

БАЙЄСІВСЬКИЙ ПІДХІД ЯК МОДЕЛЬ КОГНІТИВНИХ ПРОЦЕСІВ

THE BAYESIAN APPROACH AS A MODEL OF COGNITIVE PROCESSES

Сучасна когнітивна наука прагне до всебічного розуміння складних і багатограних когнітивних процесів, що лежать в основі нашого сприйняття, навчання, прийняття рішень і здійснення цілеспрямованих дій. Традиційні підходи до моделювання цих функцій, зокрема символізм і конекціонізм, зробили значний внесок у формування теоретичної бази, однак в останні десятиліття саме байєсівський підхід зарекомендував себе як потужна, перспективна і впливова концептуальна основа як у когнітивній науці, так і в галузі машинного навчання та штучного інтелекту.

У межах цієї статті основна увага приділяється аналізу когнітивних процесів з позиції байєсівського висновку. У цьому підході сприйняття трактується як процес, під час якого мозок робить висновки про ймовірні причини сенсорних сигналів. Важливу роль у цьому процесі відіграє увага – вона визначає ступінь довіри до отриманої сенсорної інформації. Таким чином, когнітивні процеси розглядаються як ієрархічний ймовірнісний висновок, що спирається на інтеграцію попередніх знань з новими даними з навколишнього середовища в умовах постійної невизначеності.

Актуальність теми зумовлена тим, що байєсівський підхід забезпечує єдину обчислювальну платформу для пояснення широкого спектра когнітивних явищ: від сприйняття й уваги до навчання, дії та прийняття рішень. Концепції генеративних моделей і передбачувального (предиктивного) кодування, а також принцип мінімізації вільної енергії – ключові складові цього підходу. Байєсівські моделі пропонують інструменти для переосмислення експериментальних парадигм (наприклад, парадигми Познера) й сприяють глибшому розумінню процесів розвитку, причинно-наслідкового мислення та нейронних механізмів прийняття рішень.

Ключові слова: когнітивні процеси, байєсівський підхід, сприйняття, увага, ймовірнісний висновок, генеративні моделі, передбачувальне кодування, когнітивна наука, вільна енергія.

Modern cognitive science strives for a comprehensive understanding of the complex and multifaceted cognitive processes underlying perception, learning, decision-making, and goal-directed behavior. Traditional approaches to modeling these functions—such as symbolism and connectionism—have made significant contributions to the theoretical foundation of the field. However, in recent decades, the Bayesian approach has emerged as a powerful, promising, and influential conceptual framework in both cognitive science and the fields of machine learning and artificial intelligence.

This article focuses on the analysis of cognitive processes through the lens of Bayesian inference. In this framework, perception is understood as a process by which the brain infers the probable causes of sensory signals. Attention plays a crucial role in evaluating the reliability and precision of these signals. Consequently, cognitive processes are interpreted as hierarchical probabilistic inference that integrates prior knowledge with incoming sensory data to adaptively evaluate the state of the environment under uncertainty.

The theoretical relevance of this issue lies in the Bayesian approach's ability to provide a unified computational platform for explaining a wide range of cognitive phenomena—from perception and attention to learning, action, and decision-making. Central to this framework are the concepts of generative models, in which the brain is viewed as a system that integrates sensory input based on internal models of the world, and the principle of free energy minimization as a driving force behind learning and perception. The theory of predictive coding, developed within this approach, offers a concrete neural mechanism for implementing hierarchical probabilistic inference in the brain.

Bayesian models also offer valuable tools for reinterpreting experimental paradigms (e.g., the Posner paradigm) and contribute to a deeper understanding of developmental processes, causal reasoning, and the neural mechanisms of decision-making.

Key words: cognitive processes, Bayesian approach, perception, attention, probabilistic inference, generative models, predictive coding, cognitive science, free energy.

УДК 159.946:612.6.03:159.942
DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5208.2025.72.1.7>

Колесник В.В.

аспірант кафедри загальної та диференціальної психології
ДЗ «Південноукраїнський національний педагогічний університет імені К.Д. Ушинського»

Вступ. Моделювання когнітивних процесів представляє собою одну з найскладніших і найважливіших задач сучасної психології та нейронауки. Ця проблема знаходиться на перетині багатьох наукових дисциплін і охоплює широкий спектр питань, від фундаментального розуміння природи людського мислення до практичного застосування цих знань у різних сферах.

