

О. І. ПРОНІНА

кандидат технічних наук, доцент,  
доцент кафедри комп'ютерних наук  
ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет»  
ORCID: 0000-0001-7085-8027

А. А. ПОЛІЩУК

студент кафедри комп'ютерних наук,  
ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет»  
ORCID: 0009-0009-3808-782X

## ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ВИЗНАЧЕННЯ ІНГРЕДІЄНТІВ ТА ПРОПОЗИЦІЇ РЕЦЕПТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ AR НА ПЛАТФОРМІ IOS

Розпізнавання об'єктів відіграє значну роль у поліпшенні побутових умов, особливо в контексті розпізнавання кулінарних інгредієнтів. Системи, здатні автоматично визначати продукти на основі зображень за допомогою нейронних мереж, мають потенціал значно спростити приготування їжі і зробити його більш доступним і зручним для багатьох людей. Задача визначення є найважливішою при цьому. Сучасні тенденції в області інформаційних технологій обумовлюють актуальність розробки інтелектуальних систем, здатних аналізувати і візуалізувати дані в реальному часі. У контексті кулінарного світу, створення інтелектуальної системи для визначення інгредієнтів і пропозицій рецептів на платформі iOS відкриває нові горизонти для користувацького досвіду та інноваційних підходів до готування. Маючи функціональність розпізнавання об'єктів в області кулінарії, користувачі можуть просто направити камеру пристрою на свої продукти або страви, і система надасть детальну інформацію про склад і поживні властивості. Це особливо цінно для тих, хто стежить за дієтою, стикається з алергіями або просто прагне до більш усвідомленого харчування. Така технологія також може служити освітнім інструментом, допомагаючи людям вивчати нові інгредієнти та експериментувати з різними рецептами. Все це сприяє різноманітності і якості приготування їжі в побутових умовах. вибір платформи iOS для розробки інтелектуальної системи розпізнавання інгредієнтів обґрунтований не тільки широкою популярністю пристроїв Apple, але і видатним набором інструментів, наданих компанією. Apple створила відмінну МП Swift, що включає в себе зручну потужні фреймворки, і, що важливо, забезпечує доступність програми на більшості своїх пристроїв, включаючи навіть більш старі моделі. Метою роботи є підвищення ефективності розпізнавання об'єктів-харчових продуктів для подальшої рекомендації рецептів з використанням стеку ARKit на платформі iOS. Для цього необхідно було розробити методи та математичну модель спеціально адаптованих до екосистеми пристроїв Apple, з метою забезпечення максимальної ефективності та подальшого росту екосистеми аналогічних додатків. В увагу ставиться як швидкість, так і оптимізація в контексті мобільних пристроїв. Метою роботи є підвищення ефективності та кількості розпізнавання харчових об'єктів-інгредієнтів для подальшої рекомендації рецептів. У роботі досліджується предметна область та актуальність дослідження. Розбирається стек технологій та її придатність, аналізується наукова ситуація та аналогічні дослідження. Важливим пунктом є теорія та обґрунтування методів, які були використані. Розглянуто методи та підходи, які були використані для вирішення проблем поліпшення ідентифікації інгредієнтів. Розроблені технічні та математичні аспекти обраних ефективних рішень. Розроблено базову математичну модель, яка керує обраними методами – алгоритму YOLO імплементації Apple через мережу darknet, а також методів вивчення з перенесенням, оскільки розуміння моделей має вирішальне значення для ефективною адаптації та точної настройки алгоритмів до конкретної дослідницької задачі – поліпшення ідентифікації інгредієнтів. Були описані та продемонстровані обрані фреймворки, мова програмування та методи. У розділі експериментів буде продемонстровані результати навчання моделі та зібрані метрики. У висновках роботи описано, яка модель винайшла себе найкращою.

**Ключові слова:** розпізнавання, класифікація, згорткова нейронна мережа, кулінарія, YOLO, iOS.

O. I. PRONINA

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,  
Associate Professor at the Department of Computer Sciences  
State Higher Educational Institution "Priazov State Technical University"  
ORCID: 0000-0001-7085-8027

A. A. POLISHCHUK

Student at the Department of Computer Sciences  
State Higher Educational Institution "Priazov State Technical University"  
ORCID: 0009-0009-3808-782X

