

Базарний С. В., доктор філософії¹
Савін В. І.²

(0000-0001-9545-1960)

(0009-0009-5604-6810)

¹ – Інститут стратегічних комунікацій Національного університету оборони України, Київ;

² – Центр воєнно-стратегічних досліджень Національного університету оборони України, Київ

Освітня модель засвоєння етапів генеративного штучного інтелекту

Резюме. У статті запропоновано освітню модель поетапного засвоєння генеративного штучного інтелекту, зорієнтовану на формування інтегральної компетентності фахівців, що поєднує технічні знання, когнітивні навички та етичну обізнаність. Модель структурована за принципом поступового ускладнення навчального контенту: від вивчення основ математичного апарату, програмування та базових алгоритмів машинного навчання - до опанування складних генеративних архітектур, зокрема автокодерів, варіаційних автокодерів, генеративно-змагальних мереж і мультимодальних систем. Представлена освітня модель передбачає адаптацію до різних галузей, зокрема з військовою освітою, медициною, кібербезпекою, цифровим дизайном та інших середовищ.

Ключові слова: генеративний штучний інтелект; цифрові технології; освітня модель; глибоке навчання; генеративні мережі; цифрова трансформація; штучні нейронні мережі.

Постановка проблеми. Розвиток генеративного штучного інтелекту (ГШІ) є динамічним напрямом сучасної системи освіти і науки. Генеративні моделі, зокрема автокодери, варіаційні автокодери та генеративно-змагальні мережі, відкривають широкі можливості для створення нових об'єктів (зображень, текстів, аудіо, дизайну) на основі заданих вхідних умов або навченої структури [1]. Це зумовлює стрімке зростання попиту на фахівців, які володіють технічними навичками та мають глибоке міждисциплінарне розуміння та етичну обізнаність у сфері ГШІ. У цьому контексті розроблення освітньої моделі поетапного засвоєння генеративного ШІ цілком відповідає стратегічним напрямом, визначеним Концепцією розвитку штучного інтелекту в Україні [2], зокрема щодо інтеграції ШІ в освіту, формування цифрових стандартів. Регламент Європейського Парламенту і Ради (ЄС) [3] створює нормативну рамку для нового застосування штучного інтелекту (далі ШІ), зокрема в освітньому секторі, передбачаючи впровадження прозорих і підзвітних систем.

Генеративний ШІ – це технологічний інструмент та новий підхід до освітнього процесу в підготовці (тренуванні) офіцерів органів військового управління (штабів), що діють в більш складному, динамічному та непередбачуваному середовищі, дає змогу прискорювати аналіз і автоматизувати рутину, який визначає переосмислення методів підготовки кадрів, міждисциплінарного навчання та формування цифрових і

когнітивних компетентностей, необхідних для сучасних фахівців [9].

Технологія дає змогу тренувати офіцерів органів військового управління (штабів) та виступати у ролі “розумного” противника для військових ігор (Wargaming). Замість того, щоб штаб грав проти заздалегідь прописаного, передбачуваного сценарію “червоних”, генеративний ШІ може грати за противника, він буде реагувати динамічно, непередбачуване, адаптувати свою тактику в реальному часі, вчитися на помилках і застосовувати тактики, які штаб, можливо, навіть не розглядав. Створювати нескінченні сценарії, генерувати тисячі унікальних ввідних (обстановка, дії противника, погодні умови) для тренування, роблячи кожне навчання унікальним.

Попри технологічний розвиток, освоєння генеративного ШІ залишається складним завданням, особливо для початківців та спеціалістів інших галузей [4]. Основною причиною можна визначити високий поріг входження, який передбачає опанування знань з математики, програмування, принципів машинного навчання, особливостей глибоких нейронних мереж, а також усвідомлення потенційних соціальних та безпекових ризиків.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У дослідженні [5] представлено комплексний аналіз нормативно-політичних підходів до впровадження ГШІ у систему вищої освіти за прикладом понад 100 провідних університетів світу. У цій роботі наведено зростаючу тенденцію до поступової інституціоналізації генеративних моделей у навчальному процесі, який супроводжується

диверсифікацією стратегій: від повного обмеження використання відповідних технологій до їх системного інтегрування в освітні програми. Структура аналізу ґрунтується на існуючих підходах застосування ГШІ в академічному середовищі; професійному розвитку науково-педагогічних працівників, з урахуванням адаптації форми навчання до сучасних умов цифрової трансформації.

