

ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ КОРЕГУВАННЯ ВАГ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

*Суприган Олена, Ваховська Любов,
Очеретний Анатолій, Крутенко Ігор, Харчук Денис*

Вінницький національний технічний університет

Анотація

В матеріалах розглядається спосіб використання генетичних алгоритмів для корегування ваг нейронних мереж для прискорення їх навчання та підвищення ефективності роботи.

Abstract

The materials consider the use of genetic algorithms for correcting the weights of neural networks to accelerate their training and increase the efficiency of work.

Основний механізм еволюції - це природний відбір. Його суть полягає в тому, що більш пристосовані особи мають більше можливостей для виживання і розмноження і, отже, приносять більше нащадків, ніж погано пристосовані особи. При цьому завдяки передачі генетичної інформації (генетичному спадкуванню) нащадки успадковують від батьків основні їхні якості. Таким чином, нащадки сильних індивідуумів також будуть відносно добре пристосованими, а їхня частка в загальній масі особ буде зростати.

Завдання полягає в оптимізації ваг нейроної мережі(НМ), що має апіорі задану топологію. Ваги кодуються у вигляді двійкових послідовностей (хромосом). Кожна особина популяції характеризується повним набором ваг НМ. Оцінка пристосованості особин визначається функцією пристосованості, що задається у вигляді суми квадратів погрешностей, тобто різниць між очікуваними (еталонними) і фактично отримуваними значеннями на виході НМ для різних вхідних даних. Приведемо два найважливіші аргументи на користь застосування ГА для оптимізації ваг НМ. Перш за все, ГА забезпечують глобальний перегляд простору ваг і дозволяють уникати локальні мінімуми. Крім того, ГА можуть використовуватися в завданнях, для яких інформацію про градієнти отримати дуже складно або вона виявляється дуже дорогою.[1]

НМ навчена за допомогою алгоритму зворотного розповсюдження(ЗР) дуже часто використовується для вирішення широкого спектра проблем реального світу. Зазвичай алгоритм спуску градієнта використовується для адаптації ваг, виходячи з порівняння бажаної та фактичної реакції мережі на заданий вхідний стимул. Всі навчальні пари, кожен з яких складаються з вхідного вектора та бажаного вихідного вектора, формують більш-менш складну багатовимірну поверхню помилки під час тренувального процесу. Було зроблено численні пропозиції, щоб алгоритм спуску градієнта не міг бути захопленим в будь-якому мінімумі при обробці великої помилки. Цей документ описує підхід, щоб повністю замінити його генетичним алгоритмом. За допомогою деяких стандартних застосувань пояснюються характерні властивості як генетичного алгоритму, так і НМ.

Популярний інструмент оптимізації навчання НМ, градієнтний спуск має ряд недоліків. Це залежить від типу помилки, відправної точки (зазвичай значення випадково ініціалізованої ваги) та деяких додаткових параметрів. Зазвичай типи помилок мають багато локальних мінімумів, які зазвичай не відповідають бажаному критерію збіжності[2].

Існують деякі підходи, щоб запобігти закріпленню алгоритму зниження градієнта в будь-якому місцевому мінімумі при переміщенні по поверхні помилки. Деякі з них, що

часто використовуються, - це введення терміна імпульсу (корисно для точок високої кривизни) та використання синхронізованого зменшення швидкості навчання. Як тільки система застрягає в будь-якому місцевому мінімумі, вага може бути пробіжкою; до наступної ітерації продовжується додавання невеликого випадкового зсуву. Однак все це не в змозі дійсно подолати багато існуючих проблем.

Генетичні алгоритми (ГА) пропонують пошук ефективних методів вирішення складних проблем і можуть бути використані як потужний інструмент оптимізації. Що стосується вищезгаданих проблем градієнтного спуску, то повна заміна на ГА може бути вигідною. Окрім оптимізації дизайну НМ з використанням генетичних алгоритмів, це ще один дуже цікавий та біологічно мотивований симбіоз штучних НМ та еволюційного обчислення.

Для того, щоб отримати відповідне хромосомне уявлення про вагу мережі, вони повинні бути кілька разів ініціалізовані довільним чином і, відповідно, закодовані в лінійну структуру. Оскільки архітектура НМ попередньо визначена і залишається фіксованою після ініціалізації, хромосома виключно складається із значень ваги і не містить топологічної або структурної інформації. Тепер функція пристосованості кожного члена поточного населення обчислюється шляхом повторного виклику мережі для кожного набору ваг. Для того, щоб відповідати топології мережі, всі хромосоми потрібно знову декодувати.

Вибравши відповідні параметри для керування ГА, можна досягти високої ефективності та продуктивності. НМ працюють тільки в режимі виклику, які можна легко застосувати та, які гарантують досить просту адаптацію до будь-яких вимог щодо їх поведінки, які виконують поставлену задачу. В подальшому, принаймні, одна особа повинна відповідати критерію зупинки (конвергенції).

Він являє собою набір ваг найуспішнішої мережі. Це може бути застосоване до актуальної проблеми, так само як би це було навчений зворотним поширенням або будь-якою навчальною послідовністю. Відтепер неважливо, як насправді тренувалася мережа.

Симбіоз штучних НМ та генетичних алгоритмів не є новою ідеєю. Тим не менше, використання генетичних алгоритмів у навчанні НМ все ще варто дослідити, особливо, якщо можна уникнути деяких недоліків навчання НМ. Насправді алгоритм ЗР для навчання НМ іноді стикається з деякими серйозними проблемами, і його повна заміна генетичним алгоритмом може бути дуже перспективним рішенням.

Таким чином, було розглянуто обставини, в яких це може бути корисним і як це може бути досягнуто, та виконання відповідної реалізації. Припускаючи, що як зворотне поширення, так і генетичні алгоритми працюють з максимально наближеними оптимальними параметрами при порівнянних умовах, зворотне поширення перевершує генетичні алгоритми у випадку простих стандартних застосувань.

Список використаних джерел:

1. M. Minsky and S. Papert, *Perceptrons: An introduction to computational geometry* (Cambridge MA.: MIT Press, 1969).
2. Кононюк А.Ю. *Нейронні мережі і генетичні алгоритми*/ А.Ю. Кононюк – К.:«Корнійчук», . 2008. – 446 с. – ISBN 978-966-7599-50.