

Підрядська Г.В.
*ДВНЗ «Київський національний економічний
університет імені Вадима Гетьмана»*
podryadskaya@ukr.net

Баркар К.В.
*ДВНЗ «Київський національний економічний
університет імені Вадима Гетьмана»*
malayaaaK69@gmail.com

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ І ГЕНЕТИЧНІ АЛГОРИТМИ

1) Поняття та область застосування генетичних алгоритмів

Останнім часом відбувається активний розвиток інформаційних технологій, заснованих на теорії штучного інтелекту. Зокрема на напрямках, що імітують природні процеси, такі як діяльність нейронів мозку або процес природного відбору. Найбільш популярними серед них є нейронні мережі та генетичні алгоритми. Ці технології дозволяють вирішувати завдання прогнозування, класифікації, управління, пошуку оптимальних варіантів і абсолютно незамінні при вирішенні важко формалізованих завдань, які не мають простого алгоритмічного рішення.

Першою спробою створення і дослідження штучних нейронних мереж вважається робота Дж. Маккалока (J. McCulloch) і У. Піттса (W. Pitts) "Логічне обчислення ідей, що відносяться до нервової діяльності" (1943 р.), у якій були сформульовані основні принципи побудови штучних нейронів і нейронних мереж. І хоча ця робота була лише першим етапом, багато ідей, які описані тут, залишаються актуальними і на сьогоднішній день. Величезний внесок у нейронауку внесла детекторна теорія. Її основоположником вважається Дж. Маккалок, що із групою своїх співробітників у 1959 році опублікував статтю за назвою "Про що ока жаби говорять мозкові жаби", де вперше було введено поняття нейрона- детектора.

Розвиток штучних нейронних мереж надихається біологією.

Штучна нейрона мережа (ШНМ) – це математична модель, а також пристрій паралельних обчислень, що представляють собою систему з'єднаних і взаємодіючих між собою простих процесорів (штучних нейронів). Як математична модель штучна нейрона мережа являє собою окремий випадок методів розпізнавання образів або дискримінантного аналізу. Біологічні нейронні мережі створені в тривимірному просторі з мікроскопічних компонентів і здатні до різноманітних з'єднань, а для створеної людиною мережі існують фізичні обмеження. З іншого боку, штучна нейрона мережа – це набір штучних нейронів, з'єднаних між собою. Найпростіші моделі штучних нейронних мереж.

2) Моделі генетичних алгоритмів (детальний опис формул буде вказаний в презентації роботи)

-Персептрон Модель МакКаллока-Піттса стала відправною точкою для побудови найпростішої односпрямованої нейронної мережі, названою персептроном. Таку мережу запропонував і 51 досліджував Розенблатт наприкінці п'ятидесятих - початку шістдесятих років ХХ століття.

- Системи типу Адалайн.
- Лінійний зважений суматор
- Адаптивний лінійний зважений суматор
- Адаптивний лінійний зважений суматор із сигмоїдою на виході.

3) Застосування генетичних алгоритмів в структурах нейронних мереж

В наш час за допомогою нейронних мереж (НМ) вирішується широке коло задач обробки та аналізу даних – розпізнавання і класифікація образів, прогнозування, управління і багато інших. Вони дозволяють ефективно будувати нелінійні залежності, які більш точно описують набори даних при використанні поверхонь високих порядків (3 і більше).

Важливою особливістю НМ є її навчання по усій вибірці даних, не фрагментуючи їх для підвищення адекватності під час налаштування мережі. Відсутність де фрагментації передбачає створення вказівки виду структури НМ, яка описує кількість шарів і нейронів в кожному шарі. Такий детальний опис дозволяє будувати зростаючі НМ без початкового задання її розміру. Велика кількість шарів дозволяє виконувати одночасно велику кількість операцій з даними, що дає можливість вирішувати пряму і обернену задачі однією НМ без зниження працездатності та часових затримок.

Але слід відзначити, що для проектування НМ використовуються евристичні методи, які не дають однозначних рішень. Тобто для побудови моделі об'єкта на основі НМ потрібне виконання багато циклового настроювання внутрішніх елементів і зв'язків між ними. Проблеми, що виникають під час підготовки навчаючої вибірки пов'язані зі складністю знаходження достатньої кількості навчаючих прикладів і навчання НМ в деяких випадках приводить до тупикових ситуацій. Через великі розміри НМ виникає проблема із часовою затримкою передавання інформації, тому виникає задача збільшення швидкості обробки та процедури навчання, що дозволить наблизити використання НМ в системах реального часу. При цьому поведінка навченої НМ не завжди може бути однозначно передбаченою. Тому доцільно розглянути підхід до зменшення циклів навчання для конкретизації кінцевого результату. З цього випливає, що НМ може розглядатися як універсальна система, яка не обмежує використання її принципів роботи в різноманітних галузях науки і техніки. Це обумовлюється багатоваріантністю вирішень задач, що ставляться в кожному випадку.

