

**ИНФОРМАЦИОННЫЕ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ
В ТЕХНИКЕ И ОБРАЗОВАНИИ**

УДК 519.6

**ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ
АРХИТЕКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ³**

И.С. Можаровский^{1,2}

¹*Институт автоматики и процессов управления ДВО РАН, Россия, Владивосток,*

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

Аннотация. Представлен генетический алгоритм, как метод поиска и оптимизации архитектуры нейронной сети для математической модели виртуального анализатора оценки качества выходного продукта по концентрации суммы углеводородов C₁-C₄ процесса стабилизации и перегонки бензина. Приведен пример поиска оптимальной архитектуры модели нейронной сети с использованием экспериментальной выборки данных, полученной с промышленного объекта.

Ключевые слова: математическая модель, моделирование, нейронная сеть, архитектура нейронной сети, генетический алгоритм, оптимизация, ректификационная колонна, массообменный технологический процесс, оценка показателя качества.

**APPLICATION OF GENETIC ALGORITHM TO OPTIMIZATION
OF NEURAL NETWORK ARCHITECTURE**

I.S. Mozharovskii

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

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

Abstract. The paper presents a genetic algorithm as a method for searching and optimizing the neural network architecture for a mathematical model of a virtual analyzer for assessing the quality of the product output based on the concentration of C1-C4 hydrocarbons in the process of stabilizing and distilling gasoline. The article presents an example of searching for the optimal architecture of a neural network model using an experimental data sample obtained from an industrial facility.

Keywords: mathematical model, modeling, neural network, neural network architecture, genetic algorithm, optimization, distillation column, mass-exchange technological process, quality indicator assessment.

Для цитирования: Можаровский И.С. Применение генетического алгоритма для оптимизации архитектуры нейронной сети // Математические методы в технологиях и технике. 2025. № 5. С. 72-75.

Введение. При создании виртуального анализатора оценки качества выходного продукта для промышленного объекта на основе модели нейронной сети требуются глубокие аналитические знания, так как необходимо подобрать оптимальную архитектуру модели. На этот процесс может уходить достаточно большое количество времени при условии, что она может быть так и не найдена, как оптимальная. Архитектура нейронной сети сильно влияет на конечный результат модели из-за особенностей выбранного метода моделирования и объекта исследования. Модель со сложной структурой достаточно легко переобучить или недообучить. При переобучении она слишком хорошо подстраивается под обучающие данные и плохо обобщает. При недообучении, модель слишком проста и не может учесть все закономерности процесса. Чтобы этого избежать, существуют различные подходы к оптимизации структуры нейронной сети, которая состоит из 4-х основных параметров: типа сети, количества слоев, количества нейронов, функции активации. В настоящее

³ Работа выполнена в рамках гос. задания Минобрнауки (FWFW-2025-0002).

время, к методами оптимизации обычно относят: генетический алгоритм (ГА), оптимизация роем частиц, ручной подбор, метод перебора – автоматизированный перебор всех возможных комбинаций параметров модели, эволюционный алгоритм и т.д. [1] В качестве демонстрации метода оптимизации архитектуры нейронной сети модели виртуального анализатора оценки показателя качества выходного продукта промышленного объекта, выберем генетический алгоритм (ГА), так как он наилучшим образом подходит для объекта исследования. Из плюсов генетического алгоритма можно отметить относительно быстрый поиск оптимальной структуры благодаря скрещиванию популяций, а за счет мутаций возможно нахождение сложных и эффективных структур [2].

Генетический алгоритм основан на концепциях биологической эволюции, таких как наследование, мутация, отбор и скрещивание. ГА может быть эффективно использован для оптимизации архитектуры нейронной сети [3].

Общее описание процесса оптимизации структуры модели с применением ГА представлено на рис. 1.

Во-первых, создается начальная популяция со случайными стартовыми параметрами для нейронных сетей. В качестве основных параметров архитектуры нейронной сети возьмём количество слоев, количество нейронов в каждом слое и типы активационных функций, критерием точности модели или функцией приспособленности выберем среднеквадратичную ошибку (MSE) выхода модели.



Рис. 1. Общее описание процесса оптимизации структуры модели с применением ГА

Затем запускается цикл по количеству поколений – этот параметр настраивается в зависимости от желаемой точности результата. В цикле строится нейронная сеть на текущей обучающей выборке несколько раз, для каждого набора параметров. В качестве результата для каждого набора параметров получаем соответствующую нейронную сеть, точность которой оценена среднеквадратичной ошибкой.

