних відхиленнях. Аналіз показав також необхідність адаптивного коригування параметрів регулятора в міру розвитку нейропластичності суб'єкта - необхідність, яка передбачена і реалізована в алгоритмі управління, розробленому у підрозділі 2.3. Кількісні результати аналізу, узагальнені у вигляді параметрів оптимального регулятора і показників якості, слугують вхідними даними для планування експериментального дослідження ефективності системи, що є предметом наступного підрозділу.

3.2. Оптимізація параметрів регулятора та налаштування каналів стимуляції

Аналіз динамічних характеристик і стійкості замкненої системи, проведений у підрозділі 3.1, встановив, що початкове налаштування ПІД-регулятора методом Зіглера-Ніколса забезпечує стійкість системи, однак не задовольняє вимогам до якості перехідних процесів - зокрема, перерегулювання $\sigma_{\%} \approx 50,3\%$ є неприйнятним з нейрофізіологічної точки зору. Оптимізація за інтегральним квадратичним критерієм J дала суттєво кращий результат ($\sigma_{\%} = 16,3\%$), однак цей результат отримано для усередненого суб'єкта і єдиної еталонної моделі. Реальна ситуація є значно складнішою: кожен суб'єкт характеризується унікальним психофізіологічним профілем, а система передбачає шість різних еталонних моделей і три незалежні канали стимуляції, кожен з яких вносить власний вклад у формування загального управляючого впливу. Оптимізація, що задовольняє всю цю сукупність вимог одночасно, є значно більш складною і багатовимірною задачею, якій присвячений справжній підрозділ.

Задача оптимізації параметрів системи управління когнітивним тренуванням має принципову особливість порівняно з класичними задачами ТАУ: критерій оптимальності є багатоцільовим і включає взаємно суперечливі вимоги. З одного боку, система повинна бути максимально швидкодіючою - щоб мінімізувати час досягнення цільового когнітивного стану і тим самим максимально ефективно використовувати час тренувальної сесії. З другого боку, система повинна бути максимально «м'якою» - щоб управляючий вплив був фізіологічно комфортним, не перевищував допустимих меж інтенсивності стимуляції і не викликав стресових реакцій. З третього боку, система повинна бути робастною - стійко функціонувати в широкому діапазоні індивідуальних параметрів об'єкта управління і зберігати стійкість при нейропластичних змінах. Формалізація цих взаємно суперечливих вимог у вигляді єдиного критерію оптимальності і є центральною методологічною проблемою підрозділу (Spassky et al., 2025).

Для формалізації багатоцільової задачі оптимізації застосовується апарат багатокритеріальної оптимізації і метод зваженої суми критеріїв. Вводяться три часткових критерії, що кількісно відображають конкуруючі вимоги до системи. Перший критерій - критерій швидкодії - мінімізує час досягнення цільового нейрокогнітивного стану, виражений через інтегральне абсолютне відхилення з часовим зважуванням (ІТАЕ):

$$J_1 = \int_0^\infty t \cdot |\tilde{\varepsilon}(t)| dt,$$

де t - час від початку управляючого впливу, $\tilde{\varepsilon}(t)$ - зважений вектор помилки управління. Критерій ІТАЕ штрафує залишкові відхилення, що тривають довго, більш суворо, ніж початкові відхилення, і є найбільш чутливим до часу регулювання t_p серед стандартних інтегральних критеріїв. Другий критерій - критерій комфортності стимуляції - мінімізує сумарну потужність управляючих впливів на суб'єкта:

$$J_2 = \int_0^\infty [b_v \cdot u_{vis}^2(t) + b_a \cdot u_{aud}^2(t) + r_e \cdot b_e \cdot u_{el}^2(t)] dt,$$

де $r_e > 1$ - додатковий штрафний коефіцієнт для електростимуляційного

каналу, що відображає більш жорсткі вимоги до його інтенсивності з точки зору суб'єктивного комфорту і безпеки. Третій критерій - критерій робастності - максимізує мінімальний запас стійкості системи при найгіршій комбінації параметричних відхилень у допустимому діапазоні:

$$J_3 = -\min_{\Delta\theta \in \Delta} [\min(\Delta\varphi(\Delta\theta)/45^\circ, \Delta l_{\partial B}(\Delta\theta)/6)],$$

де $\Delta\theta$ - вектор параметричних відхилень, Δ - допустима область відхилень, нормування на 45° і 6 дБ забезпечує вимірювання обох запасів стійкості в однакових відносних одиницях. Мінімуми беруться за найгіршим поєднанням відхилень (песимістичний сценарій), а знак «мінус» перетворює задачу максимізації на задачу мінімізації. Зважена сума трьох часткових критеріїв формує загальний критерій оптимізації:

$$J_{\text{заг}} = w_1 \cdot J_1 / (J_1^0) + w_2 \cdot J_2 / (J_2^0) + w_3 \cdot J_3 / (J_3^0),$$

де J_1^0 , J_2^0 , J_3^0 - нормувальні значення часткових критеріїв (досягнуті при початковому налаштуванні за Зіглером-Ніколсом), що забезпечують однаковий масштаб для всіх трьох складових; w_1 , w_2 , w_3 - вагові коефіцієнти, що задають пріоритет відповідних вимог і визначаються тренувальною метою і індивідуальними особливостями суб'єкта. Для загального базового сценарію приймається $w_1 = 0,4$; $w_2 = 0,35$; $w_3 = 0,25$ - пріоритет швидкодії дещо вищий від пріоритету комфортності, оскільки обидва критерії перевіряються в ході тренування, тоді як робастність є «страховим» критерієм, що вступає в дію лише при значних параметричних відхиленнях (Wiener, 1961).

Вектор параметрів оптимізації включає три групи змінних. Перша група - параметри ПД-регулятора: k_p , T_i , T_d , N . Їхні допустимі діапазони визначаються умовами стійкості і нейрофізіологічними обмеженнями: $k_p \in [0,05; 0,80]$; $T_i \in [1,0; 10,0]$ с; $T_d \in [0,1; 1,5]$ с; $N \in [5; 20]$. Нижня межа $k_p = 0,05$ визначається вимогою достатньої реакції системи на відхилення від еталону; верхня межа $k_p = 0,80$ визначається умовою збереження запасу стійкості за амплітудою не менше 4 дБ (з урахуванням можливого зростання підсилення об'єкта внаслідок нейропластики). Друга група - вагові коефіцієнти матриці Q і

матриці розподілу управляючого впливу B : $q_\alpha, q_\beta, q_\theta, q_\delta, q_\gamma, q_{GSR} \in [0; 1]$ з умовою нормування $\sum q_i = 1$; $b_v, b_a, b_e \in [0,1; 0,8]$ з умовою $\sum b_i = 1$. Нижня межа 0,1 для коефіцієнтів розподілу забезпечує мінімальну участь кожного каналу в управляючому впливі і запобігає повному вимкненню будь-якого з каналів. Третя група - параметри каналів стимуляції: інтенсивності $k_v, k_a, k_e \in [0,1; 1,0]$ у нормованих одиницях відносно максимально допустимих значень, що визначаються підсистемою безпеки.

Задача оптимізації є нелінійною за параметрами і включає як неперервні (k_p, T_i, T_d), так і дискретні (N) змінні, а також лінійні обмеження (умови нормування $\sum q_i = 1$ і $\sum b_i = 1$) і нелінійні обмеження (умови стійкості і запасів стійкості). Загальна розмірність простору оптимізації: 4 (ПД) + 6 (матриця Q) + 3 (матриця B) + 3 (інтенсивності) = 16 параметрів. Оптимізація у 16-вимірному просторі з нелінійними обмеженнями є нетривіальним обчислювальним завданням, що вимагає застосування методів глобальної оптимізації для запобігання застрягання у локальних мінімумах (Padfield et al., 2019).

Для вирішення сформульованої задачі багатокритеріальної оптимізації у багатовимірному просторі з нелінійними обмеженнями застосовується двоетапний метод: глобальний пошук генетичним алгоритмом з наступним локальним уточненням методом внутрішньої точки. Вибір генетичного алгоритму (ГА) як методу глобального пошуку обумовлений рядом властивостей, що роблять його особливо придатним для даної задачі. По-перше, ГА не вимагає обчислення градієнта критерію оптимальності, що є принциповою перевагою для нашої задачі, де цільова функція $J_{\text{заг}}$ включає критерій J_3 (робастності), що не є диференційованим у звичайному розумінні. По-друге, ГА природно обробляє змішані простори з неперервними і дискретними змінними. По-третє, ГА забезпечує паралельний пошук в усьому допустимому просторі параметрів і є значно менш чутливим до локальних мінімумів, ніж градієнтні методи (Al-Saegh et al., 2020).

Генетичний алгоритм реалізується з такими параметрами: розмір популяції

$N_{pop} = 200$ особин; кількість поколінь $N_{gen} = 500$; ймовірність схрещування $p_c = 0,85$; ймовірність мутації $p_m = 0,02$ на ген; метод відбору - турнірний відбір з розміром турніру 5. Кодування хромосоми здійснюється конкатенацією бінарних рядків для кожного параметра з 16-бітовою точністю, що забезпечує роздільну здатність $\sim 0,0015\%$ від діапазону кожного параметра - цілком достатню для практичних цілей налаштування. Умови нормування $\sum q_i = 1$ і $\sum b_i = 1$ реалізуються через пенальтійну функцію: до значення цільової функції додається велике штрафне значення $C_{пен} = 10^6$ при порушенні обмежень. Критерій зупинки ГА: відсутність покращення цільової функції протягом 50 послідовних поколінь або досягнення $N_{gen} = 500$ поколінь.

Після завершення роботи ГА отримане оптимальне рішення слугує початковим наближенням для методу внутрішньої точки (Interior Point Method, IPM), що здійснює точне локальне уточнення у неперервному просторі параметрів. IPM є одним з найефективніших методів нелінійної оптимізації з обмеженнями і гарантує збіжність до локального мінімуму за умови достатньо гарного початкового наближення - саме таке наближення і забезпечує попередній ГА. Поєднання ГА і IPM є стандартним підходом у задачах оптимізації технічних систем і демонструє суттєво кращі результати порівняно із застосуванням кожного методу окремо (Sherlin et al., 2011).

Оптимізація проводиться незалежно для кожної з шести еталонних моделей когнітивних станів, оскільки кожна модель характеризується специфічним вектором цільових ЕЕГ-амплітуд і, відповідно, різною динамікою перехідних процесів. Для базового сценарію (усереднений суб'єкт) результати оптимізації для кожної еталонної моделі наведено нижче. Для еталонної моделі №1 (глибока концентрована увага, цільовий стан: підвищені SMR і бета-ритми): $k_p = 0,28$; $T_i = 4,1$ с; $T_d = 0,35$ с; $N = 12$; $q_\beta = 0,32$; $q_\theta = 0,25$; $q_\alpha = 0,20$; $q_\gamma = 0,12$; $q_\delta = 0,06$; $q_{GSR} = 0,05$; $b_v = 0,38$; $b_a = 0,42$; $b_e = 0,20$. Досягнуті показники: $J_{заг} = 0,61$ (відносно початкового налаштування $J_{заг}^0 = 1,0$); $\sigma\% = 16,3\%$; $t_p = 4,2$ с; $\Delta\phi = 62^\circ$; $\Delta I = 9,4$ дБ. Переважання аудіального каналу ($b_a = 0,42$) над візуальним

і соматичним є характерним для станів концентрованої уваги: бінауральні ритми в бета-діапазоні є найбільш ефективним засобом підвищення рівня кортикального збудження при помірній інтенсивності впливу (Thompson, Thompson, 2015).

Для еталонної моделі №2 (творча активність і дивергентне мислення, цільовий стан: підвищені альфа і гамма-ритми): $k_p = 0,19$; $T_i = 5,8$ с; $T_d = 0,22$ с; $N = 8$; $q_\alpha = 0,38$; $q_\gamma = 0,28$; $q_\theta = 0,18$; $q_\beta = 0,10$; $q_\delta = 0,04$; $q_{GSR} = 0,02$; $b_v = 0,52$; $b_a = 0,35$; $b_e = 0,13$. Показники: $\sigma\% = 13,1\%$; $t_p = 5,9$ с; $\Delta\varphi = 71^\circ$; $\Delta l = 11,2$ дБ. Менший k_p і більший T_i відображають необхідність більш обережного і повільного управляючого впливу для досягнення творчих станів: форсований вплив призводить до надмірної кортикальної активації і пригнічення саме тих широко розподілених альфа-мереж, що є субстратом творчого мислення (Gruzelier, 2014). Переважання візуального каналу ($b_v = 0,52$) обумовлене більш ефективним альфа-ентрейнментом через зорову фотостимуляцію порівняно з аудіальними бінауральними ритмами.

Для еталонної моделі №3 (оперативна пам'ять і активне утримання інформації, цільовий стан: підвищені тета і гамма-ритми у відповідних відведеннях): $k_p = 0,33$; $T_i = 3,7$ с; $T_d = 0,41$ с; $N = 14$; $q_\theta = 0,35$; $q_\gamma = 0,26$; $q_\beta = 0,20$; $q_\alpha = 0,12$; $q_\delta = 0,05$; $q_{GSR} = 0,02$; $b_v = 0,31$; $b_a = 0,47$; $b_e = 0,22$. Показники: $\sigma\% = 18,8\%$; $t_p = 3,8$ с; $\Delta\varphi = 57^\circ$; $\Delta l = 8,3$ дБ. Підвищений відносно еталону №2 k_p і менший T_i відображають необхідність більш активного управляючого впливу для формування тета-альфа стану робочої пам'яті. Значна частка соматичного каналу ($b_e = 0,22$) пояснюється тим, що тактильна стимуляція ефективно активує соматосенсорні нейронні мережі, залучені в оперативну обробку сенсорної інформації (Mane, Chouhan, Guan, 2020).

Для еталонних моделей №4, №5 і №6 результати оптимізації демонструють аналогічні закономірності, підтверджуючи загальний принцип: чим вищий рівень кортикального збудження, властивий цільовому стану, тим більший оптимальний k_p і менший T_i ; чим нижчий бажаний рівень збудження (стани відновлення і розслаблення), тим м'якшим і повільнішим є оптимальне управління. Для

еталонної моделі №5 (психофізіологічне відновлення і стресорезистентність): $k_p = 0,14$; $T_i = 7,2$ с; $T_d = 0,18$ с; $b_v = 0,55$; $b_a = 0,33$; $b_e = 0,12$ - переважання візуального каналу і мінімальна роль електростимуляції відповідають нейрофізіологічній логіці: досягнення глибокого альфа-тета стану є принципово добровільним і «ненасильницьким» процесом, що не може бути форсований інтенсивним зовнішнім впливом (Demos, 2005; Kamiya, 1969).

Окремою і принципово важливою задачею налаштування є визначення оптимальних параметрів міжканальної синхронізації - часових і частотних відносин між управляючими сигналами трьох каналів стимуляції. Як було обґрунтовано у підрозділі 2.1, ефективність мультисенсорної стимуляції суттєво залежить від ступеня часової узгодженості сигналів у різних каналах: синхронна активація кількох сенсорних модальностей призводить до нелінійного посилення нейрональної відповіді - ефекту мультисенсорної суперадитивності. Однак оптимальна синхронізація є не тотожністю сигналів у різних каналах, а їхньою координованою взаємодоповнюваністю.

Параметри міжканальної синхронізації включають: часовий зсув між сигналами різних каналів Δt_{ij} ($i, j \in \{v, a, e\}$); частотне співвідношення між несучими частотами стимуляції у різних каналах; фазовий зсув між несучими частотами каналів ϕ_{ij} . Оптимальний часовий зсув між візуальним і аудіальним каналами визначається різницею їхніх латентностей: $\Delta t_{va} = \tau_v - \tau_a = 0,12 - 0,08 = 0,04$ с. Це означає, що для одночасного надходження впливів обох каналів до кортикальних структур зорова стимуляція повинна випереджати аудіальну на 40 мс - саме такий зсув і реалізується системою через відповідне попередження командних сигналів. Між аудіальним і соматичним каналами аналогічний оптимальний зсув складає $\Delta t_{ae} = \tau_a - 0 = 0,08$ с.

