

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА РОЯ ЧАСТИЦ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ АРХИТЕКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ²

И.С. Можаровский^{1,2}

¹Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН, Россия, Владивосток,

²Владивостокский государственный университет, Россия, Владивосток, studvvsu@gmail.com

Аннотация. Предложен метод оптимизации роем частиц для поиска и оптимизации гиперпараметров структуры нейронной сети. Предложенный метод применён для подбора архитектуры математической модели виртуального анализатора оценки качества выходного продукта по концентрации суммы углеводородов процесса стабилизации и перегонки бензина. Представлен пример нахождения оптимальной архитектуры нейронной сети для простого синтетического примера и для модели нейронной сети с использованием промышленных данных.

Ключевые слова: оптимизация, математическая модель, моделирование, нейронная сеть, архитектура нейронной сети, метод оптимизации роем частиц, ректификационная колонна, массообменный технологический процесс, оценка показателя качества.

APPLICATION OF THE PARTICLE SWARM METHOD TO OPTIMIZING THE ARCHITECTURE OF A NEURAL NETWORK

I.S. Mozharovskii^{1,2}

¹Institute of Automation and Control Process FEB RAS, Russia, Vladivostok,

²Vladivostok State University, Russia, Vladivostok, studvvsu@gmail.com

Abstract. This paper presents a particle swarm optimization method for finding and optimizing neural network structure hyperparameters. The proposed method is applied to selecting the architecture of a mathematical model for a virtual analyzer for assessing the output product quality based on the concentration of C₁-C₄ hydrocarbons in a gasoline stabilization and distillation process. The article also presents an example of finding optimal neural network architecture for a simple synthetic example and for a neural network model using industrial data.

Keywords: optimization, mathematical model, modeling, neural network, neural network architecture, particle swarm optimization, distillation column, mass transfer technological process, quality indicator assessment.

Для цитирования: Можаровский И.С. Применение метода роя частиц для оптимизации архитектуры нейронной сети // Математические методы в технологиях и технике. 2025. № 12-2. С. 61-65.

Введение. Проектирование нейросетевого виртуального анализатора (ВА) для контроля качества продукции сопряжено с фундаментальной проблемой выбора архитектуры нейронной сети (НС). Ключевые параметры, такие как количество скрытых слоев, нейронов в них и типы функций активации, оказывают решающее влияние на производительность модели [1]. Неоптимальная конфигурация легко приводит либо к переобучению, когда сеть запоминает шум в данных вместо выявления общих закономерностей, либо к недообучению, при котором модель не в состоянии освоить сложность исходного процесса.

Для автоматизации этого трудоемкого и нетривиального процесса поиска лучшей структуры НС предлагается применение оптимизации роем частиц (ОРЧ) [2]. В отличие от других эволюционных подходов, ОРЧ был разработан на основе модели коллективного интеллекта, имитирующей социальное поведение стаи птиц или косяка рыб. В этом контексте каждая «частица» в рое представляет кандидатную архитектуру нейронной сети, описываемую вектором ее гиперпараметров.

² Работа выполнена в рамках гос. задания Минобрнауки (FWFW-2025-0002).

Процесс оптимизации заключается в итеративном движении частиц-архитектур в пространстве поиска. Каждая частица корректирует свою позицию, ориентируясь как на лучшее решение, найденное ею (локальный оптимум), так и на лучшее решение, обнаруженное всеми частицами в рое (глобальный оптимум) [3]. Такой механизм обеспечивает эффективный баланс между двумя критически важными аспектами поиска: интенсивным исследованием перспективных областей и широким охватом всего пространства возможных решений [4].

Использование ОРЧ для настройки архитектуры позволяет не только исключить субъективный ручной подбор, но и существенно повысить шансы нахождения высококачественной структуры, устойчивой к переобучению и обладающей высокой обобщающей способностью для задач промышленной аналитики.

