

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-81-7>

УДК 004.9;004.8:150.159+519.8(62-5)

МИХАЛЬЧУК Віталій

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

<https://orcid.org/0000-0002-7559-999X>

e-mail: mvv948@gmail.com

mykhalchukv@fit.knu.ua

ОЦІНЮВАННЯ ОБ'ЄКТИВНОСТІ ПОМ'ЯКШЕННЯ КОГНІТИВНИХ УПЕРЕДЖЕНЬ У НЕЙРООСВІТНІЙ СТРАТЕГІЇ ІЗ ВИДІЛЕННЯМ ВРАЗЛИВИХ ПОКАЗНИКІВ

На сучасному рівні поширення і розвитку нейро-комп'ютерних інтерфейсів важливим чинником ефективності їх впровадження залишається об'єктивність стратегій використання, що зумовлюється конструктивними, ідеологічними та технічними особливостями системи які втілюють певну реалізацію визначеного завдання. Робота репрезентує результати дослідження ефективності пом'якшення когнітивних упереджень у нейроосвітній стратегії. При проектуванні та випробуванні системи бралися до уваги типові показники об'єктивності такі як надійність, валідність, узгодженість. З метою підвищення об'єктивності було введено ряд обмежень на етапі відбору кандидатів, розробки тестів, меж тестування, вимог до оцінювання, важливість яких оцінюється окремо. Оцінювання здійснювалося за різними методами для підвищення точності варіативних результатів. Порівняно дві стратегії з метою визначення показників об'єктивності, пошуку чинників точності та якості, шляхів подальшого розвитку, відлагодження та впровадження. Використано дані дослідження динаміки когнітивних метрик, тренування нейропластичності, тестування нейрограмотності та співвідношення контролю і когнітивної упередженості при прийнятті рішень в професійних, навчальних умовах з різним ступенем невизначеності. Результати можуть бути використані для порівняння показників якості користувацьких і навчальних нейро-комп'ютерних систем та технологій підтримки прийняття рішень.

Ключові слова: пом'якшення когнітивних упереджень, r -значення, коефіцієнт кореляції Метьюза, коефіцієнт Кроненбаха, нейро-комп'ютерний інтерфейс, нейроосвітня стратегія.

МЯКХАЛЧУК Vitalii

Taras Shevchenko National University of Kyiv

OBJECTIVITY EVALUATION OF COGNITIVE BIAS MITIGATION IN NEUROEDUCATIONAL STRATEGY WITH THE ALLOCATION OF VULNERABLE INDICATORS

At the current level of distribution and development of neuro-computer interfaces, an important factor in the effectiveness of their implementation remains the objectivity of usage strategies, which is determined by the constructive, ideological and technical features of the system that embody a certain implementation of a specific task. The work represents the results of a study of the effectiveness of cognitive bias mitigation in neuroeducational strategy. When designing and testing the system, typical objectivity indicators such as reliability, validity, consistency were taken into account. In order to increase objectivity, a number of restrictions were introduced at the stage of candidate selection, test development, testing boundaries, and assessment requirements, the importance of which is assessed separately. The assessment was carried out using different methods to increase the accuracy of variable results. Two strategies were compared in order to determine objectivity indicators, search for accuracy and quality factors, ways of further development, debugging, and implementation. Data from studies of the dynamics of cognitive metrics, neuroplasticity training, neuroliteracy testing, and the relationship between control and cognitive bias in decision-making in professional and educational settings with varying degrees of uncertainty were used. The results can be used to compare the quality indicators of user and educational neuro-computer systems and decision-making support technologies.

Keywords: cognitive biases mitigation, Matthew's correlation coefficient, brain-computer interface, neuroeducational strategy, informational system.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Результати дослідження когнітивних метрик, розпізнавання емоцій, аналітичних здібностей потребують високої точності попри складність опису та багатофакторну залежність якості. Додаткове оцінювання об'єктивності технології чи стратегії варто використати для підвищення точності результатів та ефективності. У нейроосвітніх стратегіях цього можна досягнути шляхом додаткової оцінки отриманих результатів відомими методами статистики та експертного оцінювання. При введенні нових складових або методів до технології потрібно враховувати їхній вплив на вірогідність, валідність, точність результатів. Для досягнення такої цілі можна використати порівняння тестування попередніх систем із новими, ввівши також показник узгодженості.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Показники оцінювання об'єктивності в нейро-освітніх та психологічних дослідженнях є важливим компонентом якості розробки і впровадження технологій. Робота [1] наводить широкий спектр способів

оцінки об'єктивності таких як точність та влучність (р-величина), критерій Стюдента, аналізу незалежних даних, регресійний та факторний аналіз. У дослідженні [2] наводяться аргументи на користь коефіцієнтів Кронберга зокрема у психологічних дослідженнях.

