

АЛГОРИТМ СТВОРЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ

Львов С.Г., Євсін Г.А.

*Національний технічний університет
«Харківський політехнічний інститут», м. Харків*

У широкій сфері машинного навчання нейронні мережі стали потужним інструментом для вирішення складних проблем. Ці алгоритми засновані на роботі людського мозку, де взаємопов'язані нейрони співпрацюють, обробляючи інформацію та приймаючи рішення.

Нейронні мережі прямого зв'язку, або багатошарові перцептрони (MLP), є основним типом нейронних мереж. Вони складаються з вхідного шару, одного або кількох прихованих шарів і вихідного шару. Кожен нейрон одного шару з'єднаний з кожним нейроном наступного шару через зважені зв'язки. MLP зазвичай використовуються для таких завдань, як розпізнавання образів, класифікація зображень і регресійний аналіз.

Згорткові нейронні мережі (CNN) схожі на MLP, але частіше використовуються для розпізнавання образів або зображень, а також комп'ютерного зору. Ці мережі включають об'єднані шари для зменшення дискретизації даних і зниження складності обчислень.

Рекурентні нейронні мережі (RNN) одержують завдяки циклам зворотного зв'язку та використовують дані часових рядів для прогнозування. RNN мають компонент пам'яті, який дозволяє мережі зберігати інформацію про попередні вхідні дані. Ця пам'ять дозволяє нейронній мережі обробляти послідовності даних і робити прогнози на основі контексту. Застосування таких мереж включає розпізнавання мови, обробку природної мови (NLP) та машинний переклад. Тобто, нейронні мережі прямого зв'язку є універсальними для розпізнавання образів, тоді як рекурентні нейронні мережі чудово підходять для обробки послідовних даних. Згорткові нейронні мережі спеціально розроблені суто для вирішення візуальних завдань.

Навчання нейронної мережі включає коригування її внутрішніх ваг, щоб вона могла точно прогнозувати результати на основі заданих вхідних даних під час висновку. Алгоритм зворотного поширення досягає цього шляхом ітеративного оновлення вагових коефіцієнтів у зворотному порядку, починаючи з вихідного рівня. Він обчислює похибку між прогнозованими та фактичними виходами та поширює цю помилку через мережу, регулюючи ваги, щоб мінімізувати її.

Налаштування вхідного та вихідного рівнів для навчальних даних має вирішальне значення для забезпечення ефективного навчання. Вхідний рівень має бути розроблений таким чином, щоб враховувати характеристики або атрибути даних, які будуть подаватися в мережу. Вихідний рівень, з іншого боку, повинен відповідати бажаному формату прогнозів або класифікацій.

Вибір оптимальних параметрів для навчання нейронної мережі є важливим для досягнення високої продуктивності. Такі параметри, як швидкість навчання та розмір партії, значною мірою впливають на те, наскільки швидко й точно модель сходиться під час навчання.