

DOI: 10.18721/JCSTCS.12204
УДК 004.942

МНОГОКРИТЕРИАЛЬНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ РЕКТИФИКАЦИОННОГО ПРОЦЕССА ПО АЛГОРИТМУ SPEA2

Д.А. Костенко, В.А. Онуфриев, В.П. Шкодырев

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,
Санкт-Петербург, Российская Федерация

Описан процесс многокритериальной оптимизации по методу Парето-оптимальности. В качестве объекта управления выступает крупное промышленное предприятие. Объект декомпозируется и представляется в виде иерархии вложенных орграфов. Вершины орграфов отмечают состояние производимого продукта, рёбра – технологические операции. На основании технической документации по объекту составляются списки целевых показателей и факторов управления, помогающие систематизировать источники влияния на качество и объем производимого продукта. Нейронная сеть, обученная на архиве статистических данных, идентифицирует связи между параметрами выходного продукта и источниками влияния. Полученные связи дискретизируются по времени и подаются на вход алгоритма SPEA2. Алгоритм производит сравнение зависимостей и выстраивает Парето-оптимальный фронт, состоящий из комбинаций значений управляемых параметров.

Ключевые слова: Парето-оптимальность, многокритериальная оптимизация, идентификация, SPEA2, нейронная сеть.

Ссылка при цитировании: Костенко Д.А., Онуфриев В.А., Шкодырев В.П. Многокритериальная оптимизация ректификационного процесса по алгоритму SPEA2 // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление. 2019. Т. 12. № 2. С. 39–49. DOI: 10.18721/JCSTCS.12204

MULTICRITERIAL OPTIMISATION OF RECTIFICATIONAL PROCESS BASED ON SPEA2 ALGORITHM

D.A. Kostenko, V.A. Onufriev, V.P. Shkodyrev

Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University,
St. Petersburg, Russian Federation

This article describes the process of multicriterial optimization using the Pareto efficiency method. A large-scale industrial plant was taken as a controllable object. The object was decomposed and represented as a hierarchy of embedded orgraphs. The orgraph's vertices mark the current state of the product while the edges stand for technological operations. Based on the object's technical documentation, a list of

influencing factors is created. The list contains every technological parameter affecting the quality of the final product. A neural network trained on a set of statistical data is utilized to identify dependencies between discrete influencing factors and the product quality. These dependencies are then processed with the SPEA2 algorithm, outputting a set of combinations of optimized parameters values known as the Pareto front.

Keywords: Pareto efficiency, multicriterial optimisation, identification, SPEA2, neural network.

Citation: Kostenko D.A., Onufriev V.A., Shkodyrev V.P. Multicriterial optimisation of rectificational process based on SPEA2 algorithm. St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Computer Science. Telecommunications and Control Systems, 2019, Vol. 12, No. 2, Pp. 39–49. DOI: 10.18721/JCSTCS.12204

Введение

Говоря о многокритериальных задачах оптимизации, мы имеем в виду решение задач в условиях неопределенности. При этом выбор вариантов осуществляется по группе оценок, находящихся в противоречии друг с другом [1].

Необходимость оптимизировать несколько ключевых показателей качества (Key Performance Indicators – KPI) одновременно возникает в различных сферах человеческой деятельности, в том числе в нефтеперерабатывающей промышленности [2]. Ввиду сложности промышленных процессов и неопределенности условий принятия решений [3] оптимизации предшествует идентификация [4], в целях которой процессы могут быть декомпозированы [5].

Для исключения из рассмотрения заведомо неконкурентоспособных вариантов решения широко применяется принцип Парето. Однако выбор окончательного результата осуществляется на основе дополнительной информации о предпочтениях лица, принимающего решения [6, 7].

Частным примером процесса, характеризующего группой параметров, является перегонка нефти. Она представляет собой многоступенчатое разложение сырья на фракции под воздействием различных комбинаций давления и температуры. Процесс частично протекает в ректификационной установке (РУ), одна из которых была взята за прототип. Для модели РУ были назначены следующие KPI:

- качество (степень соответствия выходного продукта установленным нормам);

- производительность (объем выхода продукта);

- рентабельность (экономическая эффективность производства продукта);

- надежность (количество отказов оборудования на единицу времени);

- безопасность (количество аварий на единицу времени).

Ректификация описывается значительным количеством параметров: до нескольких сотен характеристик на одну ректификационную установку. Сюда входят температура в отгонной секции, шлеме и на тарелках колонны; давление в зоне питания, давление в отгонной секции и т. д. Внутри и снаружи колонны протекают как последовательные (многоступенчатая очистка сырья, разогрев, прокачка), так и параллельные (конденсация фракций на разных тарелках) процессы. Включение промежуточных продуктов в технологию перегонки, как в случае с орошением колонны конденсированным ректификатом, создают дополнительный – горизонтальный уровень иерархии между операциями. Необходимо также учесть временную задержку, вносимую инерционностью системы, и непрерывный режим работы установки.