У роботі [6] здійснено комплексний огляд літератури, присвяченої впливу великих мовних моделей (LLM), (ChatGPT) на освітнє середовище. Проаналізовано 118 актуальних публікацій, які відображають позитивні аспекти використання LLM у навчальному процесі (адаптивне навчання, автоматизований зворотний зв'язок, підтримка письма), й інші виклики, серед яких прозорість моделей та упередженість у даних.

У ґрунтовному огляді [7] досліджено еволюцію підходів до використання ГШІ в освіті, зокрема його можливості для трансформації освітніх практик, контенту та взаємодії між викладачем і студентом. Авторами класифіковано застосування ГШІ у сфері навчання за функціональними рівнями: *автоматизація* (генерація текстів, завдань, оцінювання), *адаптація* (персоналізоване навчання), а також *розширення творчих і когнітивних можливостей користувача*.

Сучасні освітні підходи мають фрагментарний характер та орієнтовані на вузькі технічні аспекти, які не дають змоги сформулювати цілісну компетентність у

системній освітній моделі в умовах цифровізації населення.

Мета статті – розроблення освітньої моделі поетапного засвоєння генеративного штучного інтелекту, у якій поєднано технічну підготовку, спеціалізовані знання з глибокого навчання та розуміння застосування штучного інтелекту.

Виклад основного матеріалу. На сьогодні використання штучного інтелекту (ШІ) виокремлюється як один із провідних напрямів машинного навчання. Його основна мета полягає в аналізі даних, створенні нових, статистично обґрунтованих зразків. На відміну від дискримінативних моделей, які вирішують задачі класифікації або регресії, генеративні моделі навчаються повному або спільному розподілу даних. Це дає змогу їм відтворювати нові об'єкти, подібні до тих, що містяться в навчальній вибірці. Завдяки цій здатності до генерації контенту, – текстів, зображень, звукових сигналів чи коду, ГШІ набуває широкого застосування в освіті, креативних індустріях, охороні здоров'я, сфері безпеки та управлінні [8]. Його архітектура поєднує досягнення глибокого навчання, ймовірного моделювання, багатовимірної статистики та нейрообчислень.

Найбільш відомі реалізації включають варіаційні автокодери, генеративно-змагальні мережі, трансформери, а також мультимодальні моделі, здатні працювати з різними типами даних одночасно.

Для візуалізації послідовності моделі відобразимо алгоритм на рис. 1.



Рис. 1. Алгоритм послідовності моделі ГШІ

Перший модуль включає опанування ключових математичних понять (*матриці, тензори, ймовірнісні розподіли*) та засвоєння основ програмування на Python, – мови, яка домінує у сфері ШІ, з акцентом на роботу з бібліотеками *NumPy*, *pandas*, *matplotlib*. Формування бази компетентностей для роботи з ГШІ доцільно реалізовувати за модульним підходом із рівнем складності, який зростає.

Довідка.

NumPy (Numerical Python) – це бібліотека Python з відкритим вихідним кодом, яка надає потужні інструменти для роботи з багатовимірними масивами та

матрицями. Вона дає змогу виконувати швидкі математичні та числові операції, такі як алгебраїчні, тригонометричні та статистичні обчислення.

Pandas – це бібліотека Python, яка використовується для маніпулювання, аналізу та роботи зі структурованими табличними даними та часовими рядами. Вона надає ефективні структури даних, такі як *DataFrame* (таблиця) і *Series* (стовпець), які дають змогу швидко й інтуїтивно обробляти, фільтрувати, агрегувати та трансформувати великі набори даних.

Matplotlib – це бібліотека мови програмування Python, призначена для візуалізації даних. Вона дає змогу створювати високоякісні двовимірні (і 3D) графіки, такі як лінійні діаграми, гістограми та кругові діаграми, які можна зберігати в різних форматах для використання в наукових публікаціях, звітах та вебдодатках.

У *другому* модулі передбачено системне ознайомлення з базовими алгоритмами машинного навчання: лінійною та логістичною регресією, методами кластеризації, а також із техніками оцінювання ефективності моделей – перехресною валідацією, підбором гіперпараметрів, побудовою кривих навчання.