Описание предложенного метода. В качестве основных гиперпараметров архитектуры нейронной сети выберем следующие: количество слоев, количество нейронов в каждом слое и типы активационных функций. Также введем критерий остановки поиска оптимальной архитектуры нейронной сети, который заключается в максимизации коэффициента детерминации R^2 , рассчитанного на основе нейросетевой модели ВА. В соответствии с выбором гиперпараметров доработаем и представим алгоритм ОРЧ:

- (1) Цикл: Пока $gBest < 0,6$ повторять
- (2) Инициализировать начальные параметры алгоритма
- (3) Задать начальный рой частиц со случайными значениями:
- (4) Выбрать случайное количество слоев и нейронов для каждой частицы.
- (5) Задать случайные функции активации для каждой частицы.
- (6) Цикл: Для $t=1$ до заданного количества $maxIter$.
- (7) Цикл: Для $i=1$ до заданного количества частиц $nParticles$.
- (8) Оценить фитнес для текущей частицы.
- (9) Если текущий фитнес больше лучшего текущего значения то
- (10) Записать новое значение текущего фитнеса $pBest_i$.
- (11) Если текущий фитнес больше лучшего общего значения то .
- (12) Записать новое значение лучшего фитнеса $gBest$.
- (13) Обновление скорости и позиции для текущей частицы:

$$v_i(t+1) = \omega * v_i(t) + c_1 * r_1 * (pBest_i - x_i(t)) + c_2 * r_2 * (gBest - x_i(t))$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1),$$

где: ω – коэффициент инерции, контролирующий влияние предыдущей скорости.

c_1, c_2 – коэффициенты ускорения (когнитивный и социальный компоненты). r_1, r_2 – случайные величины, равномерно распределенные [0, 1].

- (14) Конец цикла по $nParticles$.
- (15) Вывод промежуточных результатов .
- (16) Конец цикла по $maxIter$.
- (17) Вывести финальную архитектуру НС .
- (18) Конец цикла пока

На шаге 1 запускается основной цикл по поиску оптимальной архитектуры нейронной сети, в случае если будет найдена модель с удовлетворительным значением критерия точности, то расчеты останавливаются. В шагах (2–5) принимаются стартовые параметры для метода роя частиц: количество частиц – $nParticles$; количество проходов – $maxIter$; ω – коэффициент инерции, контролирующий влияние предыдущей скорости; c_1, c_2 – коэффициенты ускорения (когнитивный и социальный – компоненты); r_1, r_2 – случайные величины, равномерно распределенные в диапазоне [0,

1]; виды функций активаций $N = 4$: "logsig", "radbas", "tansig", "poslin"; ограничения по количеству слоев от 1 до 3; ограничения по количеству нейронов от 1 до 7. По алгоритму, описанному выше, создаётся начальный рой частиц со случайными стартовыми гиперпараметрами для нейронных сетей. Критерием точности модели или функцией приспособленности выберем среднеквадратичную ошибку (СКО) и коэффициент детерминации (R^2) к выходу. Для обновления текущей архитектуры НС используется шаг 13. По завершению работы вышеописанного алгоритма находится оптимальная структура параметров нейронной сети для исследуемой выборки данных.

Пример. Протестируем описанный подход на синтетическом примере: $Y_i = \sin(X_i) + 0,1 \cdot \alpha_i$, где α , X – случайные нормально распределённые величины со средним значением 0, дисперсией 1, i меняется от 1 до 300, количество входов в модель $m = 6$, выходов $Y = 1$, это необходимо для имитации низкой корреляции между технологическими параметрами. Разделим сформированную выборку данных на обучающую 70% (210 шт.) и тестовую 30% (90 шт.) при условии, что тестовая выборка никак не используется при обучении и валидации нейронной сети, это необходимо для приближения эксперимента к реальным условиям создания и применения полученных моделей. Результаты расчётов обучения НС для синтетического примера 70% (210 шт.) обучающей выборки данных, представлены в табл. 1, а на рис. 1 иллюстрирован выход модели, построенной на тестовой выборке данных 30% (90шт.). Критерием остановки расчётов примем $R^2 > 0,80$ для тестовой выборки данных синтетического примера.

Таблица 1. Результаты подбора структуры нейронной сети на основе метода роя частиц для синтетического примера на обучающей выборке данных

Итерация	СКО	R^2	Слои	Нейроны в слое			Функции активации		
1	0.0053	0.9250	1	1	-	-	tansig	-	-
2	0.0034	0.9527	3	2	6	4	poslin	logsig	tansig
3	0.0020	0.9725	3	5	7	5	poslin	poslin	tansig
4	0.0014	0.9800	3	7	7	2	poslin	radbas	tansig
5	0.0013	0.9817	2	7	7	-	poslin	tansig	-
6	0.0012	0.9826	1	7	-	-	radbas	-	-
7	0.0012	0.9831	2	7	7	-	radbas	tansig	-
8	0.0012	0.9817	2	7	7	-	radbas	tansig	-
9	0.0010	0.9855	2	7	7	-	radbas	tansig	-
10	0.0010	0.9855	2	7	7	-	radbas	tansig	-