Таким образом, процессы, находящиеся на верхнем уровне иерархии, имеют неочевидную связь с процессами более нижних уровней, а зависимости между ними не могут быть представлены функциями вида $y = f(g, u)$. Однако для управления установкой требуется влиять на процессы верхнего уровня, изменяя параметры на нижнем и, наоборот, влиять на процессы

нижнего уровня, изменяя параметры на верхнем.

В данной статье описанная выше проблема решается путем декомпозиции сложной системы (ректификационной установки) вплоть до отдельных узлов и процессов. Полученная структура представляется в виде графа. Вершиной созданной иерархии становится набор КРІ, ключевых показателей. Каждый из них разбивается на несколько слагаемых, находящихся уровнем ниже. Процесс деления продолжается до тех пор, пока достигнутый уровень иерархии не будет содержать однозначно интерпретируемой зависимости вида $y = f(x)$. Идентификация зависимости выполняется при помощи нейронной сети, обученной на архиве статистических данных по работе установки. При подъеме на следующий уровень зависимость примет вид $y = g(f(x))$. Поднимаясь вверх по полученному дереву, можно определить зависимость между изменением КРІ и входного параметра из основания иерархии.

При этом ключевые параметры эффективности, расположенные на вершине, могут противоречить друг другу. В частности, повышение производительности за счет введения более агрессивных рабочих параметров процесса неизбежно повлечет рост

количества отказов и общее снижение надежности, что в итоге может снизить показатель рентабельности не только конкретной установки, но и всего завода. Антагонизм вида «дешево – быстро – качественно» приводит к необходимости применения алгоритма многокритериальной оптимизации, обеспечивающего баланс между конфликтующими КРІ установки.

Цель нашего исследования – построение математической моделиректификационного процесса и многокритериальная оптимизация с применением принципа Парето.

Для анализа использованы статистические данные работы нефтеперегонной установки действующего нефтеперерабатывающего завода (НПЗ). На основании статистики базовых параметров перегонного процесса составлены графические представления зависимости производительности разных фракций от температуры, характеризующих самый нижний уровень иерархии. Для оптимизации верхнего уровня иерархии (КРІ) путем изменения управляющих воздействий нижнего уровня между ними требуется выявить четкую связь. Для этого выполнена идентификация модели зависимости выхода фракций 240-320 и 300-350 от температуры в отгонной секции РУ [8].

Таблица 1

Управляемые параметры и целевые показатели объекта

Table 1

Controlled object parameters and targets

| Входные параметры | Управляемые параметры, U | | Целевые показатели, G | |
|-------------------|--------------------------|---|-----------------------|--------------------------------|
| Сырая нефть | U ₁ | Объем нефти на вводе в колонну | G ₁ | Объем выхода фракции 140-240 |
| | U ₂ | Температура нефти на вводе в колонну | G ₂ | Объем выхода фракции 240-300 |
| | U ₃ | Давление в колонне на участке ввода нефти | G ₃ | Объем выхода фракции 300-350 |
| | U ₄ | Температура в отгонной секции | G ₄ | Объем выхода мазута |
| | U ₅ | Давление в отгонной секции | G ₅ | Объем выхода верхнего продукта |
| | U ₆ | Температура на тарелке 23 | | |
| | U ₇ | Температура на тарелке 36 | | |
| | U ₈ | Температура на тарелке 49 | | |

Идентификация данных

Установка состоит из подогревателя сырья и теплообменника, ректификационной колонны, конденсатора-холодильника и кипятильника. Нагретое сырье вводится в зону питания ректификационной колонны, где разделяется на твердую и паровую фазы. В результате ректификации сверху колонны отбирается изопентан как верхний продукт, на тарелках между шлемом колонны и зоной питания конденсируются более тяжелые фракции.

Снизу, из отгонной секции, отбирается мазут как остаток (рис. 1) [9].

Для оптимизации был выбран показатель температуры (U4 в табл. 1) в отгонной секции колонны, изменение которого было призвано максимизировать выход фракций 240-300 и 300-350 (G2 и G3 в табл. 1).

Для идентификации представленных на рис. 2 зависимостей применена нейронная сеть (НС). НС обучалась на выборке из статистики колебаний параметров, полученной за сутки работы колонны-образца.

