

## ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ТИПУ ТА ГЕОЛОКАЦІЇ ВІЙСЬКОВОЇ ТЕХНІКИ ЗА ДОПОМОГОЮ ТЕХНОЛОГІЙ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Розробка інтелектуальних систем для військових потреб є ключовим фактором переваги технічного оснащення сил оборони України над ворогом. Сучасне технічне забезпечення має бути швидким у видачі результату, точним, портативним, малогабаритним та працюючим в офлайн режимі. Тому розробка інтелектуальних систем здатних розпізнавати зображення та ефективно виявляти місцезнаходження військової техніки, дозволить підвищити точність та швидкість розвідувальних операцій, знижуючи ризики для розвідки та підвищуючи загальний рівень безпеки. Завдання виявлення об'єктів полягає в тому, щоб автоматично ідентифікувати та знайти об'єкт, який потрібно виявити, на зображенні чи відео. Традиційні методи виявлення об'єктів переважно використовують створені вручну функції для навчання класифікаторів. Проте в останні роки, з розвитком згорткових нейронних мереж поступово привертають увагу методи виявлення об'єктів, засновані на глибокому навчанні. У даному дослідженні проведено аналіз та порівняльне дослідження ефективності використання технологій машинного навчання та згорткових нейронних мереж для ідентифікації об'єктів військової техніки за фото, відео. Основна увага дослідження зосереджена на забезпеченні ключових параметрів, таких як точність визначення, швидкість обробки запитів та загальна надійність системи. Розроблено інтелектуальну систему на основі технологій машинного навчання з використанням технології CoreML та мови програмування Swift, що призначена для визначення типу та геолокації військової техніки. Ця система інтегрується в мобільний застосунок та може використовуватися без засобів інтернет зв'язку. Дослідження спрямоване на вирішення практичних проблем у підвищенні точності систем виявлення військової техніки противника.

**Ключові слова:** інтелектуальна система, машинне навчання, ідентифікація об'єкту, точність розпізнавання.

### Вступ

У сучасних умовах війни в Україні важливим аспектом стало саме технічне оснащення сил оборони, оскільки людський потенціал є вичерпним і потребує додаткового навчання на перший план виходять новітні військові розробки у технічних, інженерних та сферах програмного забезпечення. Швидким у видачі результату, точним, портативним, малогабаритним та працюючим в офлайн режимі — саме таким має бути сучасне технічне забезпечення. Розробка інтелектуальних систем для військових потреб є ключовим фактором переваги технічного оснащення сил оборони України над ворогом. Це обумовлено рядом причин:

- 1) необхідністю своєчасного та влучного виведення техніки противника з поля бою;
- 2) зростанням складності розвідувальних завдань в умовах стрімкого розвитку технологій. Тому використання технічних засобів, що виконують свою функціональність без підключення до мережі інтернет є виходом з ситуації, коли противник проводить радіолокаційну розвідку;
- 3) потребою у максимальному виключенні людського фактору;
- 4) забезпечення швидкості передачі інформації та точності визначення геолокації об'єкту.

Саме тому розробка інтелектуальних систем здатних розпізнавати зображення та ефективно виявляти місцезнаходження військової техніки, дозволить підвищити точність та швидкість розвідувальних операцій, знижуючи ризики для розвідки та підвищуючи загальний рівень безпеки.

### Аналіз останніх досліджень і публікацій

Завдання виявлення об'єктів полягає в тому, щоб автоматично ідентифікувати та знайти об'єкт, який потрібно виявити, на зображенні чи відео. Це активна тема досліджень у галузі комп'ютерного зору. Традиційні методи виявлення об'єктів переважно використовують створені вручну функції для навчання класифікаторів, до яких належать Haar, HOG, LBP, CSS,

та ICF [1-3]. Проте в останні роки, з розвитком згорткових нейронних мереж [4], методи виявлення об'єктів, засновані на глибокому навчанні [5], поступово привертають увагу та дослідження широкого кола вчених. Сучасні основні моделі виявлення об'єктів на основі глибокого навчання можна розділити на дві основні категорії: двоступеневі детектори на основі пропозицій і одноступінчасті детектори без пропозицій, де перша категорія дає досить високі показники точності, але тривалу обробку результатів, а друга значно меншу точність визначення об'єктів.

