

# Инфокоммуникационные технологии и системы Infocommunication technologies and systems

Научная статья

УДК 681.5.01

DOI: 10.14529/ctcr250204

## НЕЙРОСЕТЕВАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ ОБЛАСТЕЙ СУЩЕСТВОВАНИЯ СКОЛЬЗЯЩЕГО РЕЖИМА НА ОСНОВЕ КАЧЕСТВЕННОГО АНАЛИЗА ПРОЕКЦИЙ ФАЗОВОГО ПРОСТРАНСТВА

**М.А. Девятков**, [deviatovma@susu.ru](mailto:deviatovma@susu.ru)

**П.А. Угаров**, [ugarovpa@susu.ru](mailto:ugarovpa@susu.ru)

**В.Ф. Тележкин**, [telezhkinvf@susu.ru](mailto:telezhkinvf@susu.ru)

Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия

**Аннотация.** В работе предложен метод нейросетевой оптимизации областей существования скользящего режима в проекциях фазового пространства объекта управления с целью последующего синтеза систем управления со скользящими режимами. Расширение областей существования скользящего режима предоставляет большую свободу в выборе поверхностей скольжения, в том числе нелинейных, и позволяет рассчитывать на повышение качества управления. **Цель исследования** заключается в определении применимости современных методов машинного обучения, в частности нейронных сетей и генетических алгоритмов, в задачах оптимизации областей существования скользящего режима на примере нелинейной системы 4-го порядка. **Материалы и методы.** Для решения задачи применяются численные методы машинного обучения нейронных сетей и стохастического направленного поиска, в частности генетические алгоритмы. Также применяется метод анализа двумерных проекций фазового пространства многомерной системы. **Результаты.** Предложена структурная классификация проекций фазового пространства с нейросетевой оптимизацией областей существования скользящего режима для обеспечения автоматизированного синтеза алгоритмов управления. На примере импульсного преобразователя 4-го порядка рассмотрены особенности проекций фазовых пространств многомерных систем. Предложен способ формирования линий переключения для скользящего режима на основе проекций фазового пространства, позволяющий классифицировать проекции с точки зрения их пригодности к организации управления в скользящем режиме. Произведена максимизация областей существования скользящего режима с помощью стохастического генетического алгоритма и с использованием нейронной сети в виде многослойного перцептрона. Сеть реализована на базе библиотеки для построения и обучения нейронных сетей TensorFlow. Для обновления модели применен оптимизатор Adam. Показано, что оптимизация с помощью генетического алгоритма и нейронной сети позволяет значительно увеличить потенциал выбора алгоритмов управления за счет расширения областей существования скользящего режима в проекциях фазового пространства. **Заключение.** Результаты применения генетического алгоритма и многослойной нейронной сети демонстрируют, что предложенный метод расширяет область применения проекций фазового пространства в задачах синтеза управления многомерными нелинейными системами и открывает новые возможности для повышения эффективности управления в скользящих режимах.

**Ключевые слова:** проекции фазового пространства, качественный анализ фазового пространства, скользящий режим, нейронные сети, многослойный перцептрон, генетический алгоритм

**Для цитирования:** Девятков М.А., Угаров П.А., Тележкин В.Ф. Нейросетевая оптимизация областей существования скользящего режима на основе качественного анализа проекций фазового пространства // Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2025. Т. 25, № 2. С. 46–54. DOI: 10.14529/ctcr250204

## NEURAL NETWORK OPTIMIZATION OF AREAS OF EXISTENCE OF THE SLIDING MODE ON THE BASIS OF QUALITATIVE ANALYSIS OF PHASE SPACE PROJECTIONS