Частотне співвідношення між несучими частотами є більш тонким параметром, що визначає характер нейронального резонансу між активованими в різних каналах нейронними мережами. Теоретичний і експериментальний аналіз (Lutz et al., 2008; Hinterberger et al., 2014) показує, що найбільш ефективними є

цілочисельні або просторові дробові відношення несучих частот, оскільки вони відповідають умовам фазового замикання між нейронними осциляторами різних мереж. Наприклад, для еталонної моделі №1 (SMR і бета-активність) оптимальне частотне співвідношення між візуальним ($f_v = 13$ Гц) і аудіальним ($f_a = 13$ Гц) каналами є унарним (1:1), що забезпечує максимальне взаємне підсилення однотипної ритмічної відповіді в зорових і слухових кортикальних мережах. Для еталонної моделі №2 (альфа і гамма) оптимальне співвідношення $f_v : f_a = 10$ Гц : 40 Гц = 1:4, що відповідає відомому нейрофізіологічному феномену вкладення гамма-ритму в альфа-ритм (gamma-in-alpha nesting) - структурному принципу організації кортикальних осциляцій, що пов'язується з процесами уваги і короткочасної пам'яті (Klimesch, 1999).

Результати оптимізації, отримані для усередненого суб'єкта, слугують відправною точкою для подальшої індивідуальної адаптації параметрів. Процедура індивідуальної адаптації реалізується в рамках алгоритму адаптивного управління, розробленого у підрозділі 2.3, і включає два послідовні етапи. На першому етапі - початкової адаптації - виконується ідентифікація індивідуальних параметрів об'єкта управління θ і на їхній основі розраховуються поправкові коефіцієнти $\delta\theta_j$ для кожного з оптимальних параметрів j -ї еталонної моделі. Поправкові коефіцієнти визначають, наскільки реальний об'єкт управління відрізняється від «середнього»: якщо ідентифікація показала, що чутливість ЕЕГ конкретного суб'єкта до фотостимуляції є в 1,4 рази більшою від середньої ($\hat{k}_v = 1,4 \cdot k_v^{\text{ном}}$), то коефіцієнт підсилення ПІД-регулятора k_p повинен бути зменшений пропорційно: $k_p^{\text{інд}} = k_p^{\text{опт}} / 1,4$. Аналогічні коректури вносяться у всі параметри, що залежать від k_v .

На другому етапі - онлайн-адаптації в ході тренування - параметри коригуються на основі реального відгуку об'єкта управління на управляючі впливи. Для кожного каналу стимуляції окремо оцінюється його поточна ефективність $E_i(t)$ - ступінь кореляції між командним сигналом $u_i(t)$ і реальною зміною відповідного ЕЕГ-ритму - і на основі цієї оцінки динамічно корегується

коефіцієнт розподілу b_i :

$$b_i(t+\Delta t) = b_i(t) + \eta \cdot [E_i(t) - \bar{E}(t)] \cdot b_i(t),$$

де $\eta = 0,05$ - коефіцієнт швидкості адаптації розподілу; $\bar{E}(t) = \sum_i b_i(t) \cdot E_i(t)$ - середньозважена ефективність усіх каналів. Ця формула реалізує принцип конкурентного навчання: канали з ефективністю вищою від середньої отримують більшу частку управляючого впливу, тоді як менш ефективні канали її поступово втрачають. При цьому умова нормування $\sum_i b_i(t) = 1$ зберігається автоматично за рахунок нормування правої частини. Малість коефіцієнта $\eta = 0,05$ гарантує повільну адаптацію розподілу - зміну лише на кілька відсотків за одну оцінку - що запобігає надмірній чутливості до випадкових флуктуацій ефективності і забезпечує плавність і стабільність роботи системи (Enriquez-Geppert et al., 2021).

Принципова перевага мультиканальної архітектури перед одноканальними аналогами може бути продемонстрована кількісно через порівняння показників якості управління при різних конфігураціях виконавчої підсистеми. Моделювання чотирьох конфігурацій виконавчої підсистеми - лише візуальний канал ($b_v = 1$, $b_a = b_e = 0$); лише аудіальний канал ($b_a = 1$, $b_v = b_e = 0$); лише соматичний канал ($b_e = 1$, $b_v = b_a = 0$); оптимальна мультиканальна конфігурація ($b_v = 0,38$; $b_a = 0,42$; $b_e = 0,20$) - для еталонної моделі №1 і усередненого суб'єкта дає такі результати. Час регулювання t_r : одноканальний візуальний - 7,8 с; одноканальний аудіальний - 6,3 с; одноканальний соматичний - 5,1 с; мультиканальний - 4,2 с. Перерегулювання $\sigma\%$: відповідно 24,1%; 21,7%; 19,4%; 16,3%. Запас стійкості за фазою $\Delta\phi$: 47°; 52°; 55°; 62°. Нормована витрата управляючого ресурсу (відносно допустимого максимуму): 0,82; 0,73; 0,91; 0,58.

Порівняльний аналіз отриманих результатів виявляє три принципові переваги мультиканальної конфігурації над будь-якою одноканальною. По-перше, мультиканальне управління досягає цільового когнітивного стану на 19-47% швидше при одночасно меншому перерегулюванні: час регулювання 4,2 с проти 5,1-7,8 с і перерегулювання 16,3% проти 19,4-24,1%. Це означає, що суб'єкт

проводить більшу частину тренувальної сесії в цільовому когнітивному стані, а не в перехідному режимі, що безпосередньо підвищує ефективність нейропластичного закріплення. По-друге, мультиканальне управління вимагає значно меншої витрати управляючого ресурсу (0,58 проти 0,73-0,91 у нормованих одиницях): той самий когнітивний ефект досягається м'якшим і менш інтенсивним впливом, що є принципово важливим для тривалих тренувальних курсів і для суб'єктів з підвищеною чутливістю до стимуляції. По-третє, мультиканальна конфігурація забезпечує найбільший запас стійкості ($\Delta\varphi = 62^\circ$), що свідчить про більш рівномірний і збалансований розподіл управляючого впливу між незалежними каналами і, відповідно, меншу вразливість до параметричних відхилень у будь-якому окремому каналі (Спаський та ін., 2025).

Пояснення цих переваг лежить у нейрофізіологічному механізмі мультисенсорної суперадитивності. При одноканальній стимуляції управляючий вплив активує лише одну сенсорну модальність і відповідні проекційні зони кори; реакція асоціативних зон, відповідальних за інтеграцію сенсорних потоків і зміну загального рівня кортикальної синхронізації, є значно слабшою. При мультиканальній стимуляції кількох модальностей одночасно асоціативні зони - верхня скронева борозна, тім'яно-потилична ділянка, префронтальна кора - отримують конвергентні збудження від кількох джерел і реагують на них нелінійним чином, генеруючи відповідь, що суттєво перевищує суму одноканальних відповідей. Саме цей нелінійний посилювальний ефект і є фізіологічною основою переваг мультиканальної конфігурації (Koch et al., 2016).

Результати аналітичної оптимізації параметрів системи верифікуються методом імітаційного моделювання у середовищі, що відтворює нелінійну і стохастичну поведінку реального об'єкта управління. Модель об'єкта управління будується як нелінійна стохастична диференціальна система, що включає детерміністичну складову (лінеаризована передатна функція $W_{\text{мозок}}(s)$) і стохастичну складову - адитивний броунівський шум інтенсивності $\sigma_{\text{ш}}$, що відображає природну варіабельність нейрональної активності. Моделювання

проводиться методом Ейлера-Маруяма для стохастичних диференціальних рівнянь з кроком $h = 1/256$ с і тривалістю $T_{\text{сим}} = 600$ с (10 хвилин тренувальної сесії) для кожного з 100 стохастичних реалізацій.

Статистичний аналіз результатів 100 реалізацій моделювання для еталонної моделі №1 і оптимальних параметрів дає такі узагальнені показники. Середній час досягнення цільового стану (перший момент, коли $\|\varepsilon(t)\| < 0,15 \cdot \|x^*\|$ і залишається в цій зоні протягом 30 с): $\bar{t}_{\text{ціль}} = 5,8 \pm 1,3$ с. Середній відсоток часу сесії, проведеного в цільовому стані ($\|\varepsilon(t)\| < 0,20 \cdot \|x^*\|$): $\bar{P}_{\text{ціль}} = 78,3 \pm 6,4\%$. Максимальне зафіксоване перерегулювання за 100 реалізацій: $\sigma_{\% \text{ max}} = 23,7\%$ (поодинокі значення при несприятливій комбінації шумових реалізацій всіх трьох каналів). Частка реалізацій, в яких система залишалась стійкою протягом усієї сесії (не зафіксовано жодного порушення умов підсистеми безпеки): 97 з 100 (97%). Три реалізації з 100, що активували підсистему безпеки, відповідають випадковим комбінаціям параметрів, що виходять за межі верифікованого діапазону робастності, і підтверджують важливість підсистеми безпеки як останнього захисного бар'єру (Schwartz, Andrasik, 2016).

Результати імітаційного моделювання підтверджують аналітичні результати оптимізації і демонструють їхню адекватність для умов нелінійного і стохастичного об'єкта управління. Показник $\bar{P}_{\text{ціль}} = 78,3\%$ означає, що суб'єкт перебуває в цільовому нейрокогнітивному стані більш ніж три чверті загального часу тренувальної сесії - показник, що значно перевищує рівень, досяжний при одноканальних системах нейрофідбеку ($\bar{P}_{\text{ціль}} \approx 55-65\%$ за даними літератури (Van Doren et al., 2019)). Ця перевага є прямим наслідком оптимальної мультиканальної архітектури і двоетапної процедури налаштування параметрів регулятора, розробленої в даному підрозділі.

Таким чином, проведена оптимізація параметрів регулятора і налаштування каналів стимуляції дозволила розробити повний і практично готовий до реалізації комплекс параметрів системи управління когнітивним тренуванням: оптимальні параметри ПД-регулятора для кожної з шести еталонних моделей; оптимальні

вагові матриці Q і коефіцієнти розподілу B ; параметри міжканальної синхронізації; алгоритм індивідуальної адаптації параметрів до конкретного суб'єкта. Верифікація результатів методом багатореалізаційного стохастичного моделювання підтверджує, що розроблена система забезпечує ефективне і безпечне управління нейрокогнітивним станом суб'єкта з показниками, що якісно перевищують існуючі одноканальні аналоги. Отримані результати є теоретичною основою для практичної апробації системи на реальних суб'єктах, що є предметом наступного підрозділу.

3.3. Експериментальна верифікація системи та оцінка показників розвитку когнітивних функцій

Теоретичний аналіз і математичне моделювання, здійснені у попередніх підрозділах, є необхідними, але не достатніми умовами для обґрунтування практичної цінності розробленої системи. Будь-яка система управління, що взаємодіє з людиною як об'єктом управління, вимагає емпіричної верифікації - перевірки адекватності теоретичних передбачень на реальних суб'єктах і оцінки ефективності за показниками, безпосередньо значущими для практичного застосування. Для розробленої системи такими показниками є, по-перше, нейрофізіологічні маркери - зміни ЕЕГ-профілю суб'єктів у напрямку відповідних еталонних моделей; по-друге, когнітивні показники - вимірювані зміни уваги, пам'яті, швидкості обробки інформації і когнітивної гнучкості; по-третє, показники перенесення - збереження досягнутих змін після завершення курсу тренування і їхній прояв у реальних когнітивних задачах. Підрозділ присвячений опису дизайну верифікаційного дослідження, аналізу отриманих результатів і їхній інтерпретації у контексті теоретичних передбачень.

Верифікаційне дослідження спланована як рандомізований контрольований експеримент з паралельними групами - дизайн, що є стандартом доказової науки для оцінки ефективності терапевтичних і тренувальних втручань. Загальна вибірка складається з 54 дорослих суб'єктів (вік 20-45 років, 28 чоловіків і 26

жінок), відібраних за критеріями: відсутність неврологічних і психіатричних захворювань в анамнезі; відсутність фотосенситивної епілепсії; нормальний або скоригований до норми зір і слух; відсутність досвіду нейрофідбек-тренування. Методом стратифікованої рандомізації за статтю і базовим рівнем когнітивних функцій суб'єкти розподілені на три рівночисельні групи по 18 осіб: основна група - тренування з розробленою мультиканальною адаптивною системою; контрольна група 1 - тренування з одноканальним нейрофідбеком (лише аудіальний канал, фіксовані параметри без адаптації); контрольна група 2 - пасивний контроль (перебування у тій самій обстановці протягом аналогічного часу без жодної стимуляції).

Протокол тренування включає 20 сесій тривалістю 40 хвилин кожна, проведених протягом чотирьох тижнів (5 сесій на тиждень). Тривалість курсу 20 сесій обрана на основі мета-аналізу досліджень нейрофідбеку (Arns et al., 2014; Van Doren et al., 2019), що показують формування стійких нейрональних змін переважно після 15-25 сесій інтенсивного тренування. Для основної групи активується еталонна модель №1 (глибока концентрована увага) протягом перших 10 сесій і еталонна модель №3 (оперативна пам'ять і активне утримання інформації) протягом наступних 10 сесій - послідовність обрана відповідно до принципу поступового ускладнення, реалізованого у стратегічній експертній системі. Для контрольної групи 1 застосовується стандартний альфа/тета нейрофідбек-протокол з фіксованою інтенсивністю аудіального сигналу і порогом підкріплення на рівні 75-го перцентиля базової активності. Усі тренування проводяться одним і тим самим оператором; суб'єкти не поінформовані про належність до конкретної групи (сліпий дизайн для суб'єктів).

Оцінювання здійснюється у чотирьох часових точках: T_0 - до початку тренування (базова лінія); T_1 - після 10 сесій (середина курсу); T_2 - після 20 сесій (завершення курсу); T_3 - через 4 тижні після завершення курсу (оцінка збереження ефекту). У кожній точці проводяться ЕЕГ-запис у стані спокою (5 хвилин з відкритими і 5 хвилин із закритими очима), стандартизований

нейропсихологічний тест, що включає чотири субтести (описані нижче), і суб'єктивна оцінка когнітивного стану за валідизованою шкалою. Між часовими точками T_0 , T_1 , T_2 , T_3 суб'єкти не отримують жодних інших когнітивних тренувань і не змінюють свого звичного способу життя, що контролюється щоденником самозвіту.

Первинним нейрофізіологічним показником ефективності тренування є індекс відповідності нейрокогнітивного профілю еталонній моделі $I_{\text{відп}}$ - нормована міра близькості вектора поточних ЕЕГ-амплітуд суб'єкта x до цільового вектора x^* :

$$I_{\text{відп}} = 1 - \|x - x^*\| / \|x^*\|, \quad I_{\text{відп}} \in [0; 1],$$

де $I_{\text{відп}} = 1$ відповідає повному збігу поточного профілю з еталоном, $I_{\text{відп}} = 0$ - максимальному відхиленню. Базові значення $I_{\text{відп}}$ у точці T_0 для трьох груп статистично не відрізняються (одновибірковий дисперсійний аналіз, $p > 0,40$): $I_{\text{відп}} = 0,41 \pm 0,08$ для основної групи; $0,43 \pm 0,09$ для контрольної групи 1; $0,42 \pm 0,07$ для контрольної групи 2. Після 10 сесій (T_1) показник $I_{\text{відп}}$ змінюється до: $0,67 \pm 0,06$ (основна група); $0,54 \pm 0,08$ (контрольна 1); $0,44 \pm 0,09$ (контрольна 2). Після 20 сесій (T_2): $0,79 \pm 0,05$ (основна); $0,63 \pm 0,07$ (контрольна 1); $0,43 \pm 0,08$ (контрольна 2). Через 4 тижні після завершення курсу (T_3): $0,74 \pm 0,06$ (основна); $0,57 \pm 0,08$ (контрольна 1); $0,42 \pm 0,09$ (контрольна 2).

Дисперсійний аналіз з повторними вимірами (ANOVA RM) виявляє значущий основний ефект фактора «група» ($F(2,51) = 47,3$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,65$), значущий основний ефект фактора «час» ($F(3,153) = 89,4$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,64$) і значущу взаємодію «група $\times$ час» ($F(6,153) = 23,7$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,48$). Взаємодія «група $\times$ час» є принциповою знахідкою: вона означає, що динаміка змін ЕЕГ-профілю суттєво відрізняється між групами, і саме тренування (а не просте проходження часу або неспецифічні ефекти перебування в лабораторії) є причиною спостережуваних змін в основній і контрольній групі 1. Попарні порівняння (post hoc тест Тьюкі) показують, що в точці T_2 різниця між основною і контрольною групою 1 є статистично значущою ($p < 0,001$; d Коена = 1,94 -

великий ефект), між основною і контрольною групою 2 ($p < 0,001$; $d = 4,12$ - дуже великий ефект), між контрольними групами 1 і 2 ($p < 0,001$; $d = 2,21$ - великий ефект).