## NEURAL NETWORK MODELING TO DETERMINE THE STAGE OF ALZHEIMER'S DISEASE

*Object recognition plays a significant role in improving living conditions, especially in the context of recognizing culinary ingredients. Systems capable of automatically identifying foods based on images using neural networks have the potential to greatly simplify cooking and make it more accessible and convenient for many people. The task of definition is the most important in this case. Modern trends in the field of information technologies determine the urgency of developing intelligent systems capable of analyzing and visualizing data in real time. In the context of the culinary world, creating an intelligent system for identifying ingredients and suggesting recipes on the iOS platform opens new horizons for user experience and innovative approaches to cooking. With object recognition functionality in the field of cooking, users can simply point the device's camera at their products or dishes, and the system will provide detailed information about the composition and nutritional properties. This is especially valuable for those who follow a diet, deal with allergies, or just want to eat more consciously. Such technology can also serve as an educational tool, helping people learn new ingredients and experiment with different recipes. All this contributes to the variety and quality of food preparation in domestic conditions. The choice of the iOS platform for the development of an intelligent ingredient recognition system is justified not only by the wide popularity of Apple devices, but also by the outstanding set of tools provided by the company. Apple has created an excellent MP Swift, which includes convenient powerful frameworks, and, importantly, ensures the availability of the program on most of its devices, including even older models. The aim of the work is to improve the recognition efficiency of food objects for further recommendation of recipes using the ARKit stack on the iOS platform. For this, it was necessary to develop methods and a mathematical model specially adapted to the ecosystem of Apple devices, to ensure maximum efficiency and further growth of the ecosystem of similar applications. Both speed and optimization in the context of mobile devices are considered. The aim of the work is to increase the efficiency and number of recognitions of food objects-ingredients for further recommendation of recipes. The work examines the subject area and relevance of the research. The technology stack and its suitability are analyzed, the scientific situation and similar studies are analyzed. An important point is the theory and justification of the methods that have been used. The methods and approaches that have been used to solve the problems of improving the identification of ingredients are considered. Technical and mathematical aspects of selected effective solutions are developed. A basic mathematical model has been developed that guides the chosen methods – the YOLO algorithm of Apple's implementation through the darknet network, as well as transfer learning methods, since understanding the models is crucial for the effective adaptation and fine-tuning of algorithms to a specific research task – improving ingredient identification. Selected frameworks, programming language and methods were described and demonstrated. The experiments section will demonstrate the results of model training and collected metrics. In the conclusions of the work, it is described which model invented itself the best.*

**Key words:** recognition, classification, convolutional neural network, cooking, YOLO, iOS.

### Постановка проблеми

Завдання виявлення об'єктів у машинному навчанні витікають із ранніх досліджень у сфері розпізнавання образів. Початкові підходи включали в себе пошук конкретних шаблонів або ознак на зображеннях для визначення присутності об'єктів. Розпізнавання об'єктів – це важлива область досліджень, яка знаходить застосування в різних сферах. Ця технологія дозволяє автоматично визначати і класифікувати об'єкти на зображеннях або у відеоформаті. Однією з ключових причин дослідження розпізнавання об'єктів є автоматизація та спрощення завдань, які раніше вимагали б ручного втручання. Такі можливості застосовуються в промисловості, логістиці та інших областях, де необхідно виявлення і класифікація об'єктів.

Сучасні тенденції в області інформаційних технологій обумовлюють актуальність розробки інтелектуальних систем, здатних аналізувати і візуалізувати дані в реальному часі. У контексті кулінарного світу, створення інтелектуальної системи для визначення інгредієнтів і пропозиції рецептів на платформі iOS відкриває нові горизонти для користувачького досвіду та інноваційних підходів до готування.

Розпізнавання об'єктів відіграє значну роль у поліпшенні побутових умов, особливо в контексті розпізнавання кулінарних інгредієнтів. Системи, здатні автоматично визначати склад продуктів на основі зображень, мають потенціал значно спростити приготування їжі і зробити його більш доступним і зручним для багатьох людей.

Маючи функціональність розпізнавання об'єктів в області кулінарії, користувачі можуть просто направити камеру пристрою на свої продукти або страви, і система надасть детальну інформацію про склад і поживні

властивості. Це особливо цінно для тих, хто стежить за дієтою, стикається з алергіями або просто прагне до більш усвідомленого харчування.

Така технологія також може служити освітнім інструментом, допомагаючи людям вивчати нові інгредієнти та експериментувати з різними рецептами. Все це сприяє різноманітності і якості приготування їжі в побутових умовах. Тема розробки інтелектуальної системи для розпізнавання інгредієнтів і пропозиції рецептів з використанням AR на платформі Apple є перспективною. Вона не тільки відкриває нові можливості для тих, хто готує вдома, але і сприяє формуванню більш здорових харчових звичок і збагачення кулінарного досвіду.

Така тема заслуговує на увагу дослідників, розробників і суспільства в цілому, оскільки вона безпосередньо пов'язана з повсякденними аспектами життя і може зробити процес приготування їжі більш інноваційним і зручним для багатьох людей [1].