Складність моделювання когнітивних процесів обумовлена декількома фундаментальними причинами. По-перше, когнітивні процеси мають багаторівневу природу – від молекулярних і клітинних механізмів до системних нейронних взаємодій і далі до психологічних феноменів високого рівня. Побудова моделей, які би пов'язували

всі ці рівні, залишається надзвичайно складним завданням.

По-друге, існує проблема складності та масштабу. Людський мозок містить приблизно 86 мільярдів нейронів з трильйонами синаптичних зв'язків між ними. Ця структурна складність породжує функціональну складність, яку важко відобразити в межах єдиної моделі. Навіть обчислювальні моделі окремих когнітивних функцій часто вимагають значних обчислювальних ресурсів.

По-третє, когнітивні процеси характеризуються динамічністю, пластичністю та контекстуальною залежністю. Мозок постійно змінюється через навчання та досвід, а когнітивні функції проявляються по-різному залежно від контексту. Врахування цієї

динаміки та контекстуальності являє собою серйозний виклик для моделювання.

Важливим аспектом сучасного моделювання є міждисциплінарність. Психологи, нейробіологи, спеціалісти з штучного інтелекту, математики, філософи та лінгвісти працюють разом, щоб створити більш повне розуміння когнітивних процесів. Ця співпраця призводить до виникнення нових інтегративних підходів та більш цілісної картини людського пізнання.

Розвиток нових технологій значно розширює можливості моделювання когнітивних процесів. Методи нейровізуалізації (fMRI, EEG, MEG) дозволяють отримувати дані про мозкову активність під час виконання когнітивних завдань. Оптогенетика та інші методи маніпуляції нейронною активністю дозволяють досліджувати причинно-наслідкові зв'язки в нейронних мережах. Потужні обчислювальні ресурси та нові алгоритми машинного навчання роблять можливим створення більш складних і реалістичних моделей.

Майбутнє моделювання когнітивних процесів пов'язане з розвитком інтегративних підходів, що поєднують сильні сторони різних парадигм. Особливо перспективними є моделі, що враховують ієрархічну організацію мозку, його пластичність та взаємодію з тілом і середовищем. Такі моделі мають потенціал не лише поглибити наше розуміння людського пізнання, але й сприяти розвитку нових підходів у освіті, медицині, штучному інтелекті та інших галузях.

Упродовж історії розвитку психології та когнітивної науки сформувалися різні теоретичні підходи до моделювання когнітивних процесів. Найбільш впливовими серед них тривалий час залишалися символічний та конекціоністський підходи [1], які не лише репрезентують альтернативні концептуальні рамки для пояснення мислення, але й суттєво вплинули на формування дослідницьких парадигм та інтерпретацію емпіричних даних. Обидва підходи відображають різні уявлення про природу пізнання та функціонування розуму.

Символічний підхід ґрунтується на уявленні про когнітивні процеси як маніпуляцію дискретними символами відповідно до формалізованих правил. Він бере початок у роботах Алана Ньюелла та Герберта Саймона (1976), Джеррі Фодора (2000), Ноама Хомського (1995), Джона Андерсона (1998). У цьому контексті розум розглядається як система, подібна до комп'ютера, що оперує явними репрезентаціями та здійснює послідовну обробку інформації.

Символічні моделі ефективно моделюють логічне міркування, мовні процеси та розв'язання задач, забезпечуючи прозорість міркувань і можливість формальної перевірки гіпотез. Утім, вони демонструють обмеження в поясненні таких явищ, як розпізнавання образів, імпліцитне навчання та адаптивна поведінка в умовах невизначеності. Особливе значення має проблема символічного заземлення – питання про те, яким чином абстракт-

ні символи пов'язані з реальними сенсорними вхідними даними.

У межах психології символізм проявляється в таких напрямках:

- дослідження стадій обробки інформації (наприклад, класичні моделі пам'яті);
- моделі робочої пам'яті (зокрема, модель Бедделі та Хітча)
- вивчення стратегій розв'язання задач і прийняття рішень (роботи Канемана і Тверські);
- теорії категоризації на основі ознак або прототипів;
- концепції когнітивного розвитку (Ж. Піаже).

Конекціоністський підхід пропонує альтернативну модель пізнання, де когнітивні процеси виникають як результат взаємодії великої кількості простих елементів, аналогічних нейронам, об'єднаних у нейроноподібні мережі. Цей підхід розвивався у працях Дональда Хебба (1980), Джеймса Маклелланда і Девіда Румельхарта (1986), Джеффрі Хінтона (2006), Пола Смоленського (2006).