В попередніх дослідженнях [3-5] використовувалися методи експертних оцінок і кореляція Пірсона. У ряді досліджень емоцій та когнітивних метрик у нейро-комп'ютерному середовищі також використовується метод якісної оцінки показників [6-7]. Проте у більшості випадків отримується достатня точність. Ймовірно це зумовлено різними видами спонук та вимогами до оцінки результатів «швидких» рішень і «тривалих» когнітивних станів.

Основними показниками об'єктивності визначаються надійність, повторюваність, валідність, узгодженість результатів.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою роботи є: дослідження об'єктивності результатів пом'якшення когнітивних упереджень в нейроосвітній стратегії за показниками надійності, валідності та узгодженості.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

При дослідженні об'єктивності результатів оцінюються дані тестових і навчальних сесій розвитку нейрограмотності в умовах професійної діяльності. Враховуються особливості завдань, спонук, індивідуальних даних учасників, когнітивні метрики отримані з аналізу електроенцефалограми, відповіді на завдання, оцінки експертів. В попередніх дослідженнях було визначено орієнтовні межі впливу когнітивних упереджень на якість когнітивних показників. Вразливими показниками визначено увагу, пам'ять, мотивацію та сприйняття. Оцінюється ступінь впливу когнітивних упереджень у координатах когнітивних метрик (залученості, пам'яті, зацікавленості, зосередженості, спокою, когнітивного стресу¹, байдужості). Завдання розподіляються на базові дослідницькі тренувальні (тест Струпа, комплексне дослідження і тренування нейропластичності, контролю або нейрограмотності), які мають на меті визначення рівня зазначених індивідуальних показників, їхнього розвитку, підготовчі завдання; та професійні, які включають ситуативні завдання на основі реальних, отриманих з попереднього досвіду і досліджень. Дослідження проводиться у двох групах. З метою забезпечення об'єктивності експерименту вводяться обмеження подвійного сліпого виконання (суб'єкти і експерти не знають окремих деталей оцінювання, методів обробки даних та специфікацій завдань), зміна обстановки експерименту – середовища проведення, складу груп, розташування суб'єктів, обмеження обміну інформацією.

Перша група проходить тестування класичної методики нейроосвітньої стратегії. Використовувався варіант машинного навчання і опису когнітивних упереджень. Друга група бере участь у дослідженні нової системи оцінювання за вразливим фактором. При оцінюванні результатів беруться до уваги відгуки суб'єктів.

На час експерименту для першої групи суб'єктів обмежуються сторонні інформаційні впливи. Відповідно отримується вище зосередження уваги. Друга група діє в реальних умовах, але у анкетах передбачений окремий блок оцінки впливу сторонньої інформації, дослідження якого підвищує точність результатів для користувачьких систем.

Досліджувані когнітивні упередження: прив'язка, обмеження рамками, ілюзорна кореляція, ігнорування базового відсотку ймовірності, ефект впевненості у результатах, омана поєднання, фундаментальна помилка атрибуції, упередження уваги, евристика доступності, ефект прив'язки до більшості, каскад доступності, нечутливість до розміру вибірки, ірраціональна ескалація (досвід понесених раніше втрат), ефект очікувань спостерігача, ефект валентності, парейдолія, упередження нульового ризику [8-10].

Точність досліджень було оцінено за показником значення ймовірності p з метою визначення базової точності та подальшого застосування у дослідженні валідності результатів.

Цей метод застосовується в окремих тестах. Наприклад визначення типу когнітивного упередження (відкидання базового відсотка та ілюзорна кореляція) при розв'язанні задачі інвестування у акції. У даному випадку оцінюється прийняття рішень суб'єктами, що вибирають між двома варіантами інвестицій на основі показників курсу, прогнозу та ризику.

Алгоритм дослідження:

1. Мета: виявити наявність відкидання базового відсотка та ілюзорної кореляції при прийнятті рішень в інвестиціях.
2. Вибірка: група суб'єктів з різними рівнями досвіду у фінансових питаннях.
3. Завдання: ознайомлення з даними про курс, прогноз та оцінку ризиків на ринку акцій, вибір альтернатив учасники повинні вибрати між двома варіантами.