### Аналіз останніх досліджень і публікацій

У наш час можна знайти велику кількість робіт, що присвячені моделям нейронних мереж, побудованих для вирішення задачі розпізнавання об'єктів. Розробка та застосування моделей нейронних мереж для задачі розпізнавання об'єктів у сучасному світі є актуальною і широко дослідженою темою. На сьогодні можна знайти значну кількість наукових досліджень та робіт, які присвячені використанню нейронних мереж у контексті розпізнавання об'єктів в реальному часі, особливо в поєднанні з розширеною реальністю (AR).

У цих роботах описані моделі, які використовуються як для класифікації зображень, так і для розв'язання завдань класифікації на основі зібраних даних. Дослідники впроваджують різноманітні підходи та алгоритми для досягнення кращих результатів. Важливою частиною таких робіт є порівняння різних методів та алгоритмів для вибору оптимального рішення.

У статті [2], розглядається задача класифікації об'єктів у реальному часі з використанням Core ML та ARKit, що дозволяє анутовувати об'єкти в розширеній реальності. Автори зосереджують увагу на інтеграції Core ML та ARKit для покращення точності розпізнавання об'єктів у відеопотоці. У статті описано, як використовувати Core ML та ARKit для анутовування об'єктів у доповненій реальності. Він надає детальний підручник, який пояснює, як створити модель машинного навчання для виявлення об'єктів, як використовувати цю модель в ARKit та як додати анотації до виявлених об'єктів. Для виявлення об'єктів в ARKit можна використовувати моделі машинного навчання, навчені на наборі даних зображень або відео.

У роботі [3] дослідники вивчають можливості інтеграції YOLO (You Only Look Once) – моделі глибокого навчання для розпізнавання об'єктів, з розширеною реальністю на платформі iOS. Вони показують, як такий підхід може бути успішно використаний для анутовування об'єктів у відеопотоці в реальному часі. Це огляд літератури про анотацію об'єктів у доповненій реальності. Автори розглядають різні методи анотування, включаючи ручне, автоматичне та Напівавтоматичне. Вони також обговорюють різні типи анотацій, включаючи мітку класу, розташування, розмір та орієнтацію. Автоматичне анотування може бути більш ефективним, але зазвичай менш точним, ніж ручне анотування, але ручне анотування є, можливо, невиправдано трудомістким.

Стаття [4] розглядає виклики, пов'язані з розпізнаванням об'єктів з використанням YOLO, включаючи архітектурні питання, набори даних та потенційні застосування. Дослідники розглядають різні сценарії використання YOLO для розпізнавання об'єктів у відеопотоці в поєднанні з розширеною реальністю. У роботі описано, те, що являє собою ще один огляд літератури з анотування об'єктів у доповненій реальності. Автори зосереджуються на методах виявлення та локалізації об'єктів в AR. Вони розглядають різні підходи, включаючи зображення на основі глибини та на основі змішаних сигналів. Методи виявлення та локалізації об'єктів в AR повинні бути точними, швидкими та надійними.

У роботі [5], автори досліджують можливості покращення мережі YOLOv3 для використання її в мобільних пристроях для розпізнавання об'єктів в розширеній реальності. Вони впроваджують покращений алгоритм та показують його ефективність в реальному часі. Стаття є оглядом літератури про анотацію 3D-об'єктів у доповненій реальності. Автори розглядають різні методи анотування, включаючи ручне, автоматичне та напівавтоматичне. Вони також обговорюють різні типи анотацій, включаючи мітку класу, геометрію, текстуру та поведінку. У статті розглядається застосування методів машинного навчання для поліпшення якості додатків доповненої реальності (AR). Автори пропонують використовувати алгоритм YOLOv3 для виявлення об'єктів у реальному світі та інтеграції результатів виявлення з AR-додатком. Для реалізації запропонованого підходу автори розробили iOS-додаток, що використовує фреймворк ARKit.

У статті [6] розглядається новий підхід до виявлення об'єктів у доповненій реальності (AR). Автори пропонують використовувати комбінацію методів машинного навчання та комп'ютерного зору для підвищення швидкості та точності виявлення об'єктів.

У статті [7] автори пропонують новий алгоритм виявлення об'єктів, заснований на мережі YOLO, для виявлення фази дозрівання ананаса. Фаза дозрівання ананаса є важливим фактором, що впливає на якість і смак ананаса. Раннє виявлення фази дозрівання може допомогти фермерам збирати ананас у відповідний час, що може підвищити врожайність і якість продукції. Автори використовували набір даних зображень ананасів, зібраних

у сільськогосподарських фермах В'єтнаму. Набір даних містить зображення ананасів у різних фазах дозрівання, від зелених до повністю зрілих. Автори використовували мережу YOLOv3 для навчання свого алгоритму.

