

УДК 330.15

DOI 10.47813/nto.3.2022.6.382-389 EDN [NIMUOZ](#)



Минимизация углеродного следа с применением обнуляющих нейронных сетей

Е.Р. Брюханова^{1,2*}, О.А. Антамошкин^{1,2}

¹Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика
М.Ф. Решетнева, пр. Красноярский рабочий, 31, Красноярск, 660037, Россия

²Сибирский федеральный университет, пр. Свободный, 79, Красноярск, 660041,
Россия

*E-mail: evgbryuhanova@gmail.com

Аннотация. В данной статье описаны разработка и применение подхода использования обнуляющей нейронной сети (ZNN) для решения задач оптимизации выброса углеродного следа на примере модели системного подхода. Описанная модель представляет собой интегрированную задачу оптимизации, базирующуюся на ранее разработанной другими авторами модели и методе обнуляющих нейронных сетей. Задача оптимизации, которая описывается целевой функцией, представляющей минимизацию выбросов углерода и ограничения, является сложной. Для решения этой задачи был разработан подход на основе применения обнуляющих нейронных сетей. Разработанная модель представляет собой улучшенную версию изначальной модели. В этой работе мы разрабатываем ориентированную на энергетику структуру планирования производства, которая учитывает экономические показатели, такие как удовлетворение спроса и экономия за счет масштаба. Однако мы не рассчитываем сопутствующие производственные затраты. По сути, необходимо найти важный компромисс между сокращением выбросов и издержками производства. Соответственно, энерго-ориентированное планирование производства можно рассматривать как многоцелевую задачу оптимизации, в которой лица, принимающие решения, пытаются оптимизировать свои решения с точки зрения набора целей, таких как минимизация общих выбросов по сравнению с минимизацией общих затрат.

Ключевые слова: углеродный след, обнуляющие нейронные сети, оптимизация.

Carbon footprint minimization using zeroing neural networks

E.R. Bryukhanova, O.A. Antamoshkin^{1,2}

¹Reshetnev Siberian State University of Science and Technology, 31, Krasnoyarsky
Rabochy Av., Krasnoyarsk, 660037, Russian Federation

²Siberian Federal University, 79 Svobodny pr., Krasnoyarsk, 660041, Russia

*E-mail: evgbryuhanova@gmail.com

Abstract. This article describes the development and application of the approach of using a zeroing neural network (ZNN) to solve problems of optimizing carbon footprint emissions using the example of a system approach model. The described model is an integrated optimization problem based on a model previously developed by other authors and the method of zeroing neural networks. The optimization problem, which is described by the objective function representing the minimization of carbon emissions and restrictions, is complex. To solve this problem, an approach based on the use of zeroing neural networks was developed. The developed model is an improved version of the original model. In this work, we are developing an energy-oriented production planning framework that takes into account economic indicators such as demand satisfaction and economies of scale. However, we do not calculate the associated production costs. In fact, it is necessary to find an important compromise between reducing emissions and production costs. Accordingly, energy-oriented production planning can be viewed as a multi-purpose optimization task in which decision makers try to optimize their decisions in terms of a set of goals, such as minimizing total emissions versus minimizing total costs.

Keywords: carbon footprint, zeroing neural networks, optimization.

1. Введение

Выбросы парниковых газов вызывают изменения климата, и их воздействие на окружающую среду продолжает увеличиваться. В результате возникает настоятельная необходимость в ускорении усилий по минимизации углеродного следа. В промышленности большинство современных методов сокращения выбросов парниковых газов зависят от технических усовершенствований объекта и оборудования. Эти методы ориентированы на локальную оптимизацию для сокращения выбросов углерода на предприятиях и могут потребовать дополнительного времени, денег и усилий для удовлетворительного осуществления. В отличие от технических подходов, которые сосредоточены на оборудовании, в настоящем документе предлагается подход, сочетающий анализ углеродного следа и оптимизация работы динамических систем посредством обнуляющей нейронной сети.

В этой статье мы адаптируем метод обнуляющей нейронной сети для модели системного подхода, сочетающего анализ углеродного следа и планирование производства, разработанного авторами Цян Суа, Вэй Яна и Яову Лю в их работе “Оптимизация выбросов углерода с учетом планирования производства на уровне предприятия” [1].