M.A. Devyatov, deviatovma@susu.ru

P.A. Ugarov, ugarovpa@susu.ru

V.F. Telezhkin, telezhkinvf@susu.ru

South Ural State University, Chelyabinsk, Russia

**Abstract.** The paper proposes a method for neural network optimization of the regions of existence of a sliding mode in the projections of the phase space of a control object for the purpose of subsequent synthesis of control systems with sliding modes. Expanding the regions of existence of a sliding mode provides greater freedom in choosing sliding surfaces, including nonlinear ones, and allows us to expect an improvement in the quality of control. **The purpose of the study** is to determine the applicability of modern machine learning methods, in particular neural networks and genetic algorithms, in problems of optimizing the regions of existence of a sliding mode using the example of a 4th order nonlinear system. **Materials and Methods.** To solve the problem, numerical methods of machine learning of neural networks and stochastic directed search, in particular, genetic algorithms, are used. A method for analyzing particular two-dimensional projections of the phase space of a multidimensional system is also used. **Results.** A structural classification of phase space projections with neural network optimization of the regions of existence of a sliding mode is proposed to ensure automated synthesis of control algorithms. The paper considers the features of phase space projections of multidimensional systems using a fourth-order pulse converter as an example. It proposes a method for constructing switching lines for a sliding mode based on phase space projections, which allows classifying projections in terms of their suitability for organizing control in a sliding mode. The sliding mode existence regions are maximized using a stochastic genetic algorithm and a neural network in the form of a multilayer perceptron. The network is implemented using the TensorFlow library for constructing and training neural networks. The Adam optimizer is used to update the model. It is shown that optimization using a genetic algorithm and a neural network allows for a significant increase in the potential for selecting control algorithms by expanding the sliding mode existence regions in phase space projections. **Conclusion.** The results of the application of the genetic algorithm and training of a multilayer neural network demonstrate that the proposed method expands the scope of application of phase space projections in problems of synthesis of control of multidimensional nonlinear systems and opens up new possibilities for increasing the efficiency of control in sliding modes.

**Keywords:** phase space projections, qualitative phase space analysis, sliding mode, neural networks, multilayer perceptron, genetic algorithm

**For citation:** Devyatov M.A., Ugarov P.A., Telezhkin V.F. Neural network optimization of areas of existence of the sliding mode on the basis of qualitative analysis of phase space projections. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Computer Technologies, Automatic Control, Radio Electronics.* 2025;25(2):46–54. (In Russ.) DOI: 10.14529/ctcr250204

### Введение

Системы, работающие в существенно нелинейных режимах, обладают большим потенциалом для разработки эффективных алгоритмов управления. Например, в работах [1, 2] предложен метод автоматизированного синтеза управления, основанный на качественном анализе графических представлений фазовых пространств. Такой подход является универсальным и позволяет существенно упростить синтез управления. По структуре фазового пространства можно определять многие значимые характеристики, такие как устойчивость, быстродействие, ошибки и т. д. Однако метод [1] имеет и ряд недостатков. Хотя он применим к системам любой размерности, анализ фазовых пространств при увеличении порядка модели требует все больше вычислительных затрат. Кроме того, для систем порядка выше 3-го затруднена визуализация результатов.

Авторы [3] продемонстрировали, что для синтеза управления нет нужды использовать фазовые пространства полной размерности. Можно анализировать не все фазовое пространство сис-

темы, а лишь его часть, то есть некоторое фазовое подпространство. При этом наиболее просто описываются и хорошо визуализируются подпространства в виде двумерных проекций.

Однако переход от многомерного фазового пространства к двумерной проекции приводит к потере значимых данных. Фазовое пространство любой системы представляет собой семейство непересекающихся друг с другом фазовых траекторий (за исключением состояний равновесия и циклов). Эти траектории содержат полную информацию о системе, что позволяет использовать их для синтеза управления. При этом особое место занимают скользящие режимы, которые не слишком требовательны к форме фазовых траекторий. Для поддержания скользящего режима достаточно, чтобы фазовые траектории в окрестности линии переключения (скользяния) были направлены к ней. Это позволяет синтезировать алгоритмы управления на основе анализа проекций пространства [2]. Использование нескольких проекций открывает возможность компенсировать недостаток данных для организации управления в одной проекции за счет учета особенностей траекторий в других проекциях. Тем не менее выбор оптимальной линии скользяния представляет собой сложную задачу, и для расширения областей существования скользящего режима в проекциях фазового пространства представляется перспективным использовать современные методы машинного обучения, в частности нейронные сети и генетические алгоритмы.

### 1. Общая схема синтеза управления на основе анализа структуры фазового пространства

Синтез управления на основе качественного анализа фазового пространства, в том числе в скользящем режиме, включает следующие основные шаги [4].

**Шаг 1.** С помощью численных методов строятся траектории дискретизированного фазового пространства системы в заданной области, после чего найденные траектории заменяются направленными графами, отражающими векторы фазовой скорости.

**Шаг 2.** Проводится анализ полученной численной модели фазового пространства методами численной геометрии с целью его разделения на области существования скользящего режима, зоны управляемости, участки однообразного движения и т. д.

**Шаг 3.** Вся собранная информация применяется для синтеза алгоритма управления согласно установленным критериям качества.