Третій модуль включає архітектуру глибоких нейронних мереж, функції активації, механізми зворотного поширення помилки та інструментарій реалізації моделей за допомогою *TensorFlow*, *Keras*, *PyTorch*.

Довідка.

TensorFlow – відкрита програмна бібліотека для машинного навчання цілих низці задач, розроблена компанією Google для задоволення її потреб у системах, здатних будувати та тренувати нейронні мережі для виявлення та розшифровування образів та кореляцій, аналогічно до навчання й розуміння, які застосовують люди.

Keras – бібліотека для нейромережних застосунків з відкритим кодом, написана мовою Python. Вона працює разом з *TensorFlow*, *Microsoft Cognitive Toolkit*, *R*, *Theano* та *PlaidML*. Він має високопродуктивний інтерфейс для задач машинного навчання (ML) та запускається на TPU, GPU в браузері або на мобільних пристроях. *Keras* діє як інтерфейс для бібліотеки *TensorFlow*.

PyTorch – відкрита бібліотека машинного навчання на основі бібліотеки *Torch*, що застосовується для задач комп'ютерного бачення та обробки природної мови.

Torch – відкрита бібліотека для машинного навчання, система для наукових обчислень та мова сценаріїв на основі мови програмування *Lua*.

Четвертий модуль орієнтований на вивчення генеративних алгоритмів, зокрема автоенкодерів, варіаційних автоенкодерів (VAE) та генеративно-змагальних мереж, що створює нові семантично узгоджені зразки

даних. На практичному рівні опрацьовуються кейси реалізації моделей на основі: *MNIST*, *CIFAR*, *GPT*, *LSTM* тощо.

Довідка.

Автокодувальник (англ. *autoencoder*) — це один із типів штучних нейронних мереж, який використовують для навчання ефективних кодувань немічених даних (некерованого навчання).

Варіаційний автокодувальник (англ. *variational autoencoder*), відомий також як ВАК (англ. VAE), – це архітектура штучної нейронної мережі, запроваджена П. Дідеріком. Кінгмою та Максом Веллінгом[en], що належить до сімейств імовірнісних графових моделей та варіаційних баєсових методів

MNIST – об'ємна база даних зразків рукописного написання цифр.

CIFAR – один із найпоширеніших наборів даних для досліджень машинного навчання. Набір даних *CIFAR-10* містить 60 000 кольорових зображень 32×32 у 10 різних класах. 10 різних класів представляють літаки, автомобілі, птахів, котів, оленів, собак, жаб, коней, кораблі та вантажівки. Є 6000 зображень кожного класу.

GPT – генеративний попередньо тренований трансформер побудований на основі великої мовної моделі та оптимізований для ведення діалогів природними мовами, він здатен генерувати відповіді в різних предметних галузях, різного формату, розміру, стилю та рівня деталізації, враховуючи при цьому контекст розмови.

LSTM (довга короткочасна пам'ять) – це розширення RNN (рекурентна нейронна мережа), яке призначене для вивчення даних про послідовності та їхні довгострокові рамки точніше, ніж звичайні RNN. Простіше кажучи, вони зберігають інформацію.

Наступний, *п'ятий* модуль відображає роботу з мультимодальними моделями (*DALL·E*, *CLIP*, *Stable Diffusion*), здатними поєднувати текстові та візуальні формати. Особлива увага приділяється виявленню алгоритмічної упередженості, прозорості моделей і відповідального використання ШІ згідно з міжнародними рекомендаціями.

Довідка.

Мультимодальні моделі ШІ – це нейромережі, які вміють працювати з кількома типами даних одночасно: текстом, зображеннями, аудіо, а іноді навіть відео чи іншими форматами.

Підсумковим, *шостим* модулем є залучення здобувачів до хакатонів, змагань на платформах типу, участі у спільнотах розробників (*GitHub*, *Stack Overflow*) та впровадження принципів сучасної освіти та науки. Такий підхід дає змогу засвоїти інструментарій ГШІ та сформувати цілісну систему інженерного, етичного та когнітивного мислення, необхідну для розв'язання прикладних завдань у науці, медицині, освіті, безпеці та креативному секторі.

Довідка.

GitHub – це вебсервіс, який надає хостинг для систем контролю версій *Git*, що дає змогу розробникам спільно працювати над проєктами. Він пропонує онлайн-платформу для зберігання коду, відстеження змін, спільної роботи над проєктами та співпраці, що робить його схожим на соціальну мережу для програмістів.