На основе представленной табл. 1 можно сделать вывод, что модифицированный метод роя частиц успешно находит оптимизированную архитектуру модели нейронной сети для простого тестового примера, время, затраченное на расчёт, около 355 секунд. Для расчёта применялся пакет программ MatLab на процессоре AMD Ryzen 5. За 2 глобальные итерации цикла метод роя частиц нашел оптимизированную архитектуру гиперпараметров нейронной сети, количество частиц в рое равно 20 штук. Алгоритм определил структуру модели нейронной сети за 10 локальных итерации. Полученный результат $R^2 = 0,9855$, что свидетельствует о нахождении оптимизированной структуры модели нейронной сети в условиях слабой корреляции входа между технологическими параметрами.

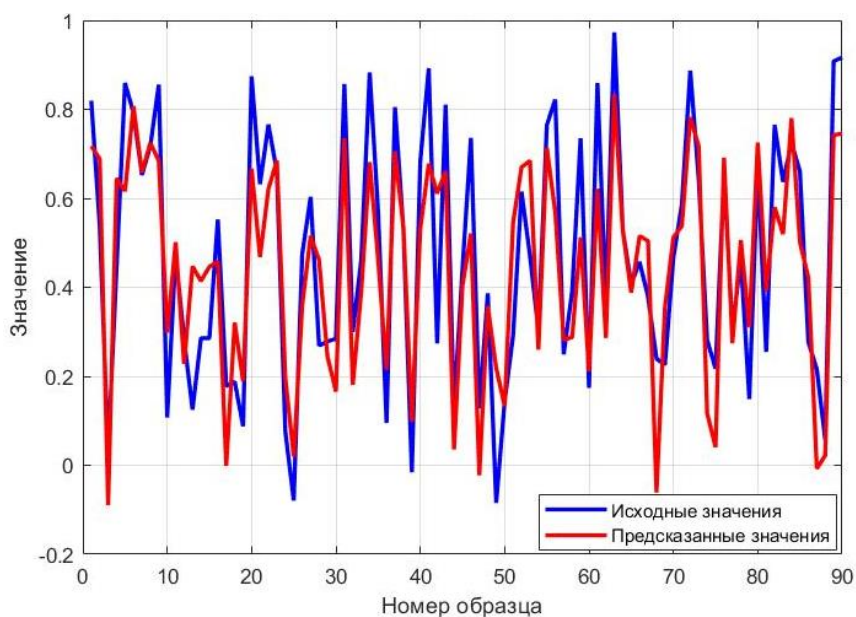


Рис. 1. Выход нейронной сети со структурой, подобранной методом роя частиц

Применим предложенный модифицированный метод роя частиц для нахождения и оптимизации архитектуры нейронной сети для математической модели виртуального анализатора оценки качества выходного продукта по концентрации суммы углеводородов C_1 – C_4 процесса стабилизации и перегонки бензина. Этот виртуальный анализатор описан в работе [5].

Для оценки суммы углеводородов C_1 – C_4 во фракции НК 35-70 технологического процесса построена математическая модель на основе нейронной сети с оптимизированной архитектурой, определенной с использованием метода роя частиц. Результаты моделирования представлены на рис. 2 и в табл. 2.