Такой подход позволяет работать не с траекториями в полном фазовом пространстве, а с их проекциями на набор фазовых плоскостей или подпространств более высокой размерности. При этом вместо массива векторов фазовых траекторий полной размерности создается несколько массивов для подпространств, а задача сводится к согласованию движения по проекциям.

### 2. Фазовые пространства импульсного преобразователя напряжения 4-го порядка

В качестве примера рассмотрим импульсный преобразователь 4-го порядка, схема которого представлена на рис. 1.

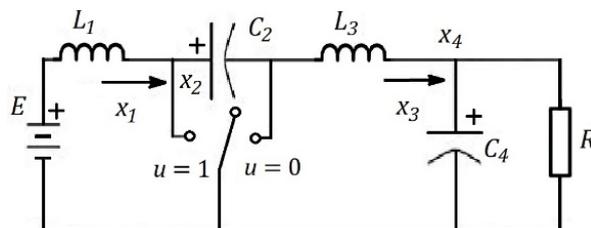


Рис. 1. Схема импульсного преобразователя для моделирования  
Fig. 1. Schematic diagram of a pulse converter for simulation

Математическая модель этого преобразователя [5] с учетом паразитных активных сопротивлений индуктивностей:

$$L_1 \dot{x}_1 = -r_1 x_1 - (1 - u)x_2 + E;$$

$$C_2 \dot{x}_2 = (1 - u)x_1 + ux_3;$$

$$L_3 \dot{x}_3 = -ux_2 - r_2 x_3 - x_4;$$

$$C_4 \dot{x}_4 = x_3 - \frac{1}{r_L} x_4;$$

$$y = x_4,$$

где  $x \in R^4$  – вектор состояния;  $x_1$  – ток через катушку индуктивности  $L_1$ ;  $x_2$  – напряжение на конденсаторе  $C_2$ ;  $x_3$  – ток через катушку индуктивности  $L_4$ ;  $x_4$  – напряжение на конденсаторе  $C_4$ ;  $E$  – напряжение питания;  $r_1$  – активное сопротивление катушки индуктивности  $L_1$ ;  $r_2$  – активное сопротивление катушки индуктивности  $L_4$ ;  $r_L$  – сопротивление нагрузки;  $u \in (0, 1)$  – управляющее воздействие;  $y$  – выходная переменная, доступная измерению.

На рис. 2 представлены двумерные фазовые портреты в зависимости от положения ключа ( $u = 0$  и  $u = 1$ ) для пяти начальных условий, полученные методами численного моделирования. Программное обеспечение реализовано на языке Python с привлечением библиотек Matplotlib и NumPy. Пересечения на рис. 2 обусловлены наложением кривых, относящихся к разным значениям управляющего воздействия. Эти значения формируют две структуры, зависящие от положения ключа  $S$ .

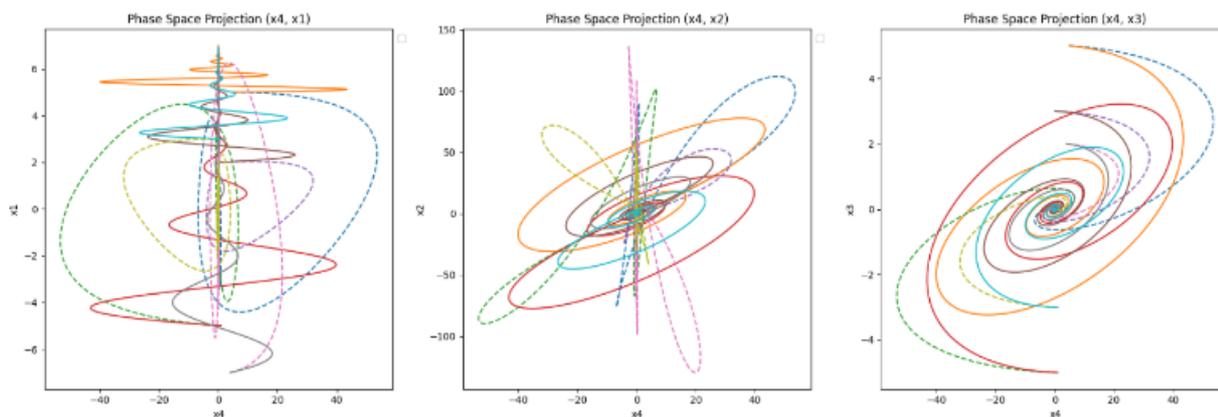


Рис. 2. Вид проекций  $(x_4, x_1)$ ,  $(x_4, x_2)$  и  $(x_4, x_3)$  фазового пространства для разных начальных условий  
Fig. 2. View of the projections  $(x_4, x_1)$ ,  $(x_4, x_2)$  and  $(x_4, x_3)$  of the phase space for different initial conditions

Предварительный анализ показывает, что углы векторов фазовых скоростей изменяются в широких диапазонах, что указывает на возможность реализации скользящего режима.

