

УДК 004.8:35

JEL Classification C45, D73, D78, O33

DOI: 10.31767/nasoa.3-2026.07

**О. О. ГОРОБЕЦЬ,**

кандидат економічних наук, доцент,  
проректор з інформаційно-комунікаційної діяльності  
та цифрової трансформації,  
Національна академія статистики, обліку та аудиту,  
E-mail: babutska@ukr.net,  
ORCID: 0000-0001-5433-6448,  
Researcher ID: G-7664-2018

**Нейронні мережі у системі доказового врядування:  
від аналітичного посилення до когнітивної залежності**

У статті розкрито роль нейронних мереж у системі доказового врядування та визначено умови, за яких їх використання може посилювати аналітичні можливості публічного управління без втрати когнітивної автономії державних інституцій. Обґрунтовано, що поширення нейромережових технологій змінює традиційну логіку формування доказового знання, оскільки алгоритмічні моделі дедалі частіше залучаються не лише до оброблення великих масивів даних, а й до прогнозування, класифікації, оцінювання ризиків, виявлення закономірностей і формування рекомендацій для управлінських рішень. Запропоновано розглядати когнітивну залежність як окремий ризик алгоритмізації публічного управління, що виникає у разі зниження здатності державної інституції самостійно оцінювати дані, перевіряти логіку роботи моделі, критично інтерпретувати її результати та розглядати альтернативні варіанти управлінської дії. Особливу увагу приділено розмежуванню між технологічною залежністю та когнітивною залежністю: навіть якщо держава формально контролює отримувані дані, вона залишається залежною від зовнішніх моделей, методологій, цифрових платформ і алгоритмів, за допомогою яких дані перетворюються на оцінки, прогнози або рекомендації.

Обґрунтовано, що збереження когнітивної автономії потребує дотримання п'яти взаємопов'язаних умов: контроль над даними, прозорість моделі, інтерпретаційна спроможність, верифікація людиною, інституційна відповідальність. Запропоновано модель безпечної інтеграції нейронних мереж у доказове врядування, що поєднує етапи «дані – модель – інтерпретація – верифікація – управлінське рішення» з відповідними механізмами інституційного контролю. Підкреслено, що навіть за наявності контролю над масивами даних держава може залишатися залежною

від зовнішніх моделей, методологій і цифрових платформ, через які ці дані перетворюються на оцінки, прогнози та рекомендації. У зв'язку з цим когнітивну автономію запропоновано трактувати як здатність інституції зберігати реальний контроль не лише над інформаційними ресурсами, а й над механізмами формування знання, що використовується для обґрунтування суспільно значущих рішень.

**Ключові слова:** доказове врядування, нейронні мережі, когнітивна залежність, когнітивна автономія, алгоритмічні системи.

**O. O. HOROBETS,**

PhD in Economics, Associate Professor,

Vice-Rector for Information and Communication Activities  
and Digital Transformation,

National Academy of Statistics, Accounting and Audit, E-mail: babutska@ukr.net,

ORCID: 0000-0001-5433-6448,

Researcher ID: G-7664-2018

### **Neural Networks in Evidence-Based Governance: From Analytical Enhancement to Cognitive Dependence**

*The article highlights the role of neural networks in evidence-based governance and identifies the conditions under which their use can enhance the analytical capacity of public administration without undermining the cognitive autonomy of public institutions. The rapid expansion of neural network technologies is transforming the traditional process of evidence formation, as algorithmic models are increasingly used not only for processing large volumes of structured and unstructured data, but also for forecasting, classification, risk assessment, pattern detection, and the generation of recommendations for managerial and policy decisions. It is emphasized that high predictive accuracy should not be equated with the reliability of evidence or the validity of a final governance decision.*

