

Н. Н. ШАПОВАЛОВА, ст. викладач, Р. В. ПЕЧЕНІН, студент  
Криворізький національний університет  
Н. А. ПЕЧЕНІНА, канд. іст. наук, доц.  
Криворізький державний педагогічний університет

## РОЗРОБКА НАВЧАЛЬНОЇ ПЛАТФОРМИ ДЛЯ ПОБУДОВИ, НАВЧАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

**Мета.** Розробити платформу побудови, навчання та дослідження моделей штучного інтелекту, яка надає розробнику або аналітику даних можливість швидко створювати, навчати і розгортати моделі машинного навчання. Розроблювальне середовище має повністю охоплювати процес машинного навчання, починаючи з етапу підготовки і аналізу даних, вибір алгоритму, навчання алгоритму, адаптацію та оптимізацію для розгортання моделі, складання прогнозів, закінчуючи збереженням і використанням готової моделі. Розроблювальна платформа має задовольняти вимогам використовувати переваги технології штучного інтелекту як користувачам з глибокими знаннями у досліджуваній області, так і користувачам з незначним досвідом у сфері проектування моделей машинного навчання; використовуватися в процесі навчання дисциплін, присвячених вивченню методів штучного інтелекту, у закладах вищої освіти.

**Методи.** Для вирішення поставлених завдань використовувалися наступні методи: загальнонаукові методи теоретичного дослідження: аналіз, синтез, формалізація, моделювання, узагальнення; методи емпіричного дослідження: вивчення досвіду в області поставленого завдання, тестування отриманої моделі; методи об'єктно-орієнтованого проектування та програмування. В роботі розглянуті спеціальні методи машинного навчання, такі як лінійна регресія, методи боротьби з перенавчанням моделей – регуляризація і кореляційний аналіз.

**Наукова новизна.** Розроблено ІКТ засіб для побудови, навчання та дослідження моделей штучного інтелекту, методичні рекомендації щодо його використання в процесі викладання дисциплін присвячених вивченню штучного інтелекту у фаховій підготовці студентів закладів вищої освіти.

**Практична значимість** виконаної роботи полягає в можливості використання навчального середовища AI Platform в процесі навчання дисциплін, присвячених вивченню методів штучного інтелекту і машинного навчання на етапі практичного застосування основних методів цієї галузі.

**Результати.** Розроблено середовище AI Platform, яке дає можливість будувати, навчати та досліджувати методи і моделі штучного інтелекту, розроблено рекомендації щодо використання середовища у фаховій підготовці студентів закладів вищої освіти.

**Ключові слова:** навчальна платформа, штучний інтелект, модель машинного навчання, регуляризація, перенавчання, функціонал якості.

doi: 10.31721/2306-5435-2018-1-104-136-142

**Проблема та її зв'язок з науковими і практичними задачами.** На сьогоднішній день технології штучного інтелекту (ШІ) все більше проникають у повсякденне життя людини. Згідно звіту дослідницької компанії Gartner, яка регулярно оновлює свій «цикл зрілості технологій», з усіх інформаційних технологій на піку очікувань знаходиться під-область штучного інтелекту – машинне навчання (МН) [1].

З кожним днем сфера застосування МН розширюється, потребуючи все більше і більше кваліфіковані кадри. На сьогодні МН – одна з найбільш популярних і затребуваних галузей Computer Science, і в той же час одна з найбільш високим порогом входження серед розробників. Основна причина цього полягає в тому, що теоретична база цієї галузі вимагає глибокої підготовки з основ алгебри, теорії ймовірності, математичної статистики, знання чисельних методів оптимізації тощо. Але необхідно розуміти, що успіх тієї чи іншої технології полягає, в тому числі, в доступності її використання.