У дослідженні [6] розглянуто методи глибокого навчання на основі виявлення та розпізнавання об'єктів-загроз, оцінених з точки зору БПЛА (безпілотними літальними апаратами). Запропонований підхід базується на машинному навчанні за допомогою згорткових нейронних мереж, які є одним із алгоритмів глибокого навчання. Проведено порівняння архітектур Faster-RCNN та YoloV4 щодо точності алгоритмів в процесі навчання, при цьому на етапі навчання і тестування визначено набір даних, що містять зображення, відібрані за різних погодних умов, стану ґрунту і в різний час доби. Моделі виявлення та розпізнавання загроз були натреновані на 2595 зображеннях, а методи виявлення та розпізнавання об'єктів перевірені на знімках з землі та знімках зроблених БПЛА: Встановлено, що архітектура Faster-RCNN досягла 93% точності виявлення і розпізнавання об'єктів, тоді як архітектура YoloV4 досягла 88% точності.

У роботі [7] розглянуто виявлення об'єктів військової техніки в складних умовах, що є основою для виконання завдань розвідки та оперування зведеною інформацією для керівного складу системи управління операцією. У [7] вдалося покращити продуктивність традиційних алгоритмів виявлення військової техніки розробивши метод виявлення заснований на ієрархічному представленні ознак, що містить набір даних MVD (рис.1.), і посиленій локалізації уточнення навчання, який має назву MVODM.



Рис. 1 Демонстрація набору даних.

Запропоновано декілька стратегій — ієрархічне представлення ознак розпізнавання та підсилювальну локалізацію на основі навчання системи, аби покращити детекцію. Експериментальні результати вказують на високу ефективність виявлення військової техніки, проте недоліком є використання даних з цілями для детекції по центру зображення, не враховуються масштаби військових цілей.

Дослідження [8] присвячене розпізнаванню військової техніки за допомогою безперервного стрімінгу відео з літального апарату, де порівнюються два підходи: двоетапний та з використанням згорткової нейронної мережі відразу на усьому зображенні. Зазначається, що двоетапний підхід дає більшу точність розпізнавання, але його недоліком є тривала обробка даних.

У дослідженні [9] розроблено програмне забезпечення для оцінювання та аналізу (класифікація, позиціонування, маркування) зображень з БПЛА. Використовуючи метод повторного навчання останніх шарів попередньо навчених моделей штучної нейронної мережі із заданим набором даних, у дослідженні намагалися скоротити час навчання та збільшити успіх щодо розпізнавання об'єктів.

З огляду на обмеження звичайних алгоритмів виявлення в цій області пропонується новий підхід [10], названий як метод виявлення військового транспортного засобу, заснований на початковій періодичній згортковій нейронній мережі MVODM-IRCNN та ієрархічному представленні ознак для виявлення військового транспортного об'єкта.

Таким чином, питання точності визначення об'єктів військового значення і їх геолокації за допомогою сучасних технологій є досить актуальним і потребує подальшого вивчення.

### Мета і задачі дослідження

Метою даного дослідження є підвищення точності розпізнавання місцезнаходження та типу військової техніки за фото в режимі реального часу за рахунок розробки інтелектуальної системи.

Використовуючи передові методи машинного навчання, процес розвідки та відстеження військової техніки може бути автоматизований, що підвищує ефективність та результативність військових операцій. Для цього передбачається вирішення кількох завдань. По-перше, необхідно проаналізувати та підготувати набір даних про військову техніку та її географічне розташування для використання у навчанні моделей машинного навчання. Це передбачає збір та структурування інформації з різних джерел для створення надійного набору даних. Наступним кроком є розробка та впровадження алгоритмів машинного навчання, які дозволять системі ефективно розпізнавати та геолокалізувати військову техніку на зображенні. Це вимагає дослідження та вибору найбільш підходящої архітектури нейронної мережі та алгоритмів. Потім моделі навчаються на підготовлених даних і перевіряються для оцінки їхньої ефективності. Результатом цих кроків має стати інтегрована система у вигляді мобільного застосунку, яка може працювати в режимі реального часу і надавати військовим найсучасніші інструменти для збору розвідданих і виконання бойових завдань.

