

ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДУ GRAD-CAM ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ХВОРОБИ АЛЬЦГЕЙМЕРА

UDC 004.8

Ya. Rohan

USE OF THE GRAD-CAM METHOD FOR DIAGNOSIS OF ALZHEIMER'S DISEASE

Метод Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) є сучасним інструментом штучного інтелекту, що дозволяє візуалізувати роботу глибоких нейронних мереж (ГНМ). У контексті медичної діагностики, зокрема діагностики хвороби Альцгеймера, Grad-CAM допомагає виявляти патологічні особливості на медичних зображеннях, таких як МРТ головного мозку.

Діагностика хвороби Альцгеймера базується на аналізі нейродегенеративних змін, що відображаються у вигляді зменшення об'єму кори головного мозку. Grad-CAM додає прозорості, накладаючи теплові карти уваги на вихідні зображення, що показують, які області мали найбільший вплив на прийняте рішення.

Основний алгоритм Grad-CAM полягає у вирахуванні градієнтів виходу моделі по відношенню до активацій на останньому згортковому шарі. Це дозволяє визначити просторову значущість кожного пікселя. У випадку хвороби Альцгеймера Grad-CAM може ідентифікувати зони атрофії які корелюють із ступенем розвитку хвороби. Поетапний опис роботи методу Grad-CAM:

1. **Отримання передбачення.** Вхідне зображення пропускається через модель (наприклад, ResNet, VGG), щоб отримати прогноз або класову оцінку y^c для цільового класу c .

2. **Обчислення градієнтів.** Вираховуються градієнти передбачення y^c відносно активацій нейронів у вибраному згортковому шарі. Градієнти показують, наскільки зміни в активаціях цього шару впливають на вихідний клас.

3. **Агрегація градієнтів.** Градієнти усереднюються за просторовими вимірами (ширина та висота карти активацій) для кожного фільтра:

$$a_k^c = \frac{1}{Z} \sum_i \sum_j \frac{\delta y^c}{\delta A_{ij}^k}$$

де:

a_k^c – вага фільтра k для класу c ;

A_{ij}^k – значення активації фільтра k у позиції (i, j) ;

Z – кількість просторових позицій;

4. **Побудова теплової карти.** Карти активацій A^k зважуються коефіцієнтами a_k^c і підсумовуються:

$$L_{Grad-CAM}^c = ReLU\left(\sum_k a_k^c A^k\right)$$

При цьому Функція ReLU використовується, щоб залишити тільки позитивні впливи, ігноруючи негативні

5. **Інтерполяція теплової карти.** Отримана карта $L_{Grad-CAM}^c$ має розмірність згорткових активацій. Її масштабують до розмірів початкового зображення за допомогою інтерполяції.

6. **Накладення на зображення.** Теплова карта накладається на вхідне зображення щоб показати області, які найбільше вплинули на прогноз.

На рисунку 1 наведено приклад реалізації методу Grad-CAM для діагностики хвороби Альцгеймера:

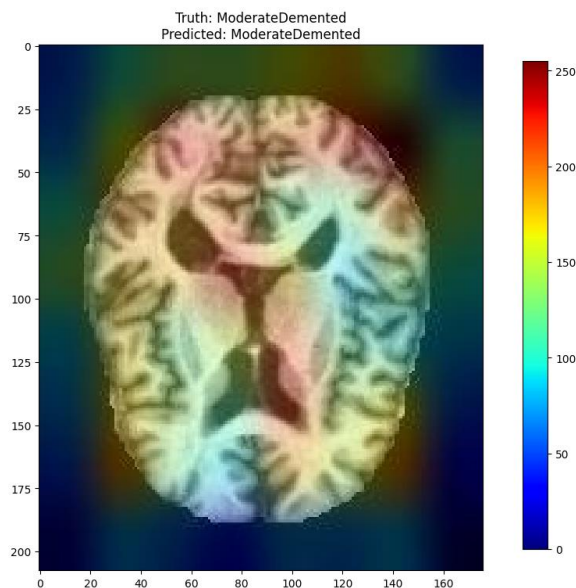


Рисунок 1. Реалізація методу Grad-CAM

Проаналізувавши рисунок бачимо, що вхідне зображення покривається картою-градієнтом, показуючи на яких ділянках зображення найбільше було зосереджено уваги для винесення діагнозу нейронною мережею. Червоним кольором позначені ділянки, які мають велике значення важливості для передбачення, сині ділянки позначають ділянки, які мають найменше значення важливості. Таким чином ми бачимо відносно яких ділянок мозку робились передбачення про наявний діагноз і його клас. Зокрема можна помітити високу активність в центральній зоні головного мозку, в місці так званих «шлуночків», а також в закінченнях кори мозку, оскільки дані зони надають найбільше інформації про наявність хвороби Альцгеймера та її складність.

Ефективність Grad-CAM для діагностики хвороби Альцгеймера підтверджується кількома ключовими аспектами. По-перше, метод дозволяє лікарям не лише отримувати результат, але й розуміти, чому модель прийняла певне рішення. Це підвищує довіру до системи. По-друге, Grad-CAM може допомогти у виявленні ранніх змін, що складно помітити при візуальному аналізі. Це відкриває можливості для розробки інтерпретованих рішень у сфері діагностики на основі глибокого навчання, забезпечуючи лікарям корисний інструмент для прийняття рішень.

Література

1. Selvaraju R. R. Grad-cam: visual explanations from deep networks via gradient-based localization / R. R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, [et al.] // International Journal of Computer Vision. 2020. Vol. 128, No. 2. P. 336–359.