

Используя неравенство Йенсена, получим:

$$\begin{aligned} \max\left(\left|\Delta_1 E(\bar{W}(t))\right|, \left|\Delta_2 E(\bar{W}(t))\right|\right) &= \frac{1}{2} \max\left(\sum_{j=1}^n q_j(t) a_j(t), \frac{1}{\sum_{j=1}^n \frac{q_j(t)}{a_j(t)}}\right) \cdot \|\nabla E(\bar{W}(t))\|^2 = \\ &= \frac{1}{2} \left(\sum_{j=1}^n q_j(t) a_j(t)\right) \cdot \|\nabla E(\bar{W}(t))\|^2. \end{aligned}$$

Следовательно, использование соотношений (1) будет обеспечивать лучшую скорость сходимости обучения нейронной сети с использованием метода наискорейшего спуска по сравнению с использованием соотношения (2).

Список цитированных источников

1. Golovko, M. Multilayer neural networks training methodic / M. Golovko, L. Makhnist, N. Maniakov // Second IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS'2003) : Proceedings, Lviv, Ukraine, 8–10 Sept. 2003. – Lviv, 2003. – P. 185–190.
2. Makhnist, L. Some Methods of Adaptive Multilayer Neural Network Training / L. Makhnist, N. Maniakov // International Journal of Computing. – 2004. – Vol. 3. – P. 99–106.
3. Maniakov, N. Traing algorithm for forecasting multilayer neural network / N. Maniakov, L. Makhnist, V. Rubanov // Pattern Recognition and Information Processing : Proceedings of The Seventh International Conferences (PRIP'2003), Minsk, Republic of Belarus, 21–23 May 2003 : in 2 vol. – Minsk, 2003. – Vol. 1. – P. 26–30.
4. Makhnist, L. Convergence Analysis of Neural Networks Training Based on Steepest Descent Method / L. Makhnist, A. Doudkin, V. Golovko // Pattern Recognition and Information Processing (PRIP'2007) : Proceedings of the Ninth International Conference, Minsk, Republic of Belarus, 22–24 May 2007 : in 2 vol. – Minsk, 2007. – Vol. 1. – P. 285–289.

УДК 004.832.2

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ОПТИМИЗАЦИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ ЭВОЛЮЦИОННОГО ПРОГРАММИРОВАНИЯ

Давидюк Ю. И.

*Брестский государственный технический университет, г. Брест, Беларусь
Научный руководитель: Кочурко П. А., канд. техн. наук, доцент*

В последнее время для решения каких-либо задач все чаще используют методы машинного обучения. Так, например, для решения оптимизационных задач пробуют использовать генетические алгоритмы, для задач классификации – нейронные сети. Для решения методами машинного обучения необходимо проанализировать задачу и найти наиболее эффективный алгоритм решения и способ настройки параметров для выбранного алгоритма.

Генетический алгоритм – это своеобразный метод оптимизации, основанный на идее естественного отбора как средства достижения наилучшего результата. Многочисленные методы естественной эволюции дают возможность решать разнообразные задачи.

Смоделируем среду для поиска оптимального поведения группы агентов в реальном времени. Агенты будут находиться в конкурентной борьбе за добычу. Для управления агентами будем использовать простую нейронную сеть. Классическим методом обучения данной нейронной сети является алгоритм обратного распространения ошибки, но мы воспользуемся другим способом – генетическим алгоритмом.

Рассмотрим среду: имеются агенты в поиске добычи. С помощью сенсоров агенты получают информацию. Задача агентов – за минимальное время собрать максимальное количество добычи. Характеристики среды: ширина, высота, количество агентов, количество добычи. Характеристики добычи: координаты положения в среде (x, y). Характеристики агента: координаты положения в среде (x, y), вектор направления, скорость движения.

Сенсор агента обрабатывает следующее: сигнал о наличии добычи поблизости, расстояние до добычи, косинус угла между вектором направления агента и вектором, направленным на добычу, сигнал о наличии конкурирующих агентов рядом (смотрите рисунок 1).

