

УДК 519.8

DOI: 10.22213/2410-9304-2024-1-56-61

## Модель оптимизации выпуска продукции машиностроительного предприятия в условиях неопределенности спроса

М. С. Воробьев, аспирант, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

Е. Н. Вахрушева, кандидат экономических наук, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

С. В. Вологдин, доктор технических наук, доцент, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

*В статье разработана модель оптимизации плана выпуска продукции машиностроительного предприятия, учитывающая совокупность таких факторов, как финансовые возможности и производственная мощность предприятия, ограниченность ресурсов, а также неопределенность спроса в перспективе планирования на срок более трех месяцев. Учитываются особенности продукции машиностроительного завода, производящего оборудование и запасные части для предприятий нефтедобывающей отрасли, а также особенности его работы на рынке, состоящие в том, что такое предприятие может составлять прогноз продаж на 2–3 месяца вперед на основе фактического спроса по договорам тендеров. И это будет минимальный план, который необходимо выполнить производственному предприятию. Неопределенность спроса предлагается решить с помощью адаптивных методов прогнозирования на основе статистических данных, имеющихся на предприятии, о продажах за прошлые периоды. А именно, с помощью эконометрических моделей ARMA и ARIMA, которые разработаны для анализа временных рядов, не содержащих сезонную компоненту, поскольку спрос на продукцию машиностроительного предприятия не имеет сезонных колебаний. Модель ARMA использует комбинацию прошлых значений и белого шума для предсказания будущих значений и предполагает, что данные временных рядов являются стационарными, значит, их статистические свойства не будут меняться со временем. Модель ARIMA является расширением ARMA для нестационарных временных рядов и применяется для построения краткосрочных прогнозов, в которых период упреждения составляет от одного, нескольких месяцев до года. Математическая модель представляет собой задачу нелинейной условной оптимизации. Для решения этой задачи предложены различные методы, позволяющие в результате определить оптимальный план выпуска продукции, минимальную сумму кредита и количество ресурсов, необходимых для реализации этого плана.*

**Ключевые слова:** модель, оптимизация, план, прогнозирование, спрос, машиностроение.

### Введение

При моделировании экономических систем учитывается совокупность множества факторов, оказывающих влияние на эти системы. При этом выделяется основная цель – целевая функция, для которой при существующих условиях требуется найти наилучшее значение. Если наилучшим будет наибольшее или наименьшее значение целевой функции, то такая модель примет вид задачи оптимизации.

Целью работы является построение математической модели для определения оптимального плана выпуска продукции машиностроительного предприятия, позволяющего получить максимальную прибыль в условиях неопределенности спроса, на основе исследования влияния факторов, накладывающих ограничения на возможности предприятия.

### Используемые подходы

Для формализованного описания функционирования промышленного предприятия в настоящее время используются классические модели и методы: задачи линейного и целочисленного линейного программирования [1]. Или многоцелевая оптимизация, приводящаяся к классической модели [2]. Для решения вопроса целочисленности переменных при оптимизации плана выпуска продукции в задачах целочисленного линейного программирования зачастую используются методы отсечения [3, 4].

### Модель оптимизации плана выпуска продукции машиностроительного предприятия в условиях неопределенности спроса

Оптимизация плана выпуска продукции в реальных условиях должна учитывать факторы, накладывающие ограничения как на производственные, финансовые, ресурсные возможности машиностроительного предприятия, так и на возможности реализации продукции. В классической задаче планирования производства не учитывается неопределенность спроса [5]. Однако этот фактор является очень важным для определения оптимального плана выпуска продукции, приносящего предприятию максимальную прибыль.

Задачу неопределенности спроса предлагается решить путем прогнозирования [6]. При этом нужно учесть, что все методы, использующиеся для анализа и прогнозирования спроса, можно поделить на три категории: эвристические, экономико-математические и специальные [7]. В рамках рассмотрения продукции машиностроительного предприятия эвристические методы имеют небольшое практическое значение. Лучшим вариантом в этом случае является сочетание экспертных оценок с экономико-математическими методами. К числу экономико-математических методов, имеющих четкое научное обоснование, относится прогнозирование на основе временных рядов [8].

При статистическом анализе временных рядов, как правило, наиболее ценной является информация последнего периода. Прогнозы, учитывающие различную информационную ценность уровней временного ряда, позволяют найти адаптивные методы, которые определяют степень «устаревания» данных с помощью системы весов [9]. Для прогноза на основе временных рядов, не содержащих сезонную компоненту, можно использовать наиболее популярные адаптивные эконометрические модели ARMA и ARIMA [10]. Модель ARMA использует комбинацию прошлых значений и белого шума для предсказания будущих значений. Авторегрессия моделирует поведение участников рынка. Белый шум моделирует шокирующие события, такие как войны, рецессии и политические события. Эта модель предполагает, что данные временных рядов являются стационарными, значит, их статистические свойства не будут меняться со временем [11]. Модель ARIMA является расширением ARMA для нестационарных временных рядов [12].

Пусть предприятие производит  $n$  видов продукции, вектор  $x^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*)$  определяет прогноз спроса на продукцию, выпускаемую машиностроительным предприятием [13]. Здесь  $x_j^*$  – прогнозируемое количество  $j$ -го вида товара ( $j = 1, \dots, n$ ), которое будет необходимо покупателям в течение ближайших  $k$  месяцев. Таким образом, можно предположить, что за обозначенный период времени покупателям понадобится приобрести продукции 1-го вида в количестве  $x_1^*$  штук, продукции 2-го вида в количестве  $x_2^*$  штук, ..., продукции  $n$ -го вида в количестве  $x_n^*$  штук.

Вектор  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  определяет план выпуска продукции на этот же временной период. Известно, что прибыль предприятия от реализации единицы  $j$ -го вида товара составляет  $c_j$  условных денежных единиц (у.д.е.), при этом для производства всех видов продукции необходимо  $m$  видов ресурсов. Через  $a_{ij}$  обозначим количество  $i$ -го ресурса, необходимое для производства единицы  $j$ -го вида товара ( $i = 1, \dots, m$ ;  $j = 1, \dots, n$ ). Тогда для выполнения плана всего  $i$ -го ресурса понадобится в количестве  $a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{in}x_n \quad \forall i = 1, \dots, m$ .

Также стоит учитывать, что ресурсы ограничены. Пусть  $y_i$  – количество  $i$ -го ресурса, приобретаемое предприятием по цене  $d_i$  у.д.е. за единицу ресурса. Следовательно, на приобретение всех ресурсов требуется  $\sum_{i=1}^m d_i y_i$  у.д.е. Тогда допустимым будет только такой набор производимой продукции  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , при котором суммарные затраты каждого вида  $i$ -го ресурса не превосходят его запаса:

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \leq y_i \quad \forall i = 1, \dots, m. \quad (1)$$

Машиностроительное предприятие может выделить на приобретение ресурсов собственные средства в размере  $q$  у.д.е., а также может взять кредит в банке в размере  $z$  у.д.е. В этом случае прибыль предприятия может быть выражена посредством следующей функции:

$$F(x, z) = c_1 x_1 + c_2 x_2 + \dots + c_n x_n - f(z), \quad (2)$$

где  $f(z)$  – функция, отражающая выплаты банку.