*The use of neural networks is associated with methodological, institutional, and epistemic risks, including dependence on data quality and representativeness, limited model transparency and interpretability, algorithmic bias, automation bias, excessive reliance on automated recommendations, and the possible diffusion of institutional responsibility. Cognitive dependence is conceptualized as a specific risk of the algorithmization of public administration. It arises when a public institution gradually loses its capacity to independently assess data, verify the logic of an algorithmic model, critically interpret its outputs, and consider alternative courses of action. Particular attention is attached to the distinction between technological dependence and cognitive dependence: even when a state formally controls its data, it may remain dependent on external models, methodologies, digital platforms, and algorithms through which data are transformed into assessments, forecasts, and recommendations.*

*The author argues that preserving cognitive autonomy requires five*

*interrelated conditions: control over data, model transparency, interpretative capacity, human verification, and institutional accountability. On this basis, a model for the safe integration of neural networks into evidence-based governance is proposed. It combines the sequence “data – model – interpretation – verification – management decision” with corresponding institutional safeguards. Neural networks should, therefore, be regarded as instruments for augmenting institutional analytical capacity rather than as autonomous decision-makers. The preservation of meaningful human and institutional control over the formation, interpretation, verification, and use of evidence is identified as a key condition for preventing cognitive dependence in algorithmically supported governance.*

**Keywords:** *evidence-based governance, neural networks, cognitive dependence, cognitive autonomy, algorithmic systems.*

**Вступ.** Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту, машинного навчання та нейронних мереж суттєво трансформує механізми інформаційно-аналітичного забезпечення публічного управління. Технологічний прогрес, зумовлений даними, обчисленнями та зростаючою потужністю машинного розпізнавання образів, що спирається на низку методів, які називаються «глибоким навчанням» або «нейронними мережами», призвів до повсюдного поширення алгоритмів штучного інтелекту в структуруванні технологічних, а також людських взаємодій [1]. Якщо традиційна модель доказового врядування ґрунтувалася переважно на використанні офіційної статистики, адміністративних даних, результатів наукових досліджень та експертних оцінок, сучасне цифрове середовище дедалі активніше доповнює цей інструментарій алгоритмічними моделями, здатними опрацьовувати значні обсяги структурованих і неструктурованих даних, виявляти приховані закономірності, здійснювати прогнозування та формувати рекомендації для ухвалення управлінських рішень.

Використання нейронних мереж створює нові можливості для прогнозування суспільних явищ, раннього виявлення ризиків, аналізу поведінкових і просторових патернів, оброблення текстових та інших неструктурованих даних, моделювання сценаріїв розвитку подій і підвищення оперативності реагування органів публічної влади. У цьому контексті нейромережеві технології поступово перетворюються з інструменту автоматизації окремих аналітичних операцій на важливий елемент систем підтримки ухвалення рішень.

Але поширення нейронних мереж у сфері доказового врядування породжує принципово нову сукупність методологічних, інституційних та епістемічних ризиків. Висока прогнозна точність алгоритмічної моделі не є тотожною достовірності управлінського знання, а сформована нею рекомендація – обґрунтованості управлінського рішення. Результати роботи нейронної мережі залежать від якості, репрезентативності та повноти навчальних даних, обраної архітектури моделі, процедур її навчання, критеріїв оптимізації та способів подальшої інтерпретації результатів. Унаслідок цього помилки, структурні диспропорції або приховані

упередження в даних можуть не лише відтворюватися алгоритмом, а й масштабуватися в процесі ухвалення суспільно значущих рішень.

Додатковою проблемою є обмежена інтерпретованість складних нейромережових моделей. Так звана проблема чорної скриньки ускладнює встановлення причинно-логічного зв'язку між вхідними даними та отриманим результатом, що має особливе значення у публічному управлінні, де рішення повинні відповідати принципам прозорості, обґрунтованості, підзвітності та можливості суспільного контролю. Навіть використання технологій пояснюваного штучного інтелекту (Explainable Artificial Intelligence) не усуває повністю проблему, оскільки пояснення результату алгоритму не завжди означає повне розуміння механізмів, що привели до його формування.