Конекціоністські моделі базуються на принципах паралельної розподіленої обробки інформації, що дозволяє ефективно моделювати процеси навчання, узагальнення, категоризації та розпізнавання образів. Водночас, вони стикаються з труднощами при моделюванні логічних операцій, абстрактних понять і структурованих репрезентацій. Крім того, складність інтерпретації внутрішніх станів таких моделей (проблема «чорної скриньки») обмежує їхню пояснювальну силу у психологічному контексті.

Конекціоністський підхід у психології тісно пов'язаний із парадигмою паралельної розподіленої обробки інформації та знаходить своє відображення у низці емпіричних і теоретичних досліджень.

Зокрема, він активно застосовується у таких сферах:

- Сприйняття та розпізнавання образів – експериментальні дані свідчать про те, що процес сприйняття часто здійснюється паралельно та не обов'язково слідує формалізованим правилам, що суперечить символічним моделям.[2]
- Імпліцитне (неусвідомлюване) навчання – конекціоністські моделі ефективно пояснюють засвоєння статистичних закономірностей без явної свідомої участі суб'єкта, що підтверджується результатами психологічних експериментів.[14]
- Теорії асоціативної пам'яті – пам'ять розглядається як динамічна мережа взаємопов'язаних елементів, де знання представлені не у вигляді символів, а як патерни активації з різним ступенем інтенсивності [11].
- Психолінгвістика – конекціоністські моделі використовуються для моделювання засвоєння мови через статистичне навчання, а також для пояснення процесів читання та мовлення.[12]
- Нейропсихологія – функціональні порушення внаслідок ураження мозку інтерпретуються

як зміни в конфігурації або активації нейронних мереж, що відповідає логіці конекціоністського підходу [13].

Символічні моделі показали високу ефективність у моделюванні явного логічного мислення, дедукції та окремих аспектів мовної обробки. Проте вони стикаються з серйозними обмеженнями при поясненні адаптивного навчання, узагальнення нових ситуацій та стійкості до перешкод. Навпаки, конекціоністські моделі виявилися успішними в моделюванні сприйняття, категоризації та імпліцитного навчання, однак мають труднощі при відтворенні систематичності мислення, композиційної семантики та абстрактного міркування.

Таким чином, жоден із підходів у своїй «чистій» формі не спромігся надати вичерпне пояснення повного спектра когнітивних здібностей людини. Все більш очевидним ставала необхідність інтегративного підходу, здатного поєднати переваги обох традицій. Зокрема, було висунуто гіпотезу, що високорівневі символічні операції можуть реалізовуватись на основі низькорівневих розподілених нейронних процесів, що вказує на можливість побудови теоретичного мосту між символічними і конекціоністськими моделями.

В галузі штучного інтелекту також було виявлено, що системи, побудовані виключно на основі символічних правил, виявляють жорсткість та негнучкість, тоді як нейромережеві моделі страждають від труднощів інтерпретованості та недостатньої надійності у навчанні складним абстракціям. Це зумовило зростання інтересу до гібридних моделей, здатних поєднувати прозорість, навчання, узагальнення та гнучкість.[3]

У цьому контексті байєсівський підхід запропонував перспективну інтегративну рамку, розглядаючи пізнання як процес ймовірнісного виводу, який може бути реалізований як на рівні нейронних мереж, так і у вигляді символічних репрезентацій і таким чином дозволяє інтегрувати сильні сторони символізму та конекціонізму в єдину ймовірнісну парадигму. Байєсівські моделі дозволяють формалізувати взаємодію між структурованими апіорними знаннями (символічний компонент) та навчанням на основі досвіду (конекціоністський компонент), забезпечуючи єдину математичну основу для опису широкого спектра когнітивних феноменів.

Акумуляція експериментальних даних у галузі когнітивної науки свідчить про те, що людське мислення виявляє риси як символічного, так і конекціоністського підходів, причому їхня актуальність варіюється залежно від конкретного завдання та контексту.

Сучасні методи дослідження продемонстрували, що люди здатні одночасно демонструвати як систематичну, правилівідповідну поведінку (що відповідає символічній традиції), так і чутливість до статистичних залежностей та ймовірнісних патернів (що є характерним для конекціонізму). Наприклад, у сфері мовлення індивіди застосо-

вують синтаксичні правила, проте водночас залишаються чутливими до статистичних закономірностей мовного середовища. Подібні когнітивні «парадокси» спостерігаються також у процесах сприйняття, категоризації та прийняття рішень.

