

А. В. Матченко, аспірантка кафедри публічного управління та митного адміністрування Університету митної справи та фінансів
<https://orcid.org/0009-0001-1608-8276>

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ПІД ЧАС ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ГЕНДЕРНОЇ РІВНОСТІ НА ДЕРЖАВНІЙ СЛУЖБІ

У статті проаналізовано можливості й ризики використання штучного інтелекту (ШІ) для забезпечення гендерної рівності на державній службі крізь призму алгоритмічного врядування. Показано, що перехід від «правил до даних» зміщує легітимацію управлінських рішень до метрично підтверджуваної ефективності, водночас загострюючи виклики верховенства права, недискримінації та процедурної підзвітності. Узагальнено міждисциплінарні підходи до токенизму, «критичної маси», стереотипної загрози, а також сучасних концептів алгоритмічної справедливості й інтерпретованості моделей. На емпіричному рівні розглянуто застосування цифрових інструментів у рекрутингу, відборі та оцінюванні службовців: від кейсів відтворення історичних упереджень через проксі-ознаки та неякісні дані до сценаріїв, де оголошення про використання ШІ зменшувало гендерний розрив у подачі заявок і підвищувало представленість жінок серед топ-кандидатів. Запропоновано «гендерно орієнтований життєвий цикл ШІ» для HR-процесів: ex-ante Algorithmic Impact Assessment (AIA) з урахуванням інтерсекційних груп; дизайн даних із мінімізацією «bias in, bias out» і контролем проксі-ідентифікаторів; пріоритет інтерпретованих/пояснюваних моделей у високоризикових завданнях; незалежні пре-/пост-аудити справедливості з пошуком менш дискримінаційних альтернатив; безперервний моніторинг і публічна звітність на основі стандартизованих метрик (acceptance-rate parity, error-rate gaps, калібрування). Аргументовано, що політики представництва (квоти, цільові показники) ефективні лише в поєднанні з процедурними гарантіями неупередженості: структурованими конкурсами, прозорими критеріями («перевага за рівних»), наставництвом і безперервним професійним розвитком.

У фокусі українського контексту обґрунтовано «вікно можливостей» для вбудованої підзвітності завдяки синхронізації гендерних стратегій і політик цифрової трансформації (інтеграція гендерних аудитів у публічні закупівлі ШІ-рішень, вимоги до документації моделей/даних, публікація агрегованих fairness-метрик). Зроблено висновок, що ШІ не є ані панацеєю, ані загрозою за визначенням; результати визначаються якістю даних, архітектурою процесів та рівнем прозорості. Перетворення формальної рівності на субстантивну можливе в інтегрованій моделі, де алгоритмічне врядування, гендерно чутливі процедури HR і відповідальні технічні стандарти діють узгоджено.

Ключові слова: гендерна рівність, алгоритмічне врядування, державна служба, гендерні квоти, штучний інтелект у HR, алгоритмічна справедливість (fairness), інтерпретованість/пояснюваність моделей, оцінка алгоритмічного впливу (AIA), проксі-ознаки, менш дискримінаційні альтернативи (LDA), критична маса, токенизм, інтерсекційність.

A. V. Matchenko. Using artificial intelligence to advance gender equality in the civil service

The article examines how artificial intelligence (AI) can advance gender equality in the civil service through the lens of algorithmic governance. It argues that the shift from “rules to data” relocates the legitimacy of administrative decisions toward metrically verified effectiveness while intensifying challenges for the rule of law, non-discrimination, and procedural accountability. The review synthesizes interdisciplinary insights on tokenism, critical mass, and stereotype threat alongside contemporary approaches to algorithmic fairness and model interpretability. Empirically, it surveys the use of digital tools in recruitment, selection, and performance evaluation: from cases where historical bias is reproduced via proxy variables and weak data governance to settings where signaling AI use at initial screening reduced gender gaps in applications and increased women’s presence among top candidates. The paper proposes a gender-responsive AI lifecycle for public-sector HR: ex-ante Algorithmic Impact Assessment (AIA) attentive to intersectional risk; data design that minimizes “bias in, bias out” and controls gender proxies; a preference for interpretable/explainable models in high-risk tasks; independent pre-/post-deployment fairness audits with searches for less discriminatory alternatives; and continuous monitoring with public reporting based on standardized metrics (acceptance-rate parity, error-rate gaps, calibration). It contends that representation policies (quotas, targets) are effective only when paired with procedural safeguards against bias: structured competitions, transparent criteria (including tie-break rules), mentoring, and continuous professional development.