### 3. Синтез поверхностей для организации скользящего режима

В теории систем управления со скользящими режимами [6–8] традиционно рассматриваются в основном задачи синтеза управления по заранее заданной поверхности скольжения. Однако численный анализ фазового пространства открывает возможности автоматического синтеза таких поверхностей, в том числе с оптимизацией современными методами машинного обучения.

Рассмотрим построение линии переключения для двумерной системы или в двумерной проекции фазового пространства. Будем считать, что все пространство дискретизировано на ячейки. На рис. 3 проведены линии через вершины одной из таких ячеек. Это прямые, проходящие через отрезки, соединяющие правую верхнюю и левую верхнюю вершины с левой нижней и правой нижней вершинами ячейки соответственно. Например, уравнение линии между левой верхней и правой нижней вершинами:

$$y = kx + b,$$

$$k = \frac{y_{Top\_Left} - y_{Bottom\_Right}}{x_{Bottom\_Left} - x_{Top\_Right}}, \quad b = y_{Top\_Left} - kx_{Bottom\_Left}.$$

Если попробовать синтезировать скользящий режим непосредственно по данной линии, скорее всего, скольжение будет невозможно, поскольку линия полностью принадлежит плоскости фазовой проекции и не зависит от переменных состояния вне этой плоскости, а, как показывают векторные поля для таких вырожденных случаев, векторы фазовой скорости обычно практически сонаправлены.

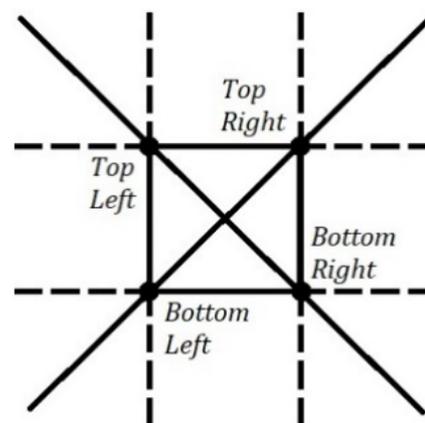


Рис. 3. Ячейка с линиями скольжения  
Fig. 3. Cell with the sliding lines

Это утверждение можно верифицировать, рассмотрев линию переключения в виде  $S = y - kx - b$ . Условие существования скользящего режима, как известно [9], имеет вид  $S \frac{dS}{dt} < 0$ .

На рис. 4 представлены три проекции фазового пространства импульсного преобразователя 4-го порядка, классифицированные на области, в которых скользящий режим на линии возможен, и области, в которых скользящий режим отсутствует. Классификация производилась с использованием меток выполнения условия существования скользящего режима (зеленые кружки указывают на возможность организации скользящего режима, а красные крестики – на отсутствие возможности). Как и предполагалось, синтезировать управление в скользящем режиме в таких условиях практически невозможно.

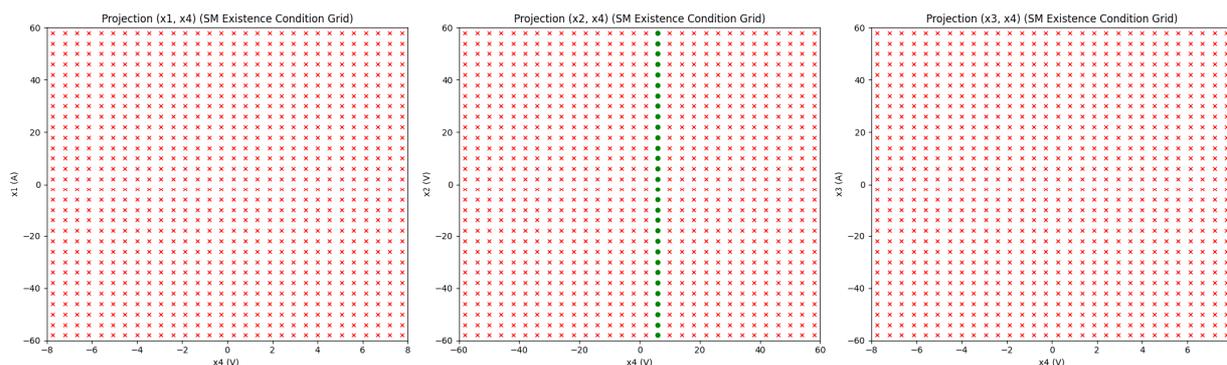


Рис. 4. Проекция фазового пространства  $(x_4, x_1)$ ,  $(x_4, x_2)$  и  $(x_4, x_3)$  с метками существования скользящего режима  
Fig. 4. Projections of the phase space  $(x_4, x_1)$ ,  $(x_4, x_2)$  and  $(x_4, x_3)$  with labels of the existence of a sliding mode