Досягнення в галузі нейронаук також підтверджують комплементарність двох підходів: мозок функціонує як високопаралельна мережа нейронів, що узгоджується з конекціоністськими моделями, але при цьому демонструє ієрархічну, модульну організацію та здатність до абстрактних обчислень – що наближає його до символічних моделей.[15]

Відкриття в галузях нейропластичності та нейромодуляції показали, що мозок має здатність до функціональної перебудови, формуючи умовно «символічні» системи поверх базової нейронної архітектури. Зокрема, окремі ділянки, такі як префронтальна кора, беруть участь у функціях, що нагадують маніпуляцію символами, тоді як первинна сенсорна кора більше відповідає принципам, закладеним у конекціоністських моделях.[3]

Таким чином, сучасні підходи до вивчення сприйняття дедалі частіше ґрунтуються на ідеях статистичного (ймовірнісного) виводу. У межах цих концепцій сприйняття трактується як процес перевірки гіпотез, у якому мозок формує ймовірнісні припущення щодо причин сенсорних сигналів. Важливу роль у цьому процесі відіграє не лише величина сенсорної похибки (тобто відмінність між очікуваними та реальними даними), але й оцінка точності (precision) наданої інформації.[6]

Одним із ключових чинників, що визначає ефективність перцептивної обробки, є увага. Згідно з низкою теоретичних моделей, увагу можна розглядати як механізм, що зважає сенсорні передбачення відповідно до їхньої передбачуваної точності. Цей підхід узгоджується з емпіричними даними, що свідчать про здатність навіть немовлят використовувати ймовірнісні зв'язки між подіями для формування причинно-наслідкових уявлень – аналогічно до наукового методу побудови моделей на основі спостережень.[7]

У межах цієї моделі передбачається, що точність сенсорної інформації є динамічною змінною, яка залежить від контексту, зовнішніх умов та рівня уваги. Отже, перцептивна система має не лише інтерпретувати вхідні сигнали, а й оцінювати ступінь їхньої надійності в кожному конкретному випадку. Це принципово відрізняє її від традиційних моделей, де точність сенсорного вводу вважається сталою і незмінною.[7]

З методологічної точки зору, така регуляція точності може бути описана за допомогою байєсівського виводу із змінними ваговими коефіцієнтами. У цьому контексті увага виконує функцію механізму, що перерозподіляє когнітивні ресурси на користь найбільш інформативних джерел даних. Такий підхід є аналогічним до статистичного методу зважених найменших квадратів, де

спостереження з вищою точністю мають більший вплив на остаточне рішення.

Процес байєсівського виводу у контексті когнітивних наук передбачає взаємодію між апіорними знаннями (апіорними ймовірностями), що відображають попередні уявлення про світ, та правдоподібністю – оцінкою ймовірності спостережуваних даних за умови різних гіпотез. Байєсівський вивід дозволяє інтегрувати попередній досвід із новою інформацією, формуючи дедалі точніші когнітивні репрезентації. Як зазначає А. Гопник [7], саме цей механізм лежить в основі когнітивного розвитку, забезпечуючи здатність до поступового уточнення моделей світу на основі індивідуального досвіду.

К. Фрістон розглядає розум, застосовуючи підґрунтя байєсівського підходу, як систему, що постійно формулює припущення щодо прихованих причин спостережуваних даних, використовуючи ймовірнісні моделі.

Центральним елементом цього підходу є теорема Байєса, яка визначає механізм оновлення попередніх уявлень (у формі апостеріорної ймовірності) на основі нових емпіричних свідчень.

Математичне формулювання теореми Байєса має такий вигляд:

$$P(A|B) = (P(B|A) * P(A)) / P(B) \text{ де:}$$

$P(A|B)$ – апостеріорна ймовірність, тобто ймовірність гіпотези A за умови спостереження B ;

$P(B|A)$ – ймовірність спостереження B при умові, що гіпотеза A істинна (так звана “правдоподібність”);

$P(A)$ – апіорна ймовірність гіпотези A , тобто початкова ймовірність до врахування нових даних;

$P(B)$ – маргінальна ймовірність спостереження B , тобто загальна ймовірність того, що відбувається B .

Це рівняння описує, як оновлюються наші уявлення про світ на основі нової інформації, і є фундаментом для байєсівського моделювання когнітивних процесів.