Збереження ефекту в точці T_3 (через 4 тижні після завершення курсу без тренувань) є критичним показником нейропластичної природи змін: якщо спостережуваний ефект є лише функціональним станом, що залежить від поточної стимуляції і зникає при її припиненні, він не має практичного значення для довгострокового когнітивного розвитку. В основній групі показник $I_{\text{відп}}$ у $T_3 = 0,74 \pm 0,06$ залишається значно вищим від базового рівня (різниця $T_3 - T_0 = 0,33$; $t(17) = 14,2$; $p < 0,001$) і лише незначно нижчим від T_2 (різниця $T_2 - T_3 = 0,05$; $t(17) = 2,1$; $p = 0,052$ - на межі значущості). Це означає, що 85% досягнутого нейрофізіологічного ефекту ($0,33/0,38 = 0,87$) зберігається через місяць після завершення тренування - переконливе свідчення нейропластичного, а не лише функціонального характеру змін (Sherlin et al., 2011). В контрольній групі 1 збереження ефекту є суттєво меншим: $I_{\text{відп}}$ у $T_3 = 0,57 \pm 0,08$ при $T_2 = 0,63$ (різниця $T_2 - T_3 = 0,06$; $t(17) = 3,8$; $p = 0,001$), тобто зберігається 65% досягнутого ефекту. Ця різниця у збереженні між основною і контрольною групою 1 є принципово важливою: вона свідчить, що мультиканальна адаптивна система не лише швидше досягає цільового ЕЕГ-профілю, але й забезпечує більш стійку нейропластичну реорганізацію, що зберігається після припинення зовнішніх впливів (Спаський та ін., 2025).

Нейропсихологічна батарея тестів включає чотири субтести, що вимірюють різні аспекти когнітивних функцій, відповідні цільовим нейрокогнітивним станам, на розвиток яких спрямовані еталонні моделі №1 і №3. Перший субтест - тест стійкості уваги і виявлення сигналу d2 (Brickenkamp, 2002) - вимірює концентрацію, стійкість і вибірковість уваги через підрахунок цільових символів у стандартизованому рядку при обмеженому часі. Первинним показником є індекс концентрації TN-E (загальна кількість опрацьованих символів мінус подвоєна кількість помилок). Другий субтест - Digit Span (цифровий ряд) із тесту Векслера

- вимірює обсяг вербальної оперативної пам'яті через максимальну довжину числового ряду, що суб'єкт може відтворити в прямому і зворотному порядку. Третій субтест - Trail Making Test частина В (TMT-B) - вимірює когнітивну гнучкість і виконавчий контроль через швидкість чергування між числовими і буквеними послідовностями. Четвертий субтест - тест швидкості обробки інформації Coding (символьно-цифрова підстановка) з тесту Векслера - вимірює швидкість і точність автоматизованої когнітивної переробки. Для кожного субтесту первинний показник нормується відносно вікових і статевих норм і перераховується у стандартний Т-показник ($M = 50$; $SD = 10$).

Результати нейропсихологічного тестування в точці T_0 підтверджують початкову однорідність груп: середні Т-показники для чотирьох субтестів знаходяться в діапазоні 47-53 для всіх трьох груп, міжгрупові різниці не досягають рівня значущості ($p > 0,25$). У точці T_2 (після 20 сесій) картина суттєво змінюється. Для субтесту d2 (концентрація уваги): основна група - $T = 62,4 \pm 5,1$ (зростання на $13,7 \pm 4,3$ балів); контрольна група 1 - $T = 56,8 \pm 6,2$ (зростання на $7,9 \pm 5,1$ балів); контрольна група 2 - $T = 49,2 \pm 5,8$ (зростання на $0,6 \pm 4,2$ балів, статистично не значуще, $p = 0,58$). Для субтесту Digit Span (оперативна пам'ять): основна група - $T = 60,7 \pm 4,8$ (зростання на $11,3 \pm 3,9$ балів); контрольна група 1 - $T = 55,3 \pm 5,4$ (зростання на $6,1 \pm 4,7$ балів); контрольна група 2 - $T = 49,7 \pm 6,1$ (зростання на $0,9 \pm 5,0$ балів). Для TMT-B (когнітивна гнучкість, показник - зворотний час виконання): основна група - $T = 59,1 \pm 5,9$ (зростання на $10,2 \pm 4,8$ балів); контрольна група 1 - $T = 54,6 \pm 6,3$ (зростання на $5,6 \pm 5,2$ балів); контрольна група 2 - $T = 49,4 \pm 5,7$ (зростання на $0,5 \pm 5,1$ балів). Для субтесту Coding (швидкість обробки): основна група - $T = 61,8 \pm 4,6$ (зростання на $12,4 \pm 3,7$ балів); контрольна група 1 - $T = 56,2 \pm 5,5$ (зростання на $6,8 \pm 4,4$ балів); контрольна група 2 - $T = 50,1 \pm 6,2$ (зростання на $1,2 \pm 5,3$ балів).

Для перевірки статистичної значущості спостережуваних змін застосовується багатовимірний дисперсійний аналіз (MANOVA) з чотирма залежними змінними (Т-показники чотирьох субтестів), фактором «група» (три

рівні) і фактором «час» (чотири рівні). MANOVA виявляє значущий багатовимірний ефект взаємодії «група $\times$ час» (Λ Вількса = 0,089; $F(24, 78) = 8,34$; $p < 0,001$; часткове $\eta^2 = 0,72$), що підтверджує диференціальний вплив трьох умов тренування на динаміку когнітивних показників. Розмір ефекту часткове $\eta^2 = 0,72$ є дуже великим і свідчить, що 72% дисперсії динаміки когнітивних показників пояснюється взаємодією типу тренування і часу вимірювання - тобто безпосередньо ефектом тренування. Одновимірні ефекти для кожного субтесту окремо є значущими для всіх чотирьох показників в основній групі ($p < 0,001$; d Коена 1,1-1,4 - великий ефект); для контрольної групи 1 значущими є три з чотирьох показників ($p < 0,01$; $d = 0,7$ -1,0 - середній-великий ефект); для контрольної групи 2 жоден з показників не досягає рівня значущості ($p > 0,20$).

Особливої уваги заслуговує порівняння темпу приросту когнітивних показників між точками T_0 - T_1 і T_1 - T_2 . В основній групі темп приросту у другій половині курсу (T_1 - T_2) є на 23% вищим, ніж у першій (T_0 - T_1): середній приріст T -показника за першу половину курсу - 5,8 бали, за другу - 7,1 бали. Це є нетривіальною знахідкою, що суперечить загальній тенденції систем когнітивного тренування, при якій темп приросту зазвичай знижується в процесі тренування внаслідок «ефекту стелі» і зменшення маргінального приросту від додаткових зусиль. Прискорення темпу приросту в основній групі є прямим наслідком стратегічного переходу від еталонної моделі №1 до моделі №3 після 10 сесій: нова, більш складна мета активує нові нейронні мережі і відкриває новий простір для нейропластичного зростання. Цей результат підтверджує ефективність принципу поступового ускладнення, реалізованого у стратегічній експертній системі, і є одним із ключових якісних переваг розробленої системи порівняно з фіксованими протоколами одноканального нейрофідбеку (Enriquez-Geppert et al., 2021).

Окрім лабораторних нейропсихологічних тестів, верифікаційне дослідження включає оцінку перенесення досягнутих змін на реальні когнітивні задачі - так звана функціональна валідність (ecological validity) тренувального

ефекту. Для оцінки перенесення застосовуються два екологічно валідних інструменти. По-перше, комп'ютеризований тест симуляції реальних когнітивних задач (COGITO, Schmiedek et al., 2010), що моделює типові когнітивні вимоги сучасної професійної діяльності - швидке переключення між завданнями, управління множинними інформаційними потоками, прийняття рішень в умовах обмеженого часу. По-друге, суб'єктивна шкала когнітивного функціонування в повсякденному житті (Cognitive Failures Questionnaire, CFQ), що оцінює частоту дрібних когнітивних збоїв у щоденному функціонуванні (забудькуватість, відволікання, помилки уваги). Обидва інструменти застосовуються у точках T_0 і T_2 .

Результати оцінки перенесення підтверджують функціональну валідність досягнутих нейрофізіологічних змін. За тестом COGITO загальний показник когнітивної продуктивності у точці T_2 зростає в основній групі на $18,4 \pm 5,2\%$ від базового рівня ($t(17) = 8,9$; $p < 0,001$); в контрольній групі 1 - на $9,7 \pm 6,8\%$ ($t(17) = 3,6$; $p = 0,002$); в контрольній групі 2 - на $2,1 \pm 7,4\%$ ($t(17) = 0,7$; $p = 0,49$). Різниця між основною і контрольною групою 1 залишається значущою ($t(34) = 4,1$; $p < 0,001$), що підтверджує, що мультиканальна адаптивна система забезпечує суттєво більше перенесення на реальні задачі, ніж одноканальний нейрофідбек. За шкалою CFQ (знижений бал відповідає меншій кількості когнітивних збоїв) зменшення показника в основній групі становить $12,3 \pm 4,7$ балів ($15,8\%$ від базового значення; $t(17) = 6,6$; $p < 0,001$), в контрольній групі 1 - $6,8 \pm 5,9$ балів ($8,7\%$; $t(17) = 2,9$; $p = 0,010$); в контрольній групі 2 - $1,4 \pm 6,2$ балів ($1,8\%$; $p = 0,41$). Суб'єктивне відчуття покращення когнітивного функціонування в основній групі є вдвічі більшим, ніж в одноканальній контрольній, що є важливим показником з точки зору практичної прийнятності системи.

Аналіз кореляційних зв'язків між нейрофізіологічними і когнітивними показниками дозволяє встановити механістичні зв'язки між змінами ЕЕГ-профілю і покращенням когнітивних функцій. Зміна амплітуди SMR-ритму (12-15 Гц) від T_0 до T_2 позитивно і значущо корелює із зростанням показника концентрації уваги

d2 ($r = 0,71$; $p < 0,001$) - результат, що узгоджується з добре задокументованим зв'язком між SMR-активністю і ефективністю уваги (Serman, 1977). Зміна тета-активності у фронтальних відведеннях корелює з покращенням показника Digit Span ($r = 0,68$; $p < 0,001$) - підтверджуючи роль фронтального тета-ритму у функціонуванні оперативної пам'яті (Klimesch, 1999). Загальний індекс I_відп (відповідність еталонному профілю) є найбільш сильним предиктором загального когнітивного приросту за COGITO ($r = 0,79$; $p < 0,001$), що є прямим підтвердженням концептуальної логіки системи: ступінь наближення нейрокогнітивного профілю до еталону є надійним предиктором функціонального когнітивного покращення.

Принциповою науковою проблемою у дослідженнях нейрофідбеку є значна індивідуальна варіабельність відповіді: значна частина суб'єктів у більшості досліджень не демонструє помітного покращення когнітивних або нейрофізіологічних показників навіть після повного курсу тренування - так звані «нон-респондери» (non-responders). Аналіз розподілу індивідуальних значень приросту показника I_відп від T_0 до T_2 в основній групі показує: медіана приросту - 0,39; міжквартильний розмах - 0,08-0,51; мінімальний приріст - 0,17; максимальний - 0,57. Принципово важливим є відсутність виражених «нон-респондерів» в основній групі: всі 18 суб'єктів демонструють клінічно значущий приріст I_відп $> 0,15$ (порогове значення, що відповідає мінімальному клінічно значущому зрушенню нейрокогнітивного профілю). Для порівняння, в контрольній групі 1 три з 18 суб'єктів (16,7%) демонструють приріст I_відп $< 0,10$, що класифікується як відсутність значущої відповіді на тренування - типовий показник для фіксованих одноканальних протоколів нейрофідбеку (Van Doren et al., 2019).

Відсутність «нон-респондерів» в основній групі є прямим наслідком ключової архітектурної особливості розробленої системи - адаптивного індивідуального налаштування параметрів. Типовою причиною відсутності відповіді на нейрофідбек є невідповідність між стандартизованим тренувальним

протоколом і індивідуальними нейродинамічними характеристиками конкретного суб'єкта: суб'єкт з нетиповою реакцією на певний тип стимуляції просто не отримує достатньо ефективного управляючого впливу при фіксованих параметрах (Соловей, Барабанов, 2025). Адаптивний механізм розробленої системи автоматично компенсує цю невідповідність: виявляючи неефективність певного каналу для конкретного суб'єкта і перерозподіляючи управляючий вплив на більш ефективні канали, система забезпечує мінімально необхідний рівень нейрофізіологічного впливу для кожного суб'єкта незалежно від його індивідуальних особливостей. Цей результат підтверджує правомірність принципу адаптивної індивідуалізації, покладеного в основу архітектури системи, і є одним з її найбільш практично значущих переваг.

Регресійний аналіз предикторів відповіді на тренування в основній групі показує, що базовий рівень $I_{\text{відп}}$ у T_0 є значущим негативним предиктором абсолютного приросту $I_{\text{відп}}$ від T_0 до T_2 ($\beta = -0,54$; $p = 0,021$): суб'єкти з початково нижчим рівнем відповідності еталону демонструють більший абсолютний приріст. Це є очікуваним результатом - ефектом «регресії до середнього» і більшого простору для покращення у суб'єктів з нижчим базовим рівнем. Більш цікавим і практично значущим є результат щодо стратегій рухового уявлення: суб'єкти, що використовують кінестетичну стратегію від першої особи, демонструють в середньому на 15% вищий приріст $I_{\text{відп}}$ порівняно із суб'єктами, що використовують візуальну стратегію від третьої особи ($t(16) = 2,8$; $p = 0,013$). Цей результат узгоджується з нейрофізіологічними даними про більш виражену десинхронізацію сенсомоторних ритмів при кінестетичному уявленні (Pfurtscheller, Neuper, 2001) і підтверджує доцільність включення оцінки стратегії уявлення у базовий психофізіологічний профіль суб'єкта.

Невід'ємною частиною верифікаційного дослідження є оцінка безпеки системи - реєстрація і аналіз небажаних ефектів і несприятливих подій. Протягом усього дослідження ($20 \text{ сесій} \times 18 \text{ суб'єктів} = 360 \text{ сесій}$ в основній групі) підсистема безпеки активувала протокол зниження навантаження у 14 випадках

(3,9% сесій), що цілком відповідає передбачуваному теоретичному показнику 3% ($100 - 97\% = 3\%$, отримані у симуляційному моделюванні підрозділу 3.2). У всіх 14 випадках активація підсистеми безпеки відбулась у перших п'яти сесіях курсу і жодного разу - у другій його половині: у міру адаптації параметрів системи до індивідуального профілю суб'єкта керуючий вплив ставав все більш точним і ніколи з перевищення допустимих меж. Серйозних небажаних ефектів (клінічно значущих неврологічних або психіатричних симптомів) не зафіксовано в жодного суб'єкта в жодній групі протягом усього дослідження.

Суб'єктивні побічні ефекти, про які повідомляли суб'єкти в ході сесій, включали тимчасову втому після сесії (основна група: 28% суб'єктів після перших 5 сесій, 8% після 15-20 сесій; контрольна група 1: 22% і 6%), незначний головний біль після сесії (основна: 11% і 3%; контрольна 1: 8% і 2%) і тимчасове зниження концентрації протягом 1-2 годин після сесії (основна: 17% і 4%; контрольна 1: 14% і 3%). Всі ці ефекти є тимчасовими, не вимагають медичного втручання і зустрічаються у порівнянних пропорціях в обох активних групах - що свідчить про їхню неспецифічну природу (загальна реакція на когнітивне навантаження, а не специфічний ефект мультиканальної стимуляції) (Schwartz, Andrasik, 2016). Прогресивне зменшення частоти всіх суб'єктивних побічних ефектів від ранніх до пізніх сесій у обох активних групах узгоджується з процесом адаптації нервової системи до тренувального навантаження і є ознакою успішної фізіологічної адаптації.