¹ З метою спрощення обчислень та на підставі дублювання результатів у випадках несуттєвої різниці показники об'єднувалися у три групи: увага, залученість, когнітивних стрес.

4. Проведення експерименту: провести експеримент, записуючи вибір учасників та їх обґрунтування, зауважуючи вплив когнітивних упереджень та збереження контролю.
 5. Аналіз даних: оцінити ступінь упередження відкидання базового відсотка або ілюзорної кореляції.
 6. Обчислити p -величину та ризик помилок 1 та 2 роду.
 7. Повторити експеримент у визначених групах та оцінити об'єктивність методом експертних оцінок за визначеними показниками.
- Вихідна нульова гіпотеза: Немає значимої різниці у прийнятті рішень між групами.

Псевдокод для обчислення t -критерію та p -значення

```
plaintext
function calculateTTest(X1, X2, s1, s2, n1, n2):
    t_value = (mean(X1) - mean(X2)) / sqrt((s1^2 / n1) + (s2^2 / n2))
    p_value = calculatePValue(t_value, df=n1+n2-2)
    return t_value, p_value

function calculatePValue(t, df):
    // Використовувати відповідну статистичну бібліотеку для обчислення p-значення
    p_value = some_statistical_library.t_to_p(t, df)
    return p_value
```

Узгодженість дослідження було оцінено за коефіцієнтом Метьюза та Кронбаха.

Середньоквадратичний коефіцієнт спряженості або коефіцієнт кореляції Метьюза (MCC) — це показник якості двійкових класифікацій, який часто використовується в машинному навчанні та статистиці. Він враховує справжні позитивні, істинні негативні, помилкові спрацьовування та хибнонегативні результати, забезпечуючи збалансовану оцінку навіть тоді, коли класи мають дуже різні розміри.

$$MCC = \frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FN)}} \quad (1)$$

У даному випадку раціонально використовувати багатокласове представлення, яке узагальнено називають R_K -статистикою (для K різних класів), $K \times K$ утворюють матрицю невідповідностей C . Тоді

$$MCC = \frac{cs - \bar{t}\bar{p}}{\sqrt{s^2 - \bar{p}\bar{p}}\sqrt{s^2 - \bar{t}\bar{t}}} \quad (2)$$

t – кількість реальних появ k -класу,
 p – кількість передбачуваних появ класу k ,
 c – кількість коректно передбачених прикладів класу k ,
 s – вся кількість прикладів класу k у дослідженні.[2]

Псевдокод обчислення коефіцієнта кореляції Метьюза для багатокласового випадку

```
plaintext
function calculateMCC(confusion_matrix):
    n = len(confusion_matrix) # Кількість класів

    # Обчислення чисельника та знаменника
    numerator = 0
    denominator_left = 0
    denominator_right = 0

    for i in range(n):
        for j in range(n):
            for k in range(n):
                if i != j:
                    numerator += confusion_matrix[i][i] * confusion_matrix[j][j] - confusion_matrix[i][j] *
confusion_matrix[j][i]

    for i in range(n):
```

```
sum_row_i = sum(confusion_matrix[i])
sum_col_i = sum(confusion_matrix[j][i] for j in range(n))
denominator_left += sum_row_i * sum_col_i
denominator_right += (sum(confusion_matrix[i][i] for i in range(n)) * sum_row_i) -
sum(confusion_matrix[i][i] for i in range(n))**2

denominator = sqrt(denominator_left * denominator_right)

if denominator == 0:
    return 0 # Уникнення ділення на нуль

MCC = numerator / denominator
return MCC

# Використання функції
confusion_matrix = [ ]

MCC = calculateMCC(confusion_matrix)
print("Узгодженість MCC:", MCC)
```

Вхідні дані: 1) confusion_matrix: матриця невідповідностей (розміром n x n), де n – кількість класів.
2) confusion_matrix[i][j] містить кількість випадків, коли істинний клас був i, а передбачений клас – j.
Значення змінних:

- 1) confusion_matrix: матриця невідповідностей, що містить кількість випадків, коли кожен клас був передбачений правильно або помилково.
- 2) numerator: Чисельник формули MCC обчислюється шляхом суми добутків діагональних елементів матриці та різниці добутків інших елементів.
- 3) denominator_left та denominator_right: Обчислення компонентів знаменника, що використовуються для формування загального знаменника.
- 4) MCC: Кінцеве значення кореляції Метьюза, обчислене шляхом ділення чисельника на знаменник.