### Результати дослідження

За основу обрано метод опорних векторів SVM, оскільки він є одним з найбільш поширених і потужних алгоритмів, що добре підходить для задач класифікації та регресії. Основна ідея методу полягає в тому, щоб знайти оптимальну гіперплощину в просторі ознак, яка найкраще розділяє точки даних різних класів. Ця гіперплощина є межею між класами, і при класифікації нових даних точки відносяться до одного з класів залежно від того, на якій стороні гіперплощини вони лежать.

Для методу SVM має місце рівність:

$$\int f(x) = \operatorname{sgn}\left(\sum_{i=1}^n a_i y_i K(x, x_i) + b\right), \quad (1)$$

- де  $a_i$  – вага, яка вказує на важливість кожного тренувального зразка;  
 $y_i$  – мітка класу для тренувального зразка, може бути -1 або 1;  
 $K(x, x_i)$  – ядро, що визначає схожість між  $x$  та  $x_i$ ;  
 $b$  – зсув, що впливає на рішення при зміщенні гіперплощини.

Однією з головних переваг методів SVM є те, що вони ефективно працюють у просторах ознак великої розмірності, навіть коли кількість ознак перевищує кількість спостережень. Це досягається шляхом визначення розділової гіперплощини за допомогою лише частини головних опорних векторів, що спрощує обчислювальні зусилля. Крім того, SVM мінімізує функцію втрат зі штрафом за помилки класифікації та максимізує відстань між розділовою гіперплощиною та її найближчими точками даних, роблячи її більш стійкою до перенапруження. Незважаючи на свою продуктивність, SVM мають деякі недоліки: він дуже чутливий до великих обсягів навчальних даних і погано працює в ситуаціях, коли дані складні або багатовимірні. Також важливо пам'ятати, що використання SVM вимагає належного вибору гіперпараметрів та обробки даних перед застосуванням. Однак у правильних налаштуваннях і правильних умовах методи опорних векторів залишаються одними з найефективніших і успішних методів машинного навчання для вирішення проблем класифікації та регресії.

Найбільш оптимальним рішенням розробки інтелектуальної системи та інтеграції її в мобільний застосунок було використати бібліотеку CoreML та інтегрувати навчену модель у застосунок на мові програмування Swift.

CoreML чудово підходить для роботи з машинним навчанням маючи такі переваги:

- простота інтеграції;
- підтримка різних типів моделей і алгоритмів машинного навчання;
- інференція на пристрої;
- висока продуктивність;
- підтримка пакету Create ML.

Для створення моделі машинного навчання в Swift, потрібно її навчити. Для цього використано відповідний фреймворк, такий як TensorFlow, PyTorch та додано набір даних для навчання моделей. Важливо підготувати навчені моделі так, щоб їх можна було конвертувати у формат CoreML, для цього використано інструмент CoreMLTools. Це дозволить проектам Swift використовувати моделі CoreML для прогнозування та виконання завдань машинного навчання.

Так як розвідувальним службам потрібна максимально точна інформація про розміщення військової техніки супротивника, критично важливим є проблема точності виявлення геолокація або типу військової техніки, тому було прийнято рішення в рамках однієї інтелектуальної системи створити дві CoreML моделі з одним алгоритмом роботи, але з різним набором даних, аби зменшити шанс оприділення похибки, тому система асинхронно виконує відразу дві задачі: визначає тип техніки та її геолокацію використовуючи дві різні навчені моделі. Саме такий підхід дозволяє мати високий шанс визначення геолокації та типу військової техніки.

Виходячи з необхідної точності визначення місцевості вибирають методику виконання робіт. В дослідженні головним параметром зображення є масштаб фотографування, який визначений за формулою:

$$M_p = \frac{m_p}{m_i} \cdot \frac{1 - P_x}{\sqrt{1 - P_x^2 + 0,25}} \quad (2)$$

де  $M_p$  – чисельник масштабу;

$m_p$  – середня квадратична похибка визначення положення межових точок;

$m_i$  – точність побудов (0,005 мм);

$P_x$  – задане поздовжнє перекриття знімків у частках одиниці (прийнято за 0,5).