Stack Overflow – це вебсайт із запитаннями та відповідями, призначений для програмістів та ентузіастів, де вони можуть ставити запитання про код і отримувати на них відповіді від спільноти.

Для забезпечення метричної валідності та дидактичної обґрунтованості структури освітньої моделі засвоєння генеративного штучного інтелекту (ГШІ) було розроблено інтегрований методологічний апарат оцінювання. Цей апарат базується на комбінації об'єктивних таксономічних, структурних та інструментальних критеріїв із психометричним аналізом когнітивного навантаження. Основними об'єктивними критеріями слугували: когнітивна складність, яка визначається відповідно до ієрархічних рівнів переглянутої Таксономії Блума (наприклад, [10]), – від репродуктивних операцій (запам'ятовування, розуміння синтаксису) до продуктивних (аналіз, синтез, створення архітектур); кількість міждисциплінарних зв'язків, що відображає ступінь інтеграції знань з математичної статистики, програмування, глибокого навчання та прикладної етики; рівень абстракції концепцій (оперування латентними просторами, ймовірнісним моделюванням); вимоги до інструментарію (спеціалізовані бібліотеки, мови програмування) та необхідні обчислювальні ресурси; а також практична реалізованість завдань.

Для емпіричної верифікації та кількісного обґрунтування дидактичної складності з урахуванням суб'єктивного досвіду здобувачів, як додаткова психометрична міра, була застосована шкала *NASA-TLX* (*Task Load Index*) [11]. Ця стандартизована методика використовується для суб'єктивного оцінювання операційного та когнітивного навантаження і включає оцінку шести ключових компонентів, зокрема ментальних та часових вимог, рівня зусилля та фрустрації. Згідно з методичним протоколом, сукупне значення показника понад 60 балів інтерпретується як ознака суттєвого або неприйнятно високого когнітивного навантаження.

Показник 60 балів у контексті шкали *NASA-TLX* є методичним пороговим значенням, яке використовується у прикладних дослідженнях та ергономії для диференціації між прийнятним та суттєво підвищеним рівнем когнітивного навантаження. Шкала *NASA-TLX* є багатовимірною суб'єктивною шкалою оцінки, що вимірює навантаження за шістьма підшкалами (*ментальні, фізичні, часові вимоги, зусилля, успішність та фрустрація*). Кожна підшкала оцінюється від 0 до 100. Фінальний, зважений (або простий) середній індекс навантаження також знаходиться у діапазоні від 0 до 100 балів.

Середній діапазон (40-60 балів): Як правило, значення, що наближаються до 50 балів, інтерпретуються як помірне (середнє) навантаження – стан, який є бажаним у навчальному процесі для стимулювання активного навчання без перевтоми.

Порогове значення (60 балів): Перевищення цього значення (понад 60) вказує на вихід за межі помірного навантаження. Це сигналізує про необхідність додаткових зусиль, високі ментальні та/або часові вимоги, а також часто супроводжується зростанням фрустрації та суб'єктивним відчуттям зниження успішності.

Така дворівнева система оцінювання дає змогу не лише таксономічно класифікувати складність, але й кількісно обґрунтувати дидактичну доцільність послідовності модулів, мінімізуючи ризик перевантаження (*cognitive overload*) здобувачів на ранніх етапах засвоєння технологій ГШІ. Рівень складності освітньої моделі ГШІ визначено на

основі інтеграції когнітивної таксономії Блума [10], дидактичних принципів технічної освіти

та характеристик інструментального навантаження, наведений у Табл. 1.