Далее, полученные наборы параметров ГА сортирует по оценкам соответствующих нейронных сетей и оставляет только половину лучших. Затем ГА формирует новую популяцию путем скрещивания двух наборов параметров из оставшихся с лучшими значениями оценок с усреднением. После этого происходит мутация параметров этих нейронных сетей добавлением или удалением случайного значения для каждого из них, с ограничением по максимальному и минимальному порогу.

Получившаяся новая популяцию отправляется в начало цикла.

В результате работы алгоритма на выходе получаем оптимизированную архитектуру для предложенной обучающей выборки данных.

Описание результатов исследования. Определение с применением ГА оптимальной архитектуры нейронной сети математической модели виртуального анализатора оценки качества выходного продукта, выполнено для процесса стабилизации и перегонки бензина по концентрации суммы углеводородов C₁-C₄ [4, 5]. Технологическая схема процесса изображена на рис. 2.

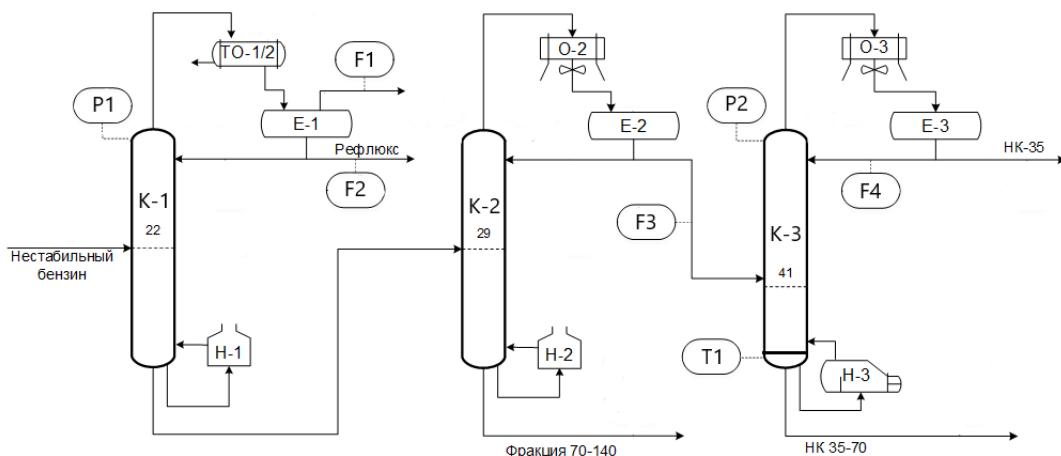


Рис. 2. Технологическая схема процесса стабилизации и вторичной переработки бензина

Блок стабилизации и вторичной перегонки бензина предназначен для стабилизации фракции НК-140 °C с получением рефлюкса, углеводородного газа и дальнейшего разделения стабильной фракции НК-140 °C на отдельные составляющие: НК-35 °C, 35-70 °C и 70-140 °C. Для исследуемого процесса требуется оперативная оценка содержания суммы углеводородов C₁-C₄ во фракции НК 35-70 °C (нижняя часть колонны K3). На основе описания технологического процесса сформирована экспериментальная обучающая выборка данных, включающая выбранные входные переменные, представленные в табл. 1. Отбор входных переменных осуществлялся на основе экспертной оценки. Для формирования экспериментального набора данных использовались технологические параметры с установки и лабораторные данные (y). Технологические параметры сопоставлены с временем отбора проб для лабораторного анализа и усреднены за последний час.

Таблица 1. Описание переменных входящих в модель

Переменные		Описание	Ед. измерения	Позиция
Вход	x_1	Давление верха колонны K-1	МПа	P1
	x_2	Расход рефлюкса, выходящий из колонны K-1	т/ч	F2
	x_3	Давление верха колонны K-3	МПа	P2
	x_4	Температура низа колонны K-3	°C	T1
	x_5	Расход флегмы на орошение колонны K-3	м ³ /ч	F4
	x_6	Расход дистиллята колонны K-2, поступающий в колонну K-3	м ³ /ч	F3
Выход	y	Сумма углеводородов C ₁ -C ₄ во фракции НК 35-70		-

Для оценки суммы углеводородов C₁-C₄ во фракции НК 35-70, описанного технологического процесса, построена математическая модель на основе нейронной сети с оптимизированной алгоритмом ГА архитектурой. Результаты моделирования представлены на рис. 3.

