

Пономарев Денис Васильевич

студент

ФГБОУ ВО «Белгородский государственный
аграрный университет им. В.Я. Горина»

г. Белгород, Белгородская область

DOI 10.21661/r-462684

УСКОРЕНИЕ РАБОТЫ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Аннотация: в статье приводится метод оптимизации работы генетического алгоритма с помощью использования нейронных сетей, которые принимают решение об использовании разных генетических операторов в зависимости от состояния популяции генетического алгоритма.

Ключевые слова: генетический алгоритм, нейронная сеть, оптимизация, аутбридинг, плотность мутации, селекция, кроссинговер с уменьшением замены, многоточечный кроссинговер, однородный кроссинговер.

Оптимизация различных процессов и структур очень важное умение в современном мире. Ведь оптимально построенные процессы положительно влияют на все сферы жизни общества, от производства на фабриках, до научных исследований.

Одним из способов поиска оптимальных решений является использование генетического алгоритма. Он применяется в самых сложных ситуациях, когда невозможно или чрезвычайно сложно найти оптимальное решение алгоритмически. По сути, генетический алгоритм заменяет полный перебор всех возможных решений, выдавая, как правило, не самое лучшее из возможных решений, но близкое к таковому.

При правильной настройке генетического алгоритма, время, затрачиваемое на поиск решения, существенно меньше по сравнению с полным перебором, но в реальных задачах, вычисление функции приспособленности может занимать очень большое количество времени, в связи с этим необходимо оптимизировать

и сам генетический алгоритм. Для этого я предлагаю разбить алгоритм на три этапа работы, в каждом из которых будут применяться генетические операторы, наиболее подходящие к данной стадии.

Для первой стадии необходимы генетические операторы, несущие наибольшую разрушительную способность для хромосом особи. Эти операторы необходимы для наибольшего охвата всего пространства поиска решений.

Оператор выбора родителей – «аутбридинг».

Оператор рекомбинации – кроссинговер с уменьшением замены.

Оператор мутации – «плотность мутации» с высоким параметром вероятности мутации.

Для отбора особей в новую популяцию используем оператор «отбор вытеснением».

Также для дополнительного ускорения работы генетического алгоритма решено использовать не полную функцию приспособленности, а аппроксимацию пригодности на первом и втором этапе работы, так как вычисление полной функции приспособленности на реальных задачах, зачастую занимает очень большое количество времени.

Для второй стадии работы генетического алгоритма необходимы генетические операторы со средней разрушающей способностью, так как на этой стадии будет необходимо устремить алгоритм к поиску оптимального решения на том пространстве, к которому привёл первый этап работы.

Оператор выбора родителей – «селекция».

Оператор рекомбинации – «однородный кроссинговер».

Оператор мутации – «плотность мутации» с высоким параметром вероятности мутации.

Для отбора особей в новую популяцию используем оператор «отбор вытеснением».

Особенностью третьей стадии является сосредоточение на улучшении наиболее приспособленных особей из предыдущего этапа. Эта стадия быстрая в

плане количества итераций алгоритма до его завершения, по этой причине на этой стадии будет использоваться полная функция приспособленности.

Оператор выбора родителей – «селекция».

Оператор рекомбинации – «многоочечный кроссинговер».

Оператор мутации – «плотность мутации» с низким параметром вероятности мутации.

Для отбора особей в новую популяцию используем оператор «элитарный отбор».

Теперь, когда этапы обозначены, необходимо распознавать текущий этап работы алгоритма. Лучше всего с этой задачей справится человек, но это крайне неэффективно. По этой причине предлагаю использовать искусственную нейронную сеть, обученную для распознавания текущей стадии.

Существует множество различных видов искусственных нейронных сетей, но в простейшем случае, подойдёт и многослойный Перцептрон.

Для получения обучающей выборки, были собраны статистические данные при работе генетического алгоритма без оптимизации.