На сьогоднішній день існує декілька інструментів для дослідження та реалізації технологій (ШІ). Microsoft Azure – хмарна платформа, призначена для розробників застосунків хмарних обчислень і покликана спростити процес створення онлайн-додатків. Microsoft Azure вміщує в собі Azure Machine Learning – рішення, що дозволяє будувати та використовувати складні моделі машинного навчання в простій та наглядній формі. Серед Azure ML спрощує створення моделей МН завдяки інструментам візуального програмування.

TensorFlow – це бібліотека з відкритим вихідним кодом для машинного навчання, розроблена компанією Google для вирішення задач побудови та тренування нейронних сітей з ціллю

високоточної класифікації образів. Застосовується для досліджень та розробки програмних продуктів Google. Основний програмний інтерфейс реалізовано для Python, також є реалізація для C++, Haskell, Java, Go та Swift [2].

Проблема описаних вище технологій МН полягає в тому, що не існує середовища, яке можна було використовувати в навчальних цілях у закладах вищої освіти, та яке б не потребувало глибокого знання математичного апарату МН, але давало би можливість будувати та навчати основні типи моделей МН та давати їх інтерпретацію в процесі вивчення дисциплін, присвячених штучному інтелекту.

**Аналіз досліджень і публікацій.** Під інформаційними технологіями розуміють сукупність методів і технічних засобів збору, організації, збереження, обробки, передавання й подання інформації, що розширює знання людей і розвиває їхні можливості з управління технічними й соціальними процесами [3, 8]. Інформаційно-комунікаційні технології (ІКТ) включають комп'ютери, програмне забезпечення та засоби електронного зв'язку. У результаті все більшого застосування ІКТ в освіті з'явився ряд нових підходів до навчання. І. Довгопол вважає, що «комп'ютерні технології навчання – це процеси підготовки та передавання інформації учню, засобом здійснення яких є комп'ютер» [4]. Електронне навчання охоплює навчання на всіх рівнях, як формальних, так і неформальних, з використанням інформаційних мереж для надання курсів, взаємодії та сприяння. Змішане навчання відноситься до моделей навчання, які поєднують традиційну практику в аудиторії з практичною частиною в електронному варіанті. Змішування різних методів було розроблено після того, як педагоги визнали, що не все навчання найкраще досягається в середовищі з електронним середовищем, зокрема, яке повністю позбавляє живого інструктора [5, 9].

В окремих зарубіжних дослідженнях у сфері ІКТ та освіти виділяють три основні парадигми, основна різниця між якими лежить у ставленні до впливу ІКТ на освіту. Технократична парадигма характеризує тих, хто уникає будь-якої дискусії про зміну школи. Реформістська парадигма об'єднує дослідників, які розглядають ІКТ як інструмент, який може допомогти у просуванні «правильної» дидактики. Холістична парадигма включає в себе тих, хто, на відміну від дослідників, що належать до двох попередніх парадигм, зазвичай представляють явну сукупність тверджень щодо соціокультурної ситуації та впливу ІКТ на нього (культурний підхід) [6].

Для більшості навчальних дисциплін вищої школи залишається не до кінця розв'язаним питання впровадження ІКТ у процес навчання та пошук ефективних форм поєднання традиційної та комп'ютерно орієнтовної методики навчання [7]. В той час, як використання ІКТ у навчальному процесі надає можливість вивчати на якісно новому рівні всі дисципліни [3].

**Постановка завдання** полягає в розробці платформи, яка надаватиме можливість будувати, навчати та досліджувати моделі штучного інтелекту користувачам, які не володіють в достатній мірі навичками програмування для самостійної реалізації методів машинного навчання, але потребують задля виконання прикладних завдань в використанні сучасних методів і технологій. Функціонал платформи має включати в себе інструменти попереднього аналізу даних (визначення типу розподілу ознак, кореляції ознак), вибір моделі (регресійні моделі, ансамблеві методи), навчання моделей, інструменти боротьби з перенавчанням (крос-валідація, регуляризація), а також можливість збереження параметрів навченої моделі для подальшого використання. Розроблювальна платформа повинна мати інтуїтивно зрозумілий інтерфейс доступу до основних функцій програми, лаконічний дизайн – мінімізовано кількість дій користувача, необхідна для використання програми, оптимізовано розташування інформаційних блоків та елементів керування програмою.