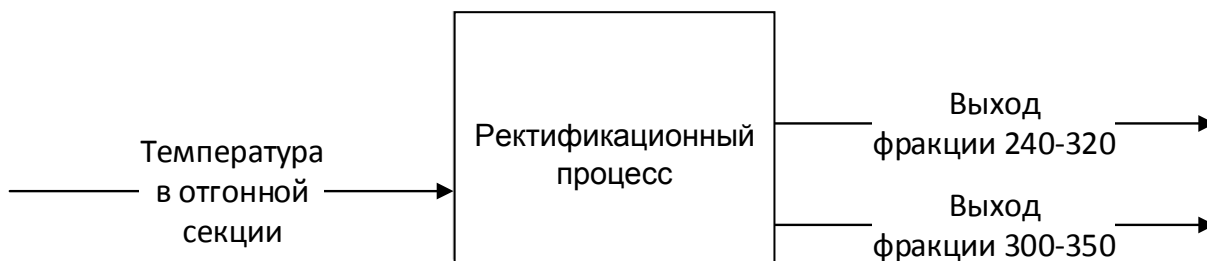


Рис. 1. Упрощенная схема ректификационного процесса

Fig. 1. Simplified scheme of the rectification process

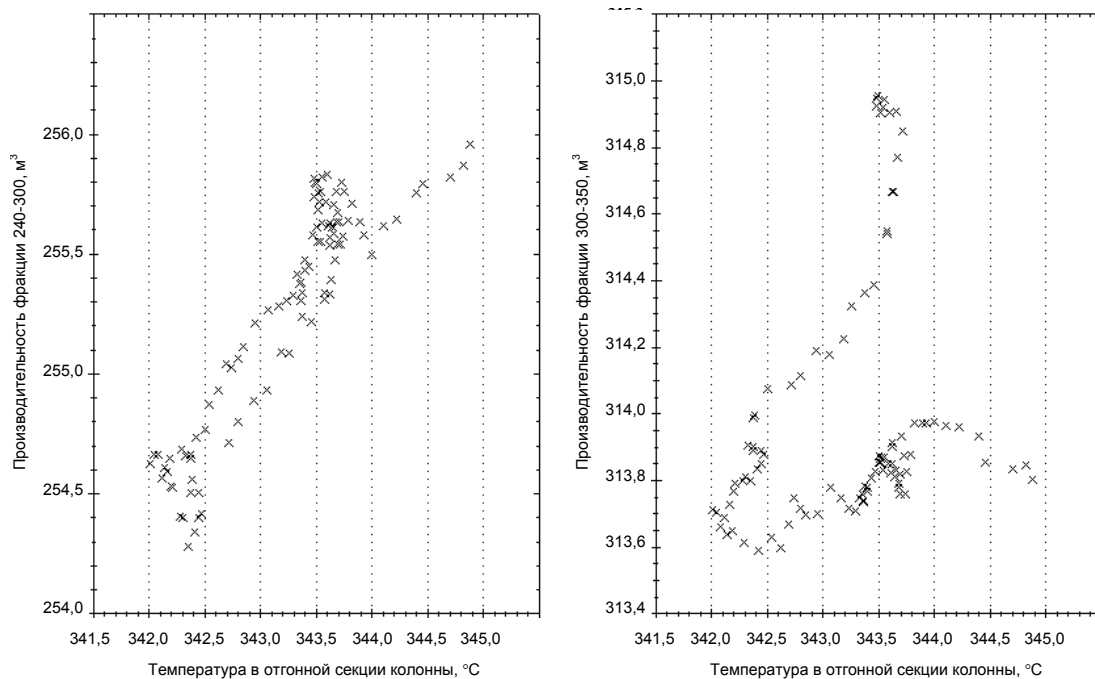


Рис. 2. Зависимость объема выхода фракции 240-300 (слева) и 300-350 (справа) от температуры

Fig. 2. The dependence of the output volume of the fraction 240-300 (left) and 300-350 (right) on temperature

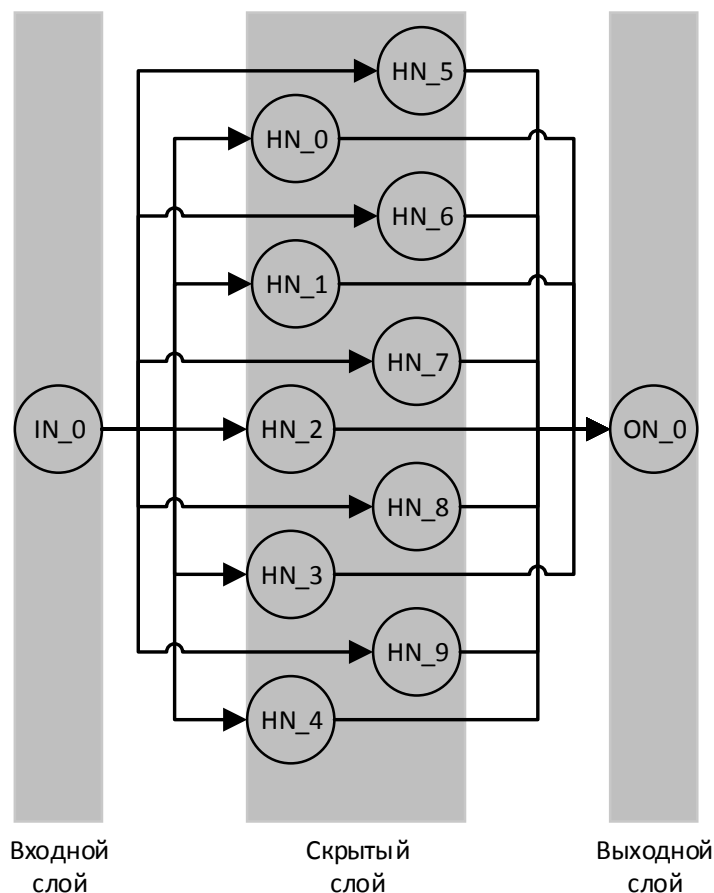


Рис. 3. Схема нейронной сети
 Fig. 3. Scheme of the neural network

Применена нейронная сеть, включающая один входной, один скрытый и один выходной слой (рис. 3). Входной и выходной слой содержат по одному нейрону, скрытый слой – 10. Обучение по принципу обратного распространения ошибки. Скрытый и выходной слой используют сигмоидную активационную функцию вида:

$$F(x) = \frac{e^x}{e^x + 1} \quad (1)$$

Таким образом, формула, описывающая работу нейронной сети:

$$ON = f\left(\sum_{k=0}^{10} f\left(\sum_{k=0}^{10} IN * IHN\right) * OHN\right), \quad (2)$$

где f – сигмоидная активационная формула (1), а IN, ON, IHN и OHN приведены в табл. 2 и 3, демонстрирующих конфигурации скрытого слоя для давления и температуры соответственно.

Применение описанной выше нейронной сети к исходным данным позволило получить модели связи температуры в отгонной секции с производительностью фракций 240-300 и 300-350, графическое представление которых зафиксировано на рис. 4.

Для проверки корреляции между полученными моделями (линии на рис. 4) и исходными наборами данных (точки на рисунке) были вычислены коэффициенты корреляции $\rho_{x,y}$, составившие 0,76312 для левого графика и 0,90781 для правого. Применена следующая формула:

$$\rho_{x,y} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n X_t Y_t - \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n X_t\right) \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t\right)}{\sigma_x * \sigma_y}, \quad (3)$$

где σ_x и σ_y являются средними значениями соответствующих выборок.

Таблица 2

Скрытый нейронный слой, фракция 240-300

Table 2

The hidden neural layer, fraction 240-300

| Нейрон | Вход (IN) | Выход (ON) | Вес до источника (IHN) | Вес до цели (OHN) |
|--------|-----------|------------|------------------------|-------------------|
| 0 | 0,5329 | 0,4675 | 0,9646 | 0,5356 |
| 1 | -0,4489 | 0,4218 | -0,8125 | -1,0897 |
| 2 | 0,6221 | 0,6083 | 1,1261 | 0,6041 |
| 3 | -0,1149 | 0,5999 | -0,2079 | -0,7524 |
| 4 | 0,7458 | 0,5611 | 1,3499 | 0,8198 |
| 5 | 2,5314 | 0,7924 | 4,5817 | 3,1874 |
| 6 | -1,0151 | 0,3031 | -1,8377 | -1,8294 |
| 7 | 1,5302 | 0,7177 | 2,7695 | 1,8181 |
| 8 | -0,0096 | 0,4126 | -0,0174 | -0,3680 |
| 9 | -0,3281 | 0,3505 | -0,5939 | -0,8191 |

Таблица 3

Скрытый нейронный слой, фракция 300-350

Table 3

The hidden neural layer, fraction 300-350

| Нейрон | Вход (IN) | Выход (ON) | Вес до источника (IHN) | Вес до цели (OHN) |
|--------|-----------|------------|------------------------|-------------------|
| 0 | -0,4983 | 0,2103 | -0,9457 | 0,7026 |
| 1 | -3,5414 | 0,0843 | -6,7410 | -3,9722 |
| 2 | -0,7764 | 0,3018 | -1,4716 | 1,3219 |
| 3 | 0,7931 | 0,4216 | 1,5021 | -1,416 |
| 4 | -0,7696 | 0,3039 | -1,4587 | 1,3393 |
| 5 | -0,1638 | 0,1935 | -0,3109 | 0,2529 |
| 6 | -0,1228 | 0,2843 | -0,2331 | 0,1390 |
| 7 | -0,2815 | 0,2045 | -0,5342 | 0,4098 |
| 8 | -0,5891 | 0,2605 | -1,1171 | 0,9753 |
| 9 | 0,0778 | 0,2562 | 0,1475 | -0,1713 |

Показатели корреляции могли быть улучшены путем увеличения: обучающей выборки для нейронной сети; количества скрытых нейронных слоев и/или нейронов в них; числа итераций. Однако, чтобы не отклоняться от основной темы работы, данные показатели были признаны удовлетворительными.

Имея математические модели взаимосвязей базовых параметров перегонного процесса, стало возможным сравнить их

между собой и определить оптимальные точки согласно методу многокритериальной оптимизации.

Оптимизация по Парето

При решении задачи:

$$f_i(x) \rightarrow \min_{x \in D}, \quad i \in [1:k], \quad D \subset R^n, \quad (4)$$

где R_n – n -мерное евклидово пространство, нужно рассмотреть две точки x' и $x'' \in D$.