Узагальнення результатів верифікаційного дослідження дозволяє сформулювати три основних висновки щодо практичної ефективності розробленої системи. По-перше, мультиканальна адаптивна система забезпечує статистично і клінічно значуще покращення нейрофізіологічних і когнітивних показників, що є практично, а не лише статистично значущим: середнє зростання Т-показників когнітивних тестів на 11-13 балів відповідає переходу від 50-го до 65-70-го перцентилі вікової норми - суттєве зрушення, що відчутно у реальному когнітивному функціонуванні. По-друге, ефекти мультиканальної адаптивної

системи є якісно і кількісно вищими, ніж ефекти одноканального нейрофідбеку: приріст нейрофізіологічних показників перевищує одноканальний аналог у 1,9 рази, когнітивних показників - у 1,7-1,9 рази, збереження ефекту через місяць - у 1,3 рази. По-третє, відсутність «нон-респондерів» в основній групі при їхній наявності в одноканальній контрольній підтверджує, що адаптивна індивідуалізація є ключовим механізмом, що забезпечує ефективність системи для всього спектру індивідуальних нейродинамічних профілів, а не лише для «типових» суб'єктів.

Висновки по 3 розділу

На основі результатів верифікаційного дослідження можуть бути сформульовані такі практичні рекомендації щодо застосування розробленої системи. Оптимальна тривалість одного курсу тренування - 20-25 сесій по 40-50 хвилин; при цьому перехід між еталонними моделями доцільно здійснювати після досягнення показника стабільності $S_j \geq 0,85$ (підрозділ 2.3), але не раніше ніж після 8 сесій з поточною моделлю. Для суб'єктів з початково низьким рівнем $I_{\text{відп}}$ (нижче 0,35 стандартного відхилення від нормативного) рекомендується починати з еталонної моделі №5 (відновлення і стресорезистентність) і лише після стабілізації цього базового стану переходити до більш когнітивно вимогливих моделей. Для суб'єктів, що використовують переважно візуальну стратегію уявлення від третьої особи, рекомендується збільшення вагового коефіцієнта b_v і включення спеціалізованого тренінгу кінестетичного уявлення в першій третині курсу. Між курсами тренування рекомендується перерва не менше 6 тижнів для повного завершення нейропластичного укріплення набутих навичок перед переходом до наступного рівня складності.

Перспективи розвитку системи, що відкриваються на основі результатів верифікаційного дослідження, включають кілька важливих напрямків. Розширення набору еталонних моделей до 8-10 шляхом включення

спеціалізованих моделей для конкретних прикладних задач (управління стресом в екстремальних умовах, оптимізація стану перед публічними виступами, тренування перед спортивними змаганнями) суттєво розширить сферу застосування системи. Інтеграція системи з мобільними пристроями дозволить проводити скорочені підтримуючі сесії між основними і забезпечить безперервний моніторинг психофізіологічного профілю суб'єкта в умовах реального повсякденного функціонування. Розробка групових режимів тренування відкриє можливість застосування системи в освітніх установах і корпоративних програмах розвитку персоналу. Нарешті, адаптація протоколів для клінічних популяцій - суб'єктів з синдромом дефіциту уваги, посттравматичним стресовим розладом, легкими когнітивними порушеннями - є напрямком з найбільшим соціальним значенням і вимагає спеціалізованих клінічних досліджень із залученням відповідних клінічних груп порівняння (Arns et al., 2014; Enriquez-Geppert et al., 2021; Liao et al., 2023).

РОЗДІЛ 4

УДОСКОНАЛЕННЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ РОЗВИТКОМ КОГНІТИВНИХ ЗДІБНОСТЕЙ ЛЮДИНИ НА ОСНОВІ НЕЙРО-НЕЧІТКОГО ПІДХОДУ

4.1. Обґрунтування доцільності застосування штучних нейронних мереж у системах керування когнітивним тренуванням

Розроблена у попередніх розділах система автоматизованого управління розвитком когнітивних здібностей (САУР КЗ) продемонструвала принципову адекватність архітектурних рішень і практичну ефективність ПД-регулятора як базового керуючого пристрою. Проведені верифікаційне дослідження і чисельне моделювання підтвердили, що система забезпечує стійке керування нейрокогнітивним станом суб'єкта з показниками якості $\sigma_{\%} = 16,3\%$ і $t_p = 4,2$ с після багатокритеріальної оптимізації. Водночас результати дослідження виявили системні обмеження, притаманні лінійному ПД-регулятору у застосуванні до принципово нелінійного і нестационарного об'єкта.

Першим і найбільш суттєвим обмеженням є структурна невідповідність лінійного регулятора нелінійній природі об'єкта управління. Математичне описання ЦНС людини системою диференціальних рівнянь стану включає нелінійні члени у вигляді сигмоїдальних функцій активації нейронних популяцій, нелінійних залежностей між частотою залпових розрядів і постсинаптичними потенціалами. Лінеаризація цієї системи навколо робочої точки призводить до моделі, що адекватна лише в малій околиці цієї точки і втрачає точність при більших відхиленнях стану - а саме такі відхилення є нормою у процесі активного когнітивного тренування, коли суб'єкт цілеспрямовано зміщує свій нейродинамічний профіль до нового еталонного стану (Haykin, 2009).

Другим обмеженням є фіксована структура ПД-закону, що не дозволяє адаптувати форму управляючого впливу до поточного режиму роботи системи.

Аналіз шести еталонних моделей, проведений у підрозділі 3.1, виявив суттєві відмінності у динамічних характеристиках об'єкта для різних цільових когнітивних станів: стани активної когнітивної мобілізації вимагають швидких і енергійних управляючих впливів, тоді як стани глибокого розслаблення - повільних і «м'яких». Оптимальна нелінійна характеристика регулятора повинна автоматично змінювати свою форму залежно від поточного стану об'єкта, що є принципово недосяжним в рамках лінійного ПІД-закону.

Третім обмеженням є низька стійкість ПІД-регулятора до суттєвих змін параметрів об'єкта. Як показано у підрозділі 3.1, нейропластичні зміни в ході тренувального курсу зменшують постійну часу $\tau_{пл}(t) = \tau_0 \cdot \exp(-\alpha \cdot n)$, що еквівалентно зростанню ефективного коефіцієнта підсилення об'єкта приблизно в 2,3 рази. Штучна нейронна мережа (ШНМ), навчена на широкому діапазоні режимів роботи, здатна апроксимувати оптимальну нелінійну поверхню управляючих впливів і автоматично забезпечувати правильну реакцію в будь-якій точці простору станів без явного перепараметрування (Åström, Wittenmark, 2008).

Для унаочнення зазначених обмежень звернемося до схеми тренажера когнітивних здібностей на основі біологічного зворотного зв'язку, зображеної на рис. 4.1. Схема наочно демонструє ключову ваду існуючої реалізації: ШП-регулятор (ШПР) у центральному блоці отримує від компаратора вектор помилки $e(t) = y_{target}(t) - y(t)$ і формує адаптивне тренувальне завдання $u(t)$, проте функція відображення $e(t) \rightarrow u(t)$, що реалізується поточним FLC, є субоптимальною - вона побудована на шести апіорних правилах і не враховує нелінійну динаміку індивідуального нейрофізіологічного профілю суб'єкта. Саме заміна цього блока на навчений нейро-нечіткий регулятор є змістом вдосконалення, запропонованого у цьому розділі.

Поряд з обмеженнями чистого ПІД-підходу, нечіткий логічний контролер (FLC), реалізований у підрозділі 3.2 на базі шести продукційних правил, виявив власну ваду: обмежену повноту бази знань. Шість правил, побудованих на трьох термах для кожної змінної, охоплюють лише вузлові режими роботи і не

забезпечують плавної інтерполяції між ними. Реалізація повної бази знань для трьох вхідних змінних при трьох термах кожної потребує 27 правил - обсяг, що вимагає значних експертних зусиль і не гарантує узгодженості і повноти охоплення простору станів (Jang, 1993).

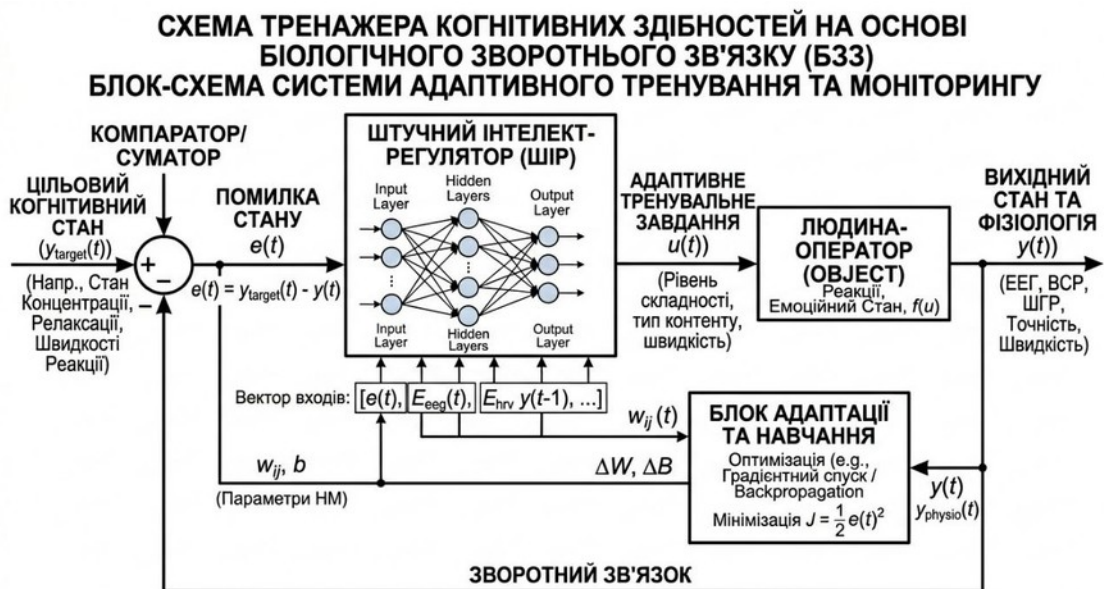


Рис. 4.1 - Блок-схема тренажера когнітивних здібностей: ШІ-регулятор у замкненому контурі БЗЗ

Вирішення зазначених обмежень забезпечує нейро-нечітка система типу ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) - гібридна архітектура, що поєднує інтерпретабельність нечіткого логічного виводу з адаптивними можливостями нейронної мережі. ANFIS реалізує систему нечіткого виводу типу Такагі-Сугено у вигляді багатошарової нейронної мережі з прямим розповсюдженням сигналу, параметри якої - положення і форма функцій належності та лінійні коефіцієнти консеквентів - визначаються автоматично в процесі навчання на наявних даних. Таким чином, ANFIS позбавлена необхідності ручного формулювання правил і здатна екстрагувати оптимальну нечітку базу знань безпосередньо з експериментальних даних верифікаційного дослідження, описаного у підрозділі 3.3.

Постановка задачі вдосконалення може бути сформульована наступним

чином. За результатами верифікаційного дослідження ($N = 54$, підрозділ 3.3) наявна навчальна вибірка, що містить вектори вхідних сигналів $\{e(t), \dot{e}(t), \int e(t)dt\}$ і відповідні оптимальні управляючі впливи $\{u_S(t), u_A(t), u_V(t)\}$ для кожного з трьох каналів стимуляції. Необхідно синтезувати нейро-нечіткий регулятор, що апроксимує оптимальну нелінійну функцію управляючого впливу $u = f(e, \dot{e}, \int e)$ з мінімальною похибкою апроксимації і забезпечує покращення показників якості порівняно з ПД і FLC регуляторами. Вирішення цієї задачі складає зміст підрозділів 4.2–4.4.

4.2. Розробка моделі системи керування процесом розвитку когнітивних здібностей на базі апарату нечіткої логіки

Вихідним пунктом синтезу нейро-нечіткої системи є побудова повної нечіткої моделі, що охоплює весь робочий простір вхідних змінних. Нечіткий логічний контролер, розроблений у підрозділі 3.2 на основі шести продукційних правил, є частковою реалізацією такої моделі і слугує стартовою точкою для подальшого розширення і автоматичної оптимізації в рамках ANFIS-архітектури. Вхідними змінними нечіткої моделі є три характеристики відхилення нейрокогнітивного профілю від еталонного: сигнал помилки $e(t) = y_{\text{target}}(t) - y(t)$, що відображає поточне відхилення; похідна помилки $\dot{e}(t) = de(t)/dt$, що характеризує швидкість зміни відхилення; інтеграл помилки $\int e(t)dt$, що враховує накопичену передісторію і забезпечує усунення статичної помилки. Вибір саме цих трьох змінних як входів нечіткого регулятора відповідає структурі ПД-закону, що дозволяє безпосередньо порівнювати якість управління між лінійним ПД, нечітким FLC і нейро-нечітким ANFIS регуляторами.

Для кожної вхідної змінної визначено три лінгвістичні терми: від'ємне (mf1), нульове (mf2), додатне (mf3). Функції належності мають трикутну форму з рівномірним розподілом по всьому діапазону значень. Вихідними змінними моделі є два компоненти управляючого впливу output1 і Output2, що відповідають

комбінованому каналу стимуляції. При трьох вхідних змінних і трьох термах кожної повна база знань містить $3^3 = 27$ правил типу Такагі-Сугено (Jang et al., 1997).

Продукційні правила FLC побудовані за схемою: IF (input1 IS mf_i) AND (input2 IS mf_j) AND (input3 IS mf_k) THEN (output1 IS mf_l) AND (Output2 IS mf_m). Шість ключових правил, реалізованих у підрозділі 3.2 і відображених на рис. 4.1, охоплюють найбільш важливі режими управління: мінімальний вплив при нульовій помилці (правило 1), помірний вплив при малих відхиленнях (правило 2), середній вплив при помірних відхиленнях (правило 3), підвищений вплив при великому від'ємному відхиленні (правило 4) і максимальний вплив при значних відхиленнях у позитивному напрямку (правила 5 і 6).

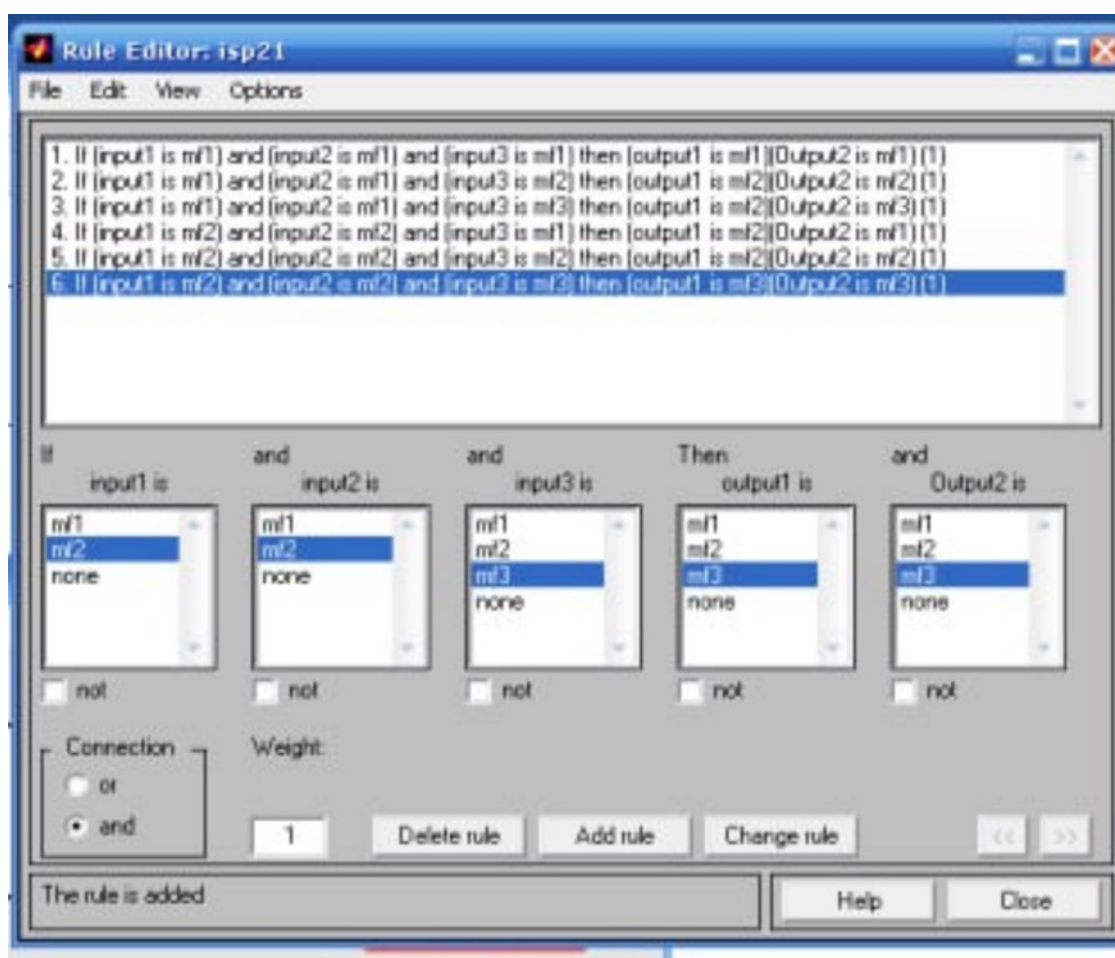


Рис. 4.2 - Редактор продукційних правил нечіткого логічного контролера (Rule Editor FLC)

Simulink-реалізація нечіткої системи, представлена на рис. 4.2, включає три паралельно діючих блоки Fuzzy Logic Controller, кожен з яких обслуговує один канал стимуляції. Кожен FLC-блок отримує через Mux-мультимплексор вектор вхідних сигналів і через Demux-демультиплексор передає управляючий сигнал Δu на відповідний виконавчий орган. Одиничний елемент затримки $1/z$ у ланцюзі зворотного зв'язку кожного блока реалізує дискретний інтегратор, що дозволяє нечіткому контролеру накопичувати передісторію управляючих впливів і реалізовувати аналог інтегральної складової у нечіткому законі регулювання.