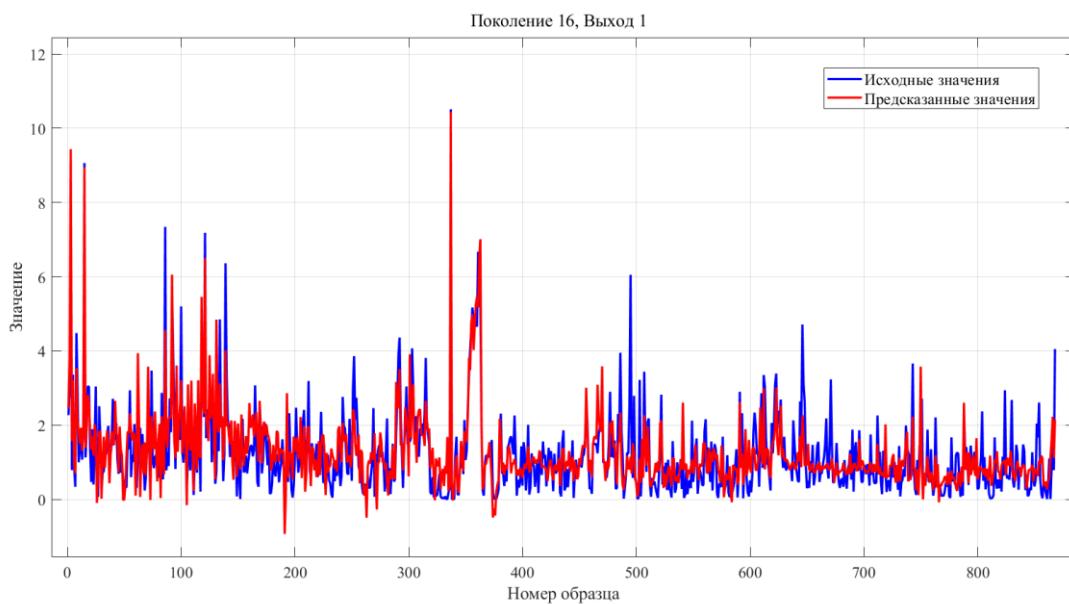


Рис. 3. Результаты моделирования

В результате работы алгоритма ГА получено 20 поколений в каждом из которых имелось по 10 популяций. Этого числа популяций оказалось вполне достаточно, чтобы рассчитать оптимальную архитектуру модели нейронной сети для описанного процесса. В результате структура модели получила следующие оптимальные параметры: количество слоев модели – 2; количество нейронов в каждом слое – 20, 10; функции активации для каждого слоя: tansig, radbas. Точность обучения модели: среднеквадратическая ошибка $MSE = 0,40647$, коэффициент детерминации $R^2 = 0,69861$.

Заключение. На основе полученных результатов можно сделать следующие выводы: метод ГА существенно упрощает процесс поиска оптимальной архитектуры нейронной сети, позволяет сэкономить время создания моделей, а также избежать использования неоптимальной архитектуры, что может привести к неудовлетворительным результатам моделирования. Чтобы найти оптимальную структуру модели нейронной сети требуется некоторое количество машинного времени, а структура, полученная ГА (в силу его свойств), может быть не совсем оптимальной. Поэтому следует пробовать различные подходы для нахождения оптимальной структуры, однако очевидно, что предложенный подход является достаточно весомой автоматизацией процедуры создания нейронных моделей, в том числе сложных технологических процессов.

Библиографический список

1. Coello C. A. C. *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems*. Springer. Com. 2007.
2. Rooker T. *Review of genetic algorithms in search, optimization, and machine learning* // AI Magazine. 1991. Т. 12. №. 1. С. 102-102.
3. Holland J. H. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press, 1992.
4. Можаровский И.С. Применение метода ансамблей при оценке качества выходного продукта процесса ректификации // Математические методы в технологиях и технике. 2024. № 5. С. 51-54.
5. Можаровский. И.С. Сравнение методов моделирования при оценке качества выходного продукта процесса ректификации // Математические методы в технологиях и технике. 2023. Т. 7. С. 35-38.