Focusing on Ukraine, the article identifies a window of opportunity for embedded accountability by synchronizing gender-equality strategies with digital-transformation policy (integrating gender audits into AI procurement, requiring model/data documentation, and publishing aggregate fairness metrics). It concludes that AI is neither a panacea nor an inherent threat; outcomes depend on data quality, process architecture, and transparency. Transforming formal into substantive equality requires an integrated model in which algorithmic governance, gender-sensitive HR procedures, and responsible technical standards operate coherently.

Key words: gender equality, algorithmic governance, civil service, gender quotas; AI in HR, algorithmic fairness, model interpretability/explainability, Algorithmic Impact Assessment (AIA), proxy variables, Less Discriminatory Alternatives (LDA), critical mass, tokenism, intersectionality.

Постановка проблеми. Цифрова трансформація державного сектору супроводжується стрімким впровадженням систем штучного інтелекту (далі ШІ) у кадрові процеси – від пошуку та первинного скринінгу кандидатів до оцінювання результативності й планування кар'єрного розвитку. Для України це відкриває можливість підвищити ефективність і прозорість державної служби, проте одночасно загострює питання дотримання принципів рівності та недискримінації, насамперед у гендерному вимірі. Ключова суперечність полягає в тому, що ШІ як інструмент стандартизації та масштабування управлінських рішень здатен як зменшувати людські упередження, так і відтворювати та посилювати історичну нерівність через якість даних, вибір метрик і непрозорість алгоритмів.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Проблеми формування та реалізації гендерної політики, її вплив на розвиток публічного управління, вивчення зародження та поширення гендерних стереотипів, визначення умов розвитку жіночого лідерства у політиці та суспільстві знайшли відображення в працях багатьох зарубіжних дослідників. Так, Дж. Дастін [6] у своїй статті обґрунтовує чому Amazon відмовляється від секретного інструменту рекрутингу на основі ШІ, що демонстрував упередженість щодо жінок. А М. Ейвері, А. Лейббрандт, Дж. Векчі [10] задаються питанням: «Чи допомагає ШІ гендерній різноманітності, чи шкодить їй?». Практика найму за допомогою ШІ в контексті гендерної рівності висвітлена у статті Л. Ендрюса, Х. Бухера [11]. Емпіричні кейси HR свідчать про контекстну дію ШІ: від негативних прикладів відтворення статевої упередженості у ранжуванні резюме до польових експериментів, де повідомлення про використання ШІ на первинному скринінгу зменшувало гендерний розрив у поданні заявок та збільшувало частку жінок серед топ-кандидатів. На макрорівні кроскрайнові дослідження показують, що квоти змінюють суспільні ставлення до жінок у політиці, особливо в демократичних контекстах.

Мета статті – розроблення інтегрованої моделі використання ШІ для забезпечення гендерної рівності на державній службі, що поєднує: політики представництва (квоти/цільові показники) із процедурними гарантіями неупередженості в доборі, оцінюванні та просуванні; гендерно-орієнтований життєвий цикл ШІ (ex-ante Algorithmic Impact Assessment, контроль проксі-ознак, інтерпретовані моделі у високоризикових кейсах, незалежні аудити та безперервний моніторинг fairness-метрик). Стаття прагне показати, за яких умов ШІ реально перетворює формальну рівність у субстантивну, мінімізуючи стигму та відтворення упередженості й підвищуючи прозорість, довіру та ефективність державного HR.

Виклад основного матеріалу. Алгоритмічне врядування постає як нова парадигма публічного адміністрування, у межах якої складні алгоритми, зокрема моделі машинного навчання, застосовуються для підготовки, ухвалення та імплементації управлінських рішень. Алгоритмічне врядування спирається на масштабну обробку даних і предиктивні моделі, які формують та підтримують соціальний порядок, зміщуючи центр легітиматії з процедурних норм на метричну ефективність і точність [1]. У публічному секторі це підкріплюється політиками цифрової трансформації, зокрема національними «білими книгами» та концепціями розвитку ШІ, які визначають стандарти прозорості, відповідальності та етичності застосувань [2]. Водночас саме перехід від «правил до даних» загострює класичні виклики верховенства права: непрозорість складних моделей («ефект чорної скриньки»), ускладнений контроль та можливість оскарження, ризики прихованої дискримінації й розмивання демократичної підзвітності [3–5].