Стаття [8] описує потенціал інтелектуального сортування відходів для підвищення ефективності та точності сортування відходів. Вона також описує можливість використання цієї технології для моніторингу рівня заповнення сміттєвих баків. Технологія виявлення об'єктів YOLO використовується для швидкого і точного виявлення сміття в режимі реального часу. У статті описується розробка розумного сміттєвого бака, який сортує і збирає за допомогою веб-камери і технології виявлення об'єктів в режимі реального часу YOLO.

Технологія виявлення об'єктів YOLO є потужною і гнучкою технологією, яка може використовуватися в різних додатках. Вона може використовуватися для автоматизації завдань, таких як сортування відходів, робототехніка і сільське господарство, та багато інших. Це робить YOLO все більш привабливим вибором для розробників, які шукають потужну та ефективну технологію виявлення об'єктів. В цілому, всі статті показують, що YOLO є перспективною технологією з широким потенціалом застосування.

**Формулювання мети дослідження**

Метою роботи є підвищення ефективності розпізнавання об'єктів-харчових продуктів для подальшої рекомендації рецептів з використанням стеку ARKit на платформі iOS. Для цього необхідно розробити методи та математичну модель спеціально адаптованих до екосистеми пристроїв Apple, з метою забезпечення максимальної ефективності та подальшого росту екосистеми аналогічних додатків. В увагу ставиться як швидкість, так і оптимізація в контексті мобільних пристроїв.

**Викладення основного матеріалу дослідження**

CreateML, спеціально розроблений для розробки додатків для iOS та macOS, що робить його природним вибором для інтеграції моделей машинного навчання в ці платформи CreateML легко інтегрується з іншими фреймворками та інструментами Apple, такими як Core ML, Vision та Natural Language, які необхідні для створення додатків iOS та macOS [10]. CreateML генерує моделі, оптимізовані для виведення на пристрій, забезпечуючи ефективне виконання на пристроях iOS [11]. Для написання додатку використовується IDE Xcode, яка постачається Apple.

В основі визначення інгредієнтів за допомогою алгоритму YOLO згортоква нейронна мережа (CNN) відіграє вирішальну роль. CNN успішно вивчає ієрархічні представлення об'єктів, починаючи з простих об'єктів (наприклад, ребер) і переходячи до більш складних об'єктів (наприклад, частин об'єкта та повних об'єктів). Основний принцип YOLO полягає у використанні всього зображення як вхідних даних для мережі та безпосередньому поверненні координат обмежувального прямокутника та відповідної назви класу. YOLOv2 використовує Darknet-19 як свою основу та додаткові 11 рівнів виявлення об'єктів [7]. На відміну від цього, модель YOLO демонструє помітне вдосконалення завдань виявлення в режимі реального часу, особливо для додатків доповненої реальності (AR), досягаючи 45 кадрів в секунду в умовах експерименту зі статті [4]. YOLO використовує метод регресії для прогнозування обмежувальної рамки об'єкта та назви класу, відхиляючись від запропонованого підходу до регіону. Однак спрощена мережева архітектура YOLO призводить до зниження точності виявлення в міру збільшення частоти кадрів. На рисунку 1 можна побачити шари обраної моделі.

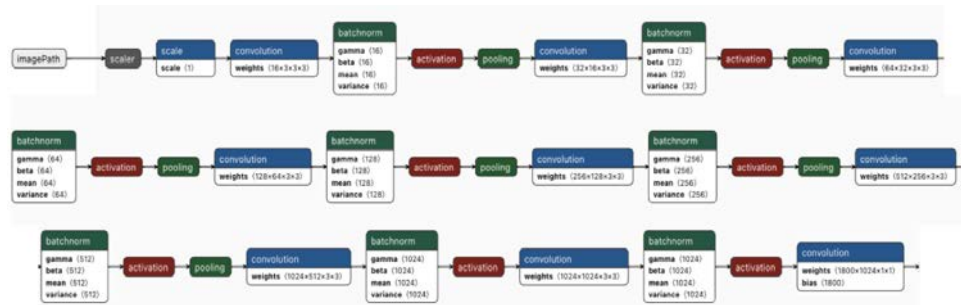


Рис. 1. Схема YOLO-мережі, перша частина

Модель виявлення об'єктів в CreateML відома як TinyYOLO, оскільки вона менша за повний YOLO. Повна версія YOLO має кілька вихідних сіток різних розмірів, щоб краще обробляти об'єкти різних розмірів, але ця модель також більша і повільніша [12].