При этом общая сумма затрат на ресурсы не превосходит финансовых возможностей  $q + z$ :

$$\sum_{i=1}^m d_i y_i \leq q + z. \quad (3)$$

По смыслу задачи имеем следующие ограничения:

$$x_j \geq 0 \quad \forall j = 1, \dots, n, \quad (4)$$

$$y_i \geq 0 \quad \forall i = 1, \dots, m, \quad (5)$$

$$z \geq 0. \quad (6)$$

Еще одним ограничивающим фактором является производственная мощность предприятия, которая определяет максимально возможный выпуск продукции за некоторый промежуток времени. Пусть вектор  $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$  задает предельные значения для выпуска продукции за один месяц. Тогда при нахождении оптимального плана производства на  $k$  месяцев вперед имеем:

$$x_j \leq k p_j \quad \forall j = 1, \dots, n. \quad (7)$$

Очевидно, что предприятию невыгодно производить продукцию в количестве, превышающем предполагаемые объемы реализации. Отсюда получаем следующие ограничения:

$$x_j \leq x_j^* \quad \forall j = 1, \dots, n. \quad (8)$$

Однако нужно учесть, что предприятие уже может иметь некоторый заказ  $x' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_n)$  на рассматриваемый период времени. Например, машиностроительное завод, производящий оборудование и запасные части для предприятий нефтедобывающей отрасли, может составлять прогноз продаж на 2–3 месяца вперед на основе фактического спроса по договорам тендеров. Это будет минимальный план, который необходимо выполнить. Поэтому

$$x_j \geq x'_j \quad \forall j = 1, \dots, n. \quad (9)$$

Условия (4) в данном случае оказываются лишними, так как являются прямым следствием условий (9).

Также стоит отметить, что количество продукции, выпускаемое машиностроительным предприятием, может принимать только целые значения.

В результате получим модель оптимизации выпуска продукции с целевой функцией (2):

$$\begin{aligned}
 F(x, z) &= c_1x_1 + c_2x_2 + \dots + c_nx_n - f(z) \rightarrow \max \quad (10) \\
 d_1y_1 + d_2y_2 + \dots + d_my_m &\leq q + z, \\
 a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n &\leq y_1, \\
 a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n &\leq y_2, \\
 \dots\dots\dots \\
 a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n &\leq y_m, \\
 x_1 \leq kp_1, x_2 \leq kp_2, \dots, x_n &\leq kp_n, \\
 x_1 \leq x_1^*, x_2 \leq x_2^*, \dots, x_n &\leq x_n^*, \\
 x_1 \geq x_1', x_2 \geq x_2', \dots, x_n &\geq x_n', \\
 y_1 \geq 0, y_2 \geq 0, \dots, y_m &\geq 0, \\
 z &\geq 0, \\
 x_1 \in \mathbb{Z}, x_2 \in \mathbb{Z}, \dots, x_n &\in \mathbb{Z}.
 \end{aligned}$$

Поскольку функция  $f(z)$  отражает выплаты банку, то она связана с процентной ставкой  $P(z)$  и суммой кредита  $z$  следующим соотношением:

$$f(z) = \left(1 + \frac{P(z)}{100}\right)z. \quad (11)$$

При планировании выпуска продукции стоит учитывать, что срок поставки комплектующих для производства нефтедобывающего оборудования и сопутствующих товаров составляет от 40 до 200 дней. При необходимости предприятие может перераспределить оборудование, тем самым изменив ограничения на производственные мощности. Средняя маржинальная прибыль такого предприятия составляет от 20 до 55 % (в среднем 40 %).

#### Методы решения

Если в задаче (10) не принимать во внимание условие целочисленности переменных  $x_j$ , то математически данная задача представляет собой нелинейную задачу условной оптимизации на выпуклом множестве  $X$ , определяемом неравенствами (1), (3), (5)–(9), поскольку функция (11) нелинейна. Для решения такой задачи, например, могут быть использованы следующие методы: метод внешних штрафов, метод барьерных функций, относящиеся к численным методам многомерной условной оптимизации.

Идея метода внешних штрафов состоит в следующем. Задачу условной оптимизации (10) меняют на задачу безусловной оптимизации функции  $-F(x, z) + H(x, y, z)$ , где

$$H(x, y, z) = \begin{cases} 0, & (x, y, z) \in X, \\ +\infty, & (x, y, z) \notin X. \end{cases} \quad (12)$$

Таким образом, переменная как бы штрафуются за выход из допустимого множества.

Проблема в том, что построенная таким образом целевая функция  $-F(x, z) + H(x, y, z)$  не является непрерывной. Для решения данной проблемы функция  $-F(x, z) + H(x, y, z)$  меняется на непрерывную функцию  $\varphi(x, y, z, r) = -F(x, z) + rH(x, y, z)$ .

При этом вводится параметр  $r > 0$ , называемый коэффициентом штрафа.

То есть задача условной оптимизации сводится к последовательности задач безусловной оптимизации, для решения которых наиболее предпочтительным является метод наискорейшего градиентного спуска.

Основным недостатком метода внешних штрафов является то, что он генерирует последовательность точек, не принадлежащих допустимому множеству. Иначе говоря, мы приближаемся к оптимальному значению извне допустимой области.

Другим вариантом метода штрафов является метод барьерных функций, который генерирует последовательность точек внутри допустимой области. Для использования метода барьерных функций необходимо, чтобы допустимое множество  $X$  имело непустую внутренность.

Так же, как и в предыдущем методе, задача условной оптимизации сводится к последовательности задач безусловной оптимизации функции  $\omega(x, y, z, t) = -F(x, z) + tB(x, y, z)$ , где  $t > 0$  – коэффициент штрафа,  $B(x, y, z)$  – барьерная функция, удовлетворяющая следующим условиям:

- $B(x, y, z) \geq 0 \quad \forall (x, y, z) \in X$ ;
- $B(x, y, z) \rightarrow +\infty$  при  $(x, y, z) \rightarrow \partial X$ .

Решение задачи многомерной оптимизации сводится к последовательному решению задач одномерной оптимизации. Допускаемая при этом погрешность вычислений может привести к тому, что полученная точка выйдет за пределы допустимого множества. Поэтому нужно постоянно контролировать полученные точки на допустимость. Это является главным недостатком метода барьерных функций.

Характер продукции машиностроительного предприятия таков, что плановые значения количества производимой продукции могут принимать только целые неотрицательные значения. Округление полученных нецелочисленных решений до целых значений не всегда приводит к целочисленному оптимальному решению. Поэтому в задачах оптимизации используются специальные методы поиска целочисленных решений. Одним из таких методов является метод направленного перебора, называемый методом ветвей и границ [14].

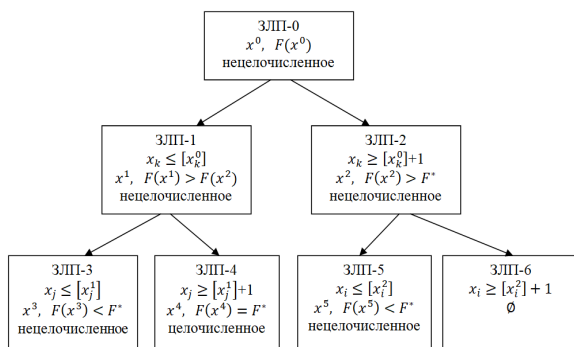
На первом этапе задача условной оптимизации (10) решается без учета целочисленности переменных  $x_1, x_2, \dots, x_n$ . На оптимальном решении  $(x^0, y^0, z^0) = (x_1^0, \dots, x_n^0, y_1^0, \dots, y_m^0, z^0)^T$  вычисляется значение целевой функции  $F(x^0, z^0)$ . Поскольку на переменные  $y_1, y_2, \dots, y_m$  и  $z$  не накладывается условие целочисленности, то оптимальные значения этих переменных не меняются, а следовательно, в оптимальном векторе  $(x^0, y^0, z^0)$  могут меняться только координаты  $x_1, x_2, \dots, x_n$ .

Поэтому для удобства обозначим значение целевой функции на оптимальном решении  $F(x^0)$ .

Если решение  $x^0$  оказалось целочисленным, то поставленная задача решена. Если решение  $x^0$  является нецелочисленным, то значение  $F(x^0)$  является верхней границей возможных оптимальных значений  $F(x)$  на целочисленных решениях.

При нецелочисленном решении  $x^0$  на втором этапе исходная задача разветвляется на две: ЗЛП-1 и ЗЛП-2. Целью этого ветвления является разбиение множества допустимых решений на два подмножества путем формирования дополнительных ограничений:  $x_k \leq [x_k^0]$  для ЗЛП-1 и  $x_k \geq [x_k^0] + 1$  для ЗЛП-2, где  $x_k$  – нецелочисленная координата оптимального решения  $x^0$ . Таким способом мы исключаем нецелочисленную точку  $x^0$  и делаем решение целочисленным по одной выбранной координате  $x_k$ . Процесс ветвления продолжается до тех пор, пока не будет получено в одной из ветвей целочисленное решение.