2. Постановка задачи (Цель исследования)

Прямые выбросы парниковых газов в основном вызваны сжиганием топлива в стационарных источниках, производствах и переработке химических веществ и материалов. Косвенные выбросы являются результатом выработки купленной электроэнергии, которая потребляется оборудованием или операциями (WBCSD & WRI, 2013). На основе методологий учета и расчета, предоставленных Межправительственной группой экспертов по изменению климата (МГЭИК), как прямые, так и косвенные выбросы парниковых газов рассчитываются в терминах CO₂-эквивалентность на 100-летнем временном горизонте.

Целью данной работы является применение метода обнуляющих нейронных сетей к модели системного подхода минимизации углеродного следа представленного на рисунке 1.

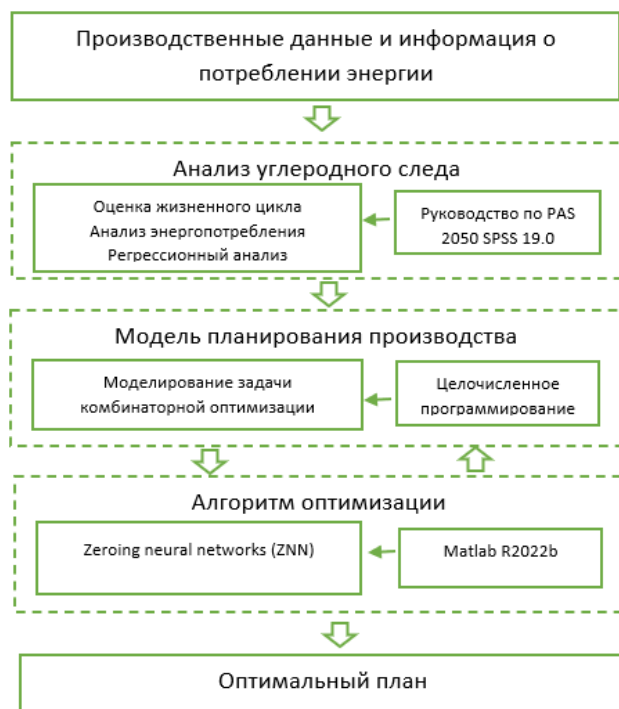


Рисунок 1. Система анализа структуры.

Согласно алгоритму, была разработана модель целочисленного программирования. Целочисленное программирование и модели смешанного целочисленного программирования всегда используются для решения проблемы планирования производства. Модель сформулирована следующим образом:

$$\min \sum_{d \in H} CE(x_d) \quad (1)$$

$$\sum_{l \in L_{p_i}} \sum_{d \in H} x_{p_i,ld} \geq R_{p_i}, \forall p_i \in P \quad (2)$$

$$x_{p_i,ld} \leq y_{p_i,ld} C_{p_i,l}, \forall p_i \in P, l \in L, d \in H \quad (3)$$

$$\sum_{p_i \in P} y_{p_i,ld} \leq 1, \forall l \in L, d \in H \quad (4)$$

$$\sum_{l \in LC_n} y_{p_i,ld} \leq 1, \forall LC_n \in LC, p_i \in P, d \in H \quad (5)$$

1 – минимизация выброса углерода для производственных планов x_d

2 - ограничение на выполнение спроса на продукцию

3 - ограничения, обусловленные производственными мощностями

4 – ограничения, фиксирующие возможность производства на одной производственной линии только одного вида продукции в день

5 – ограничения на одновременную работу некоторых производственных линий из-за ограниченности ресурсов

В свою очередь в нашей работе мы разрабатываем алгоритм обнуляющей нейронной сети для определения оптимального решения, которое может быть полезным в реальных ситуациях.

3. Методы и материалы исследования

Метод ZNN был предложен двадцать лет назад Юном Чжан и Цзюнь Ван в 2001 году [2]. Методы ZNN стали основой для решения дискретизированных матричных задач, управляемых датчиками в режиме реального времени, в теории и во встроенных приложениях для роботов, в теории управления и инженерии в целом. Они стали методом выбора для многих изменяющихся во времени матричных задач, которые выигрывают от эффективных, точных и прогнозирующих вычислений в реальном времени или требуют их выполнения [3]. Типичный алгоритм ZNN требует семи отдельных шагов для его настройки, представленных в таблице 1.

Таблица 1. Алгоритм работы обнуляющей нейронной сети.