**Викладення матеріалу та результати.** Дослідження моделей штучного інтелекту поділяється на кілька етапів. Для того, щоб створити платформу, необхідно чітко розуміти, як саме проходить побудова та навчання моделей. Загальна схема використання методів штучного інтелекту складається з наступних кроків (рис. 1).

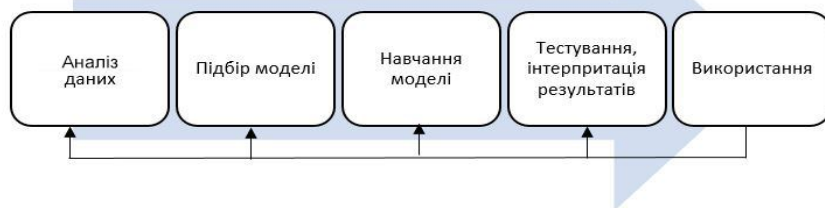


Рис. 1. Послідовність етапів використання методів штучного інтелекту

Всі зазначені етапи побудови, навчання та дослідження моделей штучного інтелекту реалізовані у розробленому середовищі AI Platform, яке у повній мірі дає можливість використовувати сучасні засоби технології машинного навчання без необхідності їх програмування.

*Аналіз даних.* Задача, яку необхідно вирішити перед тим, як розпочинати формувати модель навчання – це виконати аналіз даних. Ніякої самий витончений метод сам по собі не дасть хороший результат, тому що критично важливим стає питання якості вихідних даних. Найчастіше саме неякісні дані є причиною невдачі [10].

Розроблене середовище AI Platform дозволяє подивитися на перші записи вибірки після зчитування дата-сету (рис. 2). Так можна ознайомитися з даними, вивчити типи ознак і їх при-роду. Це також дозволяє виявити деякі помилки читання даних.

	SEASON	YR	MNTH	HOLIDAY	WEEKDAY	WORKINGDAY	WEATHERSIT	TEMP
1	1.0	0.0	1.0	0.0	6.0	0.0	2.0	14.110847
2	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	2.0	14.902598
3	1.0	0.0	1.0	0.0	1.0	1.0	1.0	8.050924
4	1.0	0.0	1.0	0.0	2.0	1.0	1.0	8.2
5	1.0	0.0	1.0	0.0	3.0	1.0	1.0	9.305237
6	1.0	0.0	1.0	0.0	4.0	1.0	1.0	8.378268
7	1.0	0.0	1.0	0.0	5.0	1.0	2.0	8.057402
8	1.0	0.0	1.0	0.0	6.0	0.0	2.0	6.765

Старт

Рис. 2. Скріншот виведення вибірки в AI Platform

Після цього варто візуалізувати отримані дані – збудувати гістограми розподілу ознак. Завдяки таким гістограмам можна краще зрозуміти, з якими даними ми працюємо та визначити аномалії або викиди (рис. 3).

На етапі первинного аналізу даних необхідно знати ступень кореляції ознак як між собою, так і з цільовою змінною, оскільки ознаки, які мають явно виражені лінійні залежності між собою, породжують проблему мультиколінійності, яка в свою чергу є причиною перенавчання моделей. Для відображення попарних залежностей ознак будується матриця графіків, де на діагоналі відображаються гістограми розподілу ознак, а поза діагоналлю – графіки залежностей кожних двох ознак (рис. 4).