Не менш значущим є ризик поступового зміщення ролі людини від суб'єкта аналітичного осмислення до користувача або верифікатора алгоритмічно сформованих рекомендацій. За умов регулярного використання автоматизованих систем підтримки рішень може виникати ефект надмірної довіри до алгоритмів, відомий як *automation bias*, за якого особа, що ухвалює рішення, схильна приймати рекомендацію системи без достатньої незалежної перевірки її передумов і наслідків. У сфері державного управління цей ефект набуває особливого значення, оскільки може поступово трансформувати не тільки механізм ухвалення окремого рішення, а й саму інституційну спроможність держави до самостійного формування та інтерпретації знання.

У цьому контексті актуалізується проблема когнітивної залежності у системі доказового врядування. На відміну від традиційної технологічної залежності, яка проявляється через використання зовнішнього програмного забезпечення, хмарної інфраструктури чи цифрових платформ, когнітивна залежність виникає тоді, коли зовнішні алгоритмічні системи починають визначати не лише способи оброблення даних, а й логіку їх інтерпретації, критерії релевантності, моделі прогнозування та можливі альтернативи управлінської дії. За таких умов предметом контролю стають уже не тільки дані або технологічна інфраструктура, а сам процес перетворення даних на доказове знання.

Ця проблема безпосередньо пов'язана з ширшою концепцією цифрового суверенітету та суверенітету даних. Якщо суверенітет даних відображає здатність держави контролювати умови збирання, зберігання, оброблення та використання стратегічно важливих даних, то поширення систем штучного інтелекту актуалізує необхідність переходу до аналізу алгоритмічної та когнітивної автономії. Держава може формально контролювати масиви даних, однак залишатися залежною від зовнішніх моделей, методологій, цифрових платформ або алгоритмів, за допомогою яких ці дані перетворюються на оцінки, прогнози та рекомендації. Відтак у цифровому врядуванні виникає новий вимір суверенітету – здатність зберігати контроль не лише над даними, а й над механізмами формування знання, на основі якого ухвалюють суспільно значущі рішення [2].

У цьому контексті перспективною є модель, за якої нейронні мережі функціонують не як автономні суб'єкти ухвалення управлінських рішень,

а як інструменти розширення аналітичних можливостей людини в межах контрольованої системи доказового врядування.

Попри зростання кількості досліджень, присвячених штучному інтелекту, алгоритмічній справедливості, автоматизаційному упередженню, відповідальності алгоритмічних систем і застосуванню штучного інтелекту в державному секторі, недостатньо дослідженим залишається їх взаємозв'язок із проблемою збереження когнітивної автономії державних інституцій. Потребує поглибленого осмислення питання, за яких умов використання нейромережевих моделей посилює доказову спроможність публічного управління, а за яких – створює залежність від зовнішніх алгоритмічних механізмів вироблення та інтерпретації знання.

**Мета статті** – обґрунтувати роль нейронних мереж у системі доказового врядування, систематизувати можливості, обмеження і ризики їх використання в процесах формування та обґрунтування управлінських рішень, а також концептуалізувати когнітивну залежність як окремий ризик алгоритмізації публічного управління та визначення умов збереження когнітивної автономії держави.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Проблематика використання штучного інтелекту та алгоритмічних систем у процесах публічного управління протягом останніх років сформувалась як самостійний міждисциплінарний напрям досліджень, який поєднує напрацювання у сфері державного управління, комп'ютерних наук, статистики, поведінкової економіки, когнітивної психології та етики технологій. Представники кожного з цих напрямів акцентують увагу на різних аспектах використання штучного інтелекту – від підвищення ефективності державного управління та точності прогнозування до проблем пояснюваності алгоритмічних моделей, упередженості, відповідальності та збереження автономії людини у процесі прийняття рішень.