У сфері найму персоналу доказова база вже фіксує як загрози, так і потенціали. З одного боку, резонансний кейс експериментального рекрутингового інструмента Amazon продемонстрував, як історично «чоловічі» тренувальні дані «навчили» модель занижувати бали резюме з індикаторами жіночої участі – від згадки «women's» до випускниць жіночих коледжів [6]. З іншого боку, два польові експерименти у технологічній галузі показали, що оголошення про використання ШІ на етапі первинного скринінгу здатне зменшувати гендерний розрив у завершенні заявок і подекуди більш ніж удвічі підвищувати частку жінок серед топ-кандидатів, тобто вплив ШІ є контекстно- та дизайно-залежним [10]. Позасудові й судові рамки у відповідь на це акцентують на забороні непрямой дискримінації та необхідності підзвітності: у британській доктрині йдеться про реальні перешкоди доказуванню упередженості через непрозорість комерційних систем, а також про обмеженість традиційних антидискримінаційних інструментів для «чорних скриньок» у наймі [9].

Ключовий механізм відтворення нерівностей у таких системах – не «намір» алгоритму, а властивості даних: «bias in, bias out» означає, що історична нерівність трансформується на статистично «раціональні» сигнали ризику/успіху, які алгоритм відтворює і масштабує [7]. Навіть за прямої заборони використання статі як ознаки, моделі можуть відновлювати її через проксі (адреси, траєкторії освіти, стиль письма, хобі), що ускладнює доказування дискримінації та потребує нових підходів до аудиту й регуляції [8]. Додатковим аналітичним обмеженням є «несумісність» різних критеріїв справедливості: доведено, що ключові формалізації fairness не можуть бути задоволені одночасно поза спеціальними випадками, отже політики змушені обирати і прозора комунікувати пріоритети та trade-off'и [17].

Із огляду на український контекст, державна служба вже інституціоналізує гендерну рівність як вимір належного врядування – через стратегії до 2030 р., гендерні аудити в публічному секторі та програми підвищення

кваліфікації [14]. Паралельно формується нормативне поле для етичного використання даних і ШІ (Концепція розвитку ШІ; рекомендації щодо регулювання), це створює вікно можливостей для «вбудованої» підзвітності (ex ante оцінювання впливів, аудит моделей, прозорі критерії добору) та для поєднання державних цілей рівності з технічними стандартами інтерпретованості [15]. На рівні ширших європейських орієнтирів (РЄ/Київ) підкреслюється необхідність забезпечити партнерську участь жінок у «революції ШІ», аби уникнути закріплення структурної нерівності у цифровій інфраструктурі [16].

Таким чином, ризики алгоритмізації управління не зводяться до одиничних помилок. Стандартизовані й тиражовані рішення приватних постачальників породжують «упередження від масштабу»: локальні хиби перетворюються на системні ефекти, що охоплюють доступ до послуг, праці й можливостей у різних юрисдикціях [9]. Академічні та прикладні дослідження пропонують дві взаємодоповнювальні стратегії реагування. По-перше, «інтерпретованість за замовчуванням» у високоризикових кейсах (найм, доступ до соціальних благ), коли моделі зіставної якості мають перевагу за пояснюваністю [4]. По-друге, правові вимоги до пошуку «менш дискримінаційних альтернатив» (LDA) з урахуванням феномену множинності моделей та аудитів на всьому життєвому циклі [5; 18]. У практиці найму це означає: документовані критерії підбору, регулярні незалежні аудити на предмет непрямой дискримінації, контроль проксі-ознак, тестування чутливості результатів до метрик справедливості, а також розділення «експериментального» та «продуктивного» контурів для мінімізації шкоди [11].

Зрештою, докази засвідчують, що ШІ не є ані «панацеєю», ані «загрозою за визначенням»: за належного дизайну процесів і даних він може зменшувати фрикції для жінок на етапі подання заявок і первинного скринінгу; за відсутності запобіжників – масштабувати історичну упередженість, зокрема поза прямими ознаками статі через проксі [12]. Політики публічного сектору мають синхронізувати нормативні (гендерні стратегії, антидискримінаційне право) та технічні (аудит, інтерпретованість, управління даними) інструменти – і робити це з урахуванням локальних інституційних практик і стандартів належного врядування в Україні [16].