На рисунке представлен пример дерева решений для задачи на максимум.



Дерево решений для задачи на максимум

Decision tree for the maximum task

Еще одним способом решения задачи (10) является использование эволюционных алгоритмов, имитирующих процессы естественной эволюции и позволяющих напрямую решать целочисленную или частично целочисленную задачу нелинейной оптимизации. К таким методам относятся генетические алгоритмы [15].

### Заключение

Приведена модель оптимизации плана выпуска машиностроительного предприятия в условиях неопределенности спроса. В результате получена нелинейная задача многомерной условной оптимизации. Полученная задача оптимизации значительно труднее в вычислительном плане, чем стандартная модель оптимизации плана выпуска продукции, представляющая собой задачу линейного программирования. Поскольку целевая функция в задаче (10) нелинейна, то для решения такого рода задач могут быть использованы известные методы многомерной

условной оптимизации, которые, в конечном счете, сводятся к последовательному решению задач одномерной оптимизации. Также можно использовать поисковые методы.

Разработанная модель учитывает факторы неопределенности спроса, выполнения существующего заказа, а также факторы, ограничивающие производственные возможности предприятия. Она может быть использована для нахождения оптимального плана выпуска продукции машиностроительного предприятия, нахождения оптимального объема ресурсов, которые нужны для выполнения производственного плана, а также при необходимости – определения суммы кредита в банке.

### Библиографические ссылки

1. Бром А. Е., Королев С. А. Разработка алгоритма линейаризации оптимизационной задачи планирования производственной программы // Наука и бизнес: пути развития. 2021. № 11. С. 86–91.
2. Алферьев Д. А., Кремин А. Е. Многоцелевая оптимизация программы выпуска продукции // Вестник университета. 2019. № 12. С. 92–101.
3. Воробьев М. С., Вахрушева Е. Н. Оптимизация выпуска продукции и прогнозирование объемов реализации продукции машиностроительного предприятия в условиях неопределенности спроса: обзор исследований // Информационные технологии в науке, промышленности и образовании. Молодежный научный форум: сборник трудов Всероссийской научно-технической конференции. Ижевск. 25–26 мая 2023 г. С. 169–174.
4. Роголин Р. С. Построение нетривиальной экономико-математической модели для менеджмента производственных организаций // Российский экономический журнал. 2020. № 1. С. 108–116.
5. Суменков, М. С., Суменков, С. М., Новикова Н. Ю. Экономико-математический анализ оптимизации экономического плана по выпуску готовой продукции на предприятии // Экономические науки. 2019. № 171. С. 66-70. DOI 10.14451/1.171.66.
6. Arce P., Antognini J., Kristjanpoller W., Salinas L. Fast and Adaptive Cointegration Based Model for Forecasting High Frequency Financial Time Series // Computational Economics. 2019. Vol. 54, No. 1. P. 99-112. DOI 10.1007/s10614-017-9691-7.
7. Макарова Т. Н., Конобеева О. Е., Сотникова Е. А. Прогнозирование спроса на товары предприятия: методическое обоснование и практический опыт // Вестник Орел-ГИЭТ. 2020. № 2(52). С. 31–40. DOI 10.36683/2076-5347-2020-2-52-31-40.
8. Зайцев М. А. Математические модели временных рядов, используемые в задачах прогнозирования // Сборник избранных статей научной сессии ТУСУР. 2019. № 1-2. С. 163–167.
9. Тарасова С. А. Фактор ценности информации в адаптивном прогнозировании временных рядов // Информационные технологии. 2022. Т. 28, № 4. С. 219-224. DOI 10.17587/it.28.219-224.
10. Vintu D. GDP Modelling and Forecasting Using ARI-MA. An Empirical Assessment for Innovative Economy Formation // European Journal of Economic Studies. 2021. Vol. 10, No. 1. P. 29-44. DOI 10.13187/es.2021.1.29.
11. Лобач В. И., Меркулов Р. И., Лобач С. В. Прогнозирование временных рядов на основе ARMA-моделей при наличии пропусков в наблюдениях // Экономика, моделирование, прогнозирование. 2020. № 14. С. 260–265.

12. Петрусевич Д. А. Анализ математических моделей, используемых для прогнозирования эконометрических временных рядов // Российский технологический журнал. 2019. Т. 7, № 2 (28). С. 61–73. DOI 10.32362/2500-316X-2019-7-2-61-73.

13. Климова Е. З., Крылова Т. В., Казначеева С. Н. Управление процессом прогнозирования продаж в организации // Естественно-гуманитарные исследования. 2023. № 3 (47). С. 413-417.

14. Ефанов С. Д., Палинчук Н. Ф. Метод ветвей и границ как один из методов целочисленного программирования // Технологии физики, автоматизации и информатики. Актуальные исследования в современной науке: материалы научно-практической конференции студентов и аспирантов Липецкого государственного технического университета. Липецк. 30 апреля 2019 года. Липецк : Липецкий государственный технический университет. 2020. С. 25–29.

15. Macedo L. L., Godinho P., Alves M. J. A Comparative Study of Technical Trading Strategies Using a Genetic Algorithm // Computational Economics. 2020. Vol. 55, No. 1. P. 349-381. – DOI 10.1007/s10614-016-9641-9.

### References

1. Brom A.E., Krolev S.A. [Development of an algorithm for linearization of the optimization problem of planning a production program]. *Nauka i biznes: puti razvitiya*, 2021, vol. 125, no. 11, pp. 86-91 (in Russ.).

2. Alferyev D.A., Kremin A.E. [Multi-objective optimization of the production program]. *Vestnik universiteta*, 2019, no. 12, pp. 92-101 (in Russ.).

3. Vorobev M. S., Vachrusheva E. N. *Optimizatsiya vypuska produktsii i prognozirovaniye ob'emov realizatsii produktsii mashinostroitel'nogo predpriyatiya v usloviyah neopredelennosti sprosa: obzor issledovaniy* [Optimization of product output and forecasting sales volumes of a machine-building enterprise in conditions of demand uncertainty: a review of research]. *Informatsionnye tehnologii v nauke, promyshlennosti i obrazovanii. Molodezhnyi nauchnyi forum: sbornik trudov Vserossiiskoi nauchno-tehnicheskoi konferentsii. Izhevsk, 25-26 maya 2023* [Proc. Information technologies in science, industry and education. Youth scientific forum: collection of proceedings of the All-Russian scientific and technical conference. Izhevsk May 25–26, 2023], pp. 169-174 (in Russ.).

4. Rogulin R.S. [Construction of a non-trivial economic and mathematical model for the management of industrial organizations]. *Russian economic journal*, 2020, no 1, pp. 108-116 (in Russ.).

5. Sumenkov M.S., Sumenkov S.M., Novikova N.U. [Economic and mathematical analysis of optimization of the economic plan for the production of finished products at the enter-

prise]. *Economicheskije nauki*, 2019, no 171, pp. 66-70 (in Russ.). DOI 10.14451/1.171.66.

6. Arce P., Antognini J., Kristjanpoller W., Salinas L. [Fast and Adaptive Cointegration Based Model for Forecasting High Frequency Financial Time Series] *Computational Economics*, 2019, vol. 54, no. 1, pp. 99-112. DOI 10.1007/s10614-017-9691-7.

7. Makarova T.N., Konobeeva O.E., Sotnikova E.A. [Forecasting demand for enterprise goods: methodological justification and practical experience]. *Vestnik OrelGIET*, 2020, vol. 52, no 2, pp. 31-40 (in Russ.). DOI 10.36683/2076-5347-2020-2-52-31-40.

8. Zaitsev M.A. [Mathematical models of time series used in forecasting problems]. *Sbornik izbrannykh statei nauchnoi sessii TUSUR*, 2019, no 1-2, pp. 163-167 (in Russ.).

9. Tarasova S.A. [Information value factor in adaptive time series forecasting] *Informatsionnye tehnologii*, 2022, vol. 28, no 4, pp. 219-224 (in Russ.). DOI 10.17587/it.28.219-224.