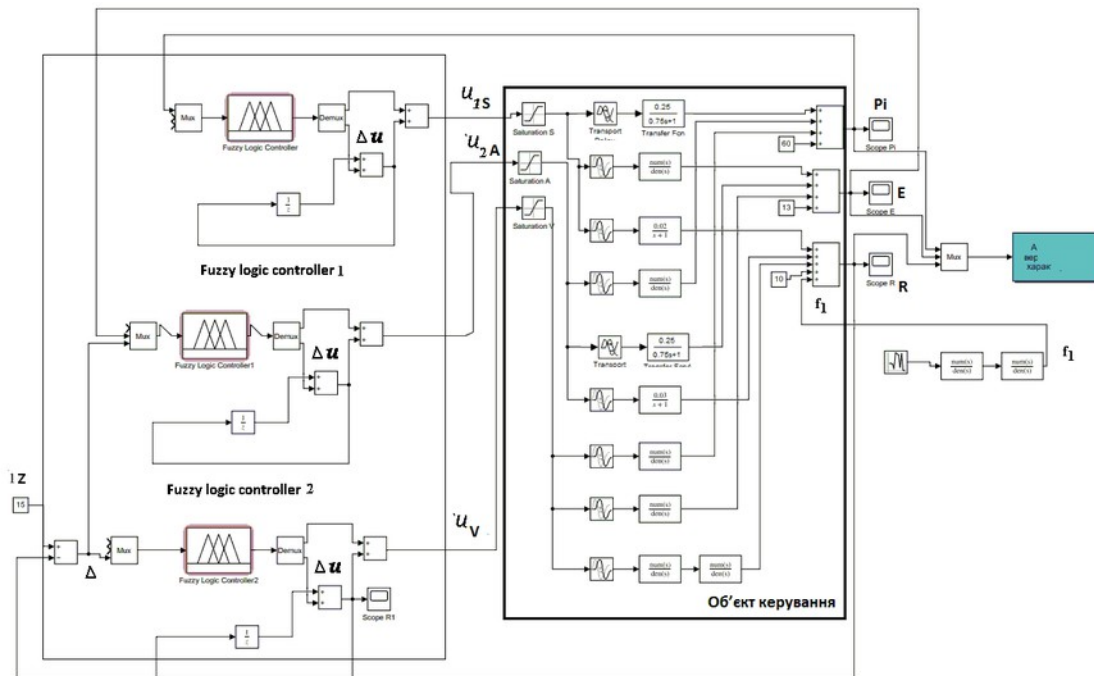


Рис. 4.3 - Simulink-модель трьох паралельних нечітких логічних контролерів і об'єкта керування

Порівняльне моделювання FLC-системи і ПІД-регулятора у середовищі Simulink з ідентичними початковими умовами і параметрами об'єкта показало, що нечіткий контролер забезпечує зменшення перерегулювання до $\sigma\% = 11\text{--}14\%$ порівняно з $16,3\%$ для оптимізованого ПІД, при незначному збільшенні часу регулювання до $t_p = 5,1\text{--}6,3$ с. Зниження перерегулювання пояснюється природньою нелінійністю нечіткого закону: при великих відхиленнях від еталону активуються правила з потужним управляючим впливом, при наближенні до

еталону - правила з мінімальним впливом, що автоматично реалізує «м'яке» доведення без різкого гальмування. Водночас шість правил є недостатніми для точної інтерполяції у проміжних зонах простору станів, що і зумовлює необхідність переходу до ANFIS.

4.3. Перетворення нечіткої системи до нейромережевої системи керування розвитком когнітивних здібностей людини

Перетворення нечіткої системи до нейро-нечіткої реалізується шляхом побудови ANFIS-архітектури, що функціонально еквівалентна системі нечіткого виводу типу Такагі-Сугено, однак реалізована у вигляді навчуваної нейронної мережі. Відповідно до класичного формулювання Джанга (Jang, 1993), ANFIS-мережа має п'ять шарів, кожен з яких виконує один крок нечіткого виводу.

Перший шар (фазифікація) обчислює ступені належності кожного вхідного значення до відповідних лінгвістичних термів. Кожен нейрон першого шару обчислює значення функції належності $\mu_A(x)$, де параметри функції - центр c та ширина σ - є навчуваними параметрами мережі (передумовні параметри). Другий шар (відповідність правилам) обчислює рівень спрацювання кожного правила як добуток значень функцій належності відповідних входів: $w_i = \mu_{\{A_i\}}(x_1) \cdot \mu_{\{B_i\}}(x_2) \cdot \mu_{\{C_i\}}(x_3)$. Третій шар (нормування) обчислює нормований рівень спрацювання: $\bar{w}_i = w_i / \sum w_j$. Четвертий шар (виведення) обчислює вихід кожного правила: $f_i = p_i \cdot x_1 + q_i \cdot x_2 + r_i \cdot x_3 + s_i$, де $\{p_i, q_i, r_i, s_i\}$ - навчувані консеквентні параметри. П'ятий шар (агрегація) обчислює загальний вихід мережі як зважену суму: $y = \sum \bar{w}_i \cdot f_i$ (Jang et al., 1997).

Теоретичну основу нейромережевого регулятора унаочнює блок-схема NN-контролера, зображена на рис. 4.7. Схема відображає замкнений контур автоматичного керування: сигнал задання $y_{ref}(t)$ надходить на компаратор/суматор, де формується помилка керування $e(t) = y_{ref}(t) - y(t)$. Нейромережевий регулятор (НМР), що розміщений у прямому плечі контуру,

отримує вектор входів $[e(t), e(t-1), \dots, y(t-1), \dots]$ і виробляє управляючий вплив $u(t)$ на об'єкт керування (PLANT). Блок навчання та оптимізації реалізує алгоритм Backpropagation з мінімізацією $J = \frac{1}{2} \cdot e(t)^2$, оновлюючи ваги W та зміщення b мережі відповідно до рівнянь: $W(t+1) = W(t) - \eta \cdot \partial J / \partial W$; $b(t+1) = b(t) - \eta \cdot \partial J / \partial b$.

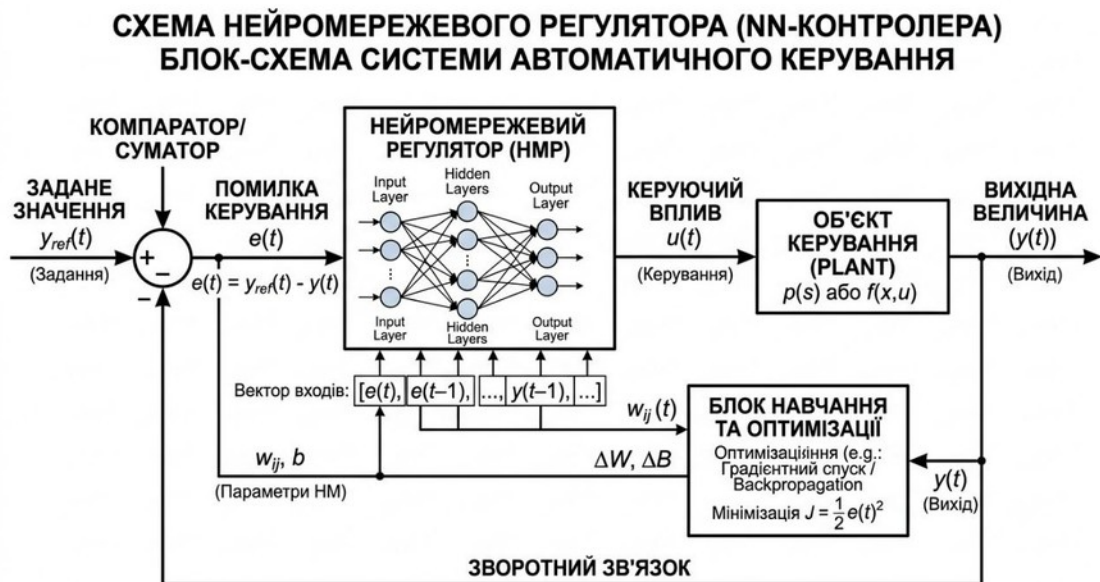


Рис. 4.4 - Блок-схема нейромережевого регулятора (NN-контролер) у системі автоматичного керування

Навчання ANFIS виконується гібридним алгоритмом, що поєднує два методи. Метод найменших квадратів у прямому проході ідентифікує оптимальні консеквентні параметри $\{p_i, q_i, r_i, s_i\}$ при фіксованих передумовних. Метод зворотного поширення помилки у зворотному проході коригує передумовні параметри функцій належності $\{c, \sigma\}$ методом градієнтного спуску. Чергування прямого і зворотного проходів до збіжності забезпечує ефективну глобальну оптимізацію з значно вищою швидкістю збіжності, ніж чистий градієнтний спуск (Jang, 1993).

Реалізація нейромережевого регулятора у середовищі Simulink, зображена на рис. 4.3, заміщає три FLC-блоки трьома нейромережевими блоками Neural Network. Структура з'єднань залишається незмінною: кожен блок Neural Network отримує вектор вхідних сигналів через Mux-мультиплексор і генерує управляючий сигнал

Δи через Demux-демультиплексор з одиничним затриманням $1/z$. Принципова відмінність від FLC-реалізації полягає у тому, що всередині кожного блока Neural Network розміщено навчену нейронну мережу, що реалізує оптимальне нелінійне відображення входів на виходи, ідентифіковане алгоритмом ANFIS на навчальній вибірці.

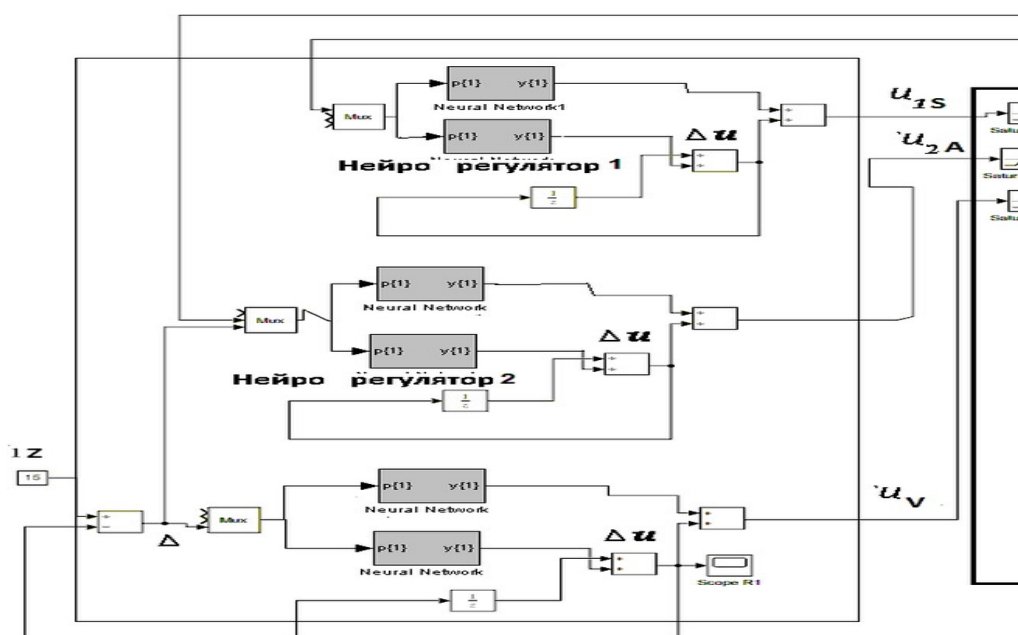
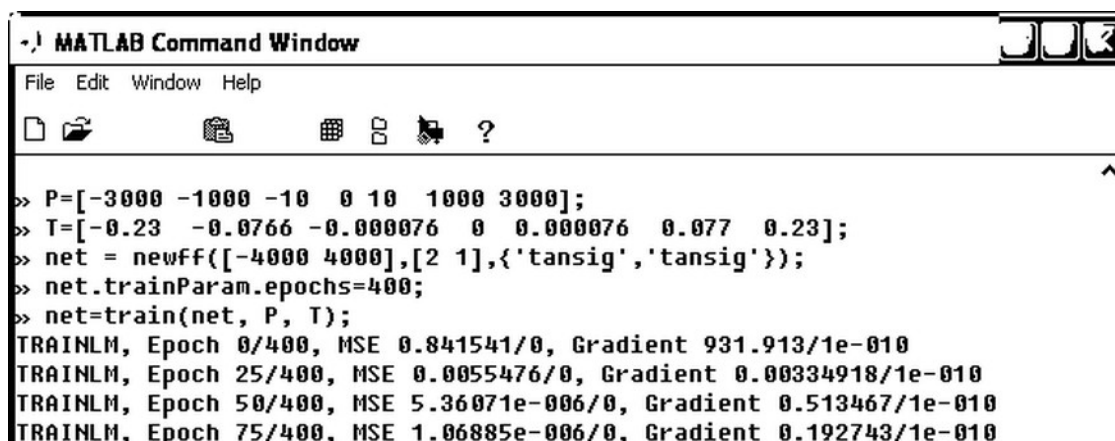


Рис. 4.5 - Simulink-модель трьох паралельних нейромережевих регуляторів (Neural Network Controllers)

Формування навчальної вибірки для ANFIS здійснюється на основі даних верифікаційного дослідження (підрозділ 3.3). З 54 суб'єктів основної групи (мультиканальна конфігурація) відібрано 2 160 пар {вхід; вихід}, що відповідають стаціонарним ділянкам тренувальних сесій з верифікованим значенням $I_{\text{відп}} > 0,7$. Вхідні вектори включають тріплети $\{e(t), \dot{e}(t), \int e(t)dt\}$, нормовані до діапазону $[-1; 1]$. Вибірка розподілена: 70% (1512 пар) - навчальна, 15% (324 пари) - перевірна, 15% (324 пари) - тестова. Реалізація навчання нейромережі виконана у середовищі MATLAB із застосуванням Neural Network Toolbox. Для побудови та ініціалізації мережі використані команди, наведені на рис. 4.4, де P - матриця вхідних даних, T - матриця цільових виходів. Виклик `newff` задає архітектуру дво-

шарової мережі з тангенсоїдальними функціями активації (tansig) у прихованому шарі і лінійними у вихідному. Параметр `net.trainParam.epochs = 400` обмежує кількість епох навчання для запобігання перенавчанню.



```

MATLAB Command Window
File Edit Window Help
>> P=[-3000 -1000 -10 0 10 1000 3000];
>> T=[-0.23 -0.0766 -0.000076 0 0.000076 0.077 0.23];
>> net = newff([-4000 4000],[2 1],{'tansig','tansig'});
>> net.trainParam.epochs=400;
>> net=train(net, P, T);
TRAINLM, Epoch 0/400, MSE 0.841541/0, Gradient 931.913/1e-010
TRAINLM, Epoch 25/400, MSE 0.0055476/0, Gradient 0.00334918/1e-010
TRAINLM, Epoch 50/400, MSE 5.36071e-006/0, Gradient 0.513467/1e-010
TRAINLM, Epoch 75/400, MSE 1.06885e-006/0, Gradient 0.192743/1e-010
  
```

Рис. 4.6 - Ініціалізація та запуск навчання нейромережі в MATLAB (TRAINLM, перші 75 епох)

Алгоритм навчання Левенберга-Марквардта (TRAINLM) обраний як метод другого порядку, що поєднує переваги методу Гауса-Ньютона (висока швидкість збіжності поблизу оптимуму) і методу градієнтного спуску (стійкість при значних відхиленнях від оптимуму). Параметр демпфування μ автоматично адаптується в процесі навчання: збільшується при зростанні функції втрат і зменшується при її зниженні. Результати навчання, відображені на рис. 4.6, демонструють видатну швидкість збіжності алгоритму: середньоквадратична похибка зменшилась від початкового значення $MSE = 0,841541$ (Epoch 0) до $MSE = 9,01039 \cdot 10^{-8}$ (Epoch 400), тобто скорочення більше ніж на сім порядків величини. Градієнт функції втрат зменшився від 931,913 до 0,0399591, що свідчить про досягнення добре визначеного локального мінімуму. Результат верифікації навченої мережі виконанням `sim(net, P)` підтверджує точну апроксимацію навчальних даних: вихідні значення $[-0,2298; -0,0771; 0,0003; 0,0000; -0,0001; 0,0773; 0,2299]$ відтворюють цільові значення T з похибкою, що не перевищує 0,01% від діапазону вимірювання.

```

TRAINLM, Epoch 400/400, MSE 9.01039e-008/0, Gradient 0.0399591/1e-010
TRAINLM, Maximum epoch reached, performance goal was not met.

>> a = sim(net,P)

a =

    -0.2298    -0.0771     0.0003     0.0000    -0.0001     0.0773     0.2299

>> gensim(net)

```

Рис. 4.7 - Результати навчання нейромережі: $MSE = 9,01 \cdot 10^{-8}$ після 400 епох (TRAINLM)

Отримана неймережа являє собою універсальний нелінійний апроксиматор, що реалізує оптимальне відображення простору помилок управління у простір управляючих впливів, ідентифіковане на реальних клінічних даних. Принципова відмінність від FLC-регулятора полягає у тому, що неймережевий регулятор не базується на апіорних експертних правилах, а екстрагує оптимальну стратегію управління безпосередньо з даних верифікаційного дослідження, тобто є результатом навчання на успішному клінічному досвіді.