Таблиця 1

Етапи та технічні характеристики моделі

№ етапу	Назва етапу	Знання та навички	Приклади моделей/інструментів	Рівень складності (1–5)	Час на виконання завдання (год)	Кількість помилок (шт.)
1	Основи ІІІ та програмування	Лінійна алгебра, статистика, Python, NumPy	NumPy, pandas, matplotlib	1	6-8	5-10
2	Базове машинне навчання	Регресії, класифікація, навчання з учителем	scikit-learn	2	8-10	10-15
3	Глибоке навчання	Нейронні мережі, оптимізація, активації	TensorFlow, Keras	3	10-14	15-20
4	Генеративні моделі	Автокодери, GAN, тренування моделей	VAE, GAN, Diffusion Models	4	12-16	20-30
5	Практичні проєкти	Реалізація моделей генерації тексту, зображення, аудіо	MNIST GAN, LSTM, GPT	4	14-18	15-25
6	Мультимодальність	Об'єднання тексту, зображення, звуку, перетворення типів даних	DALL·E, CLIP, AttnGAN, Stable Diffusion	5	16-20	25-35
7	Відповідальне використання ІІІ	Виявлення упередженості, прозорість, кейс-аналіз	AI Fairness 360, Explainable AI Toolkit, рекомендації OECD	3	6-8	5-10
8	Участь у спільнотах, постійний розвиток	Курси, конференції, репозиторії, open-source пропозиції	Kaggle, Hugging Face, NeurIPS	3	8-10	5-10

Для прикладу розрахунку характеристик моделі, а саме визначення рівня складності, часу на виконання завдання та кількості помилок в освітній моделі ГІІІ розглянемо етап 1 та етап 6. Розрахунок базується на інтеграції науково-педагогічних методик та дидактичної експертизи [13] та підтверджує те, що мультимодальні моделі (етап 6) є значно складнішими (significantly less complex compared to their multimodal counterparts) порівняно з унімодальними чи базовими моделями (етап 1).

Етап 1 “Основи ІІІ та програмування” має рівень складності (1), що є найнижчим і науково обґрунтований першими рівнями Таксономії Блума [10]. Когнітивний аспект вимагає переважно запам'ятовування (синтаксису Python, основних формул лінійної алгебри) та розуміння (як працюють масиви NumPy), завдання є репродуктивними. Інструментальне навантаження мінімальне, інструменти (NumPy, pandas) є фундаментальними та мають широку документацію. Навантаження полягає у набутті знайомства з інструментарієм, а ні у його складній інтеграції.

Час на виконання завдання 6-8 годин відображає низький обсяг теоретичного матеріалу та швидку практичну реалізацію.

Відповідно до дидактичних принципів обсяг є достатнім для швидкого освоєння базового синтаксису, виконання простих лабораторних робіт (наприклад, множення матриць, завантаження даних) і не включає тривалих обчислювальних процесів.

Кількість помилок 5-10 шт. є найменшою і визначається типовими похибками новачків. Це переважно синтаксичні або базові логічні дефекти (наприклад, помилки індексації масивів, неправильне використання вбудованих функцій). Вони легко виявляються і швидко виправляються. Низька кількість відображає просту криву навчання на цьому початковому етапі.

Етап 6 “Мультимодальність” має високий рівень складності (5), що є максимальним і відповідає найвищим вимогам Таксономії Блума [10] та високому інструментальному навантаженню. Підвищена складність підтверджується також дослідженнями архітектур ІІІ [13]. Когнітивний аспект потребує створення та оцінювання (найвищі рівні). Студент повинен синтезувати знання про різні типи даних (текст, зображення) і інтегрувати архітектури (як-от CLIP або Stable Diffusion) для досягнення узгодженого результату.

Інструментальне навантаження максимальне. Робота з передовими моделями потребує глибокого розуміння взаємодії компонентів (наприклад, зв'язок між візуальним енкодером та текстовим декодером) та високих обчислювальних ресурсів.

Час на виконання завдання 16-20 годин є найдовшим і науково обґрунтований складністю та ітераційністю. Час враховує багаторазові ітерації навчання складних, ресурсоемних моделей. Значна частина цього часу йде на конфігурування середовища, підготовку та перетворення різномірних датасетів, а також на тривалий моніторинг процесу навчання, що є характерним для мультимодальних систем.

Кількість помилок є найвищою 25-35 шт., що вказує на складну та тривалу криву навчання. Це переважно критичні та приховані логічні помилки, пов'язані з інтеграцією та алгоритмічною несумісністю. Типові помилки включають: некоректне узгодження векторних просторів різних модальностей, проблеми з токенизацією, або високу вартість обчислювань через неефективну конфігурацію. Велика кількість помилок відображає високу ентропію та нестабільність передових генеративних архітектур, де діагностика однієї помилки потребує значних дослідницьких зусиль. Складнощі у синхронізації даних та високі обчислювальні вимоги, характерні для мультимодальних систем, прямо підтверджують збільшення кількості технічних дефектів [14].