Алгоритм обнуляющей нейронной сети	
1 шаг	Из модельного уравнения (1) сформируйте функцию ошибки $E(t) = F(A(t), B(t), x(t), \dots) - g(t, C(t), u(t), \dots)$ (2), которая была бы тождественно равна нулю, т.е. $E(t) = 0$ для всех t , если $x(t)$ решает (1).
2 шаг	Возьмите производную $E(t)$ функции ошибки $E(t)$ и определите ее экспоненциальный спад: Требовать, чтобы $E(t) = -\eta E(t)$ (3) для некоторой константы $\eta > 0$.
3 шаг	Решите экспоненциально убывающее уравнение ошибки дифференциальное уравнение (3) шага 2 алгебраически для $x(tk) = \dots$ если возможно. Если это невозможно, пересмотрите стартовую модель и повторите попытку.
4 шаг	Выберите прогнозируемую сходящуюся формулу конечных разностей для желаемого порядка ошибки усечения $O(\tau^j)$ что ZNN и изменяющиеся во времени матричные потоки 3 выражают $x(tk)$ в терминах $x(tk+1)$, $x(tk)$, ..., $x(tk+1-j)$, т.е. в терминах $j+1$ известных точек данных
5 шаг	Приравняйте производные термины $x(tk)$ на шагах 3 и 4 и, таким образом, полностью избавьтесь от $x(tk)$.

6 шаг Решите линейное уравнение без производной, полученное на шаге 5 для $x(t_{k+1})$, и выполните итерацию.

7 шаг Увеличьте $k + 1$ до $k + 2$ и увеличьте все данные шага 6; затем решите обновленную рекурсию для $x(t_{k+2})$. И повторяйте до тех пор, пока $t_{k+2} \geq t_f$.

ZNN использует производные по времени 1-го порядка и они успешно используются для оптимизации различных по времени задач минимизации матриц, и все это в режиме реального времени [4]. Из заданной изменяющейся во времени матричной или векторной задачи все методы ZNN формируют специфичную для задачи функцию ошибки $e(t)$, которая должна экспоненциально уменьшаться до нуля, как глобально, так и асимптотически, согласно формуле $e(t) = -\eta e(t)$ для распада константа $\eta > 0$.

Для решения задач оптимизации на основе ZNN разработана программная платформа в пакете прикладных программ Matlab и опубликована по ссылке https://www.researchgate.net/publication/255602767_Methods_for_Constrained_Optimization

4. Полученные результаты

Таким образом, используя программную платформу для решения оптимизационной задачи методом обнуляющей нейронной сети мы получили решения ZNN для оптимизации выбросов CO₂. Получены следующие результаты с входными параметрами двухнедельного периода:

Решения для $T = 0,02$ и $H = 5$ методом 1₂ ZNN представлены на рисунке 1.

Графики ошибок с $T = 0.02$ и $H = 5$ для метода 1₂ ZNN представлены на рисунке 2.

Вычисленное решение $(x(t), y(t))$ от начала до конца $\tau = 0.02$ и $\eta = 5$ представлено на рисунке 3.

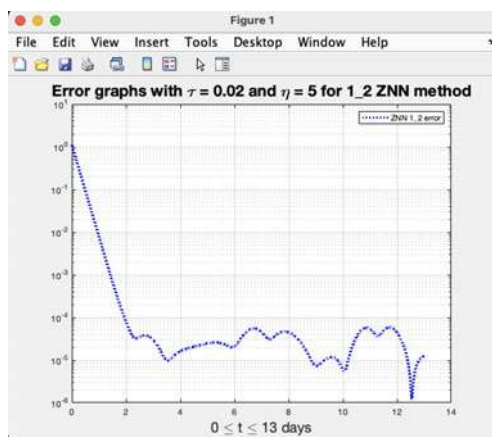


Рисунок 2. Решения.

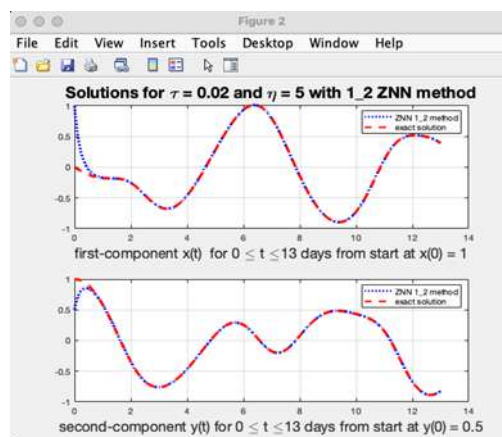


Рисунок 3. Графики ошибок.