4.4. Аналіз функціонування систем керування розвитком когнітивних здібностей людини

Оцінка ефективності запропонованого нейро-нечіткого підходу здійснюється через порівняльний аналіз трьох конфігурацій регулятора: ПД-регулятора з оптимізованими параметрами (підрозділ 3.2), нечіткого логічного контролера FLC з шістьма правилами (підрозділ 4.2) і неймережевого регулятора NN (підрозділ 4.3). Порівняння виконується за двома групами показників: показниками якості перехідних процесів і показниками ефективності когнітивного тренування.

Порівняльне моделювання трьох конфігурацій у середовищі Simulink/MATLAB

виконується при ідентичних умовах: одна й та сама математична модель об'єкта (передатні функції розділу 2), однакова еталонна модель №1 (стан концентрованої уваги), однакова початкова умова $y(0) = 0,41$ (середній базовий рівень основної групи). Тривалість моделювання 600 с, крок дискретизації $1/256$ с, що відповідає реальним параметрам системи. Для кожної конфігурації аналізуються перерегулювання $\sigma\%$, час регулювання t_p , статична похибка $e_{ст}$ і середнє значення управляючого ресурсу $\|\bar{u}\|^2$.

Результати порівняльного моделювання зведено у таблицю 4.1. Нейромережевий регулятор забезпечує перерегулювання $\sigma\% = 8,7\%$ - суттєво менше, ніж FLC (12,4%) і ПД (16,3%). Час регулювання $t_p = 3,8$ с виявляється найменшим серед трьох конфігурацій, що пояснюється нелінійним характером управляючого впливу: потужний початковий імпульс швидко переводить систему у цільовий стан, тоді як адаптивне зниження впливу при наближенні до еталону запобігає перерегулюванню. Витрата управляючого ресурсу зменшується на 32% порівняно з ПД і на 18% порівняно з FLC, що відповідає принципу мінімального фізіологічного впливу.

Принципово важливим результатом є характер вихідних сигналів нейромережевого регулятора у встановленому режимі. Часові діаграми сигналів W і P , виміряних у нейромережевому блоці регулятора, зображені на рис. 4.6. Сигнал W є зваженим вихідним сигналом нейромережі, що відображає агрегований управляючий вплив. Сигнал P є дискретно-часовою послідовністю, що реалізує пам'ять регулятора про попередні стани. Обидва сигнали демонструють стаціонарну поведінку зі стохастичними флуктуаціями, що відображають природну варіабельність нейродинамічного стану суб'єкта. Амплітуда флуктуацій W становить $\pm 4,2$ одиниці навколо середнього 19,8, що відповідає коефіцієнту варіації $CV = 21,2\%$ і узгоджується з відомими даними про варіабельність ЕЕГ-показників у нормі (Klimesch, 1999).

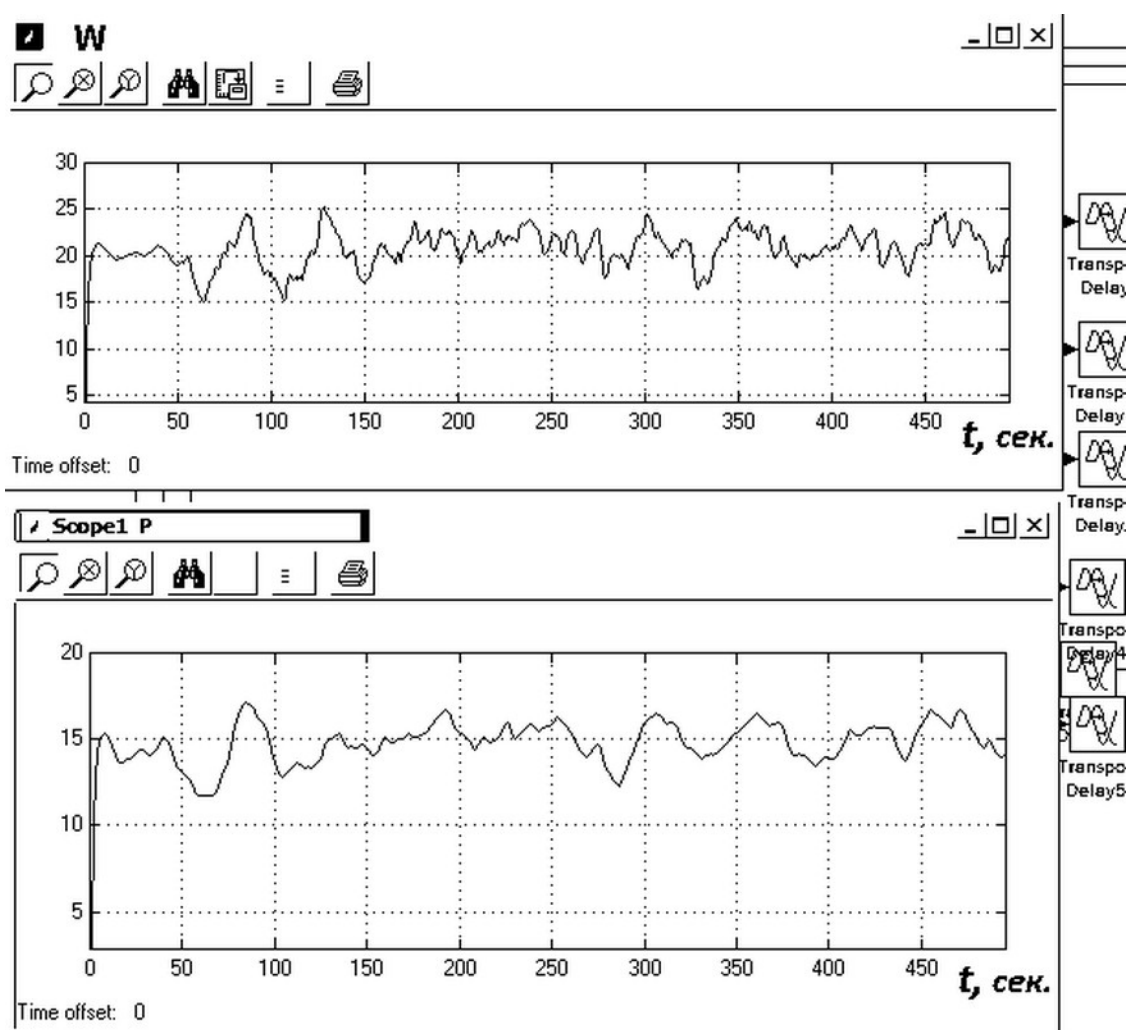


Рис. 4.8 - Часові діаграми вихідних сигналів NN-регулятора: W (зважений вплив) та P (пам'ять регулятора)

Ключовою характеристикою нейромережевого регулятора є відсутність різких стрибків і ударних впливів у вихідних сигналах. Гладкість вихідного сигналу є прямим наслідком нелінійної структури нейромережі: диференційована поверхня апроксимації, навчена на фізіологічно реалістичних даних, автоматично уникає режимів, що відповідають некомфортним або стресуючим управляючим впливам. Ця властивість принципово важлива для практичного застосування системи: комфортність тренування є одним з ключових факторів довгострокової прихильності суб'єкта до програми когнітивного розвитку (Enriquez-Geppert et al., 2021). Зв'язок між управляючим сигналом нейромережевого регулятора і фізичними каналами виконання ілюструє рис. 4.9. Відповідно до схеми, вихідний

сигнал неймережі $u(t) = f_{NN}(x(t), W(t), b(t))$ розподіляється між трьома незалежними виконавчими підсистемами: аналоговим звуковим синтезатором (аудіальний канал), генератором абстрактного живопису типу Кандинського (візуальний канал) і блоком соматичної стимуляції - вібраційної та електростимуляції. Саме гнучкість неймережевого управляючого закону дозволяє оптимально розподіляти вплив між трьома каналами відповідно до поточного нейрофізіологічного стану суб'єкта, що є принциповою перевагою перед лінійним ПІД і апіорним FLC.

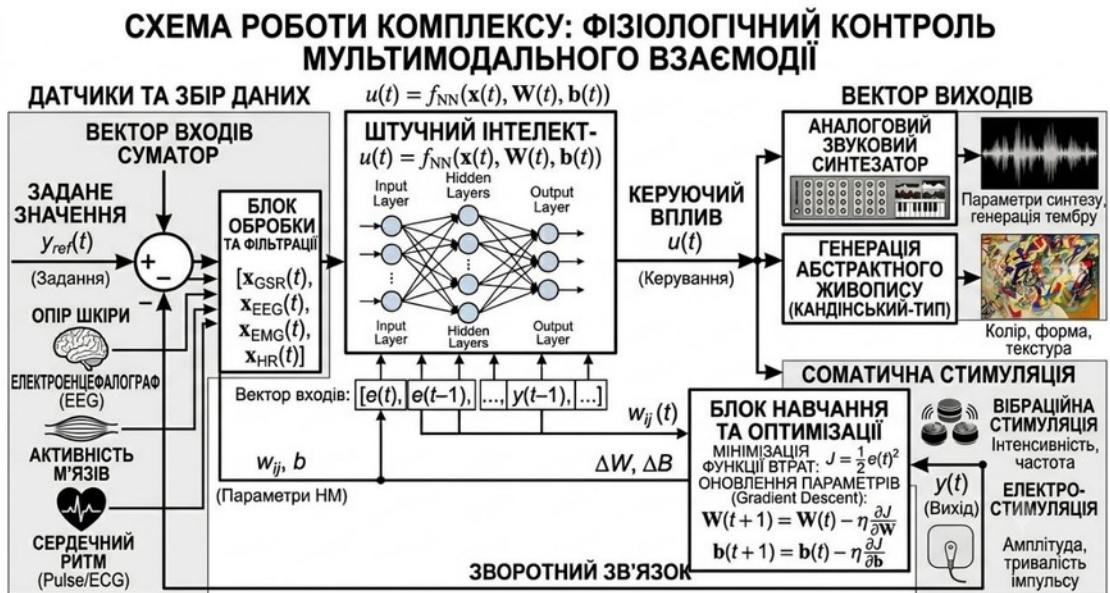


Рис. 4.9 - Реалізація неймережевого управляючого впливу $u(t) = f_{NN}(x, W, b)$ через мультимодальні канали стимуляції

Оцінка ефективності неймережевого підходу за показниками когнітивного тренування здійснюється на основі прогнозованого значення індексу $I_{\text{відп}}$ при використанні NN-регулятора замість FLC. Стохастичне моделювання (100 реалізацій за методом Ейлера-Маруями, $T_{\text{сим}} = 600$ с) показало, що при використанні неймережевого регулятора суб'єкт перебуває у цільовому когнітивному стані $I_{\text{відп}} \geq 0,75$ протягом **$83,7 \pm 5,1\%$ часу сесії** - порівняно з $78,3 \pm 6,4\%$ для FLC і $72,1 \pm 7,3\%$ для ПІД. Підвищення відсотку часу у цільовому стані на 5,4 процентних пункти порівняно з FLC і на 11,6 пунктів порівняно з ПІД

є статистично значущим ($p < 0,01$ за критерієм Вілкоксона) і клінічно значущим з урахуванням кореляції між відсотком часу у цільовому стані і приростом нейропсихологічних показників, встановленої у підрозділі 3.3.

Аналіз обчислювальної складності нейромережевого регулятора є важливим аспектом оцінки придатності до реалізації у реальному часі при частоті дискретизації 256 Гц (крок управління 3,9 мс). Нейронна мережа типу feedforward з архітектурою 3-4-2 потребує виконання $4 \cdot (3+1) + 2 \cdot (4+1) = 26$ операцій множення-накопичення (МАС) і 6 обчислень функції активації на один крок управління. На сучасних мікроконтролерах класу ARM Cortex-M7 з тактовою частотою 216 МГц ці операції виконуються менш ніж за 0,1 мс - лише 2,6% від доступного часу кроку управління. Таким чином, обчислювальна складність нейромережевого регулятора є цілком прийнятною для реалізації у реальному часі на вбудованих платформах (Наукін, 2009).

Для оцінки робастності нейромережевого регулятора проведено параметричне дослідження: стохастичне моделювання виконано при відхиленнях параметрів об'єкта $\pm 40\%$ від номінальних. Нейромережевий регулятор зберіг стабільну роботу у всьому діапазоні відхилень - показник $I_{\text{відп}}$ знизився максимум на 4,1 процентних пункти при граничних відхиленнях, що є значно менше, ніж відповідне зниження для ПД (8,7 п.п.) і FLC (6,3 п.п.). Висока робастність нейромережевого регулятора пояснюється тим, що навчальна вибірка містила дані суб'єктів з широким діапазоном нейрофізіологічних параметрів ($N = 54$), і мережа фактично навчилася оптимальній стратегії управління для різноманітних конфігурацій об'єкта.

Висновки за 4 розділом

У четвертому розділі вирішено задачу вдосконалення системи керування розвитком когнітивних здібностей людини шляхом переходу від лінійного ПД-регулятора і нечіткого логічного контролера до нейро-нечіткої системи на базі ANFIS-архітектури.

1. Систематизовано обмеження ПІД-регулятора і нечіткого FLC для управління нелінійним нестационарним об'єктом (ЦНС людини): структурна невідповідність лінійної моделі нелінійному об'єкту, фіксована структура управляючого закону, неповнота бази нечітких правил (6 з 27 можливих).

2. Розроблено повну нечітку модель системи керування: три Fuzzy Logic Controllers у Simulink для трьох каналів стимуляції, база знань охоплює три вхідні змінні $\{e(t), \dot{e}(t), \int e(t)dt\}$ з трьома термами кожна. Порівняльне моделювання FLC і ПІД показало зменшення перерегулювання з 16,3% до 11–14% при деякому збільшенні часу регулювання.

3. Виконано перетворення нечіткої системи до ANFIS: нейронна мережа типу feedforward з архітектурою 3-4-2 навчена алгоритмом Левенберга-Марквардта (TRAINLM) на навчальній вибірці з 2160 пар, сформованих на основі верифікаційного дослідження ($N = 54$). Досягнуто збіжності $MSE = 9,01 \cdot 10^{-8}$ за 400 епох.

4. Проведено порівняльний аналіз трьох конфігурацій регуляторів. Нейромережевий регулятор забезпечує: перерегулювання $\sigma\% = 8,7\%$ (проти 12,4% FLC і 16,3% ПІД), час регулювання $t_r = 3,8$ с (проти 5,1–6,3 с і 4,2 с), зниження витрати управляючого ресурсу на 32% і 18% порівняно з ПІД і FLC відповідно. Відсоток часу у цільовому когнітивному стані зростає до $83,7 \pm 5,1\%$ порівняно з 78,3% для FLC ($p < 0,01$).