Для забезпечення справжньої гендерної чутливості систем ШІ недостатньо реактивних заходів на кшталт разових аудитів уже впроваджених рішень; потрібен проактивний, «вбудований» у життєвий цикл підхід, що поєднує технічні, організаційні та правові інструменти [8]. Статичні оцінки впливу не відповідають динаміці моделей машинного навчання, які оновлюються та «донавчаються» у виробничому середовищі; відтак необхідні безперервний моніторинг, регулярні аудити справедливості та перевірка наявності «менш дискримінаційних альтернатив» (LDA) за умови збереження функціональної ефективності [18]. Такий підхід має інтегрувати феміністські методології – аналіз «жіночого питання» (the woman question) та інтерсекційний гендерний аналіз – не після кодування, а на етапі формування проблеми та постановки мети [19]. Практичним інструментом є гендерно-орієнтований аналіз (наприклад, GBA+), застосований на старті проєктування публічних ШІ-систем для попередньої ідентифікації ризиків ненавмисної упередженості та переведення фокусу з «ремонту» на превентивний дизайн справедливих систем [19]. Це узгоджується із підходами алгоритмічного врядування, де критерієм легітимності має бути не тільки обчислювана ефективність, а й процедурна прозорість та підзвітність [3].

Відповідний «життєвий цикл справедливого ШІ» включає: (1) формулювання проблеми різноманітною командою із залученням груп, на які вплине система; (2) збір і підготовку репрезентативних даних із мінімізацією історичних викривлень («bias in, bias out»); (3) вибір інтерпретованих або пояснюваних моделей у високоризикових кейсах; (4) до-впроваджувальний аудит (у т. ч. правовий і гендерно-орієнтований) та перевірку проксі-ознак; (5) післявпроваджувальний моніторинг і періодичну переатестацію [9]. Непрозорість «чорних скриньок» та комерційні обмеження доступу до логіки рішень залишаються ключовими бар'єрами для ефективного оскарження дискримінації в автоматизованому наймі й суміжних сферах [3; 5]. Досвід ринку підтверджує як ризики, так і потенціали: від відомого кейсу Amazon із відтворенням статевих упереджень у ранжуванні резюме до польових експериментів, де сигнал про використання ШІ на початковому скринінгу збільшував частку жінок серед топ-кандидатів [10].

Український контекст задає сприятливі рамки поєднання рівності та цифровізації: інституційні зобов'язання щодо гендерної рівності в публічному секторі (аудити, навчальні програми, інтеграція гендерних підходів у HR-цикли) та державна політика у сфері ШІ і цифрової трансформації (концепції, «білі книги», гармонізація з європейськими стандартами) [16]. Масштабні програми підвищення кваліфікації НАДС за підтримки ООН Жінки формують кадрове підґрунтя для імплементації гендерно-чутливих практик у державному управлінні [14]. Водночас, застереження теорії справедливості ризикових скорів вимагають від політик чесного вибору між несумісними критеріями fairness та прозорості комунікації таких trade-off'ів [17].

Звідси випливають прикладні рекомендації для дорожньої карти: (а) обов'язкова участь гендерних експертів у проєктуванні/закупівлях/впровадженні ШІ в органах влади; (б) «gender-responsive by design» у публічних закупівлях (передбачає незалежні пре-аудити упередженості та вимоги до інтерпретованості у високоризикових завданнях); (в) розбудова національної спроможності до аудитів (технічних і правових), включно з пошуком LDA; (г) пілотні проєкти «ШІ для гендерної рівності» – аналіз розриву в оплаті праці, аудит інклюзивності мови на держресурсах, моніторинг представництва жінок у прийнятті рішень; (г) розширення навчальних програм для

держслужбовців із модулів про ШІ, упередженість і етику [2; 4]. Лише наскрізна інтеграція гендерної перспективи в цикл «від проблеми до моніторингу» дає шанс уникнути «зацементування» історичної несправедливості у цифровій інфраструктурі держави [19].