Додатково було проведено оцінювання за коефіцієнтом Кронбаха. Оцінювалися результати експертних оцінок та відгуків суб'єктів. Оцінювання проводилося у формі тестування. Тести відображали множину питань стосовно об'єктивних та суб'єктивних чинників результативності з різним ступенем маскування. Шкала оцінювання включала універсальну 5-бальну систему, що визначалася межами 0 – зовсім не погоджуюся та 5 – цілком згоден. За результатами тесту кожен предмет k, яким виступав конкретний чинник, пов'язаний із дією когнітивного упередження (впевненість, чесність, байдужість, невизначеність, досвід тощо), отримував власну оцінку X_i в межах 0...1 (з метою зручності універсального оцінювання за іншими методами). Узагальнена формула коефіцієнта:

$$\rho_T = \frac{k^2 \overline{\sigma_{ij}}}{\sigma_X^2}, \quad (3)$$

де $\overline{\sigma_{ij}} = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=i}^k \sigma_{ij}}{k(k-1)}$ – середнє значення міжпозиційних коваріацій, а $\sigma_X^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \sigma_{ij}$ – дисперсія спостережуваного оцінювання предметів [11].

Межі досліджень визначаються часовими рамками: 2 тижні тестувань для вивчення окремих видів упереджень, 4 місяці тренувань нейропластичності, 6 місяців тренування утримання контролю та пом'якшення когнітивних упереджень. Вимоги до вибірки учасників: суб'єкти віком 35-42 роки (25-37 років), зазначені вимоги до досвіду, хороший рівень нейрограмотності, окремо визначаються розподіл за темпераментом, освітою, досвідом, носії однієї мови, розподіл за показником шульга-правша-амбідекстер, психологічний тест, спеціальний режим діяльності, помірність вживання стимулюючих речовин типу кави, рівень здорового розвитку тіла. Вимоги до експертів: досвід експертної або навчальної діяльності, вік (25-37, 35-42, 42-65), окремий розподіл за досвідом та освітою, психологічний тест. Бажана кількість експериментів – від 50 сесій у нейро-комп'ютерному середовищі.

Псевдокод розрахунку коефіцієнта Кронбаха для оцінки узгодженості

```
plaintext
function calculateCronbachAlpha(data):
    N = len(data[0]) # Кількість питань
    item_variances = []
    for question in data:
        mean_question = mean(question)
        variance = sum((x - mean_question)**2 for x in question) / (len(question) - 1)
        item_variances.append(variance)

    total_variance = sum(item_variances)
    mean_covariance = calculateMeanCovariance(data)

    alpha = (N / (N - 1)) * (1 - (total_variance / (total_variance + mean_covariance)))
    return alpha

function calculateMeanCovariance(data):
    N = len(data[0])
    total_covariance = 0
    for i in range(N):
        for j in range(i + 1, N):
            covariance = calculateCovariance(data[i], data[j])
            total_covariance += covariance
    mean_covariance = total_covariance / (N * (N - 1) / 2)
    return mean_covariance

function calculateCovariance(X, Y):
    mean_X = mean(X)
    mean_Y = mean(Y)
    covariance = sum((x - mean_X) * (y - mean_Y) for x, y in zip(X, Y)) / (len(X) - 1)
    return covariance

# Використання функції
data = [ ]
alpha = calculateCronbachAlpha(data)
print("Узгодженість Кронбаха:", alpha)
```

Результати оцінювання об'єктивності наведені на рисунку 1.