10. Vintu D. [GDP Modelling and Forecasting Using ARIMA. An Empirical Assessment for Innovative Economy Formation]. *European Journal of Economic Studies*, 2021, vol. 10, no. 1, pp. 29-44. DOI 10.13187/es.2021.1.29.

11. Lobach V.I., Merkulov R.I., Lobach S.V. [Forecasting time series based on ARMA models in the presence of gaps in observations]. *Economica, modelirovanie, prognozirovaniye*, 2020, no 14, pp. 260- 265 (in Russ.).

12. Petrusевич D.A. [Analysis of mathematical models used to forecast econometric time series]. *Rossiiskii tekhnologicheskii zhurnal*, 2019, vol. 7, no. 2, pp. 61-73 (in Russ.). DOI 10.32362/2500-316X-2019-7-2-61-73.

13. Klimova E.Z., Krylova T.V., Kaznacheeva S.N. [Managing the sales forecasting process in an organization]. *Estestvenno-gumanitarnye issledovaniya*, 2023, vol. 47, no 3, pp. 413-417 (in Russ.).

14. Efanov S. D., Palinchak N. F. *Metod vetvei i granits kak odin iz metodov tselochislennogo programmirovaniya* [Branch and bound method as one of the integer programming methods]. *Tehnologii phizici, avtomatizatsii i informatiki. Aktualnye issledovaniya v s'vremennoi nauke: materialy nauchno-prakticheskoi konferentsii studentov i aspirantov Lipetskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta*, Lipetsk, 30 aprelya 2019 [Proc. Technologies of physics, automation and computer science. Current research in modern science: materials of the scientific and practical conference of students and graduate students of Lipetsk State Technical University. Lipetsk. April 30, 2019], pp. 25-29 (in Russ.).

15. Macedo L.L., Godinho P., Alves M.J. [A Comparative Study of Technical Trading Strategies Using a Genetic Algorithm] *Computational Economics*, 2020, vol. 55, no. 1, pp. 349-381. DOI 10.1007/s10614-016-9641-9.

\* \* \*

### Optimizing Model of a Machine-Building Enterprise Output under Demand Uncertainty

M. S. Vorobev, Post-graduate, Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia

E. N. Vachrusheva, PhD in Economics, Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia

S. V. Vologdin, DSc in Engineering, Associate Professor, Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia

*The article develops an optimizing model for a machine-building enterprise production plan, taking into account a combination of factors such as financial capabilities and production capacity of the enterprise, limited resources, as well as demand uncertainty of long-range planning for a period of more than three months. Product features of a machine-building plant is taken into account that produces equipment and spare parts for oil-extraction enterprises, as well as the peculiarities of its operations in the market, due to the capability of sales forecasting for 2–3-month periods ahead based on actual demand under tender agreements. And this will be the minimum plan that the production company needs to follow. It is proposed to solve the demand uncertainty by means of adaptive forecasting methods based on statistical data available from the sales enterprise indicators of the past periods. It is econo-*

*metric models ARMA and ARIMA that are designed to analyze time series that do not contain a seasonal component, since the demand for the products of a machine-building enterprise has no seasonal fluctuations. The ARMA model uses a combination of past values and white noise to predict future values and assumes that time series data are stationary, which means their statistical properties will not change over time. The ARIMA model is an extension of ARMA for non-stationary time series and is used to build short-term forecasts in which the lead period ranges from one or several months to a year. The mathematical model is a nonlinear conditional optimization problem. To solve this problem, various methods are proposed, allowing determination the optimal production plan, the minimum loan amount and the resources needed to implement this plan.*

**Keywords:** model, optimization, plan, forecasting, demand, mechanical engineering.

Получено: 17.11.23

#### Образец цитирования

Воробьев М. С., Вахрушева Е. Н., Вологдин С. В. Модель оптимизации выпуска продукции машиностроительного предприятия в условиях неопределенности спроса // Интеллектуальные системы в производстве. 2024. Т. 22, № 1. С. 56–61. DOI: 10.22213/2410-9304-2024-1-56-61.

#### For Citation

Vorobev M.S., Vakhrusheva E.N., Vologdin S.V. [A model for optimizing the output of a machine-building enterprise in conditions of demand uncertainty]. *Intellektual'nye sistemy v proizvodstve*. 2024, vol. 22, no. 1, pp. 56-61. DOI: 10.22213/2410-9304-2024-1-56-61.

УДК 004.942

DOI: 10.22213/2410-9304-2024-1-62-68

## Компьютерное моделирование процесса синтеза углеродных наноструктур с применением технологий параллельного программирования

А. В. Калач, доктор химических наук, профессор,

Воронежский государственный университет инженерных технологий, Воронеж, Россия

И. С. Толстова, Воронежский государственный университет инженерных технологий, Воронеж, Россия

*Благодаря своим уникальным физико-химическим свойствам углеродные наноструктуры привлекают все большее внимание исследователей из различных областей деятельности человека. В статье рассмотрен вопрос использования численных методов решения моделей процессов образования различных наноструктур. Задача моделирования синтеза углеродных наноструктур декомпозирована на шесть подзадач, и проанализировано время, затрачиваемое на их решение. Высказано предположение, что наиболее продуктивной является оптимизация алгоритма расчета параметров электромагнитного поля, поскольку на решение данной подзадачи затрачивается наибольшее машинное время. Показано, что современные математические модели, применяемые для описания процесса синтеза углеродных наноструктур, характеризуются высокой размерностью, вследствие чего возникают проблемы при вычислении параметров моделей. Причем результат низкой эффективности вычислений сильнее проявляется, если использовать для расчета параллельный подход, так как вычислительные потоки приходится периодически останавливать для выявления достижения условия останова. Предположено использование распределенных параллельных структур, которые позволят обеспечить распараллеливание вычислительных процессов в распределенной вычислительной среде. Для решения данной задачи использован метод параллельного программирования. Предложен алгоритм параллельных вычислений и его реализация в виде набора сценариев на языке Python, выполняющих нахождение численных значений потенциала куба плазмы заданной размерности за определенное число итераций. Использование предлагаемого подхода оптимизации процесса вычислений применимо для случая метода крупных частиц, его определяет последовательное использование эйлерового и лагранжевого подходов, что и позволяет осуществлять распараллеливание алгоритма. Предлагаемая техника распараллеливания может быть использована при переходе из узлов расчетной сетки ко взаимодействию расчетных крупных частиц, также применима для решения задач по методу частиц в ячейках Харлоу.*

**Ключевые слова:** наноструктуры, плазма, моделирование, численные методы, параллельные алгоритмы, конвейеризация, распределенные вычисления.

### Введение

Углеродные нанотрубки представляют собой материалы с уникальными физико-химическими свойствами (электропроводность, термостойкость, механическая прочность, развитая удельная поверхность), благодаря которым используются в различных областях и сферах деятельности человека (сельское хозяйство, пищевая промышленность, энергетика, медицина и т. д.). Следует отметить, что в последнее время в мире наблюдается значительный рост исследований по синтезу углеродных наноструктур (УНС). При этом главной проблемой остается чрезвычайно высокая стоимость такого синтеза, что зачастую применение УНС делает экономически малоцелесообразным. Следует отметить, что на сегодняшний день углеродные наноструктуры обстоятельно исследованы на предмет их применения в различных областях промышленности.

Требования к физическим характеристикам уникальны для каждой области. Поскольку физические и химические свойства фуллеренов и нанотрубок резко отличаются друг от друга и рассматриваются как отдельные классы, то необходимо модифицировать современные способы для получения структур с заданными параметрами. Стоимость современных технологий синтеза высока, что сдерживает рост промышленного производства. Кроме того, следует отметить, что до сих пор особенности процессов

формирования фуллеренов, нанотрубок не до конца изучены [1, 2].