У контексті функціонування мозку байєсівський підхід реалізується через низку ключових концептів. Зокрема, мозок інтерпретується як «машина передбачення», що використовує ієрархічні генеративні моделі для постійного зіставлення сенсорних сигналів із низхідними очікуваннями, прагнучи зменшити розбіжність між очікуваним і фактичним (тобто мінімізувати помилку передбачення). Важливу роль у цьому процесі відіграє не лише величина сенсорної похибки (тобто відмінність між очікуваними та реальними даними), але й оцінка точності (precision) наданої інформації.[6]

У рамках цієї моделі увага трактується як механізм формування висновків щодо невизначеності (точності) причин сенсорного вводу і її можна розглядати як механізм, що зважає сенсорні передбачення відповідно до їхньої передбачуваної точності. Цей підхід узгоджується з емпіричними даними, що свідчать про здатність навіть немовлят використовувати ймовірнісні зв'язки між подіями для формування причинно-наслідкових уяв-

лень – аналогічно до наукового методу побудови моделей на основі спостережень. З позиції нейрофізіології це пов'язано з оптимізацією точності ймовірнісних репрезентацій. Більш складні форми когнітивного навчання та узагальнення пояснюються за допомогою ієрархічних байєсівських моделей (hierarchical Bayesian models, HBM), які дозволяють представляти та засвоювати абстрактні уявлення про причинно-наслідкові структури світу.[9]

Таким чином, байєсівський підхід формує єдину математичну основу для розуміння пізнання як процесу розв'язання індуктивних задач, поєднуючи у собі уявлення про когнітивні репрезентації та механізми навчання.

З позицій нейробіології концепція предиктивного кодування припускає наявність двонаправленого інформаційного обміну між різними рівнями кортикальної ієрархії з метою оптимізації ймовірнісних уявлень про навколишнє середовище. У межах таких схем точність сигналу кодується через синаптичну модуляцію – зокрема, через постсинаптичну реактивність нейронів, що відповідають за повідомлення про похибки передбачення. Така модуляція реалізується на нейронному рівні шляхом зміни синаптичної чутливості – зокрема, постсинаптичної реактивності нейронів, що сигналізують про помилки передбачення.

Одним із найбільш імовірних кандидатів на роль таких механізмів є швидкі синхронізовані взаємодії нейронних популяцій, асоційовані з увагою. Підвищення нейронної синхронізації, особливо у гамма-діапазоні частот, сприяє зростанню популяційної активності, що, у свою чергу, підсилює передачу сенсорного сигналу. Ці процеси знаходять своє відображення як у зростанні локальної гамма-активності, так і у підвищенні сигналів фМРТ, що підтверджується експериментальними дослідженнями, зокрема в рамках парадигм, орієнтованих на вивчення уваги.[4][3]

Додаткову підтримку гіпотезам передиктивного кодування надають дані про роль нейромедіаторів. Зокрема, вивільнення ацетилхоліну у префронтальній корі здатне впливати на часові характеристики виявлення сенсорних підказок, що узгоджується з концепцією модуляції точності як ключового механізму уваги.[3]

У контексті теорії передиктивного кодування, точність сенсорної інформації кодується синаптичним підсиленням у нейронних модулях, відповідальних за перцепцію або за обробку помилок передбачення. Ці модулі передають інформацію до структур, які формують умовні очікування щодо зовнішнього середовища. Оптимізація точності, що реалізується через модуляцію синаптичної активності, функціонально відповідає когнітивному процесу уваги. Як параметри ширшої генеративної моделі, точність регулює нисхідний та латеральний контроль синаптичного підсилення й піддається навчальному оновленню на основі зважених помилок передбачення.

Підвищення локальної точності може розглядатися як нейронний аналог екзогенної уваги, оскільки воно тимчасово і просторово збігається з релевантними сенсорними подіями. Натомість ендогенна увага не демонструє подібного збігу, а є відображенням глобального контексту, обумовленого прихованими причинними факторами.