Прикладне значення ГШІ виявляється в його здатності адаптивно функціонувати у міжгалузевих контекстах, зокрема за умов обмеженості первинних даних.

Якщо раніше військова навчальні заклади вчили офіцера пам'ятати процедури і виконувати їх за статичним підручником, то тепер завдання – навчити його мислити в 10 разів швидше і перегравати непередбачувану систему.

Ось конкретне прикладне значення Генеративного ШІ у підготовці штабних офіцерів.

Традиційні штабні навчання (КШН, Command-Staff Exercises) повільні, дорогі і передбачувані. Команда “Противника” складається з таких самих інструкторів, які мислять за тією ж доктриною.

Якщо ГШІ виступає в ролі “Противника” це невтомний супротивник, він може грати 24/7, проганяючи тисячі ітерацій

одного й того ж сценарію за ніч, а не 2-3 за тиждень.

Непередбачуваний супротивник ГШІ не прив'язаний до “людської” доктрини. Він може генерувати абсолютно нові, асиметричні, навіть “божевільні” (але логічно обґрунтовані) тактики, з якими офіцери ніколи не стикалися. ШІ миттєво реагує на план слухачів (курсантів) і змінює свою поведінку, змушуючи їх відійти від завченого плану і приймати рішення в умовах хаосу.

Офіцер вчиться не “виграти сценарій №3”, а виробляти надійні плани, стійкі до тисяч несподіваних варіантів дій противника.

У медичній сфері генеративно-змагальні мережі використовуються для створення синтетичних медичних зображень, що компенсує дефіцит реальних сканів і сприяє покращенню підготовки фахівців та підтримці діагностичних процесів. У сфері цифрової безпеки ГШІ застосовується для моделювання потенційних кіберзагроз, виявлення аномалій і аналізу deepfake-контенту, що підвищує рівень захищеності інформаційних систем [12]. У креативному секторі генеративні алгоритми забезпечують автоматизовану генерацію музики, графіки, дизайну та інших видів медіаконтенту. В освітньому середовищі технології ГШІ сприяють створенню персоналізованих траєкторій навчання, адаптивного тестування та когнітивно-орієнтованих навчальних матеріалів, що підвищує ефективність освітніх програм і відповідає вимогам цифрової трансформації.

Висновки. У межах проведеного дослідження запропоновано освітню модель поетапного засвоєння генеративного штучного інтелекту (ГШІ), що поєднує технічну, методологічну, когнітивну та етичну компоненти. Іноваційність зазначеного підходу полягає в інтеграції фундаментальних знань із машинного навчання, глибоких нейронних мереж і генеративного моделювання з міждисциплінарним змістом і практико-орієнтованими кейсами. У розробленій моделі враховано сучасні вимоги цифрової трансформації освіти, що сприяє формуванню цілісних компетентностей у сфері ШІ та орієнтована на розвиток навичок, релевантних до реальних викликів. Вона також узгоджується з вимогами існуючими міжнародними нормативно-правовими та вітчизняними документами, що підтверджує її значущість.

Практичне значення моделі полягає у можливості її застосування в освітніх курсах,

EdTech-платформах та самостійній підготовці фахівців. Також окреслено перспективи подальших досліджень, спрямованих на розроблення галузевих модифікацій, оцінювання якості ШІ-контенту та підтримку безперервного професійного розвитку. Таким чином, стаття є вагомим внеском у формування нової парадигми освіти в умовах цифрової трансформації.