В настоящее время нет единого мнения о модели ассоциации атомов углерода в кластеры с последующим формированием различных объемных наноструктур. Знание механизмов и условий образования УНС позволит исследователям целенаправленно создавать и варьировать способами и условиями получения различных заданных типов наноструктур. Один из современных методов синтеза УНС – метод термического распыления графита в плазме дугового разряда, который также называют методом плазменной дуги, отличается быстротечностью, в связи с этим усложняются эмпирические исследования, и именно поэтому актуально применять математическое и компьютерное моделирование для изучения процесса формирования УНС [3, 4].

Однако математические модели, применяемые для описания процесса, обладают высокой размерностью, поэтому возникают проблемы при вычислении параметров моделей. Поэтому представляется целесообразной разработка цифрового прототипа производственного процесса синтеза УНС в виде набора математических моделей. Причем для решения данной задачи целесообразно применять методы параллельного программирования [5–9].

Цель исследования – моделирование процесса синтеза углеродных наноструктур с применением технологий параллельного программирования.

### Материалы и методы

Рассматривается метод электродугового разряда, который также называют методом плазменной дуги для синтеза УНС. Способ считается исторически первым, который позволил получить нанотрубки. Данный метод, по сути, представляет общее направление идеи, которая на практике может реализовываться большим числом способов. Процесс является многостадийным, малотоннажным и опасным. Кроме того, для производства используется достаточно дорогое сырье. При ошибочно выставленных параметрах синтеза графитовые стержни могут быть вовсе разрушены. Поэтому целесообразно разработать цифровой прототип производственного процесса в виде набора математических моделей.

УНС синтезируются с помощью дуги между электродами. Прекурсорами для них является материал испаряемого анода, легируемого металлическими катализаторами. Когда электроды соприкасаются друг с другом в этих условиях, возникает электрическая дуга. Энергия, произведенная в дуге, передается аноду, который ионизирует атомы углерода чистого графитового анода и производит  $C^+$  ионы и образует плазму. Эти положительно заряженные ионы углерода движутся к катоду, восстанавливаются, осаждаются и растут в виде УНТ на катоде. Полученные УНТ дополнительно очищаются для получения чистой формы УНТ.

Принципиальная схема установки приведена на рис. 1.

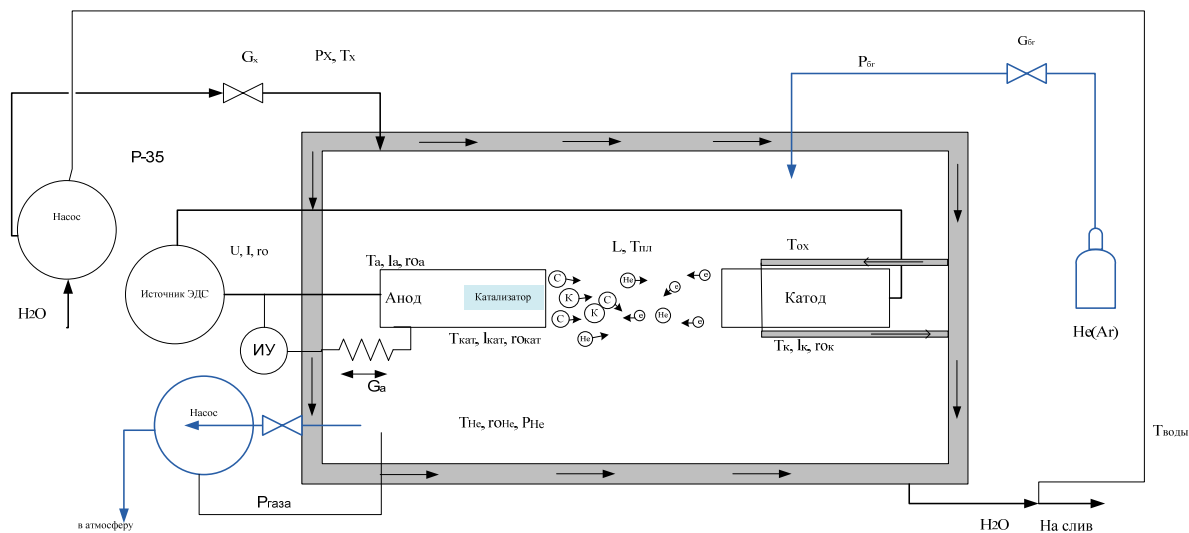


Рис. 1. Схема установки плазменного синтеза УНС

Fig. 1. Diagram of the installation for plasma synthesis of carbon nanostructures

Решение проблемы моделирования процессов образования и роста кластерных групп углерода, формирующих различные наноструктуры с использованием численных методов решения, ориентированных на параллельные вычисления, является актуальной задачей, позволяющей создать высокоэффективные инженерные методики расчета основных параметров процесса. Данное решение позволит получать УНС с заданными качественными и количественными параметрами в промышленных масштабах.

Следует отметить, что практический интерес представляют математические методы и алгоритмы, разработанные для параллельных вычислений в распределенной вычислительной среде численного решения сложных задач с очень большим

объемом вычислений, решение которых возможно с использованием суперкомпьютеров. Данный подход, как правило, недоступен для широкой категории исследователей.

В работе предполагается использовать распределенные параллельные структуры, которые позволят выработать рекомендации по распараллеливанию вычислительных процессов в распределенной вычислительной среде.

Разработанные подходы и алгоритмы можно будет использовать при моделировании сложных производственных процессов с обработкой больших объемов данных.

Процессе плазменного синтеза возможно представить в виде структурно-функциональной модели, включающей блоки, представленные на рис. 2.



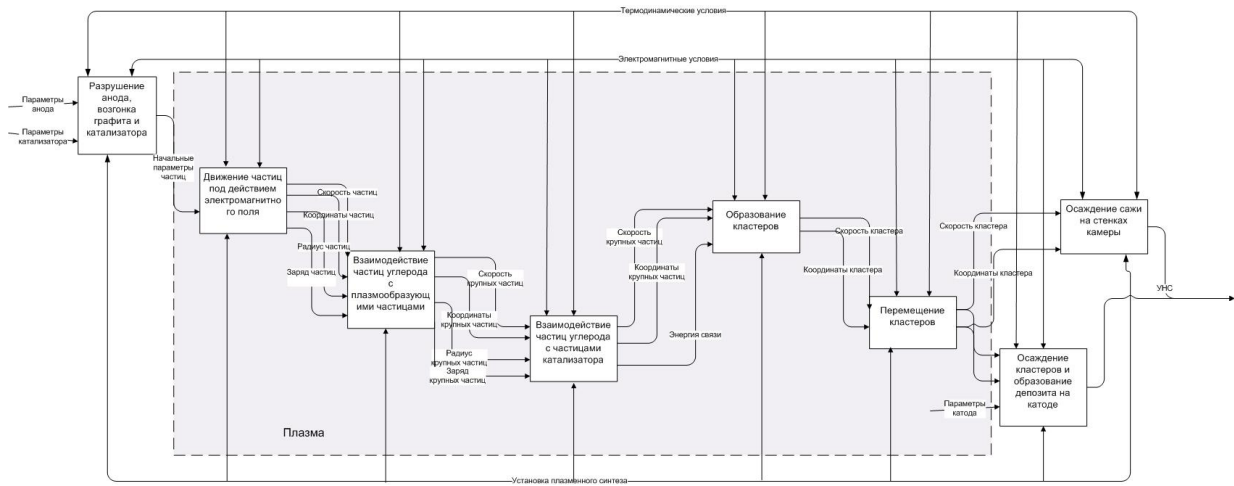


Рис. 2. Структурно-функциональная модель процесса плазменного синтеза УНС

Fig. 2. Structural-functional model of the process of plasma synthesis of carbon nanostructures

Как известно, на процесс плазменного синтеза оказывают влияние термодинамические условия, электромагнитное поле, энергетические условия взаимодействия плазмообразующих частиц. Зависимость этапов получения УНС от параметров окружающей среды приведена на рис. 3.

В основу математической модели, описывающей перемещение и взаимодействие частиц в плазме, положен подход, предложенный в Воронежском государственном университете группой профессора Г. В. Абрамова [10].

