

**ОПТИМІЗАЦІЯ СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБЛИЧ ПРИ
ВИКОРИСТАННІ 3D МОДЕЛЕЙ ДЛЯ НАВЧАННЯ**

Кахаєв М.С.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Ларченко Л.В.

Харківський національний університет радіоелектроніки
(61166, Харків, просп. Науки 14, каф. АПОТ, тел. (057) 702-13-26)

Research and optimization of face recognition systems based on neural networks using 3D face models instead of 2D images, and investigation of appropriate normalization and regularization methods.

Нейронні мережі для розпізнавання облич використовуються в багатьох розробках, таких як системи безпеки, відеоспостереження, розпізнавання емоцій, медичної діагностики і багато інших. Використання 3D моделей для навчання, дає змогу отримувати більш точні результати, однак, може призвести до виникнення нових проблем, які не відбуваються при використанні звичайних 2D зображень. Однією з головних проблем є нестабільність процесу навчання, що залежить від кількості даних та їх якості. Оптимізація, регуляризація та нормалізація є важливими процесами, що дозволяють покращити стійкість та точність такої нейронної мережі. Джерела: теоретичні дослідження й розробки нейронних мереж у сферах машинного зору, обробки зображень, а також дослідження принципів оптимізації нейронних мереж [1-3]. *Мета дослідження* – дослідження нових методів та підходів до оптимізації та навчання нейронних мереж, що можуть призвести до поліпшення їх ефективності, точності та швидкодії. Крім того, метою дослідження є зменшення ресурсів, необхідних для навчання та роботи нейронних мереж, таких як обчислювальна потужність та кількість даних. *Задача* – покращення ефективності та точності розпізнавання облич за допомогою нейронних мереж, дослідити можливості оптимізації моделі для забезпечення ефективної роботи на обмежених ресурсах.

Одним з інноваційних підходів до оптимізації моделі є використання 3D моделей облич для навчання нейронної мережі замість 2D зображень. Головними перевагами такого підходу є: більш точне відтворення обличчя, що може бути корисно при розпізнаванні особливостей обличчя, таких як форма та глибина; зменшення кількості даних для навчання, оскільки вони зазвичай містять більше інформації, ніж 2D зображення; зниження впливу шуму, який може виникнути при роботі з 2D зображеннями якщо на них є тіні або рух, що може призвести до неправильної інтерпретації даних; збільшення точності розпізнавання, оскільки нейронна мережа матиме доступ до більш детальної та повної інформації про обличчя. Хоча розроблена модель в робочому стані отримує лише 2D зображення, використання 3D моделей може покращити якість навчання нейронної мережі, зменшити вплив шуму та збільшити точність розпізнавання. Але при використанні даного методу основними проблемами є велика дисперсія (high variance) та малий зсув (low bias). Велика дисперсія може виникати, коли нейронна мережа перенавчається на тренувальному наборі даних,

тобто вона стає дуже чутливою до дрібних відмінностей у даних. Це може призвести до того, що нейронна мережа буде погано працювати на нових даних, які не були використані під час тренування. Вирішення проблеми великої дисперсії полягає у використанні методів регуляризації, таких як L1 і L2 регуляризації, Dropout. В даному випадку краще за все показує себе використання L1 і L2 методів. L2 регуляризація вирішить проблему перенавчання на великій кількості параметрів, а L1 регуляризація буде корисною для зменшення значення неважливих ознак до нуля. Вони працюють завдяки додаванню до функції витрат коректуючих значень на основі суми абсолютних значень вагових коефіцієнтів для L1 і від суми квадратів ваг для L2 за наступними формулами:

$$L_1 = \lambda_1 \sum_i |w_i|; L_2 = \lambda_2 \sum_i |w_i|^2$$

де λ_1 і λ_2 - це параметр, який контролює важливість регуляризації, w - це ваги параметрів моделі, L_1 і L_2 - коректуючі значення.

Нормалізація не вирішує безпосередньо проблему великої дисперсії в моделі, але вона допоможе зменшити вплив варіацій у вхідних даних на результати моделі та збільшити швидкість збіжності моделі. Для цього використовують центрування та масштабування. Центрування полягає у відніманні середнього значення вхідних даних від кожного значення, а масштабування - у зміні масштабу даних шляхом ділення на потрібний коефіцієнт. Малий зсув (low bias) може виникнути, коли нейронна мережа недостатньо навчена або коли вона навчена на збалансованих даних, а потім застосовується до нових даних, які мають іншу розподільну функцію. Малому зсуву можна запобігти за допомогою різних методів оптимізації, таких як збільшення кількості нейронів у мережі, додавання додаткових шарів, зменшення регуляризації та інші. Також важливо правильно налаштувати гіперпараметри нейронної мережі, такі як коефіцієнт навчання та кількість епох навчання, щоб досягти оптимального балансу між точністю та швидкістю навчання.

Наукова новизна визначається інтеграцією методів нормалізації даних з інноваційним підходом використання 3D моделей облич для навчання нейронної мережі, що дає змогу отримати більше інформації про форму та розміри обличчя при збереженні оптимальних розмірів навчальної вибірки, а методи нормалізації забезпечують вирішення головних проблем цього підходу, що у поєднанні є дуже корисним для навчання мережі та покращення її роботи.

Список джерел:

1. Tran, L., Bourdev, L., Fergus, R., Torresani, L., & Paluri, M. (2017). Learning Spatiotemporal Features with 3D Convolutional Networks. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) (pp. 4489-4497).
2. Goodfellow, Ian, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. Deep Learning. MIT Press, 2016.
3. Domingos, Pedro. "A Few Useful Things to Know About Machine Learning." Communications of the ACM 55, no. 10 (2012): 78-87.