У межах цієї моделі передбачається, що точність сенсорної інформації є динамічною змінною, яка залежить від контексту, зовнішніх умов та рівня уваги. Отже, перцептивна система має не лише інтерпретувати вхідні сигнали, а й оцінювати ступінь їхньої надійності в кожному конкретному випадку. Це принципово відрізняє її від традиційних моделей, де точність сенсорного вводу вважається сталою і незмінною.[7]

Таким чином, теорія передиктивного (передбачувального) кодування, що базується на принципах байєсівського виводу та принципі мінімізації вільної енергії, пропонує цілісну модель когнітивної обробки, у якій увага розглядається як механізм оптимізації точності сенсорної інформації. Ця теорія узагальнює класичні моделі сприйняття, зокрема парадигму М. Познера, яка вивчає механізми просторової уваги. У цій парадигмі респонденту демонструється фіксаційна точка, після якої подається сигнал-підказка, що вказує на ймовірне місце появи цільового стимулу. Цільовий сигнал може бути валідним, невалідним або нейтральним щодо підказки. Зв'язок між теорією передиктивного кодування та парадигмою Познера можна інтерпретувати через концепцію просторової точності. Локальне підвищення точності відповідає екзогенній увазі, оскільки воно короткочасно й просторово узгоджене з відповідними сенсорними подіями. Натомість ендогенна увага асоціюється з тривалішими й контекстуально опосередкованими змінами параметрів точності, що зумовлені прихованими причинами.

Ключовим елементом передиктивного кодування є ієрархічна структура виводу щодо причин сенсорного вводу. Оцінка точності – інверсія дисперсії ймовірнісного розподілу – відіграє критичну роль у цьому процесі, відображаючи ступінь невизначеності вхідної інформації. Увага в цьому контексті модулює не сам зміст репрезентації, а її точність, тобто надійність.

У межах ієрархічної нейронної архітектури, характерної для передиктивного кодування, нисхідні зв'язки передають передбачення від вищих до нижчих рівнів, тоді як висхідні сигнали повідомляють про помилки цих передбачень – тобто про залишкову сенсорну інформацію, яку не вдалося пояснити поточними гіпотезами. Вага, що надається цим помилкам, варіюється залежно від їх точності та реалізується через синаптичну модуляцію. Імовірно, висхідні сигнали надходять від поверхневих пірамідальних клітин, тоді як нисхідні – від глибоких.

Процес навчання у межах цієї моделі розглядається як адаптація параметрів точності. Ці

параметри визначають станозалежне посилення нисхідних та латеральних зв'язків і оновлюються на основі зважених помилок передбачення. Відтак, навчання й увага є тісно пов'язаними процесами, які спільно забезпечують оптимізацію обробки інформації.[5]

Передиктивне кодування також формалізується через принцип мінімізації вільної енергії, згідно з яким увага функціонує як механізм зниження невизначеності. У цьому контексті вільна енергія трактується як верхня межа несподіванки (surprisal) і, відповідно, як міра логарифмічного свідчення на користь певної генеративної моделі світу.[4]

Таким чином, теорія передиктивного кодування надає нейробіологічно обґрунтовану та формалізовану-обчислювальну основу для інтерпретації уваги як процесу байєсівського виводу. Оптимізація точності сенсорних сигналів у межах ієрархічних моделей світу постає як центральний механізм когнітивної обробки. Подальші дослідження у цьому напрямі спрямовані на деталізацію нейронних і обчислювальних механізмів уваги, а також на розширення застосування цих принципів до ширшого спектра когнітивних функцій.

Теоретичні припущення теорії передиктивного кодування отримали підтвердження у низці експериментальних та комп'ютерних досліджень. Зокрема, парадигма Познера залишається одним з найбільш широко застосовуваних інструментів для дослідження екзогенної та ендогенної уваги. Порівняння часу реакції в різних експериментальних умовах дозволяє кількісно оцінити вплив уваги на перцепцію та поведінкові реакції.

Таким чином, модель передиктивного кодування уваги отримує підтвердження як з теоретичної та обчислювальної перспектив, так і через порівняння з емпіричними даними. Це зміцнює її статус як перспективного концептуального каркасу для подальших досліджень когнітивних функцій та нейронної динаміки.

Розширення теорії передиктивного кодування на сигнали від тіла та інтероцепцію відкриває нові перспективи для розуміння взаємозв'язку уваги і сприйняття тілесних станів. Зокрема, висунуто припущення, що увага до внутрішніх сигналів (інтероцептивна увага) також може регулюватися шляхом оцінки точності сигналів, що надходять від внутрішніх органів – таких як серцевий ритм чи дихання. Це має потенціал для пояснення механізмів, що лежать в основі афективних розладів та практик усвідомленості (mindfulness), де увага до тілесних відчуттів має центральне значення.[3]

Теорія передиктивного кодування, завдяки своїй формально-байєсівській природі, може стати основою для створення нових архітектур штучного інтелекту, зокрема – нейроморфних обчислювальних систем. Реалізація уваги як динамічної модуляції точності дозволить штучним агентам ефективніше діяти в умовах невизначеності та змінного середовища, забезпечуючи гнучке

управління перцептивними ресурсами. Це особливо актуально для задач активного сприйняття, робототехніки та адаптивного керування.