Важливим чинником підвищення ефективності розпізнавання при дослідах стало використання зміни оригінального фото на чорно-біле з підвищенням контрастності (рис.2).

Це дозволило зменшити похибку поганого освітлення, погоди та ігнорування частини об'єктів на задньому фоні.



Рис. 2. Оригінальне фото та чорно-біле фото, під час визначення типу та геолокації зображеної військової техніки в інтелектуальній системі

У контексті визначення геолокації та типу об'єктів за фото, використано поняття ентропії для оцінки та аналізу ступеня невизначеності та розподілу інформації на отриманих зображеннях, де середня кількість інформації, що передається визначається:

$$H(x) = \phi \left( \ln \frac{\sigma_1}{\sigma_1^*} + \ln \frac{\sigma_2}{\sigma_2^*} + \dots + \ln \frac{\sigma_k}{\sigma_k^*} \right) + \left( \ln \frac{\sigma_1(t)}{\sigma_1(t-1)} + \ln \frac{\sigma_2(t)}{\sigma_2(t-1)} + \dots + \ln \frac{\sigma_k(t)}{\sigma_k(t-1)} \right), \quad (3)$$

де  $\sigma_j$  ( $j = \overline{1, k}$ ) – середні квадратичні відхилення характеристик системи;  
 $\sigma_j^*$  ( $j = \overline{1, k}$ ) – середні квадратичні допустимі похибки характеристик;  
 $\phi$  – коефіцієнт, що характеризує тип інформації.

Це дозволяє отримати мінімальну кількість інформації, необхідну для того, щоб характеристики системи мали визначену точність. Якщо система має меншу кількість інформації, то точність характеристик буде нижчою від визначеної.

Тобто, для фотографій з різних місць, ентропія може вказати на рівень різноманітності місць, що сприятиме визначенню геолокації. Наприклад, якщо отримані фотографії мають велику ентропію, це може свідчити про те, що зображення були зроблені в різних місцях з різними характеристиками. Крім того, застосування ентропії допомагає визначити тип об'єктів на фотографіях. Висока ентропія може вказувати на те, що на зображеннях присутні об'єкти різних типів, що ускладнює їх класифікацію. З іншого боку, низька ентропія може свідчити про те, що на фотографіях переважають об'єкти певного типу, що спрощує їх ідентифікацію.

Таким чином, розроблено інтелектуальну систему для визначення геолокації та типу військової техніки за фотографіями за допомогою технологій машинного навчання, що може бути побудована за допомогою складної блок-схеми, яка включатиме кілька етапів обробки даних (рис.3). Дана блок-схема включає а себе: збір даних, а саме великого обсягу фотографій військової техніки з різних джерел для навчання моделі машинного навчання; передобробка даних, що включає в себе ресайз, нормалізацію та очищення від шуму; виділення ознак, які можуть бути корисними для визначення геолокації та типу військової техніки; навчання двох різних моделей; тестування та оцінка на невидимих даних для оцінки її точності та

ефективності; визначення геолокації та типу військової техніки; застосування навчених моделей до нових фотографій для визначення геолокації та типу військової техніки. Кожен етап важливий для успішної роботи системи і допомагає досягти точних результатів у визначенні цих параметрів.

