

Интернет-журнал «Отходы и ресурсы» <https://resources.today>  
Russian Journal of Resources, Conservation and Recycling

2024, Том 11, № 1 / 2024, Vol. 11, Iss. 1 <https://resources.today/issue-1-2024.html>

URL статьи: <https://resources.today/PDF/19INOR124.pdf>

DOI: 10.15862/19INOR124 (<https://doi.org/10.15862/19INOR124>)

2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации (технические науки)

**Ссылка для цитирования этой статьи:**

Артемьев, В. С. Автоматизированные методы анализа и прогнозирования автоколебаний в сельскохозяйственных системах / В. С. Артемьев, Н. В. Мокрова // Отходы и ресурсы. — 2024. — Т. 11. — № 1. — URL: <https://resources.today/PDF/19INOR124.pdf> DOI: 10.15862/19INOR124

**For citation:**

Artemyev V.S., Mokrova N.V. Automated methods for analyzing and predicting self-oscillations in agricultural systems. *Russian Journal of Resources, Conservation and Recycling*. 2024; 11(1): 19INOR124. Available at: <https://resources.today/PDF/19INOR124.pdf>. (In Russ., abstract in Eng.) DOI: 10.15862/19INOR124

**УДК 631.151:004.94**

**Артемьев Виктор Степанович**

ФГБОУ ВО «Российский биотехнологический университет (РОСБИОТЕХ)», Москва, Россия  
Старший преподаватель  
E-mail: [artemyevvs@mgupr.ru](mailto:artemyevvs@mgupr.ru)  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0860-6328>  
РИНЦ: [https://elibrary.ru/author\\_profile.asp?id=806146](https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=806146)

**Мокрова Наталия Владиславовна**

ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС», Москва, Россия  
Профессор  
Доктор технических наук, доцент  
E-mail: [mokrovanv@mgupr.ru](mailto:mokrovanv@mgupr.ru)  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8444-2935>  
WoS: <https://www.webofscience.com/wos/author/rid/ABB-4605-2021>  
SCOPUS: <https://www.scopus.com/authid/detail.url?authorId=41762121300>

## **Автоматизированные методы анализа и прогнозирования автоколебаний в сельскохозяйственных системах**

**Аннотация.** Статья представляет исследование автоматизированных методов, применяемых для анализа и прогнозирования автоколебаний в сельскохозяйственных системах. Возникающие в системах управления и электронике автоколебания оказывают отрицательное влияние на надежность электротехнического оборудования, эффективное управление работой агрегатов и систем. Авторами исследовано влияние оптимизации параметров: частота и амплитуда автоколебаний, на эффективность использования технологических ресурсов, увеличение срока службы оборудования, снижение затрат на ремонт и замену. Полученное значение амплитуды автоколебаний может быть использовано для мониторинга уровня управляющего сигнала, также оценка амплитуды показывает степень воздействия на окружающую среду или другие компоненты системы. В результате исследований предложен автоматизированный метод для анализа и прогнозирования автоколебаний в электроприводах, изучены принципы и технологии возникновения неустойчивых режимов, приведен практический пример применения метода прогнозирования автоколебаний в технологических системах, имеющих в своем составе электропривод.

Использованы методы, основанные на обработке данных, математическом моделировании и машинном обучении. Особое внимание уделено гармонической линеаризации для выявления условий возникновения и управления автоколебаниями. Предложенные методы базируются на современных алгоритмах обработки данных, искусственном интеллекте, машинном обучении и глубоком понимании технологических процессов сельскохозяйственного производства. Предложенные модели и методы обеспечивают создание устойчивых и надежных решений, наряду с выявлением общих закономерностей, минимизируя влияние случайных факторов, что подчеркивает важность использования предложенных методик. Автоматизированные методы анализа и прогнозирования автоколебаний повышают эффективность использования ресурсов, позволяют оптимизировать производственные процессы и сделать технологические системы сельского хозяйства более устойчивым к изменению внешних условий.

**Ключевые слова:** прогнозирование автоколебаний; гармоническая линеаризация; амплитуда; частота; параметры коррекции; машинное обучение; ресурсы

## Введение

Сельское хозяйство, как сектор, имеющий прямое отношение к продовольственной безопасности и экономической устойчивости, стоит перед вызовами, связанными с изменяющимися климатическими условиями, популяционным ростом и необходимостью более эффективного использования ресурсов. Именно в этом контексте автоматизированные методы анализа и прогнозирования автоколебаний становятся важным инструментом для оптимизации производства, контроля и управления сельскохозяйственными системами. Таким образом, автоматизированные методы анализа и прогнозирования играют ключевую роль в повышении эффективности и устойчивости сельскохозяйственных систем, при условии учета шума и использования современных методов анализа данных.

Одним из существенных аспектов, воздействующих на сельскохозяйственные системы, являются автоколебания. Автоколебательные режимы представляют собой периодические колебания в различных параметрах сельскохозяйственных процессов, такие как рост растений, уровень влажности почвы, и даже погода, и могут иметь существенное влияние на урожайность, эффективность использования ресурсов и, в итоге, на продовольственную безопасность.

Автоматизированные методы анализа и прогнозирования автоколебаний<sup>1</sup> приобретают вес для борьбы с подобными явлениями<sup>2</sup> и оптимизации сельскохозяйственных систем. Методы включают использование передовых технологий в области информационных технологий, машинного обучения [1], искусственного интеллекта, а также сенсоров и датчиков для непрерывного мониторинга сельскохозяйственных систем, в том числе асинхронных двигателей [2].

