

ЗГОРТКОВІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

Інформаційно-комп'ютерні технології – одна з галузей наук, що стрімко розвиваються у наш час. Постійно виникають нові напрямки. Одним з найбільш прогресивних є машинне навчання.

Машинне навчання (англ. Machine learning) – це підгалузь штучного інтелекту в галузі інформатики, яка часто застосовує статистичні прийоми для надання комп'ютерам здатності «навчатися» (тобто, поступово покращувати продуктивність у певній задачі) з даних без явного програмування.

Еволюціювавши з досліджень розпізнавання образів та теорії обчислювального навчання в галузі штучного інтелекту, машинне навчання досліджує вивчення та побудову алгоритмів, які можуть навчатися й робити прогнозування, опираючись на наявні дані – такі алгоритми долають слідування строго статичним програмним інструкціям, здійснюючи керовані даними прогнози або ухвалювання рішень шляхом побудови моделі з вибірових входів.

Машинне навчання застосовують у ряді обчислювальних задач, у яких розробка та програмування явних алгоритмів з доброю продуктивністю є складною або нездійсненною; до прикладів таких додатків належать фільтрування електронної пошти, виявлення мережних вторгників або зловмисних інсайдерів, що добиваються витоку даних, оптичне розпізнавання символів (ОПС), навчання ранжуванню та комп'ютерний зір.

Згорткові нейронні мережі (ЗНМ, англ. convolutional neural network, CNN, ConvNet) – це клас глибинних штучних нейронних мереж прямого поширення, який застосовується до аналізу зображень.

ЗНМ використовують різновид багатошарових перцептронів, розроблений так, щоб вимагати використання мінімальної обробки. Виходячи з їхньої архітектури спільних ваг та характеристик інваріантності відносно паралельного перенесення.

ЗНМ використовують порівняно мало попередньої обробки, в порівнянні з іншими алгоритмами класифікування зображень. Це означає, що мережа навчається за допомогою фільтрів, що в традиційних алгоритмах приходиться розробляти вручну. Ця незалежність у конструюванні ознак від апріорних знань та людських зусиль є великою перевагою.

ЗНМ складається з шарів входу та виходу, а також із декількох прихованих шарів. Приховані шари ЗНМ зазвичай складаються зі згорткових шарів, агрегувальних шарів, повноз'єднаних шарів та шарів нормалізації.

Згорткові шари застосовують до входу операцію згортки, передаючи результат до наступного шару. Згортка імітує реакцію окремого нейрону на зоровий стимул.

Хоч повноз'єднані нейронні мережі прямого поширення можливо застосовувати, як для навчання ознак, так і для класифікування даних, застосування цієї архітектури до зображень є непрактичним. Було б необхідним дуже велике число нейронів, навіть у поверхневій (протилежній до глибинної) архітектурі, через дуже великі розміри входу, пов'язані з зображеннями, де кожен піксель є відповідною змінною. Наприклад, повноз'єднаний шар для (маленького) зображення розміром 100×100 має 10 000 ваг. Операція згортки дає змогу розв'язати цю проблему, оскільки вона зменшує кількість вільних параметрів, дозволяючи мережі бути глибшою за меншої кількості параметрів. Наприклад, незалежно від розміру зображення, області замощування розміру 5×5 , кожна з одними й тими ж спільними вагами, вимагають лише 25 вільних параметрів. Таким чином, це розв'язує проблему зникання або вибуху градієнтів у тренуванні традиційних багатошарових нейронних мереж з багатьма шарами за допомогою зворотного поширення.

Згорткові мережі можуть включати шари локального або глобального агрегування, які об'єднують виходи кластерів нейронів одного шару до наступного шару. Наприклад, максимізаційне агрегування використовує максимальне значення з кожного з кластерів нейронів попереднього шару. Іншим прикладом є усереднене агрегування, що використовує усереднене значення з кожного кластеру нейронів попереднього шару.

Повноз'єднані шари з'єднують кожен нейрон одного шару з кожним нейроном наступного шару. Це, в принципі, є тим же, що й традиційна нейронна мережа багатошарового перцептронів. ЗНМ використовують спільні ваги в згорткових шарах, що означає, що для кожного рецептивного поля шару використовується один і той же фільтр (банк ваг); це зменшує обсяг необхідної пам'яті та поліпшує продуктивність.