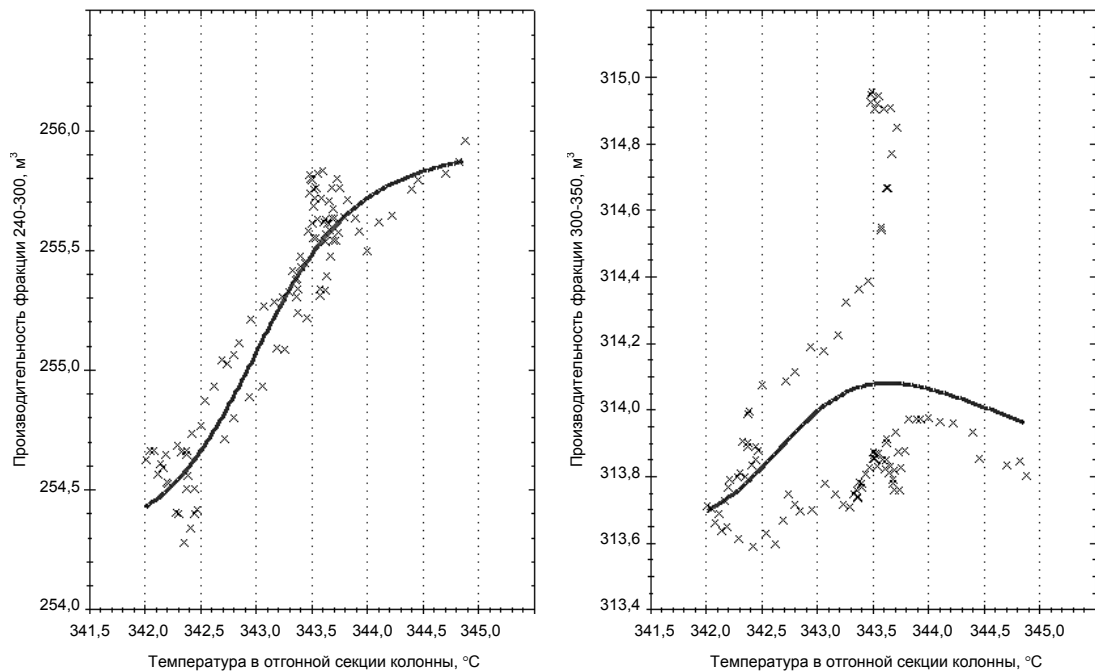


Рис. 4. Графическое представление идентифицированных моделей

Fig. 4. Graphic representation of the identified models

Если следующие неравенства выполняются для всех $i \in [1:k]$, причем по крайней мере одно из неравенств строгое, то будем говорить, что точка x' предпочтительнее чем x'' :

$$f_i(x') \leq f_i(x''). \quad (5)$$

Если для некоторой точки $x^0 \in D$ не существует более предпочтительных точек, то x^0 можно назвать эффективным или Парето-оптимальным решением многокритериальной задачи. Множество, включающее все эффективные решения, обозначается $P(D)$ и называется множеством Парето для векторного отображения $f: D \rightarrow R^n$, $f = (f_1, \dots, f_k)$, при этом $P(D) \subset D \subset R^n$. Образ множества $P(D)$ в пространстве критериев R^k обозначается как $P(f)$. Множество $P(f) = f(P(D))$ называется множеством эффективных оценок [10].

Смысл введенного понятия эффективного решения состоит в том, что оптимальное решение многокритериальной задачи следует искать только среди множества $P(D)$ (принцип Парето). В противном случае всегда найдется точка x , оказывающаяся

наиболее предпочтительной, независимо от расстановки приоритетов и относительной важности отдельных частных критериев [1].

Для оптимизации по Парето был выбран Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2 (SPEA2) [11], обеспечивающий наиболее репрезентативное распределение точек по сравнению с другими алгоритмами (VEGA, FFGA [12], NPGA [13], SPEA).

Как и перечисленные выше алгоритмы, SPEA2 оперирует понятием «силы», рассчитываемым как количество точек, которые доминируются по Парето данной точкой. Однако высокий показатель силы не гарантирует, что точка располагается близко к границе Парето, поэтому здесь вводится основанная на силе величина – слабость. Слабость точки есть суммарная сила всех точек, доминирующих над данной. Для точки i в группе G формула слабости выражается как

$$\text{Слабость}(i) = \sum_{g \in G} \text{Сила}(g). \quad (6)$$

Для выбора оптимальной точки желательно, чтобы хилость была как можно

меньше: недоминируемая особь имеет слабость, равную нулю. Для выполнения расчетов по алгоритму SPEA2 применяется величина, обратная слабости, которую можно обозначить как приспособленность:

$$\text{Приспособленность}(i) = \frac{1}{1 + \text{Слабость}(i)}. \quad (7)$$

Кроме того, SPEA2 реализует возможность доукомплектования внешнего множества лучшими доминирующими индивидами из текущей популяции, если мощность внешнего множества меньше допустимого значения, а кластеризация обеспечивает более репрезентативное распределение недоминируемых решений [14].

В сокращенном виде алгоритм SPEA2 можно представить следующим образом:

Шаг 1. Инициализация: создать первоначальную популяцию P_0 и пустой архив (отдельное множество) $\bar{P}_0 = \emptyset$. Установить $t = 0$.