Мережа складається з серії згорткових шарів, шарів об'єднання та повністю зв'язаних шарів. Згорткові шари витягають об'єкти із вхідного зображення, об'єднуючі шари зменшують розмір карт об'єктів, а повністю зв'язані шари класифікують об'єкти на зображенні. Ці шари:

- пакетна нормалізація: цей рівень нормалізує активації попереднього рівня. Це допомагає покращити навчання мережі;
- масштаб: цей шар масштабує активації попереднього шару. Це допомагає зробити активації більш однорідними та легшими для вивчення;

- згортка: цей рівень застосовує ядро згортки до активації попереднього рівня. Це фільтрує активації для отримання функцій;
- активація: цей рівень застосовує функцію активації до активацій попереднього рівня. Це допомагає зробити активації більш нелінійними та легшими для вивчення;
- об'єднання: цей шар зменшує розмір карт об'єктів. Це допомагає зменшити кількість параметрів у мережі та підвищити її обчислювальну ефективність [14].

Перші три з цих шарів є згортковими шарами. Згорткові шари – це тип рівня нейронної мережі, який використовується для вилучення ознак із зображень. Перший згортковий шар має 16 фільтрів, другий згортковий шар має 32 фільтри, а третій згортковий шар має 64 фільтри. Фільтри – це невеликі матриці вагових коефіцієнтів, які застосовуються до вхідного зображення для виділення функцій. Функцією активації для перших трьох згорткових шарів є ReLU.

Четвертий шар – шар об'єднання. Шари об'єднання використовуються для зменшення розміру карт об'єктів. Рівень об'єднання в цьому прикладі є максимальним рівнем об'єднання. Максимальне об'єднання бере максимальне значення з кожного блоку  $2 \times 2$  карти функцій і виводить це значення як нову карту функцій. Це допомагає зменшити кількість параметрів у мережі та підвищити її обчислювальну ефективність [13].

П'ятий шар – шар накіпу. Шари масштабування використовуються для масштабування активацій попереднього шару. Це допомагає зробити активації більш однорідними та легшими для вивчення. Рівень масштабу в цьому прикладі має параметр масштабу 1.

Перші п'ять рівнів мережі YOLO відповідають за вилучення функцій із вхідного зображення. Витягнуті ознаки потім використовуються наступними рівнями мережі для класифікації об'єктів на зображенні.

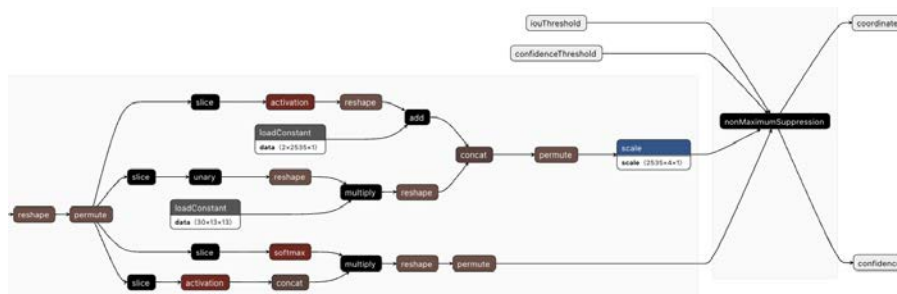


Рис. 2. Схема YOLO, частина 2

Рисунок 2 мережі показує, що YOLO – це згорткова нейронна мережа (CNN), яка приймає зображення як вхідні дані та виводить набір обмежувальних рамок та ймовірностей класів для кожного об'єкта, виявленого на зображенні. Мережа розділена на три основні етапи:

**Основа:** Основа відповідає за вилучення об'єктів із вхідного зображення. Вона складається з серії згорткових шарів, які поступово зменшують просторовий розмір зображення при одночасному збільшенні кількості каналів.

**The neck:** neck відповідає за з'єднання хребта з головою. Вона складається з декількох згорткових шарів, які ще більше зменшують просторовий розмір зображення і збільшують кількість каналів.

**The head:** head відповідає за прогнозування обмежувальних рамок та ймовірностей класів для кожного об'єкта, виявленого на зображенні. Він складається з серії повністю пов'язаних шарів.

Іншим чином функціонує Transfer learning (навчання з перенесенням) використовує моделі машинного навчання, які вже є в операційній системі iOS. Наприклад, додаток Photos включає моделі, які підтримують пошук та запам'ятовування.

Одна з попередньо навчених базових функцій, що використовуються Photos, називається object print. Вона навчається на величезних обсягах різноманітних даних. За допомогою transfer learning можна скористатися перевагою, щоб зменшити потребу в даних. Алгоритм навчання передачі в Create ML використовує об'єктний друк разом з головною мережею.

Як результат, базова модель ML містить лише параметри головної мережі, що робить модель у п'ять разів меншою, ніж повна мережа. Та сама модель, яка становила 65 мегабайт у 2019 році та 33 мегабайти після квантування, становила б лише сім мегабайт при використанні алгоритму навчання передачі [15].