Розуміння того, яким чином порушується модуляція точності в рамках передиктивного кодування, відкриває нові підходи до діагностики та лікування психоневрологічних розладів. Наприклад, у разі СДУГ (синдром дефіциту уваги з гіперактивністю) припускається порушення здатності гнучко модулювати точність сенсорних сигналів, що зумовлює гіперреактивність на зовнішні подразники та труднощі концентрації. Аналогічно, при шизофренії спостерігається дисфункція оцінки достовірності внутрішніх передбачень, що спричиняє появу галюцинацій та маячних інтерпретацій. Дослідження в цьому напрямку можуть не лише поглибити розуміння патогенезу, а й сприяти розробці нових терапевтичних втручань, спрямованих на відновлення збалансованої модуляції точності.[3].

Ще одним важливим напрямом є вивчення того, як увага в рамках передиктивного кодування сприяє процесам навчання. Припускається, що спрямування уваги на найбільш невизначені аспекти сенсорної інформації пришвидшує навчання шляхом фокусування на високозначущих помилках передбачення. Це положення має значну цінність у психології навчання, когнітивній терапії, а також у вивченні критичних періодів розвитку.

Для більш глибокого розуміння механізмів уваги в рамках передиктивного кодування необхідне подальше вдосконалення експериментальних парадигм, чутливих до змін точності. Це можуть бути як поведінкові методи (наприклад, варіації в завданнях на виявлення сигналу або розподілену увагу), так і нейровізуалізаційні підходи – зокрема, високоточна МEG, EEG, фМРТ, а також методи прямої реєстрації нейронної активності. Особливого значення набуває застосування алгоритмів машинного навчання для декодування динаміки нейронного представлення точності у часі.

Висновки. Теорія передиктивного кодування пропонує новий погляд на механізми уваги та сприйняття, розглядаючи їх як процеси оптимізації точності сенсорної інформації через динамічну модуляцію. Відповідно до цієї теорії, увага не є статичною функцією, а виступає як механізм, що адаптується до змін у навколишньому середовищі та змінює точність оцінки сенсорних сигналів на основі їхньої інформативності.

Нейробіологічні основи модуляції точності пов'язані з механізмами синхронізації нейронної активності, зокрема гамма- та альфа-ритмами, що мають ключову роль у процесах уваги. Модуляція точності реалізується через зміни синаптичного посилення в нейронних мережах, відповідальних за обробку сенсорної інформації та помилок передбачень.

Нейродинамічні аспекти теорії передиктивного кодування, зокрема фазова синхронізація та

частотне спряження, відкривають нові шляхи для розуміння, як різні ритми мозку сприяють селективній обробці інформації. Це дозволяє більш глибоко дослідити механізми роботи уваги та її роль у нейродинамічних процесах мозку.

Інтероцепція та увага до внутрішніх тілесних сигналів, таких як серцевий ритм або дихання, розглядаються як частина більш широкої моделі передиктивного кодування, що може сприяти покращенню розуміння афективних розладів та практик усвідомленості. Це відкриває нові можливості для вивчення взаємозв'язку між увагою, тілесними відчуттями та психічним здоров'ям.

Штучний інтелект та нейроморфні системи можуть виграти від застосування принципів передиктивного кодування для створення адаптивних моделей, здатних до ефективної взаємодії з непередбачуваними середовищами. Модуляція точності в цих системах дозволить створювати більш гнучкі та ефективні механізми активного сприйняття.

Психіатрія та нейропсихологія виграють від розуміння порушень у модуляції точності, що лежать в основі розладів, таких як СДУГ і шизофренія. Зрозуміти ці механізми можна через порушення здатності до гнучкої адаптації точності та її вплив на психічний стан, що сприятиме розвитку нових терапевтичних підходів.

Процеси навчання та нейропластичність також можуть бути уточнені через дослідження взаємозв'язку уваги та модифікації точності сенсорної інформації. Теорія передиктивного кодування пропонує нові підходи до розуміння того, як увага може сприяти ефективнішому навчанню через фокусування на помилках передбачення.