*Підбір моделі.* Після аналізу даних AI Platform дозволяє обрати модель, яка буде використана для прогнозу значення цільової ознаки. Якщо необхідно прогнозувати значення дійсної ознаки (задача відновлення регресії), то в цьому випадку в якості моделі буде виступати поліном деякого ступеня. Щоб обрати модель, яка найбільш вдало описує дані, необхідно обрати модель з мінімальним середньоквадратичним відхиленням [11]

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{n}, \quad (1)$$

де  $MSE$  – середньоквадратична помилка,  $y_i$  – істинні значення цільової змінної на  $i$ -ому об'єкті,  $y'_i$  – прогнозоване значення цільової змінної на  $i$ -ому об'єкті,  $n$  – кількість об'єктів.

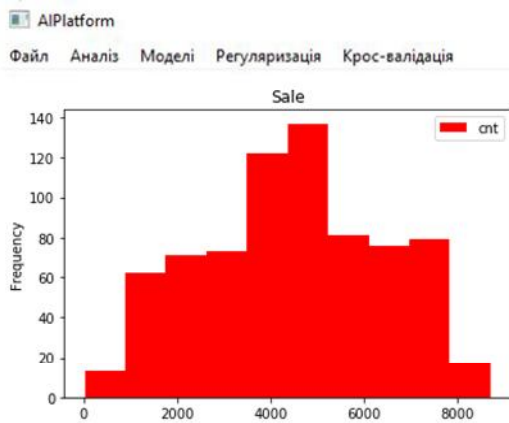


Рис. 3. Скріншот гістограми розподілу ознаки в AI Platform

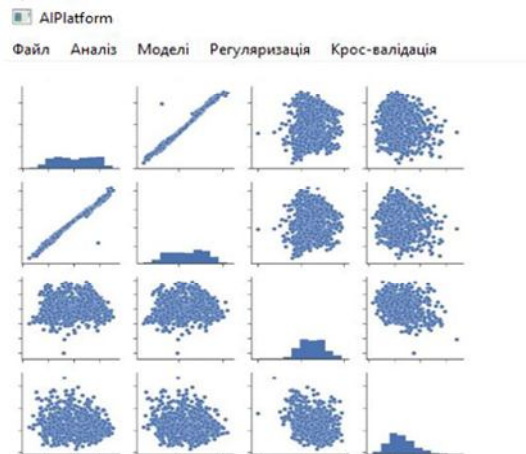


Рис. 4. Скріншот виведення попарних залежностей ознак в AI Platform

Одним із методів машинного навчання є лінійна регресія. Цей метод дозволяє прогнозувати значення кількісної цільової змінної у вигляді комбінації ознак з параметрами – вагами моделі. Оптимальні параметри лінійної регресії можна знайти аналітично, розв’язавши нормальне рівняння або за допомогою чисельних методів оптимізації.

*Навчання моделі.* За своєю суттю навчання будь-якої моделі зводиться до налаштування ваг (коефіцієнтів, параметрів) цієї моделі. При знаходженні вектору оптимальних ваг  $w$  аналітичним шляхом вектор  $y$ , який відповідає цільовій змінній, знаходиться множенням матриці об’єктів  $X$  на вектор ваг  $w$  (2)

$$y = Xw. \quad (2)$$

Помноживши на  $X^T$  отримаємо

$$X^T y = X^T X w. \quad (3)$$

Вектор ваг  $w$  знаходиться як

$$w = (X^T X)^{-1} X^T y. \quad (4)$$

При використанні аналітичного методу розв’язання існують складності: для знаходження рішення необхідно обчислювати зворотну матрицю. Операція звернення матриці вимагає, у разі  $d$  ознак, виконання порядку  $d^3$  операцій, і є обчислювально складною вже в задачах з десятком ознак; чисельний спосіб знаходження оберненої матриці не може бути застосований в деяких випадках (коли матриця погано обумовлена).

