

В. А. Прохоренко

г. Гомель, ГГУ имени Ф. Скорины

ПОДХОД К ПОСТРОЕНИЮ НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРА ДЛЯ ЗАДАЧИ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ СИСТЕМОЙ

В настоящее время развитие программно-аппаратных средств сделало возможным применение сложных коннективистских моделей искусственного интеллекта при решении и автоматизации многих важных практических задач, в некоторых из которых уже достигнут уровень человека. К перспективной области приложения нейронных сетей можно отнести задачи управления и принятия решений. Особенно актуальным в современном мире является вопрос автоматизации управления технологическими системами и процессами.

Практическое применение нейронных сетей может быть сопряжено с трудностями выбора адекватных решаемой задачи модели, ее параметров и параметров обучающего алгоритма. В данной работе описывается подход к автоматической генерации нейроконтроллера для реализации управления при решении задачи поиска оптимальной траектории на фазовой плоскости состояний технологической системы.

При рассмотрении приложения нейросетевых практик в области задач управления представляет интерес обучение с подкреплением, в частности, Q-обучение. В рамках данного подхода требованием к качественному контроллеру является осуществление в пространстве доступных действий такой политики выбора действий π , которая бы максимизировала оценку качества управления Q . Нейроконтроллер в таком случае выступает в качестве аппроксиматора функции Q , оценивающей будущую полезность выбора того или иного управляющего воздействия, применяемого к управляемому объекту. Задачей обучения нейроконтроллера, соответственно, является поиск в пространстве настраиваемых параметров для получения аппроксимации функции Q приближенной к оптимальной. Обученный с подкреплением нейроконтроллер может успешно применяться для решения рассматриваемой задачи [1].

Традиционно нейронные сети обучаются с применением градиентных методов поиска настраиваемых параметров. Использование эволюционных подходов к решению сложных задач поиска в пространстве структур, гиперпараметров, настраиваемых параметров модели (нейронной сети) было предложено в ряде работ [2] и показало применимость и эффективность в некоторых задачах [3, 4]. Эволюционные алгоритмы оперируют популяцией генотипов, кодирующих структуру и набор параметров нейронной сети. В процессе функционирования алгоритм производит изменения генотипов (мутацию) и последующий отбор наиболее приспособленных. Критерием приспособленности может выступать, в частности, функция ошибки (потери) для конкретной задачи. К негативным сторонам эволюционных подходов является обычно большая вычислительная сложность и случайная природа поиска.

В условиях практической сложности выбора адекватной структуры сети для конкретных приложений представляет интерес рассмотрение возможности построения общего подхода на основе комбинации традиционных градиентных методов поиска параметров с эволюционными в контексте решения рассматриваемой задачи управления.

В данной работе используется комбинированный подход к поиску оптимальной структуры нейронной сети и ее настраиваемых параметров для решения задачи поиска оптимальной траектории на фазовой плоскости. Алгоритм использует элементы NEAT [3] для подбора топологии нейронной сети, комбинируя его с обучением с подкреплением для каждого поколения популяции. В качестве доступных мутаций используются те, которые приводят к изменению структуры нейронной сети.

На начальном этапе алгоритм инициализирует популяцию генотипов нейроконтроллеров из некоторой начальной топологии в соответствии с заданными параметрами. Затем производит применение случайных мутаций к членам популяции и осуществляет их Q-обучение на небольшом числе эпизодов решения задачи для различных примеров фазовых плоскостей, после чего осуществляется их валидация и сортировка по ее результатам. Наиболее приспособленные генотипы используются для генерации популяции следующей итерации алгоритма.

Для оценки качества управления при обучении с подкреплением и определения степени приспособленности нейроконтроллера используется функция, оценивающая динамику изменения состояний системы и приближения системы к некоторому заданному целевому состоянию в результате стратегии управления, избранной нейроконтроллером: функция штрафует нейроконтроллер за удаление системы от целевого состояния и переход системы в нежелательные состояния и вознаграждает за быстрое достижение целевого состояния.

Пример последовательного изменения структуры лучшего нейроконтроллера в популяции в рамках описанного подхода показан на рисунке 1. В данном примере популяция нейроконтроллеров обучается и оценивается для поиска траектории до целевого состояния на двумерной фазовой плоскости, содержащей нежелательные состояния, приводящие к отказам системы.