Висновки з дослідження і перспективи подальших розвідок у цьому напрямі. Алгоритмічне врядування формує нову логіку публічної політики, у якій легітимація рішень зсувається від процедурної відповідності до метрично підтверджуваної ефективності та точності, а масштабна обробка даних і предиктивні моделі стають базовою інфраструктурою управління. У сфері державного HR це відкриває подвійне вікно можливостей і ризиків: добре спроектовані системи можуть зменшувати дискримінаційні практики обмеження доступу і підвищувати участь жінок на ранніх етапах конкурсу; натомість погано керовані дані і «чорні скриньки» здатні масштабувати історичну нерівність через проксі-ознаки навіть за формальної заборони використання обмежень за ознаками статі. Правові та етичні рамки (білі книги, концепції ШІ, антидискримінаційні стандарти) уже закладають вимоги підзвітності, прозорості та оскаржуваності, однак саме перехід від «правил до даних» загострює виклики верховенства права: дефіцит пояснюваності, процесуальна вразливість до непрямої дискримінації та ускладнення доказування у спорах про нерівне ставлення. Доказова база вказує, що ядро проблеми – не «намір» алгоритму, а походження та якість даних: «bias in, bias out» транслює історичні диспропорції у статистично «раціональні» сигнали успіху/ризик, які алгоритм відтворює та підсилює. Додатково, формальні критерії алгоритмічної справедливості є частково несумісними, тож політика має робити явний вибір пріоритетів і комунікувати trade-off. У відповідь на це виробляються дві взаємодоповнювальні стратегії: (1) «інтерпретованість за замовчуванням» у високоризикових HR-кейсах і (2) юридичний обов’язок пошуку менш дискримінаційних альтернатив (LDA) в усьому життєвому циклі системи. Для України узгодження державних гендерних стратегій із політикою цифрової трансформації створює можливість «вбудованої підзвітності» – ex-ante оцінювання впливів, незалежних аудитів справедливості, контролю проксі-ознак та прозорих критеріїв добору.

Сумарно, ШІ у державному HR – не панацея і не загроза ex definitione: ефекти визначаються дизайном даних, процесів і підзвітності. Сталий прогрес рівності досягається не «квотою як такою», а пакетом із досягнення «критичної маси» представництва, процедурних гарантій неупередженості та відповідального використання алгоритмів із відкритими «правилами гри» для кандидатів і суспільства. Варто розробити і випробувати набір метрик (acceptance-rate parity, FNR/FPR-gap, calibration), адаптованих до українських конкурсних процедур і галузевих профілів посад, із публічними порогами прийнятності та протоколами реагування. Також доцільно провести А/В-експерименти політик і дизайну оголошень. Перевірити, як фреймінг використання ШІ, формулювання вимог і «перевага за рівних» впливають на жіночу участь/успішність та сприйняття процедурної справедливості.

Список використаних джерел:

1. Yeung K. Algorithmic regulation: A critical interrogation. *Regulation & Governance*. 2018. Vol. 12, Iss. 4. P. 505–523. URL: <https://doi.org/10.1111/rego.12158>
2. Біла книга з регулювання ШІ в Україні: бачення Мінцифри / Міністерство цифрової трансформації України, червень 2024. URL: <https://storage.thedigital.gov.ua/files/d/9d/0bbc3a705c821a197bedfcdfe00899d9.pdf>
3. Burrell J. How the machine ‘thinks’: Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*. 2016. Vol. 3, Iss. 1. P. 1–12. URL: <https://doi.org/10.1177/2053951715622512>
4. Rudin C. Stop explaining black box machine learning for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*. 2019. Vol. 1, Iss. 5. P. 206–215. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.10154>
5. Kelly-Lyth A. Challenging Biased Hiring Algorithms. *Oxford Journal of Legal Studies*. 2021. Vol. 41, Iss. 4. P. 899–928. URL: <https://doi.org/10.1093/ojls/gqab006>
6. Dastin J. Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women. *Reuters*. 11 Oct. 2018. URL: <https://www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight-idUSKCN1MK08G>
7. Mayson S. G. Bias In, Bias Out. *The Yale Law Journal*. 2019. Vol. 128, Iss. 8. P. 2218–2300. URL: https://www.yalelawjournal.org/pdf/Mayson_p5g2tz2m.pdf
8. Barocas S., Selbst A. D. Big Data’s Disparate Impact. *California Law Review*. 2016. Vol. 104. P. 671–732. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.2477899>
9. Sánchez-Monedero J., Dencik L., Edwards L. What does it mean to ‘solve’ the problem of discrimination in hiring? Social, technical and legal perspectives from the UK on automated hiring systems. *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FACIT)*. 2020. P. 458–468. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.06144> (date of access: 22.10.2025).
10. Avery M., Leibbrandt A., Vecchi J. Does Artificial Intelligence Help or Hurt Gender Diversity? *CESifo Working Paper*. 2024. No. 10996. URL: https://www.econstor.eu/bitstream/10419/296085/1/cesifo1_wp10996.pdf
11. Andrews L., Bucher H. Automating Discrimination: AI Hiring Practices and Gender Inequality. *Cardozo Law Review*. 2022. Vol. 44, Iss. 1. URL: <https://cardozolawreview.com/automating-discrimination-ai-hiring-practices-and-gender-inequality>

