

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ НАХОЖДЕНИЯ КОЭФФИЦИЕНТОВ И СТРУКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Нестеренков С. Н., Белов К. П.

Кафедра информатики, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
Минск, Республика Беларусь
E-mail: nsn@bsuir.by, showc7@gmail.com

Сформулирована проблема, связанная с обучением нейронной сети. Рассмотрены плюсы и минусы предложенного подхода, а также примеры задач, в которых он может быть применен.

ВВЕДЕНИЕ

Генетический алгоритм - адаптивный поисковый метод, который основан на селекции лучших элементов в популяции, подобно эволюционной теории Ч.Дарвина[1].

Нейронная сеть - это громадный распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, накапливающих экспериментальные знания и предоставляющий их для последующей обработки[2].

Обучение нейронной сети - это, процесс, в котором параметры нейронной сети настраиваются посредством моделирования среды, в которую эта сеть встроена. Тип обучения определяется способом подстройки параметров[2].

Состав нейронной сети:

1. Набор синапсов, каждый из которых характеризуется своим весом или силой.
2. Сумматор - складывает входные сигналы, взвешенные относительно соответствующих синапсов нейрона.
3. Функция активации - ограничивает амплитуду выходного сигнала нейрона.

Для решения задачи при помощи нейронной сети, как правило, приходится самостоятельно обдумывать структуры и тип сети, подбирать функцию активации и начальные весовые коэффициенты, но от этого можно уйти, если перенести процесс подбора полностью на компьютер.

Исходя из описания нейронной сети и генетического алгоритма, можно сделать вывод, что сеть можно обучить, подобрав не только весовые коэффициенты, но и функцию активации, а также топологию.

I. ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ

Генетический алгоритм является алгоритмом эволюционных вычислений [3].

Для нахождения экстремума не целочисленной функции в n -мерном пространстве применение графических методов не является возможным (в силу невозможности графической интерпретации n -мерного пространства), а аналитические методы, как правило, требуют помимо исследуемой функции указания дополнительных параметров[4]. Поэтому в n -мерном про-

странстве решение задачи происходит численными методами. Эти методы многомерной оптимизации, в свою очередь, могут быть классифицированы следующим образом:

1. сканирование,
2. покоординатный поиск,
3. градиентные методы
 - 3.1. собственно градиентный,
 - 3.2. метод крутого восхождения,
 - 3.3. метод сопряженных градиентов

Чтобы решить задачу генетическим алгоритмом - необходимо решить задачу оптимизации.

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ОПТИМИЗАЦИИ

Сформулируем математически задачу оптимизации. Среди элементов x , образующих множества X , необходимо найти такой элемент x^* , который предоставляет минимальное значение $f(x^*)$ заданной функции $f(x)$.

Для корректной постановки задачи оптимизации необходимо задать [1]:

1. Допустимое множество — множество $X = \{\vec{x} | g_i(\vec{x}) \leq 0, i = 1, \dots, m\} \subset \mathbb{R}^n$;
2. Целевую функцию — отображение $X \rightarrow \mathbb{R}$
3. Критерий поиска (max или min).

Тогда решить задачу $f(x) \rightarrow \min_{\vec{x} \in X}$ означает одно из:

Показать, что $X = \emptyset$.

Показать, что целевая функция $f(\vec{x})$ не ограничена снизу.

Найти $\vec{x}^* \in X : f(\vec{x}^*) = \min_{\vec{x} \in X} f(\vec{x})$. Если $\nexists \vec{x}^*$, то найти $\inf_{\vec{x} \in X} f(\vec{x})$.

При решении задачи многомерной оптимизации можно сказать, что \vec{x} является вектором, состоящим из всех элементов векторов целевых функций, значения которых необходимо оптимизировать.

Обучение нейронной сети также можно представить как задачу оптимизации. В таком случае целевой функцией будет являться набор весовых коэффициентов сети. Также возможно осуществить подбор функций активации.

III. ОБЩЕЕ ОПИСАНИЕ РАБОТЫ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Генетический алгоритм состоит из следующих шагов[5]:

1. Случайным образом генерируется конечный набор пробных решений:

$$P^1 = \{p_1^1 \dots p_n^1\}, \quad p_i^1 \in X$$

(первое поколение, n - размер популяции).