Дослідники сфери державного управління аналізують можливості використання штучного інтелекту для підвищення ефективності публічного сектору та інституційні ризики його впровадження. В. Wirtz та ін. систематизували напрями використання штучного інтелекту в публічному секторі та продемонстрували, що поряд із потенційними перевагами його застосування виникає комплекс технологічних, правових, організаційних, етичних і соціальних викликів [3]. V. Straub та ін. запропонували інтегровану концептуальну рамку для аналізу систем штучного інтелекту в державному управлінні. Автори виокремили три ключові виміри цих систем в управлінні: операційна придатність (operational fitness), епістемічна узгодженість (epistemic alignment) та нормативна розбіжність (normative divergence); змістили традиційний акцент із питання «наскільки добре працює алгоритм» на питання «наскільки сформовані ним результати відповідають реальності та нормативним очікуванням суспільства» [4].

Фахівці з комп'ютерних наук виокремлюють проблему співвідношення між високою точністю алгоритмічної моделі та можливістю зрозуміти, як саме вона отримала конкретний результат. A. Barredo Arrieta

та ін. зосереджують увагу на пояснюваності як однієї з ключових передумов відповідального використання штучного інтелекту та систематизують підходи, за допомогою яких результати складних моделей, зокрема *deep neural networks*, можуть бути інтерпретовані людиною. На думку дослідників, практичне застосування штучного інтелекту потребує не лише високої точності моделі, а й можливості пояснити логіку сформованого нею результату [5].

Натомість інші науковці застерігають від спроб оцінювати алгоритм ізольовано від середовища його застосування. А. Selbst та ін. наголошують, що машинне навчання функціонує не лише як технічна система, а й як елемент соціотехнічної системи. Тому поняття справедливості, дискримінації або ефективності не можуть бути повністю зведені до математичних критеріїв, адже необхідно враховувати інституційний контекст, цілі та наслідки використання алгоритму [6].

У контексті статистики важливо враховувати те, що моделі можна використовувати з різною метою. G. Shmueli звертає увагу на відмінність між моделями, які допомагають пояснювати певні закономірності та взаємозв'язки між показниками, і моделями, головним завданням яких є якомога точніше прогнозування майбутніх значень. На думку дослідниці, ці цілі не слід ототожнювати, оскільки модель може демонструвати високу точність прогнозу, але не давати повного або достатньо коректного пояснення причин і механізмів досліджуваного процесу [7].

Для доказового врядування це має особливе значення. Якщо нейронна мережа з високою точністю прогнозує певний соціально-економічний показник (ризик, поведінкову реакцію чи ймовірність певної події), це ще не означає, що отриманий результат можна використовувати як готову основу для управлінського рішення. Важливо розуміти, на яких даних побудована модель, наскільки вони є повними та репрезентативними, які змінні найбільше вплинули на результат, чи не містить модель систематичних зміщень і наскільки отриманий прогноз відповідає реальному соціально-економічному контексту.

Саме тому в системі доказового врядування алгоритмічний прогноз доцільно розглядати не як кінцеве рішення, а як один з елементів аналітичного обґрунтування. Його використання має супроводжуватися статистичною перевіркою, методологічною оцінкою, змістовною інтерпретацією та експертною верифікацією.

З аргументацією G. Shmueli співзвучна думка J. Kleinberg та ін. [8], які досліджували співвідношення між людськими рішеннями та машинними прогнозами. Автори окреслили значний потенціал алгоритмічних моделей для покращення прогнозової складової рішень, однак водночас вказали на складність прямого порівняння машинного прогнозу та людського рішення. У контексті публічного управління це уможливило принципове розмежування між алгоритмічним прогнозуванням (*algorithmic prediction*) та політико-управлінським рішеннями (*managerial or policy decision*), адже алгоритм може надати прогноз, але не весь комплекс нормативних, соціальних і політичних оцінок, пов'язаних із кінцевим рішенням.

З точки зору поведінкової економіки важливим є питання про те, як наявність алгоритмічної рекомендації змінює поведінку людини, яка ухвалює рішення. Дослідження доводять, що взаємодія людини з алгоритмічними системами не є нейтральною: користувач може як надмірно довіряти автоматизованій рекомендації, так і, навпаки, відмовлятися від неї після виявлення навіть незначних помилок.