Схему навченої нейронної мережі з перенесенням демонструє рисунок 3.

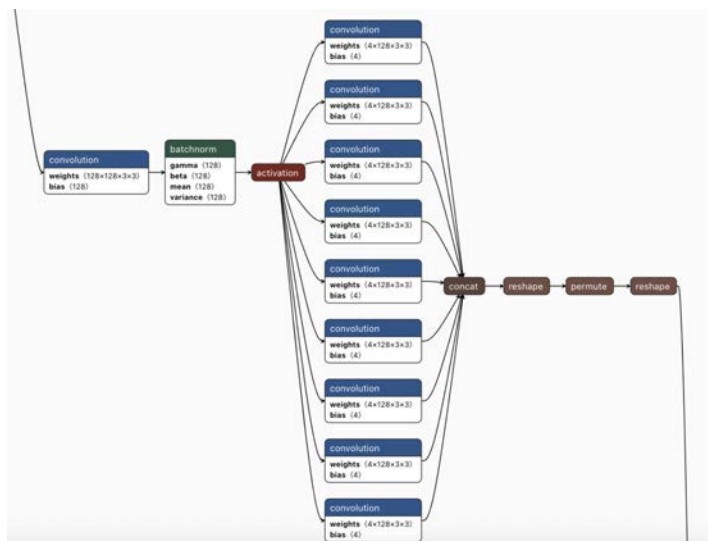


Рис. 3. Схема Transfer Learning

CNN на зображенні складається з ряду згорткових шарів, шарів пакетної нормалізації, шарів активації та шарів об'єднання. Згорткові шари використовуються для вилучення об'єктів із вхідних даних. Шари пакетної нормалізації використовуються для нормалізації вхідних даних, щоб допомогти моделі більш ефективно навчатися. Шари активації використовуються для внесення нелінійності в модель. Об'єднуючі шари використовуються для зменшення розміру вихідних даних зі згорткових шарів.

Для проведення експериментів використовується відкритий датасет FOOD-INGREDIENTS dataset проекту Roboflow, який включає 100 класів поширених інгредієнтів здебільш азійської кухні. На датасеті було натреновано моделі, процес тренування зайняв різну кількість часу з різними алгоритмами, використовуючи процесор Apple M1 та 16 гігабайт RAM. Були навчені та порівняні декілька нейронних мереж. На вибірці 1 приведені результати навчення моделі з алгоритмами переймання навчання.

Артишок – 2064 штук, 9 правильних, 2045 хибних спрацьовувань, 10 хибних відмов. Гарбуз – 7544 штуки, 5 правильних, 7434 хибних спрацьовувань, 105 хибних відмов. Аспарагус – 58 штук, 0 правильних, 20 хибних спрацьовувань, 38 хибних відмов. Авокадо – 1208 штук, 1 правильний, 1166 хибних спрацьовувань, 41 хибна відмова. Бекон – 26 штук, 0 правильних, 3 хибних спрацьовувань, 23 хибні відмови. Бамбукові пагони – 63 штуки, 0 правильних, 8 хибних спрацьовувань, 55 хибних відмов. Банан – 1191 штука, 1 правильний, 1179 хибних спрацьовувань, 11 хибних відмов. Гіркий огірок – 129 штук, 0 правильних, 0 хибних спрацьовувань, 129 хибних відмов.

Модель на базі Transferred Learning робить багато фальш-розпізнавань. Це означає, що задані у заготовлених предмоделях класи не підходять до нашої задачі – поліпшення розпізнавання. Ми не можемо продовжувати роботи с алгоритмами переносного навчання і робимо вибір на YOLO, який незважаючи на недолік ітерацій, демонструє перший успіх. Тобто обидві моделі не задовольняють умови, однак слід відзначити, що модель на базі перенесеного навчання робить надмірну кількість помилкових виявлень. Це означає, що підготовлені класи в предмоделях не відповідають нашій задачі – поліпшення розпізнавання. Не можна продовжувати роботу зі схемами перенесеного навчання і обран YOLO.

Важно зазначити, що для всіх продуктів харчування кількість правильних спрацьовувань для лінії з розміром пакета 128 вище, ніж для лінії з розміром пакета 32. Точність моделі значно підвищилася, коли розмір пакету було збільшено з 32 до 128. Це пояснюється тим, що більший розмір партії дозволяє моделі вивчати більше з кожного навчального прикладу. В результаті модель може робити більш точні прогнози.

Збільшення batchsize з 32 до 128 призвело до значного збільшення точності моделі для всіх класів.

Для класу «Артишок» точність збільшилася з 16% до 27%, що становить 75% збільшення.