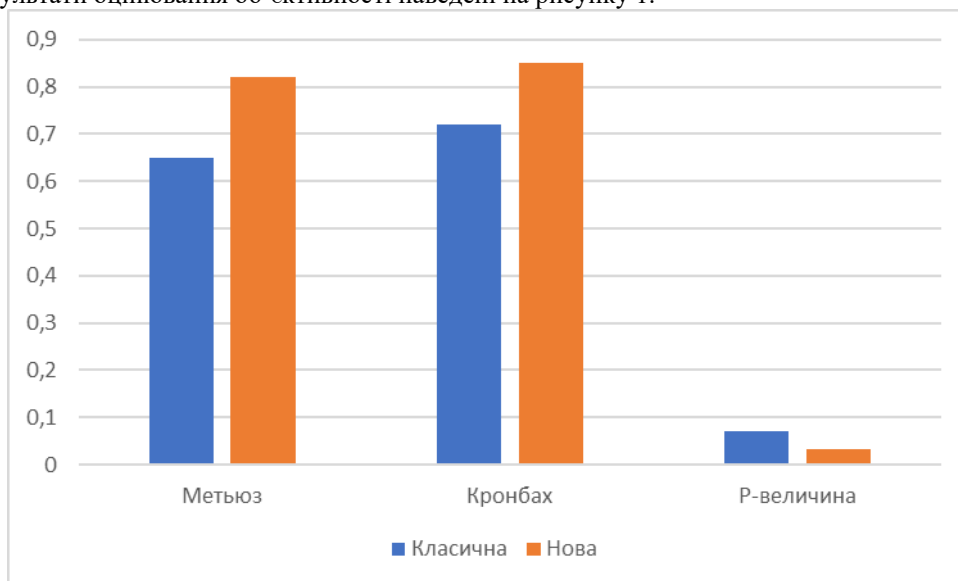


Рис. 1. Результати оцінювання об'єктивності результатів у класичній та новій стратегіях

При подальших дослідженнях слід враховувати особливості розробки питань та траєкторій тренування, можливі зміни оцінювання та досвід супутніх досліджень психометричних показників у різних умовах та видах діяльності. Структуру тесту можна розвинути відповідно до специфічних вимог, можна враховувати додаткові характеристики суб'єктів та інший поділ за віком чи професійною спрямованістю, додатково враховуючи ці впливи на результати.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Перевагами класичної стратегії є широкий спектр пом'якшуваних когнітивних упереджень та їх конкретизація, позитивний вплив на покращення результатів аналітичної діяльності та розвитку емоційного інтелекту, задовільна об'єктивність (62-73%).

Недоліками класичної стратегії є чутливість до суб'єктивного чинника, низька об'єктивність ряду методів збору та обробки даних, потреба у великій кількості експериментів, тривалий час навчання моделей, наявність ризику помилок результатів у конкретних тестах (0,18).

Нова нейроосвітня стратегія має вищі показники об'єктивності порівняно із класичною. Ймовірно це зумовлено відкиданням складних, але несуттєвих обчислень, що знижували точність таких і значно негативніше впливали на величину ризику помилок. Стратегія оцінювання вразливих показників дозволяє отримати результати за цільовими метриками з вищою точністю. Стратегія має високий показник узгодженості (82-85%) та низький ризик виникнення помилок (0,035).

Недоліками нової стратегії стають велика кількість обмежень та часові витрати на дослідження, вибіркова узгодженість даних попередніх досліджень для порівняння в унікальних експериментах, висока чутливість до нейропластичного розвитку (протягом 1 місяця показники в завданнях одного типу змінюються особливо при детренованості).

Шляхами вирішення таких проблем може бути врахування дослідження протягом дотримання спеціального режиму діяльності і відновлення, продовження термінів тренування, підтримка контрольних тестувань, поширення цінностей нейро-комп'ютерного суспільства.

Література

1. Varajão, João, et al. "Models and Methods for Information Systems Project Success Evaluation – A Review and Directions for Research." *Heliyon*, vol. 8, no. 12, 2022, doi:10.1016/j.heliyon.2022.e11977.
2. Chicco, D.; Tötsch, N.; Jurman, G. (2021). "The Matthews correlation coefficient (MCC) is more reliable than balanced accuracy, bookmaker informedness, and markedness in two-class confusion matrix evaluation".
3. Михальчук В., Дружинін В. Упередженість розуму в нейро-комп'ютерних дослідженнях (до проблеми розширення свідомості та формування досвіду). Перша всеукраїнська наукова конференція «Когнітивні дослідження: результати, виклики та перспективи». 24 травня 2024 р., Київ, Україна
4. Mykhalchuk V., Druzhynin V. Targeting the mind in challengeable conditions of biased nature of performance (preliminary results on individual experience) 1st ITS Conference. 2024
5. Tmienova N., Mykhalchuk V. Brain-Computer Interface as Tool of Cognitive Optimization (Case of Biases Reducing in Decision-Making and Control Improvement). *IntSol-2023 CEUR Workshop Proceedings*, vol. 3309, 2023, 1. DOI: 10.1007/978-3-319-64274-1_8.
6. Vishwakarma, A., Sakalle, V. (2025). Unravelling the Mind's Emotions: A Review of EEG-Based Emotion Detection Using Machine Learning and Deep Learning. In: Tripathi, A., Soni, A., Tiwari, M., Swarnkar, A., Sahariya, J. (eds) *Intelligent Computing Techniques for Smart Energy Systems. ICTSES 2023. Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol 1277. Springer, Singapore.
7. Abimala, T., Narmadha, T.V., Raamesh, L. (2023). A Comprehensive Study on Automatic Emotion Detection System Using EEG Signals and Deep Learning Algorithms. In: Tiwari, R., Pavone, M.F., Ravindranathan Nair, R. (eds) *Proceedings of International Conference on Computational Intelligence. Algorithms for Intelligent Systems*. Springer, Singapore.
8. Mykhalchuk, V. Cognitive Design of Educational Brain-Computer Interfaces. *ITAAP-2022 CEUR Workshop Proceedings*, vol. 3309, 2022, 1. DOI: 10.1007/978-3-319-64274-1_8.
9. Fasolo, Barbara, Claire Heard, and Irene Scopelliti. "Mitigating Cognitive Bias to Improve Organizational Decisions: An Integrative Review, Framework, and Research Agenda." *Journal of Management*, vol. XX, no. X, 2024, pp. 1-30. SAGE Journals, <https://doi.org/10.1177/01492063241287188>.
10. Korteling, J.E. (Hans), Gerritsma, Jasmin Y. J., and Toet, Alexander. "Retention and Transfer of Cognitive Bias Mitigation Interventions: A Systematic Literature Study." *Frontiers in Psychology*, vol. 12, 2021, <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.629354>.
11. Cho, Eunseong (2016-07-08). "Making Reliability Reliable". *Organizational Research Methods*. 19 (4). SAGE Publications: 651–682.