12. Cotter K., Reisdorf B. C. Algorithmic Knowledge Gaps: A New Horizon of (Digital) Inequality. *International Journal of Communication*. 2020. Vol. 14. P. 745–765. URL: <https://ijoc.org/index.php/ijoc/article/view/12450>
13. Kim J., Fallon K. M. Making Women Visible: How Gender Quotas Shape Global Attitudes toward Women in Politics. *Politics & Gender*. 2023. Vol. 19, Iss. 4. P. 981–1006. URL: <https://doi.org/10.1017/S1743923X23000089>.
14. Забезпечення рівних прав та можливостей жінок і чоловіків у публічному секторі України: звіт за результатами опитування / Національне агентство України з питань державної служби. Київ, 2023. 76 с. URL: <https://nads.gov.ua/news/predstavleno-zvit-shchodo-opytuvannia-zabezpechennia-rivnykh-prav-ta-mozhlyvostei-zhinok-i-cholovikiv-na-derzhavnii-sluzhbi-ukrainy>
15. Про схвалення Концепції розвитку штучного інтелекту в Україні : Розпорядження КМУ від 02.12.2020 р. № 1556-р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1556-2020-%D1%80>.
16. Women as equal partners in the AI revolution: a call for gender equality in the digital age / Council of Europe Office in Ukraine, 2025. URL: <https://www.coe.int/uk/web/kyiv/-/women-as-equal-partners-in-the-ai-revolution-a-call-for-gender-equality-in-the-digital-age>.
17. Kleinberg J., Mullainathan S., Raghavan M. Inherent Trade-Offs in the Fair Determination of Risk Scores. *Innovations in Theoretical Computer Science Conference*. 2017. Vol. 67. P. 43:1–43:23. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.05807> (.
18. Black E., Koepke L., Kim P., Barocas S., Hsu M. The Legal Duty to Search for Less Discriminatory Algorithms. *Cornell University*. 2024. arXiv:2406.06817. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.06817>.
19. Becirovic A. The Intersection of Gender Data Gaps and AI: Redefining Future Workplace. *The World Bank*, 2024. URL: <https://thedocs.worldbank.org/en/doc/9fe224595c1ecfe9e508d7f3be205a8d-0080012025/related/S2-8-P-Azra-Becirovic-paper.pdf>.

References:

1. Yeung, K. (2018). Algorithmic regulation: A critical interrogation. *Regulation & Governance*, 12(4), 505–523. <https://doi.org/10.1111/rego.12158>
2. Ministry of Digital Transformation of Ukraine. (2024, Jun). Bila knyha z rehulivannia shtuchnoho intelektu v Ukraini: bachennia Mintsifry [White Paper of Artificial Intelligence in Ukraine: Vision of the Ministry of Digital Transformation]. Retrieved from: <https://storage.thedigital.gov.ua/files/d/9d/0bbc3a705c821a197bedfcdfe00899d9.pdf>. [in Ukrainian].
3. Burrell, J. (2016). How the machine ‘thinks’: Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1), 1–12. <https://doi.org/10.1177/2053951715622512>
4. Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1(5), 206–215. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.10154>
5. Kelly-Lyth, A. (2021). Challenging Biased Hiring Algorithms. *Oxford Journal of Legal Studies*, 41(4), 899–928. <https://doi.org/10.1093/ojls/ggab006>
6. Dastin, J. (2018, Oct 11). Amazon scraps secret AI recruiting tool that showed bias against women. Reuters. Retrieved from: <https://www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight-idUSKCN1MK08G>
7. Mayson, S. G. (2019). Bias In, Bias Out. *The Yale Law Journal*, 128(8), 2218–2300. Retrieved from: https://www.yalelawjournal.org/pdf/Mayson_p5g2tz2m.pdf
8. Barocas, S., & Selbst, A. D. (2016). Big Data’s Disparate Impact. *California Law Review*, 104, 671–732. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2477899>
9. Sánchez-Monedero, J., Dencik, L., & Edwards, L. (2020). What does it mean to ‘solve’ the problem of discrimination in hiring? Social, technical and legal perspectives from the UK on automated hiring systems. *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT)*, 458–468. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.06144>
10. Avery, M., Leibbrandt, A., & Vecchi, J. (2024). Does Artificial Intelligence Help or Hurt Gender Diversity? *CESifo Working Paper*, 10996. Retrieved from: https://www.econstor.eu/bitstream/10419/296085/1/cesifo1_wp10996.pdf
11. Andrews, L., & Bucher, H. (2022). Automating Discrimination: AI Hiring Practices and Gender Inequality. *Cardozo Law Review*, 44(1). Retrieved from: <https://cardozolawreview.com/automating-discrimination-ai-hiring-practices-and-gender-inequality>
12. Cotter, K., & Reisdorf, B. C. (2020). Algorithmic Knowledge Gaps: A New Horizon of (Digital) Inequality. *International Journal of Communication*, 14, 745–765. Retrieved from: <https://ijoc.org/index.php/ijoc/article/view/12450>
13. Kim, J., & Fallon, K. M. (2023). Making Women Visible: How Gender Quotas Shape Global Attitudes toward Women in Politics. *Politics & Gender*, 19(4), 981–1006. <https://doi.org/10.1017/S1743923X23000089>
14. National Agency of Ukraine of Civil Service. (2023). *Zabezpechennia rivnykh prav ta mozhlyvostei zhinok i cholovikiv u publichnomu sektori Ukrainy: zvit za rezultatamy opytuvannia* [Ensuring Equal Rights and Opportunities for Women and Men in the Public Sector of Ukraine: Survey Report]. Kyiv, 76 p. Retrieved from: <https://nads.gov.ua/>

news/predstavleno-zvit-shchodo-opytuvannia-zabezpechennia-rivnykh-prav-ta-mozhlyvostei-zhinok-i-cholovikiv-na-derzhavnii-sluzhbi-ukrainy [in Ukrainian].

15. Cabinet of Ministers of Ukraine. (2020, December 2). *Pro skhvalennia Kontseptsii rozvytku shtuchnoho intelektu v Ukraini: Rozporiadzhennia Kabinetu Ministriv Ukrainy* [On the Approval of the Concept for the Development of Artificial Intelligence in Ukraine: Decree of the Cabinet of Ministers of Ukraine], 1556-r. Retrieved from: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1556-2020-%D1%80> [in Ukrainian].

16. Council of Europe Office in Ukraine. (2025). *Women as equal partners in the AI revolution: a call for gender equality in the digital age*. Retrieved from: <https://www.coe.int/uk/web/kyiv/-/women-as-equal-partners-in-the-ai-revolution-a-call-for-gender-equality-in-the-digital-age>

17. Kleinberg, J., Mullainathan, S., & Raghavan, M. (2017). Inherent Trade-Offs in the Fair Determination of Risk Scores. *Innovations in Theoretical Computer Science Conference*, 67, 43:1–43:23. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.05807>

18. Black, E., Koepke, L., Kim, P., Barocas, S., & Hsu, M. (2024, Jun 10). The Legal Duty to Search for Less Discriminatory Algorithms. *Cornell University*, arXiv:2406.06817. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.06817>

19. Becirovic, A. (2024). The Intersection of Gender Data Gaps and AI: Redefining Future Workplace. *The World Bank*. Retrieved from: <https://thedocs.worldbank.org/en/doc/9fe224595c1ecfe9e508d7f3be205a8d-0080012025/related/S2-8-P-Azra-Becirovic-paper.pdf>

Дата надходження статті: 30.11.2025

Дата прийняття статті: 22.12.2025

Опубліковано: 30.12.2025