Для класу «Гарбуз» точність збільшилася з 20% до 31%, що становить 50% збільшення.

Вибірка з YOLO відображає результати тестування навченої моделі с кількістю ітерацій 20000 для виборки продуктів або продуктових категорій.

Артишок – 22 штук, 14 правильних, 6 хибних спрацьовувань, 2 хибні відмови. Гарбуз – 24 штуки, 13 правильних, 4 хибних спрацьовувань, 7 хибних відмов. Аспарагус – 25 штук, 11 правильних, 8 хибних спрацьовувань, 6 хибних відмов. Авокадо – 9 штук, 6 правильних, 1 хибне спрацьовування, 2 хибні відмови. Бекон – 4 штуки, 1 правильне, відсутні хибні спрацьовування, 3 хибні відмови. Бамбукові пагони – 46 штук,

10 правильних, 6 хибних спрацьовувань, 30 хибних відмов. Банан – 9 штук, 2 правильних, 3 хибних спрацьовувань, 4 хибні відмови. Гіркий огірок – 42 штуки, 22 правильних, 9 хибних спрацьовувань, 11 хибних відмов.

YOLO рідше помилково визначає об'єкти, яких немає насправді. Це важливо для додатків, де важлива точність, наприклад, для інгредієнтів.

Більша кількість ітерацій вимагає більше обчислювальних ресурсів, ніж на даному устаткуванні. Це може призвести до того, що навчання моделі буде неможливим або займе занадто багато часу.

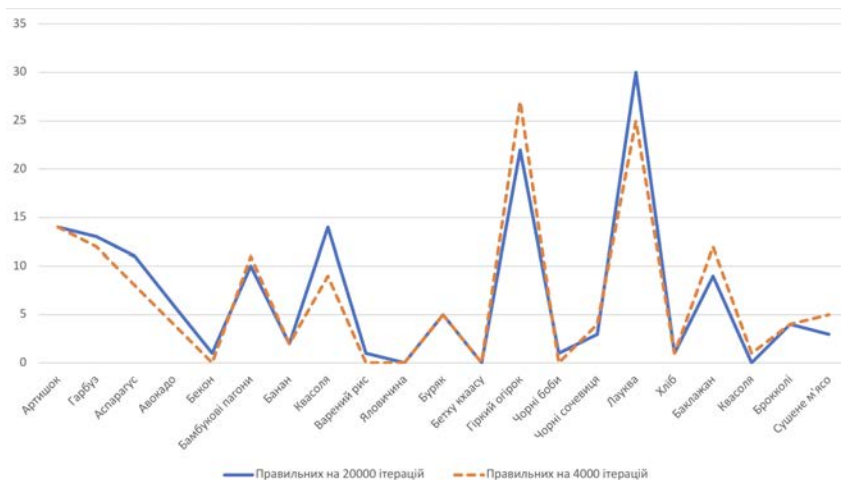


Рис. 4. Порівняння моделей на 20000 та 4000 ітерацій

Загалом, кількість правильних відповідей збільшується зі збільшенням кількості ітерацій навчання. Це означає, що модель стає більш точною з часом. Як видно з таблиці, точність моделі при використанні 20 000 ітерацій вище, ніж при використанні 4000 ітерацій. В даному випадку оптимальною кількістю ітерацій є 20000.

У ході експериментів щодо навчання моделі класифікації харчових продуктів було встановлено, що для підвищення точності моделі необхідно враховувати такі фактори:

Архітектура моделі визначає, як дані оброблятимуться моделлю. Трансферне навчання не підходить для цього завдання, оскільки не призводить до підвищення точності моделі.

Розмір пакета визначає, скільки зображень обробляється моделлю за один раз. Чим більший розмір пакета, тим більше даних обробляється моделлю за один раз, що може призвести до підвищення точності. Однак збільшення розміру пакета також збільшує час навчання.

Кількість ітерацій визначає, скільки разів модель проходить через набір даних для навчання. Чим більша кількість ітерацій, тим краще модель зможе навчитися розуміти закономірності даних, що може призвести до підвищення точності. Однак збільшення кількості ітерацій також збільшує час навчання. При обмежених обчислювальних ресурсах може знадобитися зменшити розмір пакета чи кількість ітерацій, щоб скоротити час навчання.

#### Висновки

У ході проведеного дослідження було зосереджено увагу на вивченні та оптимізації процесу розробки та навчання нейронних мереж для розпізнавання об'єктів-харчових продуктів. Основною метою було підвищення ефективності розробки моделей, спеціально адаптованих до екосистеми пристроїв Apple, зокрема, використовуючи стек ARKit на платформі iOS. У рамках дослідження було ретельно вивчено та обрано методи YOLO (You Only Look Once) та Transfer Learning для оптимізації роботи на мобільних пристроях.