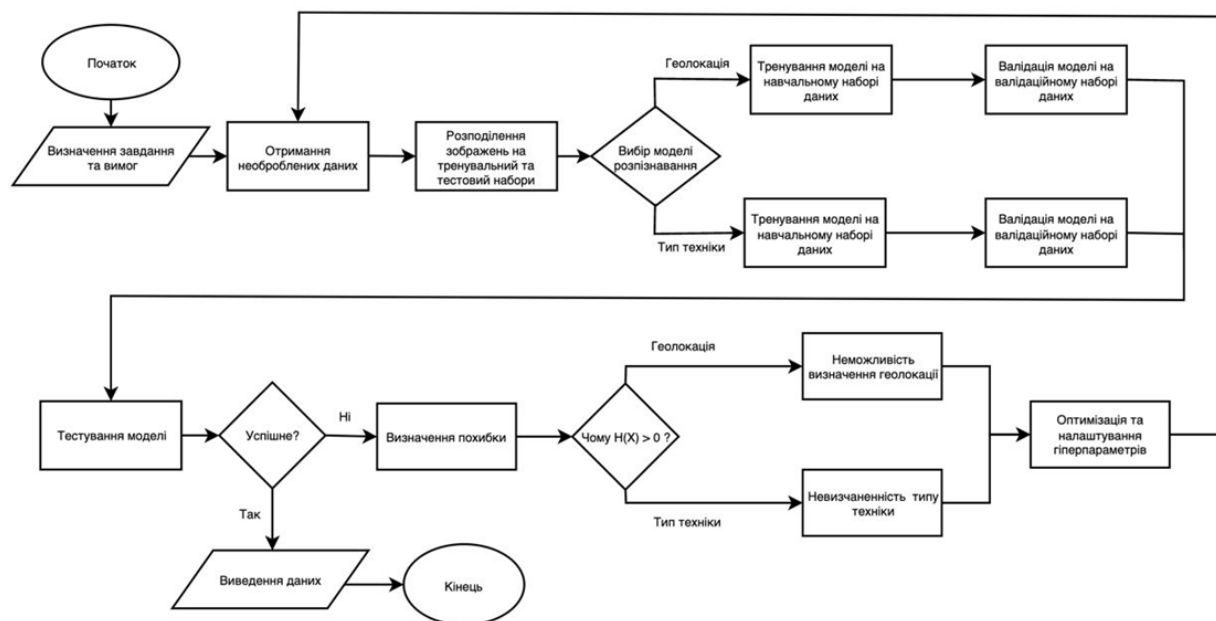


Рис. 3. Блок-схема роботи розробленої інтелектуальної системи

Тестуючи розроблену інтелектуальну систему на реальних даних, зібрано статистику щодо ефективності розпізнавання типу військової техніки та її геолокації, встановлено середнє значення достовірності даних інтелектуальної системи у межах 83%. Зважаючи на це в мобільному за стосунку додано відсотковий показник визначення геолокації. Саме це рішення надасть змогу розвідувальному об'єкту приймати рішення про помилковість даних, що є недоліком, але не критичним недоліком, так як переважна більшість даних буде успішно визначена.

Інтерфейс розробленої інтелектуальної системи у вигляді мобільного за стосунку представлено на рис.4.

### Висновки

Розроблено інтелектуальну систему для розпізнавання типу та геолокації військової техніки за допомогою машинного навчання на основі технології CoreML та мови програмування Swift для інтеграції розробленої інтелектуальної системи в мобільний застосунок. Дане дослідження вирішує практичну проблему вдосконалення військових систем управління та навігації, а отримані результати можуть бути використані у реальних військових діях для підвищення ефективності та безпеки військових операцій або підвищення ефективності розвідувальних дій.

Подальші дослідження даної тематики мають вирішувати питання точності розпізнавання, розширення функцій інтелектуальної системи, оптимізацію швидкодії та ресурсомісткості навчених моделей, удосконалення збору даних, адаптацію до різних погодних умов та умов освітлення, інтеграція з іншими технологіями наприклад такими як, радіочастотна, акустична або радіолокаційна системи.