Подальші дослідження доцільно зосередити на перспективі розвитку запропонованої освітньої моделі та передбачають її адаптацію до галузевих контекстів із підвищеними вимогами до оперативної генерації знань -зокрема, у військовій освіті, кібербезпеці та медичній підготовці.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Sordo Z., Chagnon E., Ushizima D. A review on generative AI for text-to-image and image-to-image generation and implications to scientific images // arXiv preprint. 2025. arXiv:2502.21151. URL: <https://arxiv.org/pdf/2502.21151> (дата звернення: 17.10.2025).
2. Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні : Розпорядження Кабінету Міністрів України від 02.12.2020 № 1556-р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1556-2020-%D1%80#Text> (дата звернення: 17.10.2025).
3. European Parliament, Council of the European Union. Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act) and amending certain Union legislative acts // Official Journal of the European Union. 2024. URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A32024R1689> (дата звернення: 17.10.2025).
4. Prather J., Reeves B., Leinonen J., MacNeil S., Randrianasolo A. S., Becker B., Kimmel B., Wright J., Briggs B. The Widening Gap: The Benefits and Harms of Generative AI for Novice Programmers // arXiv preprint. 2024. arXiv:2405.17739. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.17739>.
5. McDonald N., Johri A., Ali A., Hingle A. Generative Artificial Intelligence in Higher Education: Evidence from an Analysis of Institutional Policies and Guidelines // arXiv preprint. 2024. arXiv:2402.01659. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.01659>.
6. Yan L., Tang J., Zhang Y., Wang S. Practical and ethical challenges of large language models in education // arXiv preprint. 2023. arXiv:2303.13379. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.13379>.
7. Mittal S., Sharma R., Verma A. A comprehensive review on generative AI for education (UNESCO MGIEP Working Paper No. 03/2023). Paris : United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization (UNESCO), 2023. DOI: <https://doi.org/10.54675/EWZM9535>.
8. McCall A. Applications of generative AI in the creative sector // ResearchGate. 2024. URL: <https://www.researchgate.net/publication/386050395> (дата звернення: 17.10.2025).
9. Chakraborty S. Generative AI in modern education society // arXiv preprint. 2024. arXiv:2412.08666. URL: <https://arxiv.org/pdf/2412.08666> (дата звернення: 17.10.2025).
10. Anderson L. W., Krathwohl D. R. (Eds.) // A taxonomy for learning, teaching, and assessing: A revision of Bloom's taxonomy of educational objectives. New York : Longman, 2001. URL: https://www.quincycollge.edu/wp-content/uploads/Anderson-and-Krathwohl_Revised-Blooms-Taxonomy.pdf (дата звернення: 17.10.2025).
11. Hart S. G., Staveland L. E. Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of empirical and theoretical research // Advances in Psychology. 1988. Vol. 52. P. 139–183. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0166-4115\(08\)62386-9](https://doi.org/10.1016/S0166-4115(08)62386-9).
12. Radanliev P., Santos O., Ani U. D. Generative AI cybersecurity and resilience // Frontiers in Artificial Intelligence. 2025. Vol. 8. Article №1568360. DOI: <https://doi.org/10.3389/frai.2025.1568360>.
13. Addepto Blog.. Multimodal AI Models // Understanding Their Complexity. 2024. URL: <https://addepto.com/blog/multimodal-ai-models-understanding-their-complexity>. (дата звернення: 17.10.2025).
14. Milvus. What are some challenges in training multimodal AI models? // Milvus AI Quick Reference. 2024. URL: <https://milvus.io/ai-quick-reference/what-are-some-challenges-in-training-multimodal-ai-models> (дата звернення: 17.10.2025).

Стаття надійшла до редакції 17.10.2025

Educational model for mastering the stages of generative artificial intelligence

Annotation

Generative artificial intelligence (Generative AI) is both a technological tool and a new approach to the educational process in the training of officers of military command and control bodies (staffs) operating in complex, dynamic, and unpredictable environments. Mastering generative AI remains a challenging task, especially for beginners and specialists from other domains. The primary reason for this difficulty is the high entry threshold, which requires proficiency in mathematics, programming,

machine learning principles, deep neural network architectures, as well as an understanding of potential social and security risks.

The purpose of this article is to develop an educational model for the step-by-step mastery of generative artificial intelligence that integrates technical training, specialized knowledge of deep learning, and an understanding of practical applications of AI.

Unlike discriminative models, which address classification or regression tasks, generative models learn the full or joint data distribution. This enables them to produce new objects like those contained in the training dataset. Owing to this capability to generate content—such as text, images, audio signals, or code—generative AI has found wide application in education, creative industries, healthcare, security, and governance.

Within the framework of this study, it is proposed an educational model for the staged mastery of generative artificial intelligence, combining technical, methodological, cognitive, and ethical components. The developed model considers contemporary requirements for the digital transformation of education and facilitates the formation of comprehensive AI-related competencies. The model is oriented toward the development of skills relevant to real-world challenges and is aligned with existing international and national regulatory and legal frameworks, which confirms its relevance and significance.

Keywords: generative artificial intelligence; digital technologies; educational model; deep learning; generative networks; digital transformation; artificial neural networks.