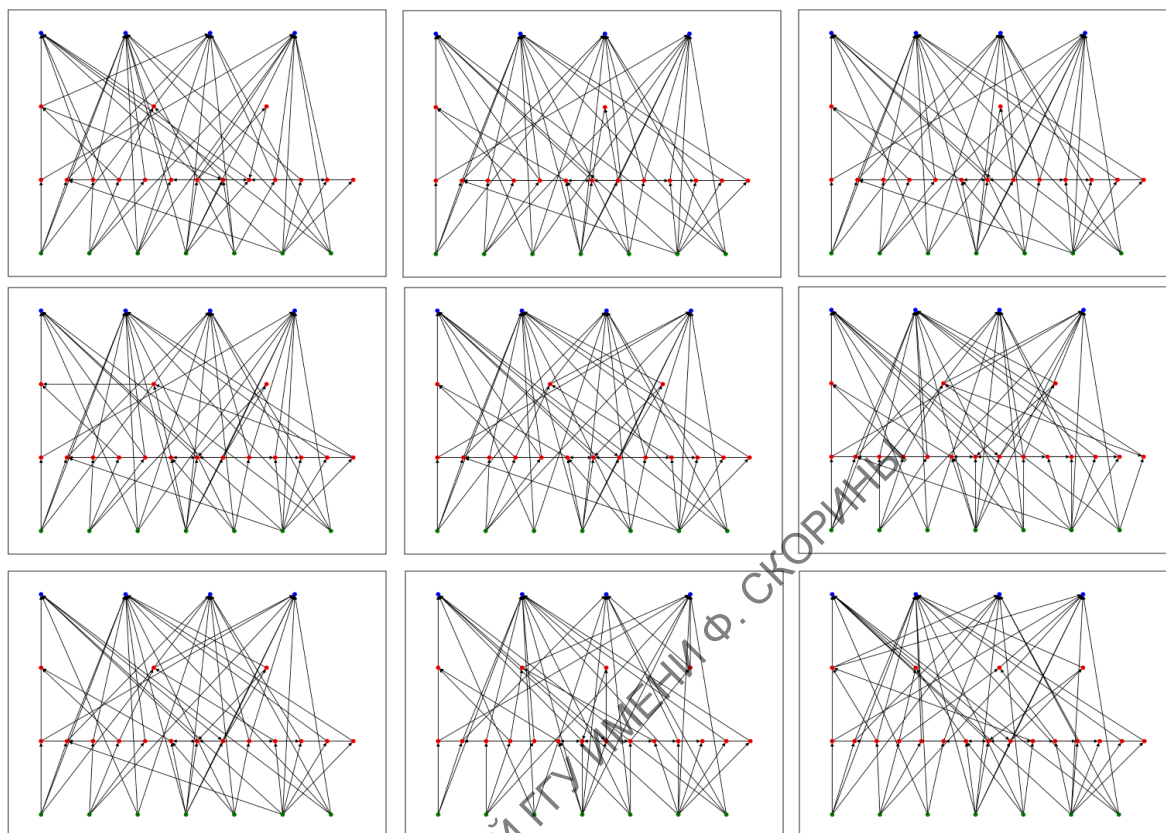


Рисунок 1 – Структура лучшего нейроконтроллера в популяции через каждые 10 итераций

На рисунке 2 показаны результаты оценки лучшего члена популяции на протяжении 75 поколений. Первый график – оценка качества управления, второй – число завершений эпизодов управления достижением целевого состояния, третий – число отказов.

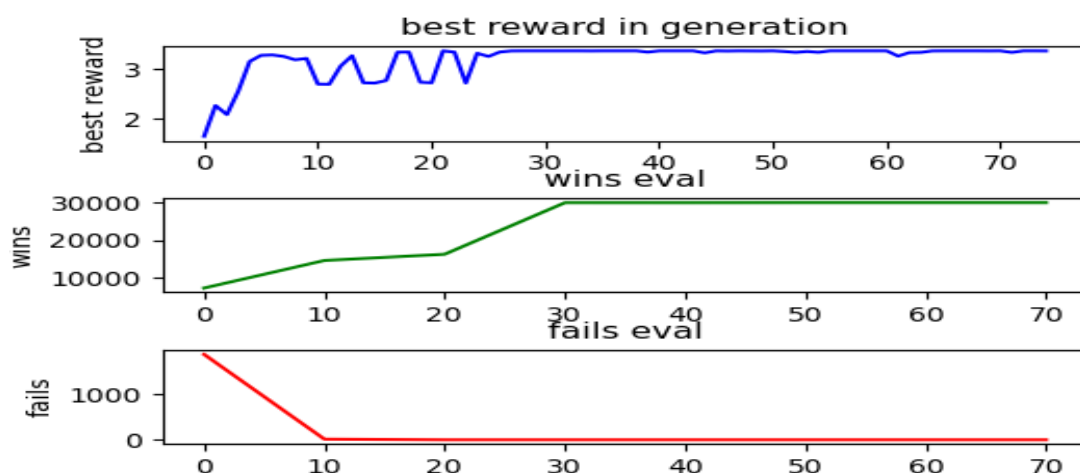


Рисунок 2 – Оценка лучшего члена популяции на протяжении 75 поколений

Предложенный подход к построению нейроконтроллера для управления технологической системой позволяет частично автоматизировать сложную процедуру поиска модели и ее параметров при решении задачи поиска оптимальной траектории на фазовой плоскости состояний технологической системы.

Список использованных источников

1 Смородин, В. С. Метод построения модели нейрорегулятора при оптимизации структуры управления технологическим циклом / В. С. Смородин, В. А. Прохоренко // Доклады БГУИР. – 2019. – №7–8. – С. 125–132.

2 Stanley, K. Designing neural networks through neuroevolution / K. Stanley, J. Clune, J. Lehman, R. Miikkulainen // Nature Machine Intelligence. – 2019. – Vol. 1, №1. – P. 24–35.

3 Stanley, K. Evolving neural networks through augmenting topologies / K. Stanley, R. Miikkulainen // Evol. Comput. – 2002. – № 10. – P. 99–127.

4 Miikkulainen, R. Evolving Deep Neural Networks / R. Miikkulainen, J. Liang, E. Meyerson, A. Rawal, D. Fink, O. Francon, B. Raju, H. Shahrzad, A. Navruzian, N. Duffy, B. Hodjat // Artificial Intelligence in the Age of Neural Networks and Brain Computing. – 2018. – № 15. – P. 293–312.