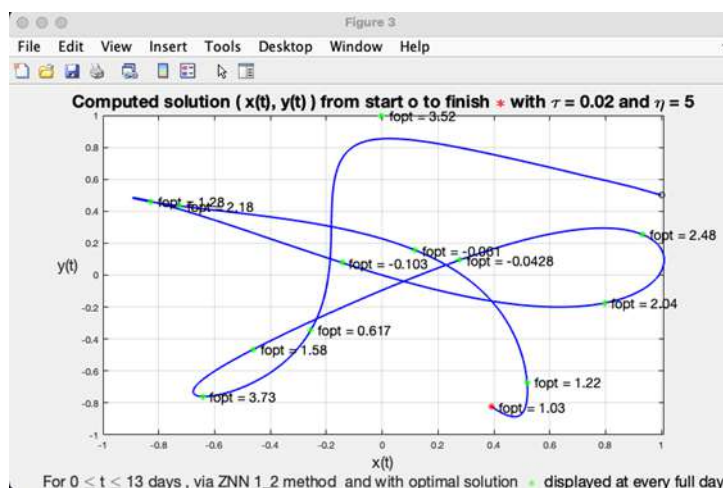


Рисунок 4. Вычисленное решение.

5. Выводы

Описанная модель представляет собой интегрированную задачу оптимизации, базирующуюся на ранее разработанной другими авторами модели и методе обнуляющих нейронных сетей. Задача оптимизации, которая описывается целевой функцией, представляющей минимизацию выбросов углерода и ограничения, является сложной. Для решения этой задачи был разработан подход на основе применения обнуляющих нейронных сетей. Разработанная модель представляет собой улучшенную версию изначальной модели [5].

Предлагаемый подход сочетает в себе анализ углеродного следа с преимуществами обнуляющих нейронных сетей для решения задачи планирования производства. Анализируя процессы энергопотребления предприятия, можно

установить математическую связь между энергопотреблением и производственным планом [6]. Это структура может служить руководством для менеджеров по разработке энергосберегающего производственного плана.

Из-за сложности модели планирования, если менеджер использует предлагаемое программное обеспечение, он может получить хорошее решение практической задачи в короткие сроки.

Вычислительный эксперимент показал, что оптимизация операций может улучшить энергетическую эффективность и снизить выбросы углерода на предприятии. Производя одинаковые количества продукции и не откладывая сроки поставки, предложенный способ позволяет снизить выбросы углерода. Что еще более важно, это исследование может быть обобщено и применено к другим отраслям промышленности, включая химические заводы, нефтяные заводы, сталелитейные процессы и даже решения задачи минимизации углеродного следа при сложных вычислениях на распределенных гетерогенных системах обработки информации.

Благодарности

Эта работа была поддержана Министерством науки и высшего образования Российской Федерации (грант №075-15-2022-1121).

Список литературы

1. Qiang Su. Optimization of carbon emission considering production planning at enterprise level / Qiang Su, Wei Yang, Yaowu Liu // *Journal of Cleaner Production*. – 2017. – № 162. – P. 635-645.
2. Dongsheng Guo. Zhang neural network, Getz-Marsden dynamic system, and discrete time algorithms for time-varying matrix inversion with applications to robots' kinematic control / Dongsheng Guo AND Yunong Zhang // *Neurocomputing*. – 2012. – № 97. – P. 22-32.
3. Frank Uhlig. Coalescing eigenvalues and crossing eigencurves of 1-parameter matrix flows / Frank Uhlig // *SIAM J Matr. Anal. Appl.*, in print. – 2020. – P. 17.
4. Chen, K. Robustness analysis of a hybrid of recursive neural dynamics for online matrix inversion / K. Chen, C. Yi, // *Applied Mathematics and Computation*. – 2016. – № 273. – С. 969-975.

5. Li, S. Accelerating a recurrent neural network to finite time convergence for solving time varying Sylvester equation by using a sign-bi-power activation function / S. Li, S. Chen, B. Liu // Neural Processing Letters. – 2013. – № 37(2). – С. 189-205.
6. Bunse-Gerstner, A. Numerical computation of an analytic singular value decomposition of a matrix valued function / A. Bunse-Gerstner, R. Byers, V. Mehrmann, N.K. Nichols // Numerische Mathematik. – 1991. – 60.