Шаг 2. Назначение параметра пригодности: рассчитать значения пригодности для элементов множеств P_t и \bar{P}_t .

Шаг 3. Селекция на основе окружения: скопировать всех недоминируемых индивидов из P_t и \bar{P}_t в P_{t+1} . Если размер P_{t+1} превышает размер \bar{N} , P_{t+1} должен быть уменьшен; в обратном случае размер P_{t+1} наращивается за счет доминируемых индивидов из P_t и \bar{P}_t .

Шаг 4. Остановка: если $t \geq T$ (достигнут лимит поколений) или выполнен другой критерий остановки алгоритма, выполнение прекращается, а набором искомым индивидов считается P_{t+1} .

Шаг 5. Селекция на основе спаривания: провести среди элементов P_{t+1} бинарный турнир с заменой, чтобы заполнить пул спаривания.

Шаг 6. Мутация: применить операторы мутации и рекомбинации к пулу спаривания, сохранив полученную популяцию в P_{t+1} . Увеличить счетчик поколений на 1 ($t = t + 1$) и перейти к шагу 2.

Порядок выполнения шагов алгоритма представлен на рис. 5.

Алгоритм SPEA2 применен для поиска множества значений температуры в колонне, обеспечивающих максимизацию выхода фракций 240-300 и 300-350 (рис. 6). Для этого использовались полученные ранее идентифицированные модели. Сохраняя прежний размер выборки, мы соотнесли графики множества Парето и моделей, чтобы получить числовые значения производительности. Полный перечень точек и соответствующих им значений приведен в табл. 4.

Результатом применения алгоритма к идентифицированным моделям стало построение множества Парето из восьми точек, отсортированных по убыванию оптимальности.

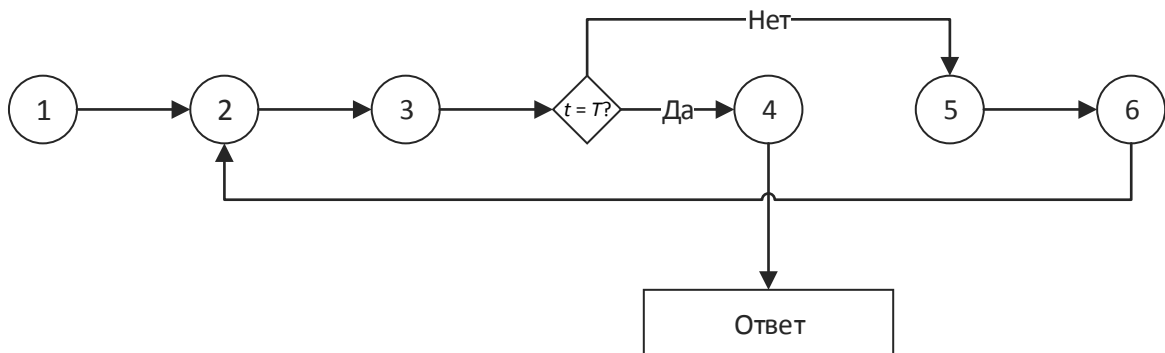


Рис. 5. Порядок выполнения шагов алгоритма SPEA2
 Fig. 5. The order of execution of the steps of the algorithm SPEA2