R. Parasuraman, D. H. Manzey систематизували дослідження щодо надмірної довіри людини автоматичним системам (automation complacency, automation bias) і продемонстрували, що користувачі дійсно можуть надмірно покладатися на автоматизовані системи підтримки рішень. Така довіра здатна призводити як до ігнорування інформації, яка суперечить рекомендації системи, так і до некритичного прийняття помилкового алгоритмічного висновку [9], і ця проблема поширена як серед досвідчених управлінців, так і серед новачків. У контексті доказового врядування це створює нову проблему – якщо алгоритмічна система стає первинним джерелом прогнозу, оцінки або рекомендації, роль посадової особи може поступово зміщуватися від самостійного аналізу інформації до перевірки вже сформованого алгоритмом висновку.

Отже, automation bias можна розглядати не тільки як індивідуальний ефект, а й як один із потенційних механізмів формування ширшої інституційної залежності від алгоритмічно сформованого знання.

Дослідники з питань етики технологій акцентують увагу на наслідках передачі алгоритмам функцій, які раніше виконувала людина. B. Mittelstadt та ін. звертають увагу на те, що алгоритмічні системи можуть породжувати етичні проблеми, пов'язані з непрозорістю, упередженими даними, дискримінаційними результатами, відповідальністю та впливом на автономію людини [10].

Зважаючи на багатоаспектність використання штучного інтелекту та алгоритмічних систем у процесах публічного управління варто зауважити, що значно менш дослідженим залишається питання сукупного впливу факторів на здатність державних інституцій самостійно формувати, перевіряти та інтерпретувати доказове знання. Саме на перетині зазначених наукових підходів виникає проблема когнітивної залежності, тобто ситуації, коли алгоритмічні системи поступово переходять від виконання допоміжної аналітичної функції до фактичного визначення того, які дані вважаються релевантними, які закономірності – значущими, які прогнози – достовірними, а які управлінські альтернативи – пріоритетними.

У зв'язку з цим подальшої наукової розвідки потребує визначення чіткої межі між використанням нейронних мереж як інструменту посилення аналітичних можливостей доказового врядування та формуванням залежності державних інституцій від алгоритмічно сформованого знання. Така межа, на нашу думку, визначається не фактом використання штучного інтелекту, а ступенем збереження інституцією здатності самостійно перевіряти походження даних, методологію їх оброблення, логіку формування алгоритмічного результату та обґрунтованість його подальшої інтерпретації. Ключовим питанням стає не лише те, наскільки точно нейронна мережа

прогнозує певний результат, а й те, наскільки суб'єкт публічного управління зберігає контроль над процесом перетворення даних на доказове знання.

**Результати дослідження.** Критичний рівень когнітивної залежності виникає тоді, коли результат, сформований алгоритмом або нейронною мережею, перестає бути лише додатковим аналітичним орієнтиром і фактично стає основою для ухвалення управлінського рішення. Особливо ризикованою є ситуація, коли такий результат неможливо повноцінно перевірити, пояснити або порівняти з альтернативними висновками.

J. Lee та K. See наголошують, що ключове значення у взаємодії людини з автоматизованими системами має не довіра до технології, а її відповідність реальній надійності системи. Надмірна довіра може призводити до необґрунтованого покладання на автоматизацію, а недостатня – до відмови від використання потенційно корисних технологічних можливостей [11]. У разі надмірної довіри державна інституція формально продовжує ухвалювати рішення самостійно, але її залежність від алгоритмічно сформованого знання зростає. Тому когнітивна залежність пов'язана не стільки із використанням державною інституцією нейронних мереж, скільки зі зниженням її здатності самостійно оцінювати якість даних, перевіряти логіку роботи моделі, критично аналізувати отриманий прогноз і розглядати інші можливі варіанти його інтерпретації. У цьому контексті набуває важливості принцип належного покладання на автоматизовану систему (appropriate reliance), за якого рівень довіри до алгоритмічної рекомендації має відповідати реальній надійності системи та конкретним умовам її використання.