Існує більш зручний, спосіб знайти рішення – використовувати чисельні методи оптимізації, зокрема метод градієнтного спуску. Використання градієнтних методів зумовлено їх високою швидкістю збіжності і стабільністю, одержаних завдяки інформації про градієнт і кривизну досліджуваної функції. Алгоритм найшвидшого спуску реалізує ітераційну процедуру руху до мінімуму з довільно вибраної початкової точки в напрямку найсильнішого зменшення функції, визначеному біля поточного значення аргументу функції, що мінімізується. Такий напрям протилежний напрямку, який задається вектором градієнта  $\nabla f(x)$  функції, що мінімізується  $f(x)$ . Загальна формула для знаходження значення аргументу  $x^{(k+1)}$  за значенням  $x^{(k)}$ , знайденому на  $k$ -му кроці роботи алгоритму найшвидшого спуску  $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \lambda^{(k)} \cdot s^{(k)}$ , де  $\lambda^{(k)}$  – крок градієнтної процедури,  $s^{(k)}$  – вектор одиничної довжини в напрямку, протилежному напрямку градієнта  $\nabla f(x^{(k)})$ , визначеному в точці  $x^{(k)}$

$$s^{(k)} = \frac{-\nabla f(x^{(k)})}{\|\nabla f(x^{(k)})\|}, \quad (5)$$

де  $\|\nabla f(x^{(k)})\|$  – норма вектора градієнта  $\nabla f(x^{(k)})$ .

Проблема градієнтного спуску полягає в тому, що при великій кількості даних метод сходиться дуже повільно, оскільки кожна ітерація складається з великої кількості операцій в про-

цедурі визначення градієнту по об'єктах зі всієї вибірки, тобто для обчислення градієнту на одній ітерації використовується весь набір (пакет) даних. Середовище AI Platform дозволяє використовувати метод стохастичного градієнтного спуску. Ідея метода полягає у тому, що значення градієнта на кожній ітерації визначається зважаючи тільки на один випадковий об'єкт з вибірки [12]. Для великих наборів даних стохастичний градієнтний спуск може дати значну перевагу в швидкості в порівнянні з пакетним градієнтним спуском.

*Тестування, інтерпретація результатів.* Після навчання моделі необхідно оцінити її адекватність на даних, які не приймали участь у навчанні, оскільки, не дивлячись на прийнятні значення функціоналу якості, можна зіткнутися з проблемою перенавчання. Перенавчання – небажане явище, коли ймовірність помилки навченого алгоритму на об'єктах тестової вибірки виявляється істотно вище, ніж середня помилка на навчальній вибірці. Перенавчання виникає при використанні надмірно складних моделей. Іншою причиною перенавчання може стати мультиколінеарність ознак – проблема, при якій ознаки у вибірці є лінійно залежними. Існує декілька методів виявлення та боротьби з перенавчанням. Найпростіший спосіб виявлення перенавчання – використання відкладеної вибірки. Необхідно розбити вибірку на дві частини: перша частина (відкладена вибірка) буде використана для навчання алгоритму, друга (тестова) – для оцінки його якості. Розбиття повинно проводити в певній пропорції: якщо взяти малу тестову вибірку, тоді оцінка якості буде ненадійною, якщо ж тестова вибірка буде занадто великою, оцінка якості буде надійною, але алгоритм може виявитись недостатньо навченим. Зазвичай вибірку розбивають у співвідношенні 70/30 або 80/20.

Недоліком такого методу є той факт, що при навчанні алгоритму використовуються не всі дані, тобто немає гарантії, що деякий унікальний об'єкт буде врахований при будівництві моделі. Цю проблему вирішує крос-валідація. Крос-валідація – це техніка валідації моделі для перевірки того, наскільки успішно модель здатна працювати на незалежному (тестовому) наборі даних.

За цим методом вибірка ділиться на деяку кількість ( $k$ ) блоків однакового розміру. Далі кожен із цих блоків виконує роль тестової вибірки, а решта – роль навчальної вибірки. Після того, як кожен блок буде використаний як тестовий, отримаємо  $k$  показників якості. В результаті усереднення буде отримана оцінка якості.