2. Оценка приспособленности текущего поколения производится при помощи:

$$F^k = \{f_1^k \dots f_n^k\}, \quad f_i^k = W(p_i^k)$$

в терминологии генетического алгоритма это называется фитнес-функцией.

3. Выход, если выполняется критерий останова (вымирание всех особей или достижение максимально возможного числа итераций, или нахождение решения в пределах доверительного интервала), иначе

4. Генерация нового поколения посредством операторов селекции S , скрещивания C и мутаций M :

$$P^{k+1} = M \cdot C \cdot S(P^k, F^k) \text{ и переход к пункту 2.}$$

В процессе селекции выживают (отбираются) только несколько лучших пробных решений, остальные далее не используются. Скрещивание вместо двух особей создает новую, элементы которой перемешаны каким-то особым образом. Мутация случайным образом меняет случайно выбранную компоненту пробного решения на иную.

IV. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Целевая функция - является компонент, характеризующий весовые коэффициенты, конкретные функции активаций а так же наборы ребер соединяющие нейрон с его соседями.

Пример возможной целевой функции: $F(x) = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, где x_1 представляет из себя число - порядковый индекс в списке возможных функций активация, x_2, \dots, x_k - количество связей с нейронами на следующем слое, причем $k \leq l$, где l - количество нейронов на следующем слое.

Фитнес-функция должна быть подобрана таким образом, чтобы показывать, насколько текущие ответы сети соответствуют ожидаемым[5]. Соответственно, для решения конкретной задачи данную функцию необходимо подбирать в зависимости от того, какого результата необходимо добиться.

Шаги решения задачи:

1. Сгенерируем конечный набор пробных решений:

$$P^1 = \{p_1^1 \dots p_n^1\}, \quad p_i^1 \in X,$$

где p_i^1 представляет собой вектор значений компонент целевой функции.

Каждый элемент данного набора представляет собой полноценную нейронную сеть.

2. Произведем оценку приспособленности текущего поколения:

$$F^k = \{f_1^k \dots f_n^k\}, \quad f_i^k = W(p_i^k),$$

где $W(p_i^k)$ - фитнес-функция

3. завершим работу алгоритма, если найдено оптимальное решение, иначе

4. сгенерируем новое поколение, используя функции селекции и скрещивания (каким именно образом следует проводить селекцию и скрещивание, оговаривать не будем, так как подойдет любая из возможных реализаций).

V. ПРИМЕР ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ПОДХОДА

Описанный подход обучения может быть применен для нахождения не только весовых коэффициентов нейронной сети, но и для топологии, а так же функций активации. Полученная сеть может быть использована для решения широкого спектра задач в различных областях человеческой деятельности.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Недостатком использования данного подхода является то, что он требует больше вычислительной мощности, нежели традиционные методы обучения и, соответственно, больше времени, что может быть критичным при большой обучающей выборке. Еще одним недостатком генетического алгоритма является то, что он по сути своей представляет оптимизированный перебор. В связи с этим он может иметь довольно большое, а во многих случаях и неприемлемое время нахождения решения (при условии, что критерием останова является попадание найденного решения в доверительный интервал вероятности, а недостижение порогового значения итераций). В случае, когда критерием останова считается пороговое значение итераций, можно получить решение, не вполне удовлетворяющее ожиданиям.

Достоинством же данного подхода является отсутствие необходимости задания структуры и нахождения оптимальной пороговой функции для самой сети.

VII. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы = Sieci neuronowe, algorytmy genetyczne i systemy rozmyte. — 2-е изд.. 2008. — 452 с. — ISBN 5-93517-103-1.
2. Рутковский Л. Методы и технологии искусственного интеллекта. — М.:, 2010. — 520 с. — ISBN 5-9912-0105-6.
3. Николенко С., Кадури А., Архангельская Е. Глубокое обучение. — СПб.: Питер, 2018. — 480 с. — ISBN 978-5-496-02536-2.
4. В. В. Круглов, В. В. Борисов — Искусственные нейронные сети. Теория и практика — с.11
5. Нестеренков, С. Н. Адаптивный поиск вариантов расписания с использованием модифицированного генетического алгоритма / С.Н. Нестеренков // Вести Института современных знаний - 2015. - N2 (63). - С. 67-74