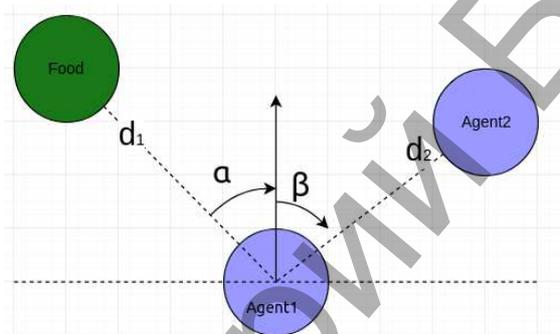


Рисунок 1 – Показатели, обрабатываемые агентом среды

На вход распределительного слоя нейронной сети подаются показатели сенсоров, а на выходе получаем значение угла поворота, а также значение изменения скорости движения агента. Архитектура нейронной сети представлена на рисунке 2.

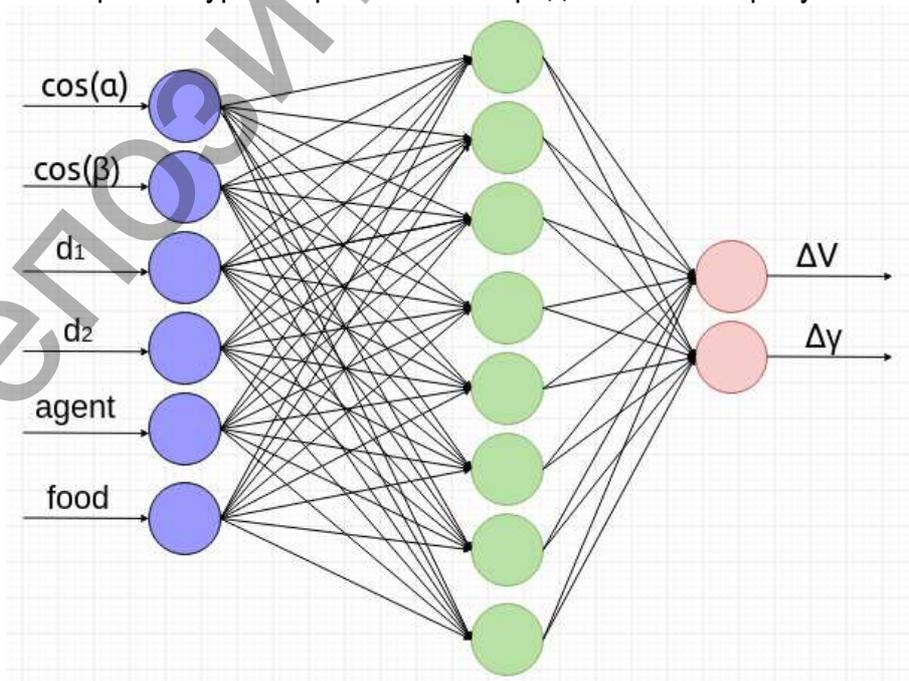


Рисунок 2 – Архитектура нейронной сети

Агент взаимодействует со средой путем изменения собственного положения и направления (смотрите рисунок 3).

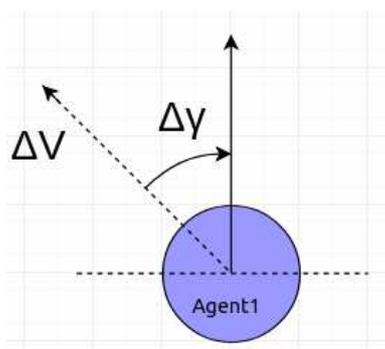


Рисунок 3 – Применение результатов работы нейронной сети к агенту

Для удобства обучения с помощью генетического алгоритма необходимо нейронную сеть представить в некотором линейном виде. Для этого все её параметры запишем в одномерный массив – хромосому. К параметрам нейронной сети относятся: весовые коэффициенты, пороговые значения, функция активации. Ген функции активации может отсутствовать, если мы не хотим менять ее во время обучения нейронной сети. Количество генов в хромосоме зависит от количества нейронных элементов в скрытом слое нейронной сети. Так, для архитектуры нейронной сети, представленной на рисунке 2, нам понадобится хромосома с 74 генами. Возьмем 50 хромосом для приемлемого функционирования среды, с данным числом можно экспериментировать.