Обмеження накладається лише на взаємозв'язок між елементами мережі та їх взаємодію. Через багатоваріантність та складність зв'язків в НМ визначення її параметрів потребує невинновдано великий обсяг обчислень. До того ж нейронна мережа передбачає велику кількість циклічних обчислень, які базуються на попередніх, тобто кожний наступний набір результатів буде еволюційно зв'язаний з усіма попередніми, тому для зменшення циклів обчислень та збільшення їх швидкості без втрати еволюційних зв'язків доцільно використовувати генетичні алгоритми ГА.

Зазвичай ГА та НМ працюють за шістьма основними принципами:

ГА та НМ незалежно застосовуються для вирішення той самої задачі;

НМ забезпечують генетичні алгоритми, тобто створюють початкову популяцію;

ГА забезпечують НМ, тобто аналізують мережі для подальшого вибору параметрів або правил навчання;

ГА використовуються у еволюційному навчанні НМ;

ГА підбирають топологію;

ГА та нейронні мережі застосовуються адаптивно в системах аналізу.

Ці основні підходи дозволяють провести аналіз використання обох технологій з точки зору ефективності їх використання, але лише останній дає можливість інтегрувати одну технологію до іншої, тобто щоб вони використовувались не паралельно або послідовно, а одночасно з перехресною реалізацією параметрів.

Виходячи з вищезгаданих фактів припустимо, що ГА можна використовувати інтегровано з НМ не однократною. В такому випадку постає питання: яким чином забезпечити багатократне звертання до нейронного алгоритму одночасно по всій мережі? До чого це може привести, та навіщо потрібно? Для відповіді на це питання пропонується використати принцип ГА в кожному нейроні. Це дозволить не тільки збільшити швидкість навчання НМ, але й проводити динамічний вибір топології в залежності від отриманих результатів на кожному етапі навчання.

Але знову з'являється невизначеність, яким чином ввести ГА до нейронів, адже він працює за принципом еволюційних наслідкових обчислень, а штучний нейрон – це елемент з певним функціональним навантаженням, що дозволяє виконувати вибір конкретного параметру. Тобто необхідно в якості нейрону використати структуру, яка буде забезпечувати багатоваріантність взаємопов'язаних результатів. Цим умовам задовольняє НМ. З цього

впливає, що в якості нейрона можна використати найпростішу НМ (персептрон), яка буде застосовувати принципи ГА.

Найпростіший класичний персептрон містить нейроподібні елементи трьох типів, призначення яких в цілому відповідає нейронам рефлекторної НМ. Така НМ є трешлоюною, однак за сучасною термінологією, така мережа зазвичай називається одношаровою, тому що має тільки один шар нейропроцесорних елементів. Використання цього елементу дозволить багатократне одночасне використання ГА, що значно підвищить швидкість навчання мережі в цілому, також дозволить проводити поточний аналіз використовуваної структури мережі. Також, простота будови персептрона незначно підвищить складність будови мережі.

Слід відмітити, що дуже важливим поняттям у ГА вважається функція пристосованості (fitness function), яка інакше називається функцією оцінки. Вона являє міру пристосованості даної особини в популяції. Ця функція відіграє найважливішу роль, оскільки дозволяє оцінити ступінь пристосованості конкретних особин у популяції і вибрати з них найбільш пристосовані. Тобто якщо використати ГА в найпростіших мережах, то й функція пристосованості буде не складною, чітко описаною.

Таким чином, буде досягтися спрощення обчислень кожного кроку обробки в НМ. А подальше використання результатів буде базуватись на визначених залежностях та параметрах. З вище сказаного формується задача збільшення ефективності роботи НМ за рахунок багатократного використання методики ГА для навчання окремих частин та мережі в цілому.

4) Приклад виконання класичного генетичного алгоритму

Ми розглянемо сильно спрощений і досить штучний приклад, що складається із знаходження хромосоми з максимальною кількістю одиниць. Припустимо, що хромосоми складаються з 12 генів, а популяція нараховує 8 хромосом. Зрозуміло, що найкращою буде хромосома, що складається з 12 одиниць. Подивимося, як протікає процес рішення цієї досить тривіальної задачі за допомогою генетичного алгоритму. (Демонстрація розв'язку буде представлена у презентації роботи)

Список використаних джерел

1. Царегородцев В. Г. Искусственные нейронные сети - основы и идеи, возможности, применение, преимущества
2. Кононюк А.Ю. Нейроні мережі і генетичні алгоритми/ А.Ю. Кононюк – К.:«Корнійчук», . 2008.
3. Панченко Т.В. Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие / под ред. Ю. Ю. Тарасевича. – Астрахань : Издательский дом «Астраханский университет»,
4. Дмитриев С. В., Тененев В. А. Оптимизация многоэкстремальных функций с помощью гибридных генетических алгоритмов: Известия Института математики и информатики. Ижевск, 2006

Науковий керівник: проф. Дерепенцев В.Д., кафедра інформатики та системології