Зменшення ризику когнітивної залежності потребує не відмови від використання нейронних мереж, а формування таких умов, за яких державна інституція зберігає контроль над процесом формування доказового знання. Тоді когнітивну автономію доцільно розглядати як результат послідовного дотримання п'яти взаємопов'язаних критеріїв:

*контроль над даними → прозорість моделі → інтерпретаційна спроможність → верифікація людиною → інституційна відповідальність.*

1. *Контроль над даними.* Для його забезпечення державна інституція повинна розуміти походження даних, умови їх формування, повноту, актуальність, репрезентативність та можливі зміщення. Особливого значення це набуває у разі використання зовнішніх, платформних або комерційних даних, методологія збирання та оброблення яких не перебуває під повним державним контролем [2].

2. *Прозорість моделі.* Варто зазначити, що йдеться не про повне розкриття всіх технічних деталей нейронної мережі, що для складних моделей часто є практично неможливим, а про достатній рівень розуміння принципів її роботи, використовуваних змінних, логіки формування результату, обмежень і умов, за яких прогноз може бути ненадійним.

3. *Інтерпретаційна спроможність.* Навіть прозорість моделі не гарантує належного використання її результатів без достатньої інтерпретаційної спроможності самої інституції. Важливо не лише знати,

що саме прогнозує модель, а й розуміти, що цей прогноз означає для конкретної управлінської ситуації та які обмеження необхідно враховувати під час його використання.

4. *Верифікація людиною.* Навіть за високих показників точності результати нейронної мережі мають залишатися предметом професійної оцінки. Людина повинна мати можливість перевірити алгоритмічний висновок, порівняти його з іншими джерелами доказів, поставити під сумнів або відхилити рекомендацію системи.

5. *Інституційна відповідальність.* Використання алгоритмічної системи не повинно розмивати відповідальність за кінцеве рішення. Незалежно від того, наскільки складною є нейронна мережа і яку роль вона відіграє у формуванні рекомендації, відповідальність за суспільно значуще управлінське рішення має залишатися за відповідною державною інституцією та уповноваженими посадовими особами.

Порушення будь-якого з цих критеріїв послаблює здатність державної інституції самостійно формувати та оцінювати доказове знання, натомість їх комплексне забезпечення дає змогу використовувати нейронні мережі як інструмент посилення аналітичних можливостей держави без втрати контролю над логікою формування та ухвалення управлінських рішень.

Але дотримання зазначених критеріїв не усуває необхідності диференційовано оцінювати напрями використання нейронних мереж у доказовому врядуванні, адже різні форми їх застосування мають неоднакову аналітичну цінність і водночас створюють різний рівень ризику когнітивної залежності. Наприклад, використання нейронних мереж для виявлення закономірностей, аномалій або прогнозування окремих показників переважно посилює аналітичні можливості інституції, а їх залучення до ранжування управлінських альтернатив або формування рекомендацій щодо кінцевого рішення значно сильніше впливає на процес вироблення доказового знання.

Отже, принципове значення має не лише факт використання нейронної мережі, а й те, яку саме функцію вона виконує в процесі підготовки та ухвалення управлінського рішення. Чим ближче алгоритмічна система наближається від оброблення й аналізу даних до інтерпретації результатів та вибору управлінської альтернативи, тим вищим стає потенційний ризик когнітивної залежності. Тому безпечне використання нейронних мереж у доказовому врядуванні доцільно розглядати не як окреме технологічне рішення, а як послідовний процес, у межах якого кожному етапу формування управлінського рішення має відповідати певний механізм збереження когнітивної автономії державної інституції.

У найзагальнішому вигляді процес формування доказового знання із використанням нейронних мереж можна представити як послідовність:

*дані → модель → інтерпретація → верифікація → управлінське рішення.*

Водночас кожному із цих етапів має відповідати певна умова, яка дає змогу державній інституції зберігати контроль над процесом формування та використання доказового знання.