Для решения этой проблемы можно модифицировать линию скольжения таким образом, чтобы учитывались все переменные состояния. Для этого добавим в формулу линии скольжения линейную комбинацию отсутствующих координат. Тогда линия скольжения будет описываться выражением  $S = y - kx - b - \alpha_1 v - \alpha_2 z$ , где  $\alpha_1$  и  $\alpha_2$  – коэффициенты переменных состояния вне исходной проекции.

Выбор коэффициентов для координат, не принадлежащих рассматриваемой проекции фазового пространства, представляет собой отдельную сложную задачу. Чтобы максимизировать области существования скользящего режима в проекциях и тем самым расширить возможности синтеза управления в скользящем режиме, выполним оптимизацию коэффициентов  $\alpha_1$  и  $\alpha_2$  методами машинного обучения.

#### 4. Оптимизация областей существования скользящего режима

Для решения поставленной задачи можно использовать различные методы численной оптимизации – нейронные сети, генетические алгоритмы и т. д. При этом с точки зрения последующего синтеза управления имеет значение как общий размер областей существования скользящих режимов во всех проекциях, так и площадь этих областей в приоритетных двумерных проекциях.

Для начала попробуем оптимизировать области существования скользящего режима с помощью генетических алгоритмов [10]. Используем метод дифференциальной эволюции (DE) – стохастический метод глобальной оптимизации, эффективный для задач с непрерывными параметрами. Он отличается гибкостью, устойчивостью к локальным оптимумам, так как механизмы мутации и рекомбинации обеспечивают глобальный поиск, и хорошей скоростью сходимости. Генетический алгоритм реализуем на базе библиотеки SciPy. Основные параметры конфигурации DE (подобраны эмпирически).

- **Стратегия best1bin:** комбинация best (лучшая особь) и bin (биномиальное скрещивание) обеспечивает устойчивый поиск без преждевременной сходимости.
- **Популяция (popsize = 15):** оптимальна для 2D-пространства поиска (2 коэффициента).
- **Мутация (mutation = (0.5, 1)):** динамический диапазон для адаптации скорости поиска.
- **Рекомбинация (recombination = 0.8):** высокая вероятность сохраняет полезные признаки.

Результаты работы генетического алгоритма для проекции  $(x_2, x_4)$  представлены на рис. 5. Очевидно, что благодаря оптимизации доступная область организации движения в скользящем режиме значительно расширилась – достаточно сравнить количество зеленых точек на рис. 5 и на среднем изображении на рис. 4.