Від вибору числа  $k$  залежить якість навчання моделі. Зазвичай вибирають  $k=3, 5, 10$ . Слід пам'ятати, що чим більше  $k$ , тим більше разів потрібно навчати алгоритм, тобто тим більше машинного ресурсу і часу буде витрачено. Тому на великих вибірках рекомендується обирати невеликі значення  $k$  [13].

Ще один метод боротьби з перенавчанням, причиною якого є мультиколінеарність ознак, – регуляризація. При регуляризації мінімізується новий функціонал помилки, який отримується шляхом додавання регуляризатора. Використання такого методу дозволяє отримати помірні значення вагових коефіцієнтів. Найпростіший регуляризатор – квадратичний, який ще має назву  $L2$ - або Ridge-регуляризатор (6)

$$\|w\|^2 = \sum_{j=1}^d w_j^2. \quad (6)$$

В цьому випадку вирішується задача оптимізації (7)

$$Q(w, X) + \lambda \|w\|^2 \rightarrow \min_w, \quad (7)$$

де  $\lambda$  – коефіцієнт регуляризації. Чим більше  $\lambda$ , тим нижче складність моделі (рис. 5). При занадто високих значеннях можна отримати нульові ваги, в цей же час при занадто низьких значеннях виникає ризик перенавчання [14, 15]. Тому успішність використання даного методу залежить від вміння знайти оптимальне значення  $\lambda$ , при якому будуть знайдені закономірності даних та не буде допущено перенавчання.  $L2$ -регуляризатор є гладким, що дає змогу використовувати градієнтний спуск для оптимізації функціоналу якості моделі.

Також існує  $L1$ - або lasso-регуляризатор (8)

$$\|w\|_1 = \sum_{j=1}^d |w_j|, \quad (8)$$

який не є гладким, але також може використовуватися для відбору ознак.

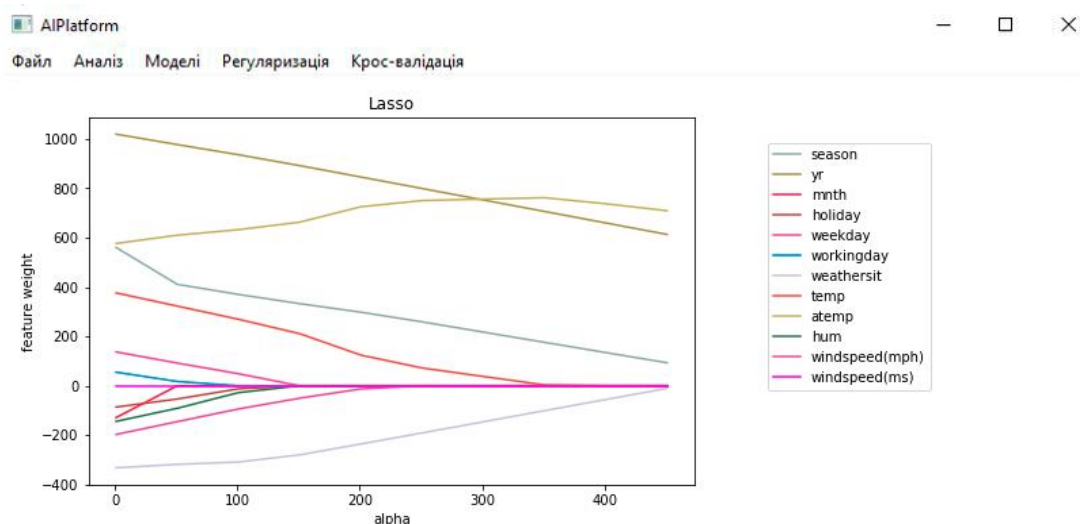


Рис. 5. Графік впливу коефіцієнта регуляризації на складність моделі в AI Platform

*Використання.* Після того, як модель навчена, і на тестових даних її якість не гірша за якість на навчальних даних, модель можна зберегти і використовувати в подальших прикладних задачах. AI Platform дозволяє зберігати вагові коефіцієнти моделі і показник якості її роботи у файл, і виконувати прогнозування за збереженими показниками.