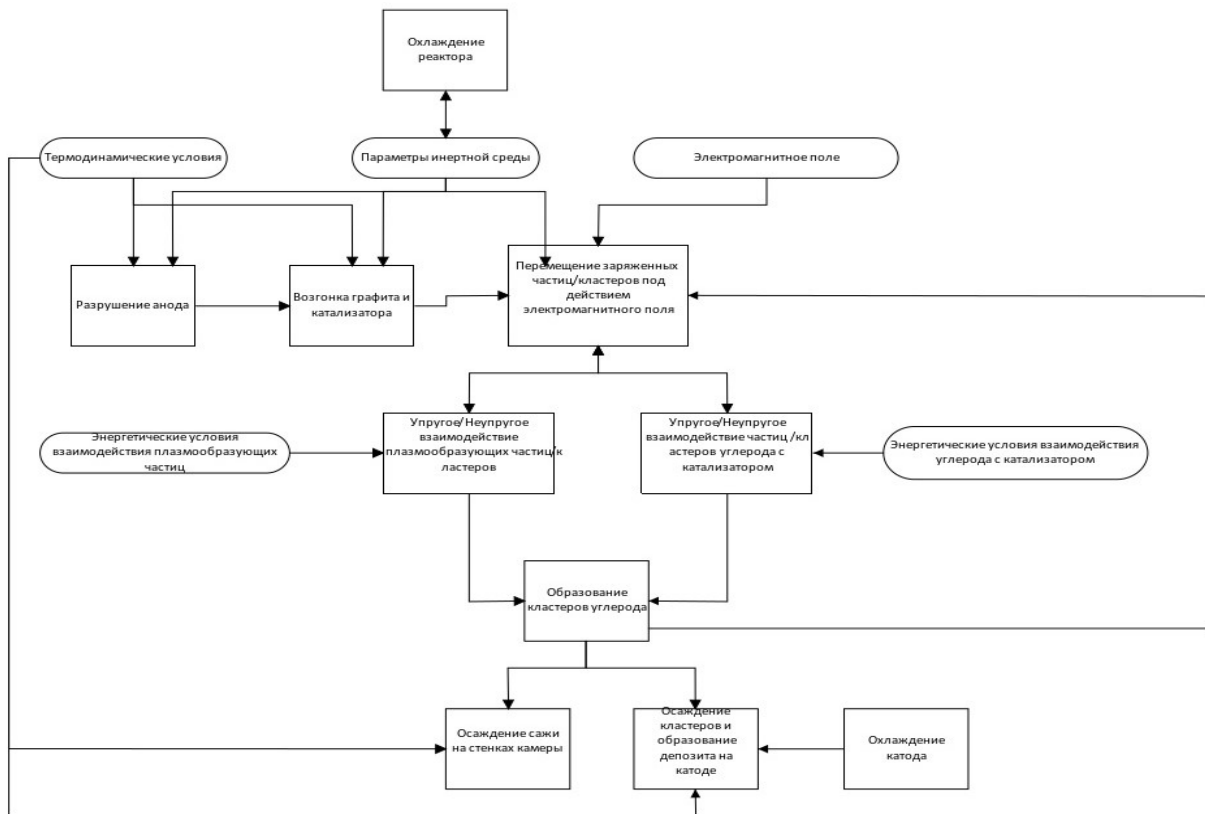


Рис. 3. Зависимость этапов получения УНС от параметров окружающей среды

Fig. 3. Dependence of the stages of obtaining carbon nanostructures on environmental parameters

Данный кинетический подход основан на базе уравнений Больцмана, описывающих каждый вид частиц в плазме (электроны, ионы углерода, буферного газа) и дополненных условиями упругих и

неупругих парных столкновений между частицами. Использование в данном подходе функций распределения различных компонентов плазмы позволяет на основе вероятностного подхода спрогнозировать

поведение частиц углерода в процессе синтеза за счет рассмотрения коллективных явлений плазмы: колебания плазмы, флуктуации различных характеристик, концентрации и потоков частиц. Для нахождения параметров электромагнитного поля данные уравнений Больцмана дополняется системой уравнений Максвелла, описывающей самосогласованное электрическое поле.

Наличие в уравнениях Больцмана интеграла столкновений существенно затрудняет решение предложенной сложной итоговой системы уравнений. Поэтому систему исходных уравнений на осно-

ве кинетического уравнения Больцмана с учетом интеграла столкновений планируется с помощью модификации метода расщепления разбить на две вспомогательные задачи: одна определяет перенос частиц, вторая их столкновение.

При решении задачи моделирования кинетики вероятностного взаимодействия частиц многокомпонентной плазмы в инертном газе с использованием катализатора применялся метод крупных частиц (МКЧ) [11, 12]. В качестве примера на рис. 4 представлены особенности реализации МКЧ в виде диаграммы потоков данных.

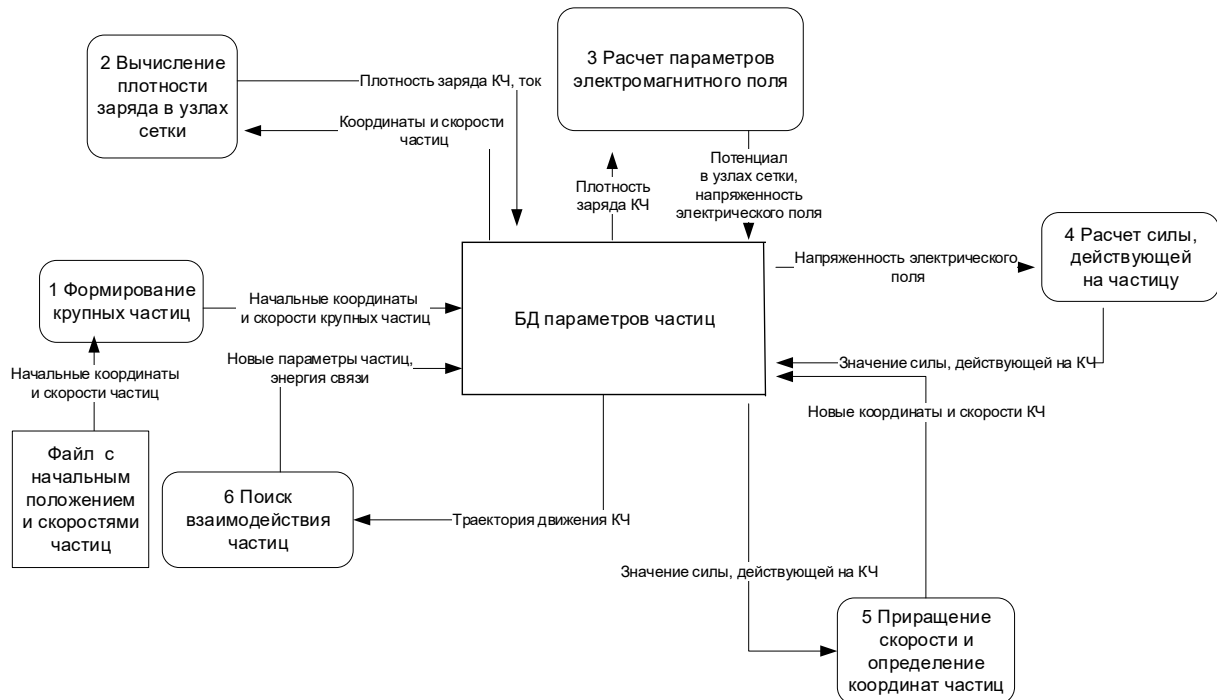


Рис. 4. Диаграмма потоков данных для реализации метода крупных частиц

Fig. 4. Data flow diagram for implementing the coarse particle method

Процесс моделирования движения частиц продолжается, пока не закончится время моделирования. На каждом этапе участвует порядка  $10^{10}$  крупных частиц. В ходе выполнения эксперимента осуществили анализ особенностей распределения процессорного времени, затрачиваемого на решение рассматриваемых задач модели. По результатам экспериментов были установлены наиболее ресурсоемкие элементы модели: генерация начального распределения крупных частиц, расчет параметров электромагнитного поля методом установления и поиск взаимодействия частиц.