References

1. Varajão, João, et al. "Models and Methods for Information Systems Project Success Evaluation – A Review and Directions for Research." *Heliyon*, vol. 8, no. 12, 2022, doi:10.1016/j.heliyon.2022.e11977.
2. Chicco, D.; Tötsch, N.; Jurman, G. (2021). "The Matthews correlation coefficient (MCC) is more reliable than balanced accuracy, bookmaker informedness, and markedness in two-class confusion matrix evaluation". *BioData Mining*.
3. Mykhalchuk V., Druzhynin V. Mind bias in neuro-computational research (to the problem of expanding consciousness and forming experience). The First All-Ukrainian Scientific Conference "Cognitive Research: Results, Challenges and Prospects". May 24, 2024, Kyiv, Ukraine
4. Mykhalchuk V., Druzhynin V. Targeting the mind in challengeable conditions of biased nature of performance (preliminary results on individual experience) 1st ITS Conference. 2024
5. Tmienova N., Mykhalchuk V. Brain-Computer Interface as Tool of Cognitive Optimization (Case of Biases Reducing in Decision-Making and Control Improvement). *IntSol-2023 CEUR Workshop Proceedings*, vol. 3309, 2023, 1. DOI: 10.1007/978-3-319-64274-1_8.
6. Vishwakarma, A., Sakalle, V. (2025). Unravelling the Mind's Emotions: A Review of EEG-Based Emotion Detection Using Machine Learning and Deep Learning. In: Tripathi, A., Soni, A., Tiwari, M., Swarnkar, A., Sahariya, J. (eds) *Intelligent Computing Techniques for Smart Energy Systems. ICTSES 2023. Lecture Notes in Electrical Engineering*, vol 1277. Springer, Singapore.
7. Abimala, T., Narmadha, T.V., Raamesh, L. (2023). A Comprehensive Study on Automatic Emotion Detection System Using EEG Signals and Deep Learning Algorithms. In: Tiwari, R., Pavone, M.F., Ravindranathan Nair, R. (eds) *Proceedings of International Conference on Computational Intelligence. Algorithms for Intelligent Systems*. Springer, Singapore.
8. Mykhalchuk, V. Cognitive Design of Educational Brain-Computer Interfaces. *ITAAP-2022 CEUR Workshop Proceedings*, vol. 3309, 2022, 1. DOI: 10.1007/978-3-319-64274-1_8.
9. Fasolo, Barbara, Claire Heard, and Irene Scopelliti. "Mitigating Cognitive Bias to Improve Organizational Decisions: An Integrative Review, Framework, and Research Agenda." *Journal of Management*, vol. XX, no. X, 2024, pp. 1-30. SAGE Journals, <https://doi.org/10.1177/01492063241287188>.
10. Korteling, J.E. (Hans), Gerritsma, Jasmin Y. J., and Toet, Alexander. "Retention and Transfer of Cognitive Bias Mitigation Interventions: A Systematic Literature Study." *Frontiers in Psychology*, vol. 12, 2021, <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.629354>.
11. Cho, Eunseong (2016-07-08). "Making Reliability Reliable". *Organizational Research Methods*. 19 (4). SAGE Publications: 651–682.