Для выбора родителей для новой популяции будем использовать турнирный отбор. При турнирном отборе (tournament selection) из популяции, содержащей N особей, выбираются случайным образом t особей, и лучшая из них особь записывается в промежуточный массив. Преимуществом данного способа является то, что он не требует дополнительных вычислений [2]. Для порождения новой популяции будем производить операции скрещивания и мутации.

Сгенерируем модель со следующими параметрами: размеры среды 600 на 400, выбор хромосом-родителей проводится в среде с размерами 200 на 200 (для увеличения скорости обучения нейронной сети), количество агентов в среде – 15, количество частиц еды – 10.

В таблице 1 приведены результаты работы сгенерированной среды при различном количестве популяций.

Таблица 1 – Результаты обучения нейронной сети

№	Количество популяций	Время на поиск добычи, с
1	5	32,56
2	10	17,19
3	20	14,46
4	30	13,41
5	40	12,90
6	50	13,88
7	60	5,56

Стоит отметить, что в таблице приведены лучшие результаты из некоторого количества экспериментов. Сгенерировать одинаковые условия не представляется возможным, ввиду случайной инициализации значений генов у хромосом.

В результате обучения нейронная сеть достаточно часто начинает менять поведение агента таким образом, что агент оглядывается по сторонам. Такое естественное поведение является эффективным, поскольку всегда есть вероятность появления добычи ближе, чем текущая цель агента.

Существуют и некоторые сложности: среда, в которой развиваются агенты, не является абсолютно просматриваемой, то есть в нашей задаче агент видит только перед собой и немного вокруг, а также среда является недетерминированной (координаты добычи генерируются случайным образом).

Список цитированных источников

1. Рассел, Ст. Искусственный интеллект. Современный подход / Ст. Рассел, П. Норвиг. – М.: Изд. дом "Вильямс", 2017. – 1408 с.
2. Панченко, Т. В. Генетические алгоритмы [Текст] : учебно-методическое пособие / под ред. Ю. Ю. Тарасевича. – Астрахань : Издательский дом «Астраханский университет», 2007. — 87 с.

УДК 621.865.8:631.145:004.896

НАПРАВЛЕНИЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ РОБОТОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ В АГРОПРОМЫШЛЕННОМ КОМПЛЕКСЕ

Данилович Е. С.

*Полесский государственный университет, г. Пинск, Беларусь
Научный руководитель: Штепа В. Н., канд. техн. наук, доцент*

За последние 10-15 лет робототехника нашла широкое применение в сельскохозяйственном производстве, особенно в прецизионных технологиях. Их применение позволило более точно определять воздействие различных факторов на рост, развитие и, в конечном итоге, на продуктивность растений и животных.

Проведенные аналитические исследования показывают, что индустрия производства роботов стала одной из ведущих в мире [1]. Это вызвано тем, что преимущества робота перед человеком значительны и не все еще изучены и использованы, если иметь в виду интеллект, который уже начал проявляться в отдельных моделях роботов ряда фирм.

Роботы нашли применение там, где требуются большие физические усилия, высокие скорости механического перемещения. Особенно существенно, что у таких механизмов отсутствует утомляемость. Действия роботов могут выполняться с очень высокой точностью, что позволило разработать на их базе прецизионные технологии в самых разных областях (производство печатных плат, 3D-принтеры, общая хирургия и др.).

Практическое отсутствие санитарно-гигиенических требований к условиям труда и затрат на социальные нужды характерно для автоматизированных производств с робототехническими системами. На таких производствах почти нет освещения, отопления, вентиляции, продукция имеет высокое качество, не зависящее от «человеческого фактора».

Как видно из всех перечисленных преимуществ робототехнических систем, все они могут использоваться в агропромышленном комплексе (АПК), поскольку АПК – это энер-