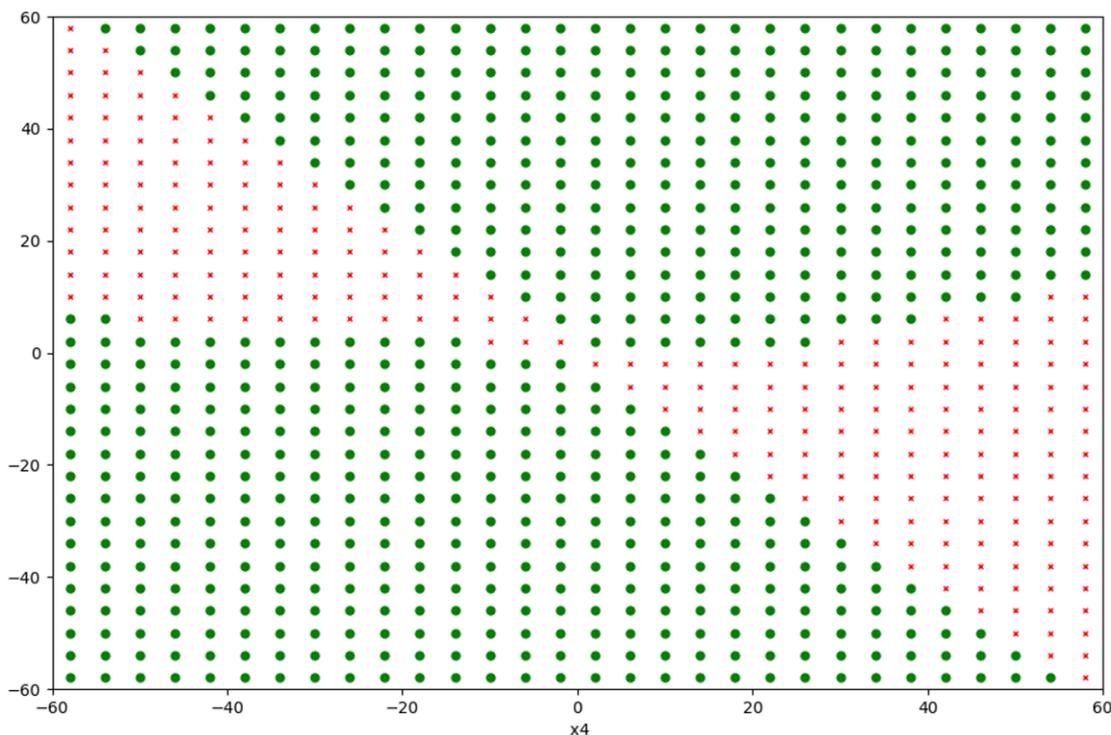


Рис. 5. Результаты оптимизации области существования скользящего режима в проекции  $(x_2, x_4)$  с помощью генетического алгоритма (зеленые точки – скользящий режим существует)  
Fig. 5. Results of optimization of the region of existence of the sliding mode in the projection  $(x_2, x_4)$  using a genetic algorithm (green dots – the sliding mode exists)

Теперь решим эту же задачу с помощью нейронной сети. Используем многослойный перцептрон [11–13]. Это наиболее подходящий вид нейронной сети, так как рассматриваемая задача сводится к регрессии, входные данные обладают малой размерностью, а многослойный перцептрон позволяет гибко настраивать архитектуру и добавлять регуляризацию для предотвращения переобучения, что важно в задачах с малым массивом данных. Кроме того, веса перцептрона эффективно оптимизируются с использованием стохастического градиентного спуска, что легко реализуется с использованием современных библиотек, таких как TensorFlow.

Рассмотрим архитектуру сети. Данные подаются на входной слой из 4 нейронов (по числу координат импульсного преобразователя). Первый скрытый слой содержит 64 нейрона с функцией активации ReLU (Rectified Linear Unit) и формулой активации  $\text{ReLU}(z) = \max(0, z)$ . ReLU используется для введения нелинейности в модель. Вероятность отключения нейронов в слое Dropout равна 0,2 (20 % нейронов случайно отключаются во время обучения для предотвращения переобучения). Второй скрытый слой содержит 32 нейрона с такой же функцией активации. Вероятность отключения Dropout также составляет 0,2. Третий скрытый слой содержит 16 нейронов с функцией активации ReLU. Выходными данными являются 2 коэффициента линейной комбинации переменных состояния объекта управления. Для обучения используем Adam – интеллектуальный оптимизатор, который сам подстраивает шаг обучения для каждого параметра, ускоряя сходимость и работая лучше обычного градиентного спуска [14, 15].

Результаты работы нейронной сети для проекции  $(x_2, x_4)$  представлены на рис. 6. Очевидно, что в сравнении с генетическим алгоритмом (см. рис. 5) область существования скользящего режима расширилась. Поэтому результат нейросетевой оптимизации следует считать весьма успешным.