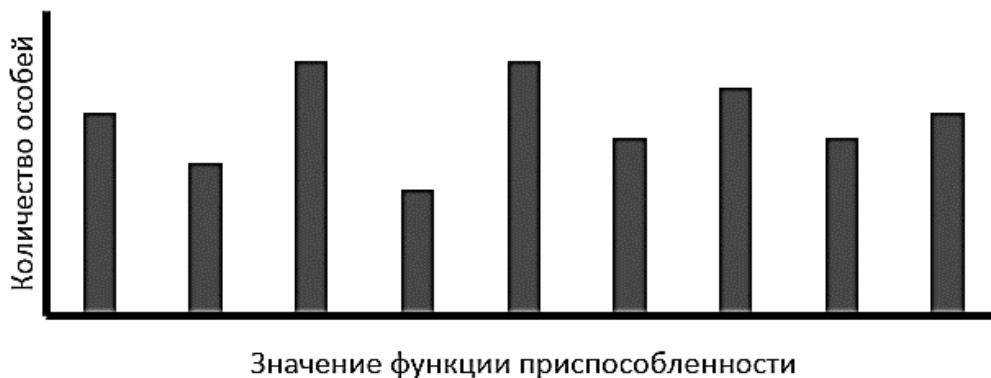


Рис. 1. Усреднённое состояние популяции, характерное для первой стадии работы генетического алгоритма

Для первого этапа характерна сильная разрежённость популяции по значению функции приспособленности, а также отсутствует явное стремление к максимизации решения.

На рисунке 2 показано усреднённое состояние популяции, характерное для второй стадии работы генетического алгоритма.

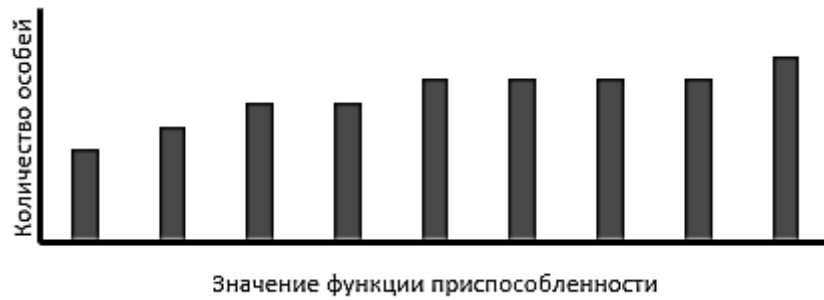


Рис. 2. Усреднённое состояние популяции, характерное для второй стадии работы генетического алгоритма

Вторая стадия работы генетического алгоритма характеризуется меньшей разрежённостью приспособленности популяции, относительно первой стадии, а также явным доминированием групп с большей приспособленностью над группами с меньшей приспособленностью. Задачей этого этапа является отсеивание особей с низкой приспособленностью и устремление алгоритма к улучшению наиболее приспособленных особей.

На рисунке 3 показано усреднённое состояние популяции, характерное для третьей стадии работы генетического алгоритма.

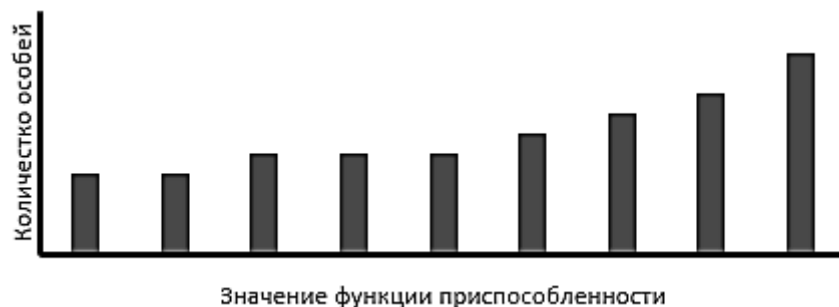


Рис. 3. Усреднённое состояние популяции, характерное для третьей стадии работы генетического алгоритма

Третья стадия работы генетического алгоритма характеризуется сильным доминированием наиболее приспособленной группы особей, на этом этапе алгоритм должен максимизировать приспособленность в целом, для выявления наилучшего решения.

В ходе экспериментов удалось добиться в среднем 15% прироста производительности работы генетического алгоритма.

Список литературы

1. Панченко Т.В. Генетические алгоритмы: Учеб.-метод. пособ. / Под ред. Ю.Ю. Тарасевича. – Астрахань: Астраханский университет, 2007. – 87 с.