В основе метода повышения эффективности вычислительного процесса лежит параллельная обработка принципиально разнородных массивов данных. База данных параметров частиц содержит информацию о скорости заряженных частиц; электромагнитном поле; координатах частиц плазмы и других.

Таким образом, сложность программной реализации алгоритма обуславливается как дискретной решеткой, представляющей часть трехмерного про-

странства, так и отсутствием однозначных путей упорядочивания обращений к памяти, что в свою очередь нарушает принцип локализованности взаимодействия. Таким образом, возможно утверждать, что решение поставленной задачи на основе общепринятых вычислений на многопоточных процессорах не представляется возможным.

#### Результаты и обсуждение

Установлено, что основное время численного расчета модели занимает решение задачи «Расчет параметров электромагнитного поля».

Данная задача имеет большое количество изменяемых входных аргументов, что делает подход подготовительного расчета несостоятельным. Следует отметить, что одним из способов снижения общего времени расчета рассматриваемой трудоемкой вычислительной задачи является организация конвейеризации и параллелизма [13–16].

Рассмотрим применение принципов параллелизма при расчете потенциала и электромагнитного поля. Присутствующие блоки последовательной рабо-

ты алгоритма представляют собой блоки со слабой вычислительной сложностью, а именно:

- задание начальных условий в виде размерности поля, скорости и времени исследования;
- определение граничных условий;
- заполнение специфических расчетных значений и констант;
- заполнение массивов начальных данных;
- распределение задач по вычислительным модулям.

При реализации параллельного алгоритма можно однозначно говорить о повышении скорости расчета и увеличении его точности.

Каждая итерация процесса моделирования должна сопровождаться получением характеристик поля, в котором происходит движение частиц. Вычисление поля – краевая задача. В рассмотренном алгоритме используется метод установления, который трактует решение краевой задачи как равновесное состояние, к которому приближается решение некоторой нестационарной задачи.

В соответствии с данным методом необходимо построить разностную схему для задачи. Вначале задается разностная сетка с соответствующими параметрами – шагами по пространству и времени.

Далее производится процесс установления, т. е. итеративного вычисления в соответствии с заданной схемой. Завершается он по условию непревышения некоторого малого значения при переходе к следующей итерации, поэтому заранее сообщить количество итераций не представляется возможным.

Использование метода установления позволяет удобнее искать решение исходной краевой задачи, однако малоэффективно с вычислительной точки зрения. Эффект низкой эффективности сильнее проявляется, если использовать для расчета параллельный подход, так как вычислительные потоки приходится периодически останавливать для выявления достижения условия останова.

Поэтому идея оптимизации такова, поскольку расчет эквипотенциальных поверхностей проводить следует на каждом временном шаге моделирования процесса, то первый раз его проводим со случайным (нулевым) начальным условием. Однако полученное решение в дальнейшем запоминается и используется как начальное условие для следующего раза вычисления поля, затем подход повторяется.

Архитектура реализуемого вычислительного кластера для расчета полей представляет собой объединение доступных однопроцессорных многоядерных вычислительных машин посредством локальных вычислительных сетей с маршрутизацией. Каждый вычислительный узел работает под своей копией операционной системы, которая может относиться к Unix-подобным, Windows и Mac. Причем в рамках одного кластера могут находиться все из вышеприведенных типов операционных систем.

В результате разработки программы получили набор сценариев на языке Python, выполняющих на-

хождение численных значений потенциала куба плазмы заданной размерности за определенное число итераций (приближений) с заданной точностью.

### Заключение

Проведенное исследование позволяет сформулировать следующие выводы. Предлагаемые мероприятия по оптимизации вычислений могут быть использованы в рамках уже существующей кодовой базы, для этого выделенные шаги необходимо оформить в виде асинхронных участков исполнения, читающих свои очереди.

Кроме того, исходя из параметра среднего времени пребывания в очереди, можно сделать предположение, что наиболее продуктивным является оптимизация алгоритма расчета параметров электромагнитного поля. Установлено, что данный шаг выполнения расчета, является не только самым длинным, но и блокирующим выполнение других продолжительных шагов в расчетах.

Сделан вывод о том, что использование данного подхода оптимизации процесса вычислений применимо для случая метода крупных частиц, его определяет последовательное использование эйлерового и лагранжевого подходов, что и позволяет осуществлять распараллеливание алгоритма.

Следует отметить, что предлагаемый подход к распараллеливанию расчетов может быть использован при переходе из узлов расчетной сетки ко взаимодействию расчетных крупных частиц. Кроме того, такого рода оптимизация применима, например, и для решения задач по методу частиц в ячейках Харлоу.

### Библиографические ссылки

1. Биполярный вариант плазмоэлектрохимического синтеза углеродных наноструктур, декорированных MNOx / В. К. Кочергин, Р. А. Манжос, А. С. Коткин, А. Г. Кривенко // Химия высоких энергий. 2020. Т. 54, № 3. С. 245–250.
2. Заритовский А. Н., Котенко Е. Н. Изучение параметров синтеза углеродных наноструктур в дуговом разряде // Вестник Луганского национального университета имени Владимира Даля. 2019. № 7 (25). С. 180–184.
3. Формирование кластерных групп углерода в плазме образующих объемные структуры при термическом разрушении графита / Г. В. Абрамов, А. Н. Гаврилов, И. С. Толстова, А. Л. Ивашин // Российские нанотехнологии. 2017. Т. 12, № 3-4. С. 22–26.
4. Abramov G. V., Gavrilov A. N. Modeling of carbon nanostructures synthesis in low-temperature plasma // Advanced Materials and Technologies. 2019. № 1. С. 21-34. DOI 10.17277/amt.2019.01. Pp. 021-034.
5. Schwiegelshohn U., Badia R.M., Bubak M., Danelutto M., Dustdar S., Gagliardi F., Geiger A., Hluchy L., Kranzlmüller D., Laure E., Priol T., Reinefeld A., Resch M., Reuter A., Rienhoff O., Rüter T., Sloot P., Talia D., Ullmann K., Yahyapour R., von Voigt G. Perspectives on grid computing // Future Generation Computer Systems. 2010. V.26. P. 1104-1115. DOI 10.1016/j.future.2010.05.010.
6. Ежова Н. А., Соколинский Л. Б. Обзор моделей параллельных вычислений // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2019. Т. 8. № 3. С. 58–91.

7. Konopka K., Milkowska-Piszczek K., Trebacz L., Falkus J. Improving efficiency of ccs numerical simulations through use of parallel processing // Archives of Metallurgy and Materials. 2015. V. 60 (1). P. 235-238. DOI 10.1515/amm-2015-0037.

8. Семенистый В. В., Гамолina И. Э. Сравнительный анализ эффективности параллельных вычислений по явным и неявным разностным схемам для задач вычислительной аэродинамики // Известия ЮФУ. Технические науки. 2022. № 5 (229). С. 181–189.

9. Эффективность организации параллельных вычислений высокопроизводительных вычислительных систем / А. Ф. Уласень, С. А. Скачков, С. Х. Екшембиев, Г. Б. Рыжов // Научные технологии. 2019. Т. 20, № 1. С. 76–80.

10. Абрамов Г. В., Гаврилов А. Н., Ивашин А. Л. Использование параллельных вычислений в ресурсоемких задачах моделирования процессов движения и взаимодействия частиц в плазме при синтезе углеродных наноструктур // Вестник Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана. Серия Естественные науки. 2018. № 5 (80). С. 4–14. DOI 10.18698/1812-3368-2018-5-4-14.

11. Белоцерковский О. М., Давыдов Ю. М. Метод крупных частиц в газовой динамике. Вычислительный эксперимент. М.: Физматгиз, 1982. 392 с.

12. Воеводин В. В., Воеводин Вл. В. Параллельные вычисления. СПб.: БХВ-Петербург, 2002. 608 с.

13. Антонов А. С. Введение в параллельные вычисления. М.: Изд-во МГУ, 2002. 69 с.