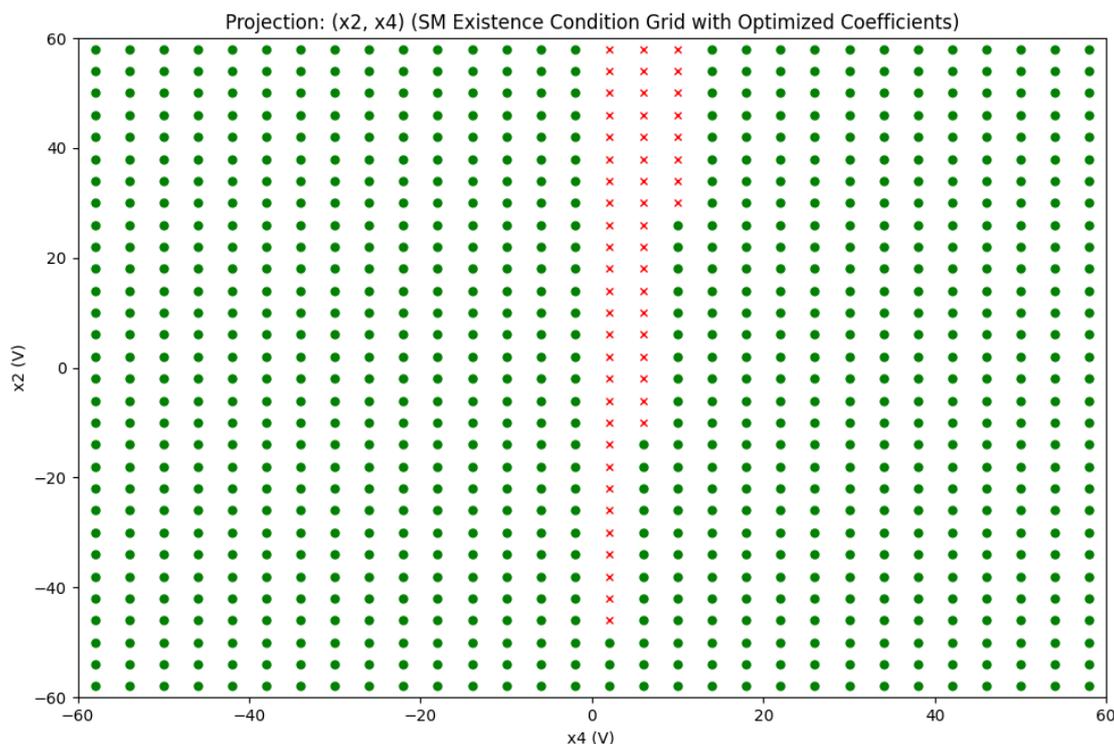


Рис. 6. Результаты нейросетевой оптимизации области существования скользящего режима в проекции  $(x_2, x_4)$  (зеленые точки – скользящий режим существует)

Fig. 6. Results of neural network optimization of the region of existence of the sliding mode in the projection  $(x_2, x_4)$  (green dots – the sliding mode exists)

Важно отметить, что линии скольжения строятся отдельно для каждой ячейки в каждой проекции фазового пространства. Это открывает возможность синтезировать сложные линии скольжения, обеспечивающие достижение нужных показателей качества в скользящем режиме, сочетая отдельные участки скольжения. В дальнейшем найденные кусочно-линейные функции можно аппроксимировать нелинейными функциями, используя, например, полиномиальные модели или нейронные сети с относительно простой структурой.

### Заключение

В работе предложен метод структурной классификации проекций фазового пространства с точки зрения их пригодности к организации управления в скользящем режиме. Его основу составляет оптимизация областей существования скользящего режима, что позволяет расширить возможности синтеза алгоритмов управления.

На примере импульсного преобразователя 4-го порядка рассмотрены особенности проекций фазовых пространств многомерных систем, а также ограничения, присущие таким проекциям с точки зрения синтеза законов управления. Продемонстрировано, что переход от многомерного фазового пространства к двумерным проекциям сопряжен с потерей части информации.

Рассмотрен способ формирования линий переключения для скользящего режима на основе проекций фазового пространства. Оптимизация параметров этих линий позволяет значительно увеличить потенциал синтеза алгоритмов управления.

Оптимизация параметров выполнена с помощью нейронной сети в виде многослойного персептрона с оптимизатором Adam. Также для сравнения проведена оптимизация методом дифференциальной эволюции (DE), представляющим собой стохастический метод глобальной оптимизации, эффективный в задачах с непрерывными параметрами. В обоих случаях результаты численной оптимизации в проекциях фазового пространства показали значительное расширение областей существования скользящего режима, что подтверждается численным моделированием для импульсного преобразователя 4-го порядка. В будущем представляет интерес исследование более сложных моделей, таких как рекуррентные и сверточные нейронные сети.

Таким образом, предложенный метод расширяет область применения проекций фазового пространства в задачах синтеза управления многомерными системами и открывает новые возможности для повышения эффективности управления в скользящих режимах.