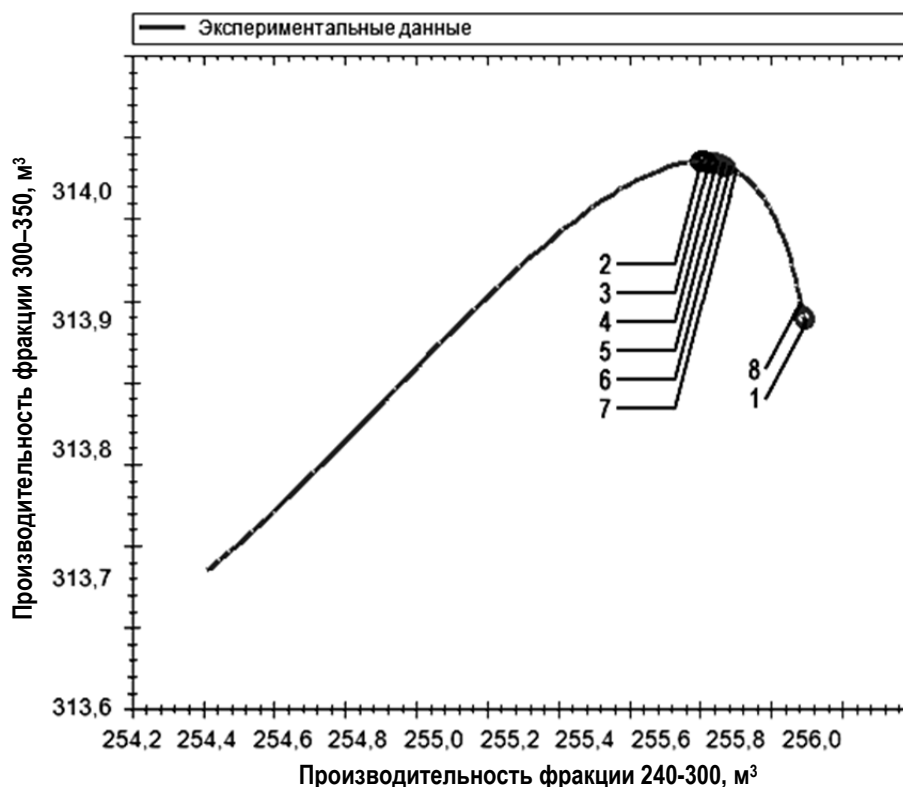


Рис. 6. Графическое представление множества Парето
 Fig. 6. Graphical representation of the Pareto set

Таблица 4

Числовые значения множества Парето

Table 4

The numerical values of the Pareto set

| Точка | Температура, °С | Выход фракции 240-300, м³ | Выход фракции 300-350, м³ |
|-------|------------------|---------------------------|---------------------------|
| 1 | 344,823852539063 | 255,869043673089 | 313,914703058703 |
| 2 | 343,325988769531 | 255,623350989602 | 314,04678075533 |
| 3 | 343,371765136719 | 255,636549610692 | 314,046650398148 |
| 4 | 344,712951660156 | 255,866950335304 | 313,918779855307 |
| 5 | 343,374877929688 | 255,661217222795 | 314,045467958112 |
| 6 | 343,35595703125 | 255,672724869121 | 314,044445521759 |
| 7 | 343,364624023438 | 255,649165327318 | 314,046207859264 |
| 8 | 343,407836914063 | 255,683708140522 | 314,043155299305 |

Степень оптимальности точек определяется максимизацией выхода фракций и повышением рабочей температуры внутри РУ.

Выводы

В ходе работы выполнена декомпозиция ректификационной установки, определены

входные, управляемые и целевые показатели. На основе собранной статистики при помощи нейронной сети идентифицированы модели зависимостей между параметрами. Модели использованы для определения множества Парето из восьми точек, выбранных лучшими по соотношению значений.

В дальнейшем планируется расширить сферу практического применения рассмотренного выше подхода. Для этого потребуется составить полные цепочки связей от базовых управляющих параметров до КРІ верхнего уровня, что поможет реализовать отслеживание ключевых индикаторов работы установки или всего предприятия в

реальном времени. Доработав управляющее программное обеспечение, можно дать обратный ход процессу, подбирая управляющие процессы, обеспечивающие заранее заданные значения КРІ. Это позволит не только оптимизировать сложные процессы, но и обеспечить более эффективный контроль над ними.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Черноруцкий И.Г. Методы оптимизации. Компьютерные технологии. СПб.: БХВ-Петербург, 2011. 384 с.
2. Буренина И.В., Варакина В.А. Система единых показателей оценки эффективности деятельности вертикально-интегрированных нефтяных компаний // *Науковедение*. 2014. № 1(20). С. 6.
3. Машунин К.Ю., Машунин Ю.К. Моделирование технических систем в условиях неопределенности и принятие оптимального решения // *Известия РАН. Теория и системы управления*. 2013. № 4. С. 19–35.
4. Kostenko D., Kudryashov N., Maistrishin M., Onufriev V., Potekhin V., Vasiliev A. Digital twin applications: Diagnostics, optimisation and prediction // *Proc. of the 29th DAAAM Internat. Symp. DAAAM Internat.*, 2018. Pp. 574–581.
5. Yaochu J. Pareto-optimality is everywhere: From engineering design, machine learning, to biological systems // 2008 3rd Internat. Workshop on Genetic and Evolving Systems. IEEE. 2008. DOI: 10.1109/GEFS.2008.4484555
6. Schleich B., Anwer N., Mathieu L., Wartzack S. Shaping the digital twin for design and production engineering // *CIRP Annals*. 2017. Vol. 1. № 66. Pp. 141–144.
7. Бродецкий Г.Л. Методы оптимизации многокритериальных решений в логистике. М.: 2009. 224 с.
8. Кини Р.Л., Райфа Х. Принятие решений при многих критериях: предпочтения и замещения. М.: Радио и связь, 1981. 560 с.
9. Гуревич И.Л. Общие свойства и первичные методы переработки нефти и газа. М.: Химия, 1972. 361 с.
10. Подиновский В.В., Ногин В.Д. Парето-оптимальные решения многокритериальных задач. М.: Наука, 1982. 256 с.
11. Zitzler E., Laumanns M., Thiele L. SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm // *Techn. Rep. TIK Report*. Zurich: Department of Electrical Engineering Swiss Federal Institute of Technology (ETH), 2001. 21 p.
12. Fonseca C.M., Fleming P.J. Genetic algorithm for multiobjective optimization, formulation, discussion and generalization // *Genetic Algorithms: Proc. of the 5th Internat. Conf. San Francisco CA: Morgan Kaufmann Publishers Inc.*, 1993. Vol. 1. Pp. 416–423.
13. Horn J.N., Nafpliotis A.L., Goldberg D.E. A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization // *Proc. of the 1st IEEE Conf. on Evolutionary Computation*. IEEE World Congress on Computational Intelligence. Piscataway NJ: IEEE Service Center, 1994. Vol. 1. Pp. 82–87.
14. Тарутин А.В., Набатов А.В. Применение методов генетических алгоритмов для построения множества Парето в задачах многокритериальной оптимизации // *Инженерный вестник Дона*. 2015. № 4. С. 39.