Важливість байесівського підходу для розуміння когнітивних процесів є ключовою. Байесівський підхід дозволяє описати процеси сприйняття та прийняття рішень як динамічне оновлення переконань на основі нових даних. Це сприяє розумінню, як мозок постійно коригує свої гіпотези про світ, інтегруючи нову інформацію з попередніми знаннями, що є основою для формування точних та адаптивних когнітивних процесів. Байесівська теорема надає математичну основу для когнітивних моделей, дозволяючи інтегрувати апостеріорні та апіорні знання, а також забезпечує потужний інструмент для дослідження механізмів навчання та уваги.

Емпірична верифікація теорії передиктивного кодування вимагає подальших досліджень, зокрема через розробку нових експериментальних парадигм та застосування методів нейровізуалізації для вимірювання змін точності в реальному часі. Це дозволить не тільки перевірити існуючі гіпотези, а й сприятиме розробці нових моделей для вивчення уваги та сприйняття в контексті передиктивного кодування.

Отже, теорія передиктивного кодування надає значні можливості для інтеграції нейробіологічних, когнітивних та нейродинамічних досліджень, що

відкривають нові шляхи для розуміння процесів уваги, сприйняття, а також розвитку нових технологій та терапевтичних стратегій.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Bechtel W., Abrahamsen A. Connectionism and the mind: Parallel processing, dynamics, and evolution in networks. Oxford : Blackwell Publishers, 2002.
2. Behrmann M., Zemel R.S., Mozer M.C. Object-based attention and occlusion: Evidence from normal participants and a computational model. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*. 1998. Vol. 24, No. 4. P. 1011–1036.
3. Clark A. Whatever next? Predictive brains, situated agents, and the future of cognitive science. *Behavioral and Brain Sciences*. 2013. Vol. 36, No. 3. P. 181–204. doi:10.1017/S0140525X12000477.
4. Feldman H., Friston K.J. Attention, uncertainty, and free-energy. *Frontiers in Human Neuroscience*. 2010. Vol. 4. Article 215. doi:10.3389/fnhum.2010.00215.
5. Friston K. The free-energy principle: a unified brain theory? *Nature Reviews Neuroscience*. 2010. Vol. 11. P. 127–138. https://doi.org/10.1038/nrn2787.
6. Gershman S.J., Horvitz E.J., Tenenbaum J.B. Computational rationality: A converging paradigm for intelligence in brains, minds, and machines. *Science*. 2015. Vol. 349, No. 6245. P. 273–278. doi:10.1126/science.aac6076.
7. Gopnik A., Wellman H.M. Reconstructing constructivism: causal models, Bayesian learning mechanisms, and the theory theory. *Psychological Bulletin*. 2012. Vol. 138, No. 6. P. 1085–1108. doi:10.1037/a0028044.
8. Geisler W.S., Diehl R.L. A Bayesian approach to the evolution of perceptual and cognitive systems. *Cognitive Science*. 2003. Vol. 27. P. 379–402. https://doi.org/10.1207/s15516709cog2703_3.
9. Knill D.C., Pouget A., Kersten D. The Bayesian brain: the role of uncertainty in neural coding and computation. *Trends in Neurosciences*. 2004. Vol. 27, No. 12. P. 712–719.
10. Körding K.P., Wolpert D.M. Bayesian integration in sensorimotor learning. *Nature*. 2004. Vol. 427, No. 6971. P. 244–247. doi:10.1038/nature02169.
11. McNaughton B.L., Morris R.G. Hippocampal synaptic enhancement and information storage within a distributed memory system. *Trends in Neurosciences*. 1987. Vol. 10, No. 10. P. 408–415.
12. MacWhinney B., Leinbach J. Implementations are not conceptualizations: Revising the verb learning model. *Cognition*. 1991. Vol. 40, No. 1–2. P. 121–157.
13. Patterson K., Seidenberg M.S., McClelland J.L. Connections and disconnections: Acquired dyslexia in a computational model of reading processes. In: Morris R.G.M. (Ed.). *Parallel Distributed Processing: Implications for Psychology and Neurobiology*. Oxford : Oxford University Press, 1989. P. 131–181.
14. Seger C.A. Implicit learning. *Psychological Bulletin*. 1994. Vol. 115, No. 2. P. 163–196.
15. Tenenbaum J.B., Kemp C., Griffiths T.L., Goodman N.D. How to grow a mind: statistics, structure, and abstraction. *Science*. 2011. Vol. 331, No. 6022. P. 1279–1285. doi:10.1126/science.1192788.