На етапі «дані» ключового значення набуває контроль

за походженням, якістю, повнотою, репрезентативністю даних. На етапі «моделювання» необхідною умовою є достатня прозорість моделі, яка дає змогу розуміти принципи формування алгоритмічного результату, його обмеження та умови застосування. Етап «інтерпретація» потребує наявності в державній інституції аналітичної та професійної спроможності, необхідної для співвіднесення отриманого результату з конкретним соціальним, економічним, правовим та управлінським контекстом. На етапі «верифікація» має бути забезпечена можливість перевірки людиною алгоритмічного висновку, його порівняння з іншими джерелами доказів і, за необхідності, його перегляду або відхилення. Завершальним етапом є «управлінське рішення», відповідальність за яке незалежно від ступеня використання нейронної мережі повинна залишатися за відповідною державною інституцією та уповноваженими посадовими особами.

**Висновки.** Нейронні мережі здатні суттєво посилювати аналітичні можливості доказового врядування, однак їх використання супроводжується ризиками непрозорості, алгоритмічної упередженості, надмірної довіри до автоматизованих рекомендацій та формування когнітивної залежності. Отже, безпечна інтеграція нейронних мереж у доказове врядування передбачає не передачу алгоритмічним системам функції ухвалення рішень, а їх включення в керований інституцією процес формування доказового знання. Нейронна мережа в такій моделі є інструментом розширення аналітичних можливостей, а контроль над даними, інтерпретацією результатів, їх перевіркою та кінцевим рішенням залишається за людиною та відповідною державною інституцією. Збереження такого балансу між технологічними можливостями нейронних мереж та інституційним контролем можна розглядати як одну з ключових умов запобігання когнітивній залежності в системі доказового врядування.

Подальші дослідження стосуватимуться розроблення методичних підходів і системи показників для оцінювання рівня когнітивної залежності й когнітивної автономії державних інституцій в умовах використання нейромережевих технологій у процесах ухвалення управлінських рішень.

#### Список використаних джерел

1. Busuioc M. Accountable Artificial Intelligence: Holding Algorithms to Account. *Public Admin Rev.* 2021. No. 81. P. 825–836. DOI: 10.1111/puar.13293
2. Осауленко О. Г., Горобець О.О. Суверенітет даних у цифрову епоху. *Статистика України.* 2026. № 3. (Стаття готується до друку).
3. Wirtz B. W., Weyerer J. C., Geyer C. Artificial Intelligence and the Public Sector – Applications and Challenges. *International Journal of Public Administration.* 2018. No. 42 (7). P. 596–615. DOI: 10.5281/zenodo.3569435
4. Straub V. J., Morgan D., Bright J., Margetts H. Artificial intelligence in government: concepts, standards, and a unified framework. *Government Information Quarterly.* 2023. No. 40 (4). Article 101881. DOI: 10.1016/j.giq.2023.101881
5. Barredo Arrieta A. Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., Bennetot A., Tabik S., Barbado A., et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion.* 2020. Vol. 58. P. 82–115. DOI: 10.1016/j.inffus.2019.12.012
6. Selbst A. D., Danah B., Friedler S. A., Venkatasubramanian S., Vertesi J. Fairness and Abstraction in Sociotechnical Systems. *Proceedings of the 2019 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency.* 2012. P. 59–68. DOI: 10.1145/3287560.3287598
7. Shmueli G. To Explain or to Predict? *Statistical Science.* 2010. No. 25 (3). P. 289–310. DOI: 10.1214/10-STS330