14. Повышение эффективности алгоритма Дейкстры с помощью технологий параллельных вычислений с библиотекой OPENMP / А. А. Аль-Саиди, И. О. Темкин, В. И. Алтай, А. Ф. Алмунтафеки, А. Н. Мохмедхуссин // Инженерный вестник Дона. 2023. № 8 (104). С. 90–105.

15. Kostrov B.V., Grinchenko N.N., Vyugina A.A., Baranova S.N. Parallel computations in problems of reconstruction of distorted images in spatial-spectral form // Proceedings of the Institute for System Programming of the RAS. 2023. T. 35. № 2. С. 157-168.

16. Эффективность многопоточных вычислений в системах компьютерного моделирования литейных процессов / В. Е. Баженов, А. В. Колтыгин, А. А. Никитина, В. Д. Белов, Е. А. Лазарев // Известия высших учебных заведений. Цветная металлургия. 2023. Т. 29, № 3. С. 38–53. DOI 10.17073/0021-3438-2023-3-38-53.

### References

1. Kochergin V.K., Manzhos R.A., Kotkin A.S., Krivenko A.G. [Bipolar version of plasma-electrochemical synthesis of carbon nanostructures decorated with MnOx]. *Khimiya vysokikh energii*. 2020. Vol. 54, no. 3. Pp. 245-250 (in Russ.).

2. Zaritovskiy A.N., Kotenko E.N. [Studying the parameters of the synthesis of carbon nanostructures in an arc discharge]. *Vestnik Luganskogo natsional'nogo universiteta imeni Vladimira Dalya*. 2019. No. 7. Pp. 180-184 (in Russ.).

3. Abramov, G.V., Gavrilov A.N., Tolstova I.S., Ivashin A.L. [Formation of carbon cluster groups in plasma forming volumetric structures during thermal destruction of graphite]. *Rossiiskie nanotekhnologii*. 2017. Vol. 12, no. 3-4. Pp. 22-26 (in Russ.).

4. Abramov G.V., Gavrilov A.N. Modeling of carbon nanostructures synthesis in low-temperature plasma. *Advanced*

*Materials and Technologies*. 2019. No. 1. P. 21-34. DOI 10.17277/amt.2019.01. Pp.021-034.

5. Schwiegelshohn U., Badia R.M., Bubak M., Danelutto M., Dustdar S., Gagliardi F., Geiger A., Hluchy L., Kranzlmüller D., Laure E., Priol T., Reinefeld A., Resch M., Reuter A., Rienhoff O., Rüter T., Sloot P., Talia D., Ullmann K., Yahyapour R., von Voigt G. Perspectives on grid computing. *Future Generation Computer Systems*. 2010. V.26. P. 1104-1115. DOI 10.1016/j.future.2010.05.010.

6. Ezhova N.A., Sokolinsky L.B. [Review of parallel computing models]. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Vychislitel'naya matematika i informatika*. 2019. Vol. 8, no. 3. Pp. 58-91 (in Russ.).

7. Konopka K., Milkowska-Piszczek K., Trebacz L., Falkus J. Improving efficiency of ccs numerical simulations through use of parallel processing. *Archives of Metallurgy and Materials*. 2015. V.60(1). P. 235-238. DOI 10.1515/amm-2015-0037.

8. Semenisty V.V., Gamolina I.E. [Comparative analysis of the efficiency of parallel calculations using explicit and implicit difference schemes for problems of computational aerodynamics]. *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki*. 2022. No. 5. Pp. 181-189 (in Russ.).

9. Ulasen A.F., Skachkov S.A., Ekshembiev S.Kh., Ryzhov G.B. [Efficiency of organizing parallel computing of high-performance computing systems]. *Nauchnye tekhnologii*. 2019. Vol. 20, no. 1. Pp. 76-80.

10. Abramov G.V., Gavrilov A.N., Ivashin A.L. [The use of parallel computing in resource-intensive problems of modeling the processes of motion and interaction of particles in plasma during the synthesis of carbon nanostructures]. *Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. N. E. Baumana. Seriya Estestvennye nauki*. 2018. No. 5. Pp. 4-14 (in Russ.). DOI 10.18698/1812-3368-2018-5-4-14.

11. Belotserkovskiy O.M., Davydov Yu.M. *Metod krupnykh chastits v gazovoi dinamike. Vychislitel'nyi eksperiment* [Large particle method in gas dynamics. Computational experiment]. Moscow: Fizmatgiz, 1982. 392 p. (in Russ.).

12. Voevodin V.V., Voevodin V.I. *Parallel'nye vychisleniya* [Parallel computing]. St. Petersburg: BHV-Petersburg, 2002. 608 p. (in Russ.).

13. Antonov A.S. *Vvedenie v parallel'nye vychisleniya* [Introduction to parallel computing]. Moscow: Moscow State University Publishing House, 2002. 69 p. (in Russ.).

14. Al-Saidi A.A., Temkin I.O., Altai V.I., Almuntafeki A.F., Mokhmedhussin A.N. [Increasing the efficiency of Dijkstra's algorithm using parallel computing technologies with the OPENMP library]. *Inzhenernyi vestnik Dona*. 2023. No. 8 (104). Pp. 90-105 (in Russ.).

15. Kostrov B.V., Grinchenko N.N., Vyugina A.A., Baranova S.N. Parallel computations in problems of reconstruction of distorted images in spatial-spectral form. *Proceedings of the Institute for System Programming of the RAS*. 2023. V. 35. No. 2. P. 157-168.

16. Bazhenov V.E., Koltygin A.V., Nikitina A.A., Belov V.D., Lazarev E.A. [Efficiency of multi-threaded computing in systems for computer modeling of foundry processes]. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Tsvetnaya metallurgiya*. 2023. Vol. 29, no. 3. Pp. 38-53 (in Russ.). DOI 10.17073/0021-3438-2023-3-38-53.

## Computer Simulation of Carbon Nanostructure Synthesis Applying Multiprogramming Technologies

A. V. Kalach, Doctor of Chemistry, Professor, Voronezh State University of Engineering Technologies, Voronezh, Russia  
I. S. Tolstova, Voronezh State University of Engineering Technologies, Voronezh, Russia

*Carbon nanostructures attract an increasing attention among researchers in various spheres due to their unique physical and chemical properties. The article considers the application of numerical methods to find solutions of different nanostructure formation models. Modelling problem of carbon nanostructure synthesis is decomposed into six subproblems and time taken to their solution has been analyzed. An assumption was made that the most effective optimization is that of electromagnetic field parameter analysis algorithm as this subproblem requires the least time to solve. It was shown that modern mathematical models applied for carbon nanostructure synthesis description are characterized by high dimensions causing difficulties in calculation of model parameters. The results with low computational efficiency are more evident in case of parallel approach as computation flows have to be stopped from time to time to determine the stopping condition meeting.*

*The implementation of distributed parallel structures is assumed to provide parallelizing of computational processes within distributed computational environment. To solve the present problem method of multiprogramming has been applied. The algorithm of parallel computation and its implementation in the form of set of scenarios written on Python finding plasma cube potential numerical value of the prescribed dimensions via certain iterations was suggested. The suggested approach of computation optimizing can be implemented in case of large-particle method that combines serial application of Euler and Lagrange approaches providing algorithm parallelizing. The assumed parallelizing technique can also be applied both to move from computational mesh nodes to the interaction between large computational particles and to solve Harlow particle-in-cell method.*

**Keywords:** nanostructures, plasma, simulation, numerical methods, parallel algorithms, pipelining, distributed calculations.

Получено: 05.01.24

### Образец цитирования

Калач А. В., Толстова И. С. Компьютерное моделирование процесса синтеза углеродных наноструктур с применением технологий параллельного программирования // Интеллектуальные системы в производстве. 2024. Т. 22, № 1. С. 62–68. DOI: 10.22213/2410-9304-2024-1-62-68.

### For Citation

Kalach A.V., Tolstova I.S. [Computer Simulation of Carbon Nanostructure Synthesis Applying Multiprogramming Technologies]. *Intellectual'nye sistemy v proizvodstve*. 2024, vol. 22, no. 1, pp. 62-68. DOI: 10.22213/2410-9304-2024-1-62-68.