Статья поступила в редакцию 30.12.2018.

REFERENCES

1. Chernoruckiy I.G. *Metody optimizacii. Kompyuternye tekhnologii* [Optimisation methods. Computer technology]. St. Petersburg: BHV-Petersburg, 2011. 384 p. (rus)
2. Burenina I.V., Varakina V.A. Sistema yedinykh pokazateley otsenki effektivnosti deyatel'nosti vertikalno-integrirovannykh neftyanykh kompaniy [The single indicator system of performance assessment of vertically integrated oil enterprises]. *Naukovedeniye* [Science studies], 2014, No. 1(20). Pp. 6. (rus)
3. Mashunin K.Yu., Mashunin Yu.K. Modelirovaniye tekhnicheskikh sistem v usloviyakh neopredelennosti i prinyatiye optimalnogo resheniya [Modelling of technical systems under uncertain circumstances and making an optimal decision]. *Izvestiya RAN. Teoriya i sistemy upravleniya* [RAN News. Theory of control systems], 2013, No. 4, Pp. 19–35. (rus)
4. Kostenko D., Kudryashov N., Maistrishin M., Onufriev V., Potekhin V., Vasiliev A. Digital twin

applications: diagnostics, optimisation and prediction. *Proceedings of the 29th DAAAM International Symposium*. DAAAM International, 2018, Pp. 574–581.

5. **Yaochu J.** Pareto-optimality is everywhere: From engineering design, machine learning, to biological systems. *2008 3rd International Workshop on Genetic and Evolving Systems*. IEEE, 2008. DOI: 10.1109/GEFS.2008.4484555

6. **Sleich B., Anwer N., Mathieu L., Wartzack S.** Shaping the digital twin for design and production engineering. *CIRP Annals*, 2017, Vol. 1, No. 66, Pp. 141–144.

7. **Brodetskiy G.L.** *Metody optimizatsii mnogokriterialnykh resheniy v logistike [Methods of multicriteria decisions optimization in logistics]*. Moscow: 2009, 224 p. (rus)

8. **Keeney R.L., Raifa H.** *Prinyatiye resheniy pri mnogikh kriteriyakh: predpochteniya i zameshcheniya [Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Tradeoffs]*. Moscow: Radio i svyaz Publ., 1981, 560 p. (rus)

9. **Gurevich I.L.** *Obshchiye svoystva i pervichnyye metody pererabotki nefii i gaza [Common properties and primary methods of oil and gas processing]*. Moscow: Khimiya, 1972, 361 p. (rus)

10. **Podinovskiy V.V., Nogin V.D.** *Pareto-optimalnye resheniya mnogokriterialnykh zadach*

[*Pareto-optimal solutions for multicriterial tasks*]. Moscow: Nauka Publ., 1982, 256 p. (rus)

11. **Zitzler E., Laumanns M., Thiele L.** SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm. *Techn. Rep. TIK Report*. Zurich: Department of Electrical Engineering Swiss Federal Institute of Technology (ETH), 2001, 21 p.

12. **Fonseca C.M., Fleming P.J.** Genetic algorithm for multiobjective optimization, formulation, discussion and generalization. *Genetic Algorithms: Proceeding of the 5th International Conference*. San Francisco CA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1993, Vol. 1, Pp. 416–423.

13. **Horn J.N., Nafpliotis A.L., Goldberg D.E.** A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization. *Proceedings of the 1st IEEE Conference on Evolutionary Computation. IEEE World Congress on Computational Intelligence*. Piscataway NJ: IEEE Service Center, 1994, Vol. 1, Pp. 82–87.

14. **Tarutin A.V., Nabatov A.V.** *Primeneniye metodov geneticheskikh algoritmov dlya postroyeniya mnozhestva Pareto v zadachakh mnogokriterialnoy optimizatsii [Application of genetical algorithms to build a Pareto set in a multi criteria optimization task]*. *Inzhenernyy vestnik Dona [Engineering news of Don]*, 2015, No. 4, P. 39. (rus)

Received 30.12.2018.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / THE AUTHORS

КОСТЕНКО Дмитрий Андреевич

KOSTENKO Dmitri A.

E-mail: zaba-1@bk.ru

ОНУФРИЕВ Вадим Александрович

ONUFRIEV Vadim A.

E-mail: ovavadim@gmail.com

ШКОДЫРЕВ Вячеслав Петрович

SHKODYREV Viacheslav P.

E-mail: shkodyrev@mail.ru