8. Kleinberg J., Lakkaraju H., Leskovec J., Ludwig J., Mullainathan S. Human Decisions and Machine Predictions. *The Quarterly Journal of Economics*. 2018. Vol. 133. No. 1. P. 237–293. DOI: 10.1093/qje/qjx032
9. Parasuraman R., Manzey D. H. Complacency and Bias in Human Use of Automation: An Attentional Integration. *Human Factors*. 2010. Vol. 52. No. 3. P. 381–410. DOI: 10.1177/0018720810376055
10. Mittelstadt B. D., Allo P., Taddeo M., Wachter S., Floridi L. The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data & Society*. 2016. Vol. 3. No. 2. P. 1–21. DOI: 10.1177/2053951716679679
11. Lee J. D., See K. A. Trust in Automation: Designing for Appropriate Reliance. *Human Factors*. 2004. No. 46 (1). P. 50–80. DOI: 10.1518/hfes.46.1.50\_30392

#### References

1. Busuioc, M. (2021). Accountable Artificial Intelligence: Holding Algorithms to Account. *Public Admin Rev*, 81, 825–836. DOI: <https://doi.org/10.1111/puar.13293>
2. Osaenko, O. H., & Horobets, O. O. (2026). Suverenitet danykh u tsyfrovi epokhu [Data Sovereignty in the Digital Era]. *Statystyka Ukrainy – Statistics of Ukraine*, 3. (Article is preparing to print.)
3. Wirtz, B. W., Weyerer, J. C. & Geyer, C. (2018). Artificial Intelligence and the Public Sector – Applications and Challenges. *International Journal of Public Administration*, 42 (7), 596–615. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.3569435>
4. Straub, V. J., Morgan, D., Bright, J., & Margetts, H. (2023). Artificial intelligence in government: concepts, standards, and a unified framework. *Government Information Quarterly*, 40 (4), 101881. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.giq.2023.101881>
5. Barredo Arrieta, A. Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot A., Tabik S., Barbado A., et al. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, 82–115. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2019.12.012>
6. Selbst, A.D., Danah, B., Friedler, S. A., & Venkatasubramanian, S., & Vertesi, J. (2019). Fairness and Abstraction in Sociotechnical Systems. *Proceedings of the 2019 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 59–68. DOI: <https://doi.org/10.1145/3287560.3287598>
7. Shmueli, G. (2010). To Explain or to Predict? *Statistical Science*, 25 (3), 289–310. DOI: 10.1214/10-STS330
8. Kleinberg, J., Lakkaraju, H., Leskovec, J., Ludwig, J., & Mullainathan, S. (2018). Human Decisions and Machine Predictions, *The Quarterly Journal of Economics*, 133 (1), 237–293. DOI: 10.1093/qje/qjx032
9. Parasuraman, R., & Manzey, D. H. (2010). Complacency and Bias in Human Use of Automation: An Attentional Integration. *Human Factors*, 52 (3), 381–410. DOI: 10.1177/0018720810376055
10. Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S., & Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data & Society*, 3 (2), 1–21. DOI: 10.1177/2053951716679679
11. Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in Automation: Designing for Appropriate Reliance. *Human Factors*, 46 (1), 50–80. DOI: 10.1518/hfes.46.1.50\_30392

Надійшла до редакції / Received on: 03.08.2026

Прорецензована / Reviewed on: 11.08.2026

Підписана до друку / Signed for printing on: 28.08.2026

Оприлюднена / Published on: 31.08.2026

#### Цитування:

Горобець О. О. Нейронні мережі у системі доказового врядування: від аналітичного посилення до когнітивної залежності. *Науковий вісник Національної академії статистики, обліку та аудиту: зб. наук. праць*. 2026. № 3. С. 87–97. DOI: 10.31767/nasoa.3-2026.07

#### Cite this article:

Horobets, O. O. (2026). Neironni merezhi u systemi dokazovoho vriaduvannia: vid analitychnoho posylennia do kohnityvnoi zalezhnosti [Neural Networks in Evidence-Based Governance: From Analytical Enhancement to Cognitive Dependence]. *Naukovyi visnyk Natsionalnoi akademii statystyky, obliku ta audytu – Scientific Bulletin of the National Academy of Statistics, Accounting and Audit*, 3, 87–97. DOI: 10.31767/nasoa.3-2026.07 [in Ukrainian].