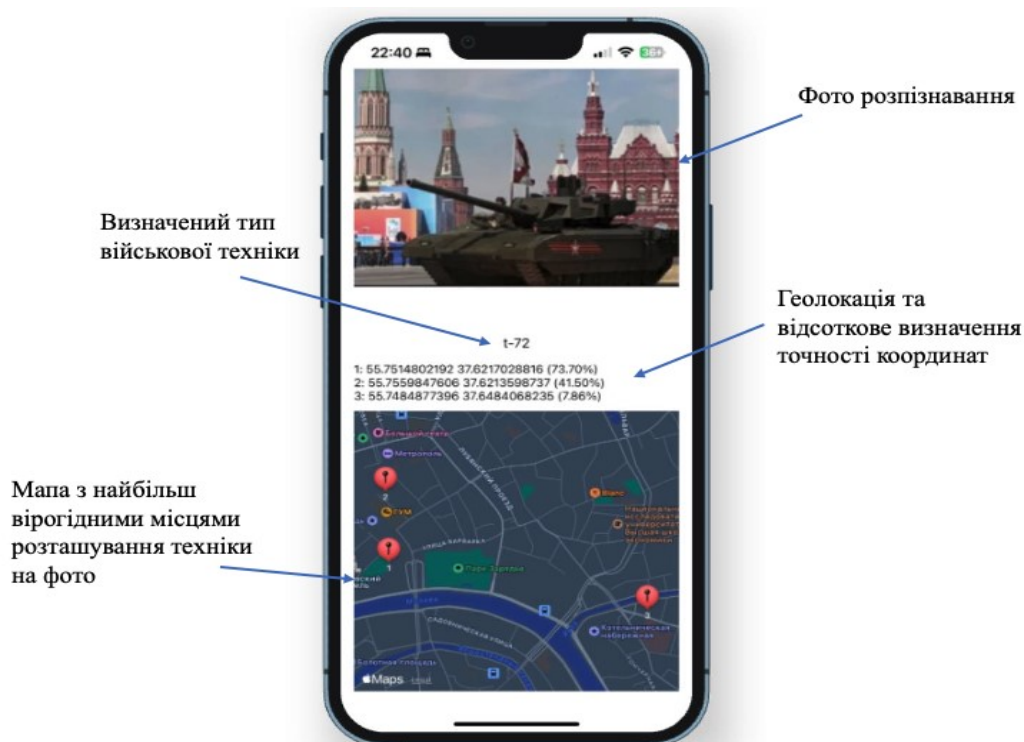


Рис. 4. Інтерфейс інтелектуальної системи у вигляді мобільного застосунку

### Перелік посилань

1. Viola, P., Jones, M. J., Snow, D. Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance // *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 63, no. 2, 2005, pp. 153-161.
2. Dalal, N., Triggs, B. Histograms of oriented gradients for human detection // *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 1, no. 1, 2005, pp. 886-893.
3. Simonyan, K., Zisserman, A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition // *arXiv*, 20141409,1556.
4. Walk, S., Majer, N., Schindler, K., Schiele, B. New features and insights for pedestrian detection // *IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, 2010, pp. 1030-1037.
5. Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks // *Commun. ACM*, vol. 60, no. 2, 2012, pp. 84-90.
6. Bayhan, E., Ozkan, Z., Namdar, M. and Basgumus, A. Deep Learning Based Object Detection and Recognition of Unmanned Aerial Vehicles // *2021 3rd International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA)*, Ankara, Turkey, 2021, pp. 1-5. doi: 10.1109/HORA52670.2021.9461279.
7. Ouyang, Y., Wang, X., Hu, R., Xu, H. and Shao, F. Military Vehicle Object Detection Based on Hierarchical Feature Representation and Refined Localization // *IEEE Access*, 2022, vol. 10, pp. 99897-99908. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3207153.
8. Потаурай, М. В., Коляда, К. В. Розпізнавання техніки в реальному часі на відеоматеріалах, що зняті БПЛА // *Прикладна математика та комп'ютеринг ПМК' 2022. П'ятнадцята конференція магістрантів та аспірантів Київ, 16-18 листопада 2022 р. : збірник тез доповідей. - Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. С. 329-333.* Режим доступу: <https://ela.kpi.ua/items/944f65cc-ec1d-4fb3-a649-c3e6510fc7b0>.
9. Kutlu, Ö., Demir, Ö., and Doğan, B. Analysis Of Images Obtained By Unmanned Aerial Vehicle By Deep Learning Methods // *2019 1st International Informatics and Software Engineering Conference (UBMYK)*, Ankara, Turkey, 2019, pp. 1-4. doi: 10.1109/UBMYK48245.2019.8965587.
10. Almusawi, M., Yadav, S. G. S., Rahim, A., Aluvala, S., and Ramachandra, A. C. Military Vehicle Object Detection Based on Feature Representation and Refined Localization Using Inception Recurrent Convolutional Neural Network // *2024 International Conference on Distributed Computing and Optimization Techniques (ICDCOT)*, Bengaluru, India, 2024, pp. 1-5. doi: 10.1109/ICDCOT61034.2024.10515888.

Надійшла 12.04.2024