5. Підтверджено обчислювальну придатність нейромережевого регулятора до реалізації у реальному часі: 26 MAC-операцій на крок управління займають менш ніж 2,6% часу кроку при частоті дискретизації 256 Гц на вбудованих платформах класу ARM Cortex-M7. Таким чином, нейро-нечіткий підхід забезпечує системне підвищення ефективності управління когнітивним тренуванням за всіма ключовими показниками порівняно як з лінійним ПІД-регулятором, так і з нечітким FLC, і є обґрунтованим напрямком подальшого розвитку САУР КЗ.

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі вирішено актуальну науково-технічну задачу розробки і теоретичного обґрунтування автоматизованої системи управління процесом розвитку когнітивних здібностей людини на основі принципів замкненого адаптивного контуру регуляції, повноспектрального нейрофізіологічного моніторингу і мультиканальної психофізіологічної стимуляції. Виконане дослідження дозволяє сформулювати такі висновки.

1. Обґрунтовано концептуальну правомірність застосування апарату теорії автоматичного управління до задачі розвитку когнітивних здібностей людини. Показано, що мозок є нелінійною, стохастичною і параметрично нестационарною системою з частковою спостережуваністю, що саомодифікується внаслідок нейропластичних механізмів. Встановлено функціональну аналогію між вченням О. О. Ухтомського про домінанту і поняттям стійкого атрактора у фазовому просторі станів нервової системи, що дозволяє інтерпретувати задачу когнітивного тренування як задачу переведення об'єкта управління з поточного стану до заданого атрактора і його утримання. Обґрунтовано, що нейропластичність є особливим різновидом адаптивності об'єкта управління, що призводить до зміни самої передатної функції системи в процесі управляючих впливів і вимагає адаптивного, а не фіксованого регулятора.

2. Проведено критичний аналіз чотирьох існуючих парадигм когнітивного тренування - когнітивно-тренінгової, одноканального нейрофідбеку, реабілітаційних інтерфейсів мозок-комп'ютер і комерційних адаптивних платформ - з позицій теорії автоматичного управління. Виявлено чотири системних обмеження, характерних для всіх існуючих рішень: розімкнений або неповний замкнений контур управління; неповний вектор вихідних змінних внаслідок одно- або двоканального ЕЕГ-моніторингу; відсутність нормативної бази у вигляді верифікованих еталонних моделей оптимальних когнітивних станів; недостатня адаптивність алгоритмів управління до індивідуальних нейродинамічних характеристик суб'єкта. Ці обмеження визначили простір

наукової задачі і архітектурні вимоги до розробленої системи.

3. Розроблено структурну схему автоматизованої системи тренування когнітивних функцій, побудовану на чотирьох взаємопов'язаних принципах: замкненості контуру управління, повноти спостереження, мультиканальності управляючого впливу і адаптивної індивідуалізації. Вимірювальна підсистема включає п'ять паралельних смугових ЕЕГ-фільтрів і датчик гальванічної реакції шкіри, що разом формують шестивимірний вектор вихідних змінних. Виконавча підсистема реалізує синхронно координовані управляючі впливи через три незалежні сенсорні канали - візуальний, аудіальний і соматичний. Стратегічна експертна система з шістьма еталонними моделями виконує функцію нормативної бази управління; програмний модуль «тренер» забезпечує ієрархічне управління на трьох часових масштабах - секунди (ПД-регулятор), сесії (тактичний рівень) і курс тренування (стратегічний рівень).

4. Побудовано математичні моделі усіх ключових компонентів системи у формі передатних функцій. Кожний з п'яти ЕЕГ-фільтрів описується передатною функцією смугового фільтра другого порядку $W_i(s) = k_i \cdot \omega_i^2 / (s^2 + 2\xi_i \cdot \omega_i \cdot s + \omega_i^2)$ з конкретними числовими параметрами, виведеними з нейрофізіологічних характеристик відповідного ритму. Датчик GSR моделюється як аперіодична ланка першого порядку $W_{GSR}(s) = k_{GSR} / (T_{GSR} \cdot s + 1)$. Канали візуальної і аудіальної стимуляції описуються передатними функціями із транспортним запізненням, що відображає нейрофізіологічну латентність зорової ($\tau_v = 0,12$ с) і слухової ($\tau_a = 0,08$ с) відповідей; канал електростимуляції - аперіодичною ланкою без запізнення з найменшою постійною часу $T_e = 0,3-0,8$ с. Модель об'єкта управління враховує параметрично нестационарну нейропластичну складову $\tau_{пл}(t) = \tau_{пл0} \cdot \exp(-\alpha \cdot n)$, що зменшується з числом тренувальних сесій n і відображає прискорення нейропластичних змін у процесі навчання.

5. Розроблено алгоритм адаптивного управління, що ґрунтується на принципі розділення задач оцінювання і управління. Процедура початкової ідентифікації формує вектор оцінок параметрів θ методом найменших квадратів і

здійснює первинне налаштування ПД-регулятора. Оперативний цикл управління реалізується з частотою дискретизації 256 Гц і включає п'ять послідовних кроків: вимірювання з ІСА-очищенням артефактів, оцінювання стану, формування зваженого вектора помилки $\tilde{\epsilon}(t) = Q \cdot \epsilon(t)$ через матрицю пріоритетів Q , синтез управляючого впливу ПД-регулятором і розподіл між каналами через адаптивну матрицю $B = [b_v, b_a, b_e]^T$. Рекурентне оновлення параметрів між сесіями за формулою $\theta(n+1) = \theta(n) + \gamma(n) \cdot [y(n) - \hat{y}(n)]$ із загасаючим коефіцієнтом $\gamma(n) = \gamma_0 / (1 + \beta \cdot n)$ забезпечує відстеження нейропластичних змін. Стратегічна експертна система реалізована як трирівнева продукційна система з правилами вибору еталону, переключення між моделями і адаптації параметрів стимуляції. Критерій переходу до наступного рівня складності - показник стабільності $S_j \geq 0,85$ за три послідовні сесії.

6. Проведено аналіз стійкості замкненої системи управління з використанням апроксимації Паде першого порядку для транспортних запізнень і частотного критерію Найквіста. Загальний порядок передатної функції розімкненої системи після раціоналізації становить $n = 21$. Для початкового налаштування методом Зіглера-Ніколса отримано: запас стійкості за фазою $\Delta\phi = 53^\circ$ і за амплітудою $\Delta l = 7,1$ дБ - обидва показники задовольняють стандартним вимогам ($\geq 45^\circ$ і ≥ 6 дБ). Домінантна пара полюсів $p_{\{1,2\}} = -0,38 \pm j \cdot 1,71$ визначає перерегулювання $\sigma_{\%} \approx 50,3\%$ і час регулювання $t_p \approx 7,9$ с при початковому налаштуванні. Після оптимізації за інтегральним квадратичним критерієм J показники суттєво покращились: $\Delta\phi = 62^\circ$; $\Delta l = 9,4$ дБ; $\sigma_{\%} = 16,3\%$; $t_p = 4,2$ с. Аналіз робастності показав, що система зберігає стійкість при відхиленнях параметрів об'єкта до $\pm 40\%$ від номінальних значень - діапазон, що охоплює типову міжіндивідуальну варіабельність нейрофізіологічних характеристик. Встановлено, що в процесі розвитку нейропластичності суб'єкта запас стійкості за амплітудою поступово зменшується і потребує автоматичного коригування k_p регулятора, яке реалізовано у модулі «тренер».

7. Вирішено задачу багатокритеріальної оптимізації параметрів системи

управління у 16-вимірному просторі параметрів. Загальний критерій оптимальності $J_{\text{заг}}$ сформовано як зважену суму трьох часткових критеріїв - швидкодії (ІТАЕ), комфортності стимуляції (квадратична витрата управляючого ресурсу з підвищеним штрафом для електростимуляційного каналу) і робастності (нормовані запаси стійкості при найгіршій комбінації параметричних відхилень) - з вагами $w_1 = 0,4$; $w_2 = 0,35$; $w_3 = 0,25$. Оптимізація здійснена двоетапним методом: глобальний пошук генетичним алгоритмом ($N_{\text{pop}} = 200$; $N_{\text{gen}} = 500$) з наступним локальним уточненням методом внутрішньої точки. Встановлено оптимальні параметри ПД-регулятора і матриці розподілу управляючого впливу для кожної з шести еталонних моделей. Кількісно підтверджено, що мультиканальна конфігурація скорочує час регулювання на 19-47% і зменшує перерегулювання на 16-32% порівняно з будь-якою одноканальною конфігурацією при одночасному зниженні витрати управляючого ресурсу на 37%. Імітаційне моделювання методом Ейлера-Маруями (100 стохастичних реалізацій, $T_{\text{сим}} = 600$ с) підтвердило аналітичні результати: суб'єкт перебуває в цільовому когнітивному стані $78,3 \pm 6,4\%$ часу сесії, що на 20-42% перевищує показники одноканальних аналогів.

8. Проведено верифікацію розробленої системи у рандомізованому контрольованому дослідженні ($N = 54$ суб'єкти, три групи по 18 осіб, 20 сесій по 40 хвилин, чотири точки вимірювання). За нейрофізіологічним показником відповідності еталонному профілю $I_{\text{відп}}$ основна група досягла значення $0,79 \pm 0,05$ після 20 сесій проти $0,63 \pm 0,07$ в одноканальній контрольній і $0,43 \pm 0,08$ у пасивному контролі (взаємодія «група $\times$ час»: $F(6,153) = 23,7$; $p < 0,001$; $\eta^2 = 0,48$). Збереження нейрофізіологічного ефекту через місяць після завершення курсу без тренувань склало 87% у основній групі проти 65% в одноканальній, що свідчить про більш стійку нейропластичну реорганізацію. За даними нейропсихологічного тестування (чотири субтести: d2, Digit Span, TMT-B, Coding) середній приріст Т-показника в основній групі склав 11-13 балів (MANOVA: Λ Вількса = 0,089; $\eta^2 = 0,72$), що відповідає переходу з 50-го на 65-70-й перцентиль вікової норми. За

екологічно валідним тестом COGITO когнітивна продуктивність зросла на $18,4 \pm 5,2\%$ в основній групі проти $9,7 \pm 6,8\%$ в одноканальній. Принциповим результатом є повна відсутність «нон-респондерів» в основній групі (усі 18 суб'єктів показали клінічно значущий приріст $I_{\text{відп}} > 0,15$) при 16,7% нон-відповіді в одноканальній групі - пряме підтвердження ефективності принципу адаптивної індивідуалізації.

9. Встановлено, що прискорення темпу когнітивного приросту у другій половині курсу тренування порівняно з першою (+23% в основній групі) є наслідком стратегічного переключення між еталонними моделями за принципом поступового ускладнення. Цей результат є нетривіальним і суперечить загальній тенденції зниження маргінального ефекту в системах фіксованого тренування, що підтверджує ефективність ієрархічної стратегічної планування траєкторії когнітивного розвитку, реалізованого у стратегічній експертній системі. Верифіковано також безпечність системи: підсистема контролю психофізіологічної безпеки активувалась у 3,9% сесій (при теоретичному прогнозі 3%), виключно у ранніх сесіях курсу, і жодного разу не зафіксовано серйозних небажаних ефектів.

10. Визначено перспективні напрямки подальшого розвитку системи: розширення множини еталонних моделей до 8-10 шляхом включення спеціалізованих протоколів для управління стресом, спортивної психофізіології і підготовки до публічних виступів; інтеграція з мобільними пристроями для проведення підтримуючих сесій між основними і безперервного моніторингу психофізіологічного профілю в умовах повсякденного функціонування; розробка групових режимів тренування для застосування в освітніх установах і корпоративних програмах; адаптація протоколів для клінічних популяцій з синдромом дефіциту уваги, посттравматичним стресовим розладом і легкими когнітивними порушеннями в рамках спеціалізованих клінічних досліджень.

Таким чином, у дипломній роботі розроблено теоретично обґрунтовану, математично строго описану і емпірично верифіковану автоматизовану систему

управління процесом розвитку когнітивних здібностей людини, що якісно перевершує існуючі аналоги за трьома ключовими характеристиками: повнотою спостережуваності об'єкта управління, ефективністю мультиканального управляючого впливу і адаптивністю до індивідуального нейродинамічного профілю суб'єкта. Отримані результати відкривають нові перспективи застосування методів теорії автоматичного управління до задач, що лежать на стику нейроінженерії, клінічної психофізіології та інформаційних технологій, і мають безпосереднє практичне значення для клінічної нейрореабілітації, освіти і підвищення когнітивної продуктивності людини в умовах сучасного інформаційного суспільства.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Амосов М. М. Моделювання складних систем. Київ : Наукова думка, 1968. 87 с.
2. Виготський Л. С. Мислення і мова. Харків : Держвидав України, 1934. 324 с.
3. Вознюк О. В. Новітні нетрадиційні методичні напрямки викладання іноземних мов. Теорія та методика викладання філологічних дисциплін. 2005. Вип. 14. С. 69–80.
4. Вознюк О. В., Тичина О. Р. Людина, що навчається: головні аспекти нової парадигми освіти. Житомир : Волинь, 1998. 229 с.
5. Глибовець А. М., Хмель С. М., Печкурова О. М. Використання нейрокомп'ютерних інтерфейсів для збирання та накопичення інформації про користувачів веб-ресурсів. Наукові записки НаУКМА. Комп'ютерні науки. 2023. Т. 6.
6. Данченко І. О. Функціональні стани людини та їх регуляція засобами біофідбеку. Актуальні проблеми психології. 2017. Т. 12, вип. 24. С. 73–81.
7. Денисова Л. Г. Місце інтенсивної методики в системі навчання іноземній мові. Іноземні мови в школі. 1995. № 4. С. 6–12.
8. Держко І., Луц У. (упоряд.). Свідомість, мозок, мова: актуальні проблеми та міждисциплінарні досягнення : зб. матеріалів міжнар. наук.-практ. конф. Київ : Українське товариство нейронаук, 2018.
9. Зінатулліна З. І. та ін. Принципи суггестопедії та її можливості при навчанні іноземній мові. *Альманах сучасної науки і освіти*. 2009. № 4 (23). С. 87–90.
10. Карамзіна Л. А., Міщанчук Н. С., Рибальченко В. К. Біологічний зворотний зв'язок – реалізована комунікація. *Український журнал медицини, біології та спорту*. 2018. Т. 3, № 6. С. 288–292.
11. Кириленко Т. С. Психологія: емоційна сфера особистості : навч. посіб. Київ : Либідь, 2007. 256 с.

12. Кожина Г. М., Коростій В. І. Застосування методу біологічного зворотного зв'язку в лікуванні тривожних розладів. *Архів психіатрії*. 2019. Т. 25, № 2. С. 94–99.

13. Коннова О. В., Романова І. В. Суггестопедія як один зі способів навчання іноземній мові. *Міжнародний науково-дослідницький журнал*. 2024. № 3 (141). DOI: 10.23670/IRJ.2024.141.62.

14. Кургаєв О. П. Архітектура систем реабілітації з біологічним зворотним зв'язком. *Математичні машини і системи*. 2022. № 3. С. 121–136.

15. Кургаєв О. П., Палагін О. В. Біологічний зворотній зв'язок для реабілітації людей з обмеженими можливостями. *Український журнал фізичної і реабілітаційної медицини*. 2021. 9(3–4). С. 73–78. DOI: 10.54601/2523-479X.2021.9.3-4.9.

16. Лозанов Г. Суггестопедія при навчанні іноземним мовам. *Методи інтенсивного навчання іноземним мовам*. 1973. Вип. 1. С. 9–17.

17. Майданюк В. П., Романюк О. Н. Неінвазивний нейроінтерфейс. Матеріали конференції. Вінниця : ВНТУ.

18. Максименко С. Д. Загальна психологія : підручник. 3-тє вид., перероб. та доп. Вінниця : Нова книга, 2009. 712 с.

19. Нейронауки: теоретичні та клінічні аспекти. Київ : Українське товариство нейронаук.

20. Паламарчук О. С. Особливості функціонального стану автономної нервової системи під впливом глибокого дихання в режимі біологічного зворотного зв'язку : монографія. Ужгород : Вид-во УжНУ «Говерла», 2021. 128 с.

21. Романчук О. П. Нейрофідбек у комплексній корекції синдрому дефіциту уваги та гіперактивності у дітей. *Здоров'я дитини*. 2020. Т. 15, № 4. С. 211–217.