На кожному етапі роботи користувач має змогу бачити програмний код, що реалізує певний інструмент побудови, навчання і дослідження моделей. Програмна реалізація виконана мовою Python 3.6.

**Висновки та напрямок подальших досліджень.** В роботі було викладено основні можливості розроблювальної навчальної системи AI Platform, яка призначена для побудови, навчання та дослідження моделей штучного інтелекту без прямої необхідності для користувача програмувати методи машинного навчання. В середовищі представлені основні методи попереднього аналізу даних, вибір моделей і алгоритмів навчання, апарат оцінки якості побудованих залежностей і спеціальні методи їх покращення у випадку необхідності. Платформа має інтуїтивно зрозумілий інтерфейсі мінімалістичний дизайн.

В ході подальшої роботи планується розширити перелік моделей, доповнивши його апаратом штучних нейронних мереж, розробити окремий інтерактивний довідково-інформаційний модуль щодо тематики використання моделей штучного інтелекту.

### Список літератури

1. Gartner's 2016 Hype Cycle for Emerging Technologies Identifies Three Key Trends That Organizations Must Track to Gain Competitive Advantage [Електронний ресурс] // Cycle for Emerging Technologies. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.gartner.com/newsroom/id/3412017>.
2. Priyadharshini. Machine Learning: What it is and Why it Matters [Електронний ресурс] / Priyadharshini – Режим доступу до ресурсу: <https://www.simplilearn.com/what-is-machine-learning-and-why-it-matters-article>.
3. Фоміних Н. Ю. Сутність поняття «інформаційно-комунікаційні технології» та їх значущість на сучасному етапі інформатизації освіти [Текст] / Н. Ю. Фоміних // Педагогіка формування творчої особистості у вищій і загальноосвітній школах : зб. наук. пр. / наук. ред. Сущенко Т. І. та ін. – Запоріжжя, 2009. – Вип. 5 (58). – С. 396–400.
4. Довгопол І. І. Современные образовательные и педагогические технологии / И.И. Довгопол, Т.А. Ивкова. – Симферополь, 2006. – 336 с.
5. Захарова И. Г. Информационные технологии в образовании : учеб. пособ. для студ. высш. пед. учеб. завед. / И.Г. Захарова. – М. : Академия, 2003. – 192 с.
6. Доценко І. О. Актуальні проблеми упровадження інформаційно-комунікаційних технологій у вищій освіті / І. О. Доценко // Гірничий вісник : науково-технічний збірник / М-во освіти і науки України, ДВНЗ "КНУ". – Кривий Ріг, 2017. – Вип. 102. – С. 117-120. – Режим доступу: <http://iomining.in.ua/ua/homeua/journal/102ua/#102>
7. Aviram A. The Impact of Information and Communication Technology on Education: the missing discourse between three different paradigms / A. Aviram, T. Deborah. // E-Learning. – 2005. – №2.

8. **Ляпинський В. В.** Международные тенденции развития информатизации и повышения качества образования Мина, А.С. и Скрипка, К.И. (2010) Международные тенденции развития информатизации и повышения качества образования Информційні технології та засоби навчання, 5 (19).

9. **Гудирева О. М.** Використання сучасних інформаційних технологій в освітній програмі “Intel® Навчання д

10. **Cassie Kozyrkov.** 9 Things You Should Know About TensorFlow [Електронний ресурс] / Cassie Kozyrkov – Режим доступу до ресурсу: <https://hackernoon.com/9-things-you-should-know-about-tensorflow-9cf0a05e4995>.

11. Брінк Х. Машинное обучение / Х. Брінк, Д. Річардс, М. Феверолф. – СПб, 2017. – 336 с.