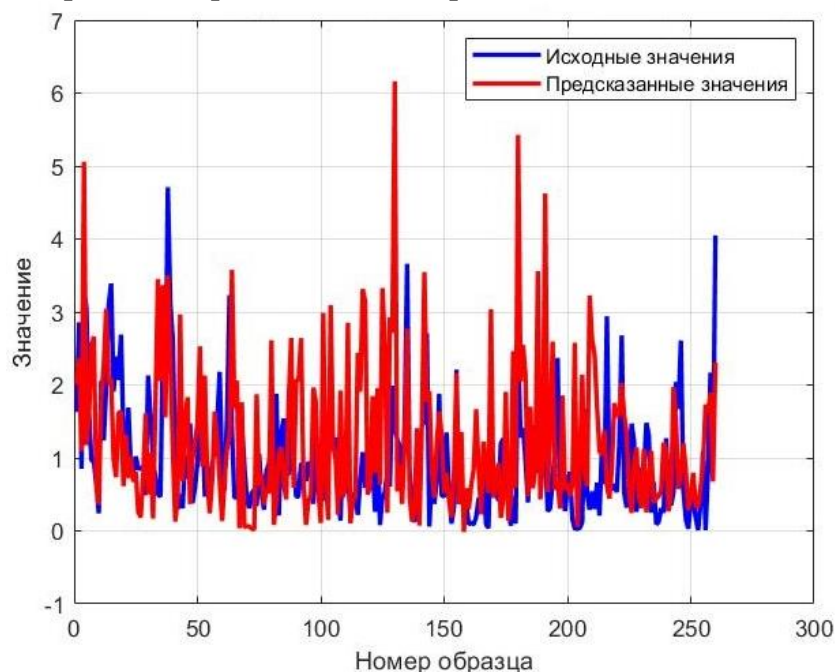


Рис. 2. Результаты прогноза, полученного ВА с оптимизированной методом роя частиц архитектурой нейронной сети

В результате работы оптимизационного метода роя частиц вычислено 10 запусков в каждом из которых по 20 частиц. В табл. 2 представлены лучшие результаты с каждого запуска. Этого вполне достаточно, чтобы определить оптимальную архитектуру модели нейронной сети для выбранного объекта исследования. Процесс

стабилизации и вторичной переработки бензина является сложным, а промышленные данные часто имеют сильную зашумленность, поэтому построение его модели является сложной задачей.

Критерий оптимальности архитектуры нейронной сети: $J = (R^2 - \overline{R^2})^2$.

Воспользовавшись критерием J , выберем наиболее подходящую архитектуру модели НС. Структура, полученная с помощью ОРЧ имеет следующие оптимальные гиперпараметры: количество слоев модели – 3; количество нейронов в каждом слое, соответственно: 5, 7, 2; функции активации для каждого слоя, соответственно: logsig, radbas, tansig. Точность обучения модели: СКО = 0,1710, коэффициент детерминации $R^2 = 0,8942$, время, затраченное на вычисления – около 311 секунд.

Таблица 2. Результаты подбора архитектуры НС с помощью ГА, для промышленного объекта

№ Запуска	СКО	R^2	J	Слои	Нейроны в слое	Функции активации в слое		
1	0,3110	0,8076	0,00675	2	5 4	poslin	tansig	-
2	0,2271	0,8595	0,00091	2	5 7	radbas	tansig	-
3	0,1879	0,8837	0,00004	3	5 7 1	logsig	logsig	tansig
4	0,1710	0,8942	0,00002	3	5 7 2	logsig	radbas	logsig
5	0,1660	0,8973	0,00006	3	6 7 4	logsig	tansig	logsig
6	0,1516	0,9062	0,00027	3	7 7 7	logsig	tansig	tansig
7	0,1446	0,9105	0,00043	3	7 7 7	logsig	tansig	tansig
8	0,1446	0,9105	0,00043	3	7 7 7	logsig	tansig	tansig
9	0,1391	0,9139	0,00058	3	7 7 7	logsig	tansig	tansig
10	0,1391	0,9139	0,0006	3	7 7 7	logsig	tansig	tansig

Заключение. Оптимизация роением частиц может быть применена для нахождения оптимальной архитектуры нейронной сети в процессе построения нейросетевой модели сложного технологического процесса. Время, затраченное на оптимизацию приемлемое, однако оценка степени качества структуры модели требует дополнительных исследований. Так в табл. 2 имеются различные структуры модели с близкими результатами точности и, наоборот, с одинаковыми структурами, однако различной точностью. Исходя из предложенного исследования и физического смысла оптимизации роением частиц можно сделать вывод, что этот метод применим для поиска оптимизированной структуры нейронной сети, однако возможно следует воспользоваться комплексом оптимизационных мер, чтобы получить более точный результат.

Библиографический список

1. LeCun, Y. Bengio Y., Hinton G. Deep learning // Nature. 2015. Vol. 521, No. 7553, pp. 436-444.
2. Kennedy J., Eberhart R. Particle swarm optimization // Proceedings of ICNN'95. International Conference on Neural Networks. 1995. Vol. 4, pp. 1942-1948.
3. Clerc M., Kennedy J. The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002. Vol. 6. No. 1, pp. 58-73.
4. Shi Y., Eberhart R. A modified particle swarm optimizer // IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence. 1998, pp. 69-73.
5. Mozharovskii I., Shevlyagina S. A hybrid approach to soft sensor development for distillation-in-series plant under input data low variability // Measurement Science and Technology. 2024. T. 35. No. 7. P. 076211.