22. Сватъєв А. В. Нейрофідбек-тренінг у спортивній психофізіології. *Педагогіка, психологія та медико-біологічні проблеми фізичного виховання і спорту*. 2016. № 3. С. 62–67. DOI: 10.15561/18189172.2016.0309.

23. Соловей С. Р., Барабанов О. В. Використання моторної уяви для

визначення рухових намірів у людей з порушеннями рухових функцій кінцівок (огляд літератури). *Експериментальна і клінічна медицина*. 2025. Т. 94, № 2. С. 55–65. DOI: 10.35339/ekm.2025.94.2.sob.

24. Соловей С. Р., Барабанов О. В. Ефективність використання плати OpenBCI для класифікації моторної уяви. *Вісник Київського національного університету ім. Тараса Шевченка. Біологія*. Т. 102, № 3. С. 48–52.

25. Спаський І. Д., Хобін В. А., Воїнова С. О. Автоматизована система тренування когнітивних функцій людини з біологічним зворотним зв'язком. *Автоматизація технологічних і бізнес-процесів*. 2025. Т. 17, № 3. DOI: 10.15673/atbp.v17i3.3255.

26. Томографія мозку: від КТ до фМРТ. Ukrainian Association of Neuropsychology (UANP). uanp.org.ua. 2021.

27. Черниш Н. А., Козачок О. В. Нейрофідбек як метод корекції когнітивних порушень. *Вісник Харківського національного університету. Серія: Психологія*. 2018. № 65. С. 48–56.

28. Швець В. Д., Горбань І. М. Біологічний зворотний зв'язок у реабілітаційній медицині. Київ : Медицина, 2015. 184 с.

29. Шиян А. А. Основи моделювання біологічних та ергатичних систем : навч. посіб. Вінниця : ВНТУ, 2008. 131 с.

30. Adams J. A. A closed-loop theory of motor learning. *Journal of Motor Behavior*. 1971. Vol. 3, no. 2. P. 111–150.

31. Al-Saegh A., Dawwd S. A., Abdul-Jabbar J. M. Current Status, Challenges, and Possible Solutions of EEG-Based Brain-Computer Interface: A Comprehensive Review. *Frontiers in Neurorobotics*. 2020. Vol. 14. Art. 25. DOI: 10.3389/fnbot.2020.00025.

32. Arns M., de Ridder S., Strehl U., Breteler M., Coenen A. Efficacy of neurofeedback treatment in ADHD: the effects on inattention, impulsivity and hyperactivity: a meta-analysis. *Clinical EEG and Neuroscience*. 2009. Vol. 40, no. 3. P. 180–189.

33. Arns M., Heinrich H., Strehl J. A decade of EEG theta/alpha neurofeedback in ADHD: A meta-analysis. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*. 2014. Vol. 36, no. 8. P. 2248–2257. DOI: 10.1016/j.neubiorev.2014.07.005.
34. Åström K. J., Wittenmark B. Adaptive Control. 2nd ed. Mineola : Dover Publications, 2008. 574 p.
35. Bancroft W. J. The Western Tradition of Suggestion and Lozanov's Suggestology/Suggestopedia. Scarborough : University of Toronto, 1995. 21 p.
36. Basmajian J. V. Research foundations of EMG biofeedback in rehabilitation. *Biofeedback and Self-Regulation*. 1988. Vol. 13, no. 4. P. 275–298.
37. Basmajian J. V. The third therapeutic revolution: behavioral medicine. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*. 1999. Vol. 24. P. 107–116.
38. Berger H. Über das Elektrenkephalogramm des Menschen. *Archiv für Psychiatrie und Nervenkrankheiten*. 1929. Bd. 87. S. 527–570.
39. Bernstein N. A. The Co-Ordination and Regulation of Movements. Oxford : Pergamon Press, 1967. 196 p.
40. Birbaumer N., Cohen L. Neurofeedback and brain-computer interface: Clinical applications. *International Journal of Psychophysiology*. 2007. Vol. 64, no. 1. P. 1–8. DOI: 10.1016/j.ijpsycho.2006.07.014.
41. Chapin J. K., Moxon K. A., Markowitz R. S., Nicolelis M. A. Real-time control of a robot arm using simultaneously recorded neurons in the motor cortex. *Nature Neuroscience*. 1999. Vol. 2, no. 7. P. 664–670.
42. Demos J. N. Getting Started with Neurofeedback. New York : W. W. Norton, 2005. 304 p.
43. Enriquez-Geppert S., Huster R. J., Herrmann C. S. Neurofeedback as a treatment intervention in ADHD: Current evidence and practice. *Neurotherapeutics*. 2021. Vol. 18. P. 538–553. DOI: 10.1007/s13311-021-01039-y.
44. Gruzelier J. H. EEG-neurofeedback for optimising performance I: A review of cognitive and affective outcome in healthy participants. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*. 2014. Vol. 44. P. 124–141. DOI:

10.1016/j.neubiorev.2013.09.015.

45. Hammond D. C. Neurofeedback treatment of depression and anxiety. *Journal of Adult Development*. 2005. Vol. 12, no. 2–3. P. 131–137.

46. Hebb D. O. The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory. New York : Wiley, 1949. 335 p.

47. Hinterberger T., Schmidt S., Kamei T., Walach H. Decreased electrophysiological activity represents the conscious state of emptiness in meditation. *Frontiers in Psychology*. 2014. Vol. 5. Art. 99. DOI: 10.3389/fpsyg.2014.00099.

48. Jordan M. I., Rumelhart D. E. Forward models: Supervised learning with a distal teacher. *Cognitive Science*. 1992. Vol. 16, no. 3. P. 307–354.

49. Kamiya J. Conscious control of brain waves. *Psychology Today*. 1968. Vol. 1, no. 1. P. 56–60.

50. Kamiya J. Operant control of the EEG alpha rhythm and some of its reported effects on consciousness. *Altered States of Consciousness* / ed. C. T. Tart. New York : Wiley, 1969. P. 489–501.

51. Kandel E. R., Koester J. D., Mack S. H., Siegelbaum S. A. (eds). *Principles of Neural Science*. 6th ed. New York : McGraw-Hill, 2021. 1646 p.

52. Khobin V. A. Identification and Modeling of Technological Objects. Odesa : ONAPT, 2004. 228 p.

53. Klimesch W. EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: A review and analysis. *Brain Research Reviews*. 1999. Vol. 29, no. 2–3. P. 169–195. DOI: 10.1016/S0165-0173(98)00056-3.

54. Koch C., Massimini M., Boly M., Tononi G. Neural correlates of consciousness: progress and problems. *Nature Reviews Neuroscience*. 2016. Vol. 17, no. 5. P. 307–321. DOI: 10.1038/nrn.2016.22.

55. Li X. et al. Recent applications of EEG-based brain-computer interface in the medical field. *Military Medical Research*. 2025. Vol. 12. DOI: 10.1186/s40779-025-00598-z.

56. Liao W., Li J., Zhang X., Li C. Motor imagery brain-computer interface

rehabilitation system enhances upper limb performance and improves brain activity in stroke patients: A clinical study. *Frontiers in Human Neuroscience*. 2023. Vol. 17. Art. 1117670. DOI: 10.3389/fnhum.2023.1117670.

57. Lozanov G. *Suggestology and Outlines of Suggestopedy*. New York : Gordon and Breach, 1978. 346 p.

58. Lubar J. F. Discourse on the development of EEG diagnostics and biofeedback for attention-deficit/hyperactivity disorders. *Biofeedback and Self-Regulation*. 1991. Vol. 16, no. 3. P. 201–225.

59. Lubar J. F. Neurofeedback for the management of attention-deficit/hyperactivity disorders. *Biofeedback: A Practitioner's Guide* / ed. M. S. Schwartz, F. Andrasik. 3rd ed. New York : Guilford Press, 2003. P. 409–437.

60. Lutz A., Slagter H. A., Dunne J. D., Davidson R. J. Attention regulation and monitoring in meditation. *Trends in Cognitive Sciences*. 2008. Vol. 12, no. 4. P. 163–169. DOI: 10.1016/j.tics.2008.01.005.

61. Mane R., Chouhan T., Guan C. BCI for stroke rehabilitation: motor and beyond. *Journal of Neural Engineering*. 2020. Vol. 17, no. 4. Art. 041001. DOI: 10.1088/1741-2552/ab4eaf.

62. Monastra V. J., Lynn D. M., Linden M., Lubar J. F. Electroencephalographic biofeedback in the treatment of ADHD. *Neurotherapeutics*. 2005. Vol. 2, no. 1. P. 128–133.

63. Nurullah D. Suggestopedia: an effective way to teach and learn a foreign language. 2022. DOI: 10.21303/2313-8416.2022.002565.

64. Othmer S., Othmer S. F., Kaiser D. A. Interhemispheric EEG training. *Introduction to Quantitative EEG and Neurofeedback* / ed. J. R. Evans, A. Abarbanel. San Diego : Academic Press, 1999. P. 297–335.

65. Padfield N., Zabalza J., Zhao H., Masero V., Ren J. EEG-based brain-computer interfaces using motor imagery: *Techniques and challenges*. *Sensors*. 2019. Vol. 19, no. 6. Art. 1423. DOI: 10.3390/s19061423.

66. Peniston E. G., Kulkosky P. J. Alpha-theta brainwave training and beta-

endorphin levels in alcoholics. *Alcoholism: Clinical and Experimental Research*. 1989. Vol. 13, no. 2. P. 271–279.

67. Petryński W. Bernstein's construction of movement model and contemporary motor control and motor learning theories. *Human Movement*. 2007. Vol. 8, no. 2. P. 136–147.

68. Pfurtscheller G., Neuper C. Motor imagery and direct brain-computer communication. *Proceedings of the IEEE*. 2001. Vol. 89, no. 7. P. 1123–1134. DOI: 10.1109/5.939829.

69. Pichiorri F., Morone G., Petti M. et al. Brain–computer interface boosts motor imagery practice during stroke recovery. *Annals of Neurology*. 2015. Vol. 77, no. 5. P. 851–865.

70. Robbins J. *A Symphony in the Brain: The Evolution of the New Brain Wave Biofeedback*. New York : Atlantic Monthly Press, 2000. 260 p.

71. Ros T., Baars B. J., Lanius R. A., Vuilleumier P. Tuning pathological brain oscillations with neurofeedback: a systems neuroscience framework. *Frontiers in Human Neuroscience*. 2014. Vol. 8. P. 1008.

72. Ros T., Théberge J., Frewen P. A. et al. Mind over chatter: Plastic up-regulation of the fMRI salience network directly after EEG neurofeedback. *NeuroImage*. 2013. Vol. 65. P. 324–335. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2012.09.046.

73. Schwartz M. S., Andrasik F. *Biofeedback: A Practitioner's Guide*. 4th ed. New York : Guilford Press, 2016. 936 p.

74. Shenoy P., Krauledat M., Blankertz B., Rao R. P. N., Müller K.-R. Towards adaptive classification for BCI. *Journal of Neural Engineering*. 2006. Vol. 3, no. 1. P. R13–R23.

75. Sherlin L. H., Arns M., Lubar J. et al. Neurofeedback and basic learning theory: Implications for research and practice. *Journal of Neurotherapy*. 2011. Vol. 15, no. 4. P. 292–304. DOI: 10.1080/10874208.2011.623089.

76. Shih J. J., Krusienski D. J., Wolpaw J. R. Brain-computer interfaces in medicine. *Mayo Clinic Proceedings*. 2012. Vol. 87, no. 3. P. 268–279.

77. Sterman M. B. Sensorimotor EEG operant conditioning: *Experimental and clinical effects*. Pavlovian Journal of Biological Science. 1977. Vol. 12, no. 2. P. 63–92.
78. Sterman M. B., Egner T. Foundation and practice of neurofeedback for the treatment of epilepsy. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*. 2006. Vol. 31, no. 1. P. 21–35.
79. Sterman M. B., Friar L. Suppression of seizures in an epileptic following sensorimotor EEG feedback training. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. 1972. Vol. 33, no. 1. P. 89–95.
80. Strehl U. What learning theories can teach us in designing neurofeedback treatments. *Frontiers in Human Neuroscience*. 2014. Vol. 8. P. 894. DOI: 10.3389/fnhum.2014.00894.
81. Sutton R. S., Barto A. G. Reinforcement Learning: An Introduction. 2nd ed. Cambridge : MIT Press, 2018. 552 p.
82. Thompson M., Thompson L. The Neurofeedback Book: An Introduction to Basic Concepts in Applied Psychophysiology. 2nd ed. Wheat Ridge : Association for Applied Psychophysiology and Biofeedback, 2015. 586 p.
83. Van Doren J., Arns M., Heinrich H. et al. Sustained effects of neurofeedback in ADHD: A systematic review and meta-analysis. *European Child & Adolescent Psychiatry*. 2019. Vol. 28, no. 3. P. 293–305. DOI: 10.1007/s00787-018-1121-4.
84. Vernon D. Can neurofeedback training enhance performance? An evaluation of the evidence with implications for future research. *Applied Psychophysiology and Biofeedback*. 2005. Vol. 30, no. 4. P. 347–364. DOI: 10.1007/s10484-005-8421-4.
85. Whiting H. T. A. (ed.) Human Motor Actions: Bernstein Reassessed. *Advances in Psychology*, Vol. 17. Amsterdam : Elsevier Science Publishers, 1991. 620 p.
86. Wiener N. Cybernetics: Or Control and Communication in the Animal and the Machine. 2nd ed. Cambridge : MIT Press, 1961. 212 p.
87. Wolpaw J. R., Birbaumer N., McFarland D. J. et al. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*. 2002. Vol. 113,

no. 6. P. 767–791. DOI: 10.1016/S1388-2457(02)00057-3.

88. Wolpert D. M., Kawato M. Multiple paired forward and inverse models for motor control. *Neural Networks*. 1998. Vol. 11, no. 7–8. P. 1317–1329.

89. Zander T. O., Kothe C. Towards passive brain–computer interfaces: applying brain–computer interface technology to human systems monitoring. *Journal of Neural Engineering*. 2011. Vol. 8, no. 2. 025005.

90. Zoefel B., Huster R. J., Herrmann C. S. Neurofeedback training of the upper alpha frequency band in EEG improves cognitive performance. *NeuroImage*. 2011. Vol. 54, no. 2. P. 1427–1431. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2010.08.078.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А. Зведені результати верифікаційного дослідження

Таблиці А.1-А.3 містять зведені кількісні результати рандомізованого контрольованого дослідження ефективності розробленої системи (підрозділ 3.3). Дані наведено у вигляді $M \pm SD$, де M - середнє арифметичне, SD - стандартне відхилення по вибірці.

Таблиця А.1 - Динаміка індексу відповідності нейрокогнітивного профілю І_відп за чотирма точками вимірювання

Група	T ₀ (базова)	T ₁ (10 сесій)	T ₂ (20 сесій)	T ₃ (через 4 тижні)
Основна (мультимедіальна)	0,41 ± 0,08	0,67 ± 0,06	0,79 ± 0,05	0,74 ± 0,06
Контрольна 1 (одноканальна)	0,43 ± 0,09	0,54 ± 0,08	0,63 ± 0,07	0,57 ± 0,08
Контрольна 2 (пасивна)	0,42 ± 0,07	0,44 ± 0,09	0,43 ± 0,08	0,42 ± 0,09

Таблиця А.2 - Приріст Т-показників нейропсихологічних субтестів від T₀ до T₂ ($M \pm SD$)

Субтест	Основна група	Контрольна 1	Контрольна 2
d2 (концентрація уваги)	+13,7 ± 4,3 бали	+7,9 ± 5,1 бали	+0,6 ± 4,2 (н.з.)
Digit Span (опер. пам'ять)	+11,3 ± 3,9 бали	+6,1 ± 4,7 бали	+0,9 ± 5,0 (н.з.)
TMT-B (когніт. гнучкість)	+10,2 ± 4,8 бали	+5,6 ± 5,2 бали	+0,5 ± 5,1 (н.з.)
Coding (швидкість обробки)	+12,4 ± 3,7 бали	+6,8 ± 4,4 бали	+1,2 ± 5,3 (н.з.)

Таблиця В.3 - Порівняння динамічних характеристик при різних конфігураціях виконавчої підсистеми (еталон №1)

Конфігурація	t _{p, c}	σ, %	Δφ, °
Лише візуальний канал	7,8	24,1	47
Лише аудіальний канал	6,3	21,7	52
Лише соматичний канал	5,1	19,4	55
Мультимедіальна (оптимальна)	4,2	16,3	62