З метою досягнення поставлених завдань було вивчено передові методи розпізнавання об'єктів, обрано оптимальні архітектури нейронних мереж, та проведено експериментальні дослідження для оцінки якості прогнозів. Особлива увага була приділена оптимізації швидкості та ефективності роботи моделей на мобільних пристроях.

#### Список використаної літератури

1. Zhengxia Zou; Keyan Chen; Zhenwei Shi; Yuhong Guo; Jieping Ye (2023), "Object Detection in 20 Years: A Survey", pp. 1–15.
2. Annotating objects in augmented reality. Режим доступу: <https://heartbeat.comet.ml/core-ml-arkit-annotating-objects-in-augmented-reality-493952a94a5f>
3. Zhengxia Zou; Keyan Chen; Zhenwei Shi; Yuhong Guo; Jieping Ye (2023), "Object Detection in 20 Years: A Survey", pp. 1–15.

4. T Diwan, G Anirudh, JV Tembhurne (2023), "Object detection using YOLO: Challenges, architectural successors, datasets and applications", Stages of object detection, pp. 10–11.
5. H Le, M Nguyen, WQ Yan, H Nguyen (2021), "H Le, M Nguyen, WQ Yan, H Nguyen", Object Detection, pp. 3–4.
6. Q Wang, Z Wang, B Li, D Wei (2021), "An Improved YOLOv3 Object Detection Network for Mobile Augmented Reality", Introduction, pp. 1–3.
7. NHH Cuong, TH Trinh, P Meesad (2022), "Improved YOLO object detection algorithm to detect ripe pineapple phase", Introduction, pp. 1–3.
8. AB Wahyutama, M Hwang (2022), YOLO-based object detection for separate collection of recyclables and capacity monitoring of trash bins.
9. R Silitonga, J Arif, R Analia, ER Jamzuri, DS Pamungkas (2023), "Tiny-YOLO distance measurement and object detection coordination system for the BarelengFC robot."
10. CreateML Overview. Режим доступу: <https://developer.apple.com/documentation/createml#overview>
11. AB Wahyutama, M Hwang (2022), YOLO-based object detection for separate collection of recyclables and capacity monitoring of trash bins.
12. TechTalks WWDC 2019. Режим доступу: <https://developer.apple.com/videos/play/tech-talks/10155/>
13. Core ML Integrate machine learning models into your app. Режим доступу: <https://developer.apple.com/documentation/coreml>
14. Rey Wenderlich (2019), "Machine Learning by Tutorials".

### References

1. Zhengxia Zou; Keyan Chen; Zhenwei Shi; Yuhong Guo; Jieping Ye (2023), "Object Detection in 20 Years: A Survey", pp. 1–15.
2. Annotating objects in augmented reality. URL: <https://heartbeat.comet.ml/core-ml-arkit-annotating-objects-in-augmented-reality-493952a94a5f>
3. Zhengxia Zou; Keyan Chen; Zhenwei Shi; Yuhong Guo; Jieping Ye (2023), "Object Detection in 20 Years: A Survey", pp. 1–15.
4. T Diwan, G Anirudh, JV Tembhurne (2023), "Object detection using YOLO: Challenges, architectural successors, datasets and applications", Stages of object detection, pp. 10–11.
5. H Le, M Nguyen, WQ Yan, H Nguyen (2021), "H Le, M Nguyen, WQ Yan, H Nguyen", Object Detection, pp. 3–4.
6. Q Wang, Z Wang, B Li, D Wei (2021), "An Improved YOLOv3 Object Detection Network for Mobile Augmented Reality", Introduction, pp. 1–3.
7. NHH Cuong, TH Trinh, P Meesad (2022), "Improved YOLO object detection algorithm to detect ripe pineapple phase", Introduction, pp. 1–3.
8. AB Wahyutama, M Hwang (2022), YOLO-based object detection for separate collection of recyclables and capacity monitoring of trash bins.
9. R Silitonga, J Arif, R Analia, ER Jamzuri, DS Pamungkas (2023), "Tiny-YOLO distance measurement and object detection coordination system for the BarelengFC robot."
10. CreateML Overview. URL: <https://developer.apple.com/documentation/createml#overview>
11. AB Wahyutama, M Hwang (2022), YOLO-based object detection for separate collection of recyclables and capacity monitoring of trash bins.
12. TechTalks WWDC 2019. URL: <https://developer.apple.com/videos/play/tech-talks/10155/>
13. Core ML Integrate machine learning models into your app. URL: <https://developer.apple.com/documentation/coreml>
14. Rey Wenderlich (2019), "Machine Learning by Tutorials".