### Список литературы/References

1. Zhao F., May J.A., Loh S.C. Controller Synthesis and Verification for Nonlinear Systems: A computational approach using phase-space geometric models. *IEEE Control Systems Magazine*. 1998;3:198–224.
2. Zhao F. Extracting and representing qualitative behaviors of complex systems in phase space. *Artificial Intelligence*. 1994;69(1–2):51–92. DOI: 10.1016/0004-3702(94)90078-7
3. Девятков М.А. Синтез систем управления на основе анализа геометрической структуры проекций фазовых пространств // Известия Челябинского научного центра УрО РАН. 2006. № 1 (31). С. 83–87. [Devyatov M.A. [Synthesis of control systems by analyzing the geometric structure of phase space projections]. *Proceedings of the Chelyabinsk Scientific Center of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences*. 2006;1(31):83–87. (In Russ.)]
4. Zhao F., Loh S.C., May J.A. Phase-Space Nonlinear Control Toolbox: The Maglev Experience. In: *5th International Hybrid Systems Workshop. Lecture Notes in Computer Science*. 1999. Vol. 1567. P. 429–444. DOI: 10.1007/3-540-49163-5\_23
5. Бобцов А.А., Ортега Р., Николаев Н.А., Слита О.В., Козачёк О.А., Ван Ч. Оценка переменных состояния математической модели конвертора Чука с частично неизвестными параметрами // Мехатроника, автоматизация, управление. 2021. Т. 22, № 9. С. 451–458. [Bobtsov A.A., Ortega R., Nikolaev N.A., Slita O.V., Kozachek O.A., Wang C. Estimation of State Variables in the Ćuk Converter Mathematical Model with Partially Unknown Parameters. *Mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie = Mechatronics, automation, control*. 2021;22(9):451–458. (In Russ.)] DOI: 10.17587/mau.22.451-458
6. Bandyopadhyay B., Deepak F., Kim K.-S. Sliding Mode Control Using Novel Sliding Surfaces. In: *Lecture Notes in Control and Information Sciences*. 2009. Vol. 392. P. 1–146. DOI: 10.1007/978-3-642-03448-0
7. Sira-Ramirez H., Rios-Bolivar M. Sliding mode control of DC-to-DC power converters via extended linearization. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*. 2002;41(10):652–661. DOI: 10.1109/81.329725
8. Hušek P. Adaptive sliding mode control with moving sliding surface. *Applied Soft Computing*. 2016;42:178–183. DOI: 10.1016/j.asoc.2016.01.009
9. Utkin V. *Sliding Modes in Control and Optimization*. Springer-Verlag, Berlin; 1992. 286 p.
10. Alhijawi B., Awajan A. Genetic algorithms: theory, genetic operators, solutions, and applications. *Evolutionary Intelligence*. 2023;17:1245–1256. DOI: 10.1007/s12065-023-00822-6
11. Haykin S. *Neural networks: a comprehensive foundation*. Macmillian Publishing Company, Inc.; 1994. 823 p.
12. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. *Deep Learning*. The MIT Press; 2010. 800 p.
13. Bisong E. The Multilayer Perceptron (MLP). In: *Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform*. Apress, Berkeley, CA; 2019. P. 401–405. DOI: 10.1007/978-1-4842-4470-8\_31
14. Kingma D., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. In: *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015)*. 2015. P. 1–13.
15. Zhang Z. Improved Adam Optimizer for Deep Neural Networks. In: *IEEE/ACM 26th International Symposium on Quality of Service (IWQoS)*. Banff, AB, Canada; 2018. P. 1–2. DOI: 10.1109/IWQoS.2018.8624183

***Информация об авторах***

**Девятов Максим Александрович**, канд. техн. наук, доц. кафедры радиоэлектроники и систем связи, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; deviatovma@susu.ru.

**Угаров Павел Александрович**, канд. техн. наук, доц. кафедры радиоэлектроники и систем связи, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; ugarovpa@susu.ru.

**Тележкин Владимир Федорович**, д-р. техн. наук, проф., проф. кафедры радиоэлектроники и систем связи, Южно-Уральский государственный университет, Челябинск, Россия; telezhkinvf@susu.ru.

***Information about the authors***

**Maksim A. Devyatov**, Cand. Sci. (Eng.), Ass. Prof. of the Department of Radio Electronics and Communication Systems, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; deviatovma@susu.ru.

**Pavel A. Ugarov**, Cand. Sci. (Eng.), Ass. Prof. of the Department of Radio Electronics and Communication Systems, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; ugarovpa@susu.ru.

**Vladimir F. Telezhkin**, Dr. Sci. (Eng.), Prof., Prof. of the Department of Radio Electronics and Communication Systems, South Ural State University, Chelyabinsk, Russia; telezhkinvf@susu.ru.

***Вклад авторов:*** все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

***Contribution of the authors:*** the authors contributed equally to this article.

The authors declare no conflicts of interests.

***Статья поступила в редакцию 10.03.2025***

***The article was submitted 10.03.2025***