12. **Воронцов К. В.** Математические методы обучения по прецедентам (теория обучения машин) [Електронний ресурс] / К. В. Воронцов – Режим доступу до ресурсу: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/6/6d/Voron-ML-1.pdf>.

13. **Ruder S.** An overview of gradient descent optimization algorithms [Електронний ресурс] / Sebastian Ruder – Режим доступу до ресурсу: <http://ruder.io/optimizing-gradient-descent/index.html>.

14. **Michie D.** Machine Learning, Neural and Statistical Classification / D. Michie, D. J. Spiegelhalter, C. C. Феверолф., 1994. – 298 с.

15. **Флах П.** Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / Петер Флах. – Москва: ДМК Пресс, 2015. – 400 с.

Рукопис подано до редакції 17.04.2018

УДК 528.44

А.Ю. ПАЛАМАР, канд. техн. наук, доц., А.В. СИРБУ, магістрант  
Криворізький національний університет

## ТЕОРЕТИЧНО-МЕТОДИЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ РОБІТ ІЗ ЗЕМЛЕУСТРОЮ ЩОДО ЗМІНИ МЕЖ АДМІНІСТРАТИВНО-ТЕРИТОРІАЛЬНИХ УТВОРЕНЬ

**Мета.** В статті проведений аналіз щодо зміни меж адміністративно-територіальних утворень. Проаналізовано чинне законодавство України у сфері містобудівної діяльності та методику і порядок виконання зміни меж адміністративно-територіальних утворень. Встановлено, що адміністративно-територіальний устрій України являє собою таку організацію її території, яка передбачає поділ останньої на адміністративно-територіальні утворення (одиниці), що є частинами єдиної території нашої держави, просторовою основою організації й діяльності місцевих органів державної влади та самоврядування. Основною метою статті є дослідження проекту землеустрою щодо встановлення (зміни) меж адміністративно-територіальних утворень (населених пунктів) та створення методики виконання робіт.

**Методи дослідження.** Під час проведення досліджень використано методи математичної статистики, технології проведення кадастрових робіт.

**Наукова новизна** одержаних результатів полягає в дослідженні точності геоприв'язки зображення (карти) у координати в залежності від якості сканованого зображення.

**Практична значимість.** Межі адміністративно-територіальних утворень не є постійними. З розвитком населених пунктів та збільшенням кількості їх жителів вони можуть збільшуватися завдяки включенню до них нових земельних ділянок. Прийняття рішень про утворення і ліквідацію районів, встановлення і зміну меж районів і міст, віднесення населених пунктів до категорії міст належить до повноважень Верховної Ради України. Вона приймає такі рішення за поданням Верховної Ради обласних Київської та мських рад. Рішення про встановлення та зміну меж сіл і селищ приймаються обласними, у містах рад, що підкреслює практичну значимість роботи.

**Результати.** Розглянуто загальні Київською та мськими радами за поданням районних та відповідних сільських, селищних рад. Встановлення та зміна меж районів у містах провадяться на підставі рішень мської ради, які приймаються за поданням відповідних районних законів та нормативно-правові акти, які використовуються для зміни меж адміністративно-територіальних утворень.

**Ключові слова:** теоретико-методичне обґрунтування, землеустрій, межі адміністративно-територіальних утворень, населений пункт, земельний кодекс України.

doi: 10.31721/2306-5435-2018-1-104-142-148

**Проблема та її зв'язок з науковими та практичними завданнями.** У зв'язку із соціально-економічним розвитком країни та її регіонів, кордони міст за роки незалежності України суттєво розширились, а окраїни міст перетворились у розвинуті інфраструктурні комплекси. Кордони міст, особливо обласного, районного значення, вже давно не відповідають тим, які були раніше встановлені на законодавчому рівні, що спричиняє безліч проблем. Адміністративно-територіальний устрій України не є незмінним. Окремі населені пункти (села, селища), які роз-