Электроприводы играют ключевую роль в современной промышленности и автоматизации, они обеспечивают движение, контроль и регулирование различных механизмов и машин, что делает их неотъемлемой частью производственных процессов. Возникающие в системах управления и электронике автоколебания оказывают отрицательное влияние на эффективное управление и надежность электроприводов.

<sup>1</sup> Вибрация в технике: справочник. Т. 2. Колебания нелинейных механических систем / Под ред. Фролова К.В. — М.: Машиностроение, 1979. — 351 с.

<sup>2</sup> Гусев А.С. Сопротивление усталости и живучести конструкций при случайных нагрузках / А.С. Гусев — М.: Машиностроение, 1989. — 248 с. ISBN 5-217-00429-0.

Автоколебания в параметрах электропривода могут возникнуть вследствие различных факторов, таких как изменение нагрузки, нестабильные электрические условия или механические вибрации [3], что в конечном счете приводит к нестабильности работы электропривода, износу оборудования и даже авариям [4; 5].

Цель данной статьи — предложить автоматизированный метод для анализа и прогнозирования автоколебаний в электроприводах. Исследованы принципы и технологии возникновения неустойчивых режимов, приведен практический пример применения метода прогнозирования автоколебаний в системах электропривода сельскохозяйственного производства. Исследования обосновывают важность автоматизированных методов для обеспечения стабильной и надежной работы электроприводов, а также снижения риска аварийных ситуаций в производственных системах.

### Методы и результаты исследований

Как известно<sup>3</sup> параметры  $(x_{max}, \omega_a)$  [6] важны при анализе и проектировании системы автоколебаний [7]. Так, например, существует потребность в оптимизации работы сельскохозяйственных машин и оборудования, а параметры  $x_{max}$  и  $\omega_a$  характеризуют максимальную амплитуду колебаний. Если  $x_{max}$  — амплитуда колебаний слишком велика, это может привести к износу или повреждению оборудования, таким образом мы говорим о стабильности работы машины. Параметр  $\omega_a$  — частота автоколебаний, может оказать влияние на производительность машины. Если частота колебаний соответствует оптимальным рабочим условиям, это может повысить эффективность сельскохозяйственных операций.

Оптимизация параметров автоколебаний  $x_{max}, \omega_a$  может увеличить срок службы оборудования и снизить затраты на ремонт и замену.

Исследуем параметр  $K = 4K_{кр}$ , который может быть выбран в контексте регулирования [8]. В нашем случае,  $K$  — коэффициент усиления, а  $4K_{кр}$  — коэффициент пропорциональности. Зачастую увеличение значения  $K$  в данном случае в 4 раза может быть необходимо для улучшения стабильности или реакции системы на изменения входных сигналов. Это может быть полезным, если система ранее была неустойчивой или имела недостаточное усиление для достижения желаемой производительности. Некоторые системы могут иметь сложную динамику, и увеличение усиления может помочь компенсировать эту динамику и достичь требуемой реакции. Увеличение коэффициента усиления может помочь уменьшить ошибку регулирования и достичь более точного управления.<sup>4</sup> Выбор параметра  $K$  зависит от контекста конкретной задачи и деталей системы, и он может быть настроен в соответствии с требованиями для достижения определенных целей управления.

Далее выполним определение параметров  $(x_{max}, \omega_a)$  устойчивых автоколебаний при  $K = 4K_{кр}$ ; проверим выполнимость гипотезы фильтра и оценим значение ошибки  $\varepsilon_m$ , вызванной автоколебаниями.

Так как  $K > K_{кр}$ , то годографы  $-W_{нз}^{-1}(x_m)$  и  $W_l(j\omega)$ . При этом значения  $x_{m1}, x_{m2}$  и  $\omega_p$ , соответствующие точке пересечения, определяют параметры амплитуду  $x_m$  и частоту  $\omega_a$  возможных автоколебаний.

<sup>3</sup> Теория автоматического управления: Учеб. для вузов / Яковлев В.Б., Душин С.Е., Имаев Д.Х., Зотов Н.С.; Под ред. В.Б. Яковлева. — М.: Высшая школа, 2009. — 567 с. ISBN: 5-06-004096-8, 978-5-06-006126-0.

<sup>4</sup> Методы классической и современной теории автоматического управления: учебник в 5 т. Т. 5. Методы современной теории автоматического управления / под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. — 2-е изд., перераб. и доп. — М.: Издательство МГТУ имени Н.Э. Баумана, 2004. — 784 с. ISBN 5-7038-2192-4.

Для определения этих значений воспользуемся уравнением (1):

$$-W_{НЭ}^{-1}(x_m)|_{x_m=x_m} = W_{л}(j\omega)|_{\omega=\omega_{\pi}}, \quad (1)$$

Где  $-W_{НЭ}^{-1}$  — оператор обратного преобразования, и может использоваться для восстановления исходного сигнала из его спектрального представления.

Таким образом,  $-W_{НЭ}^{-1}(x_m)|_{x_m=x_m}$  представляет собой преобразование исходного сигнала  $x_m$ .  $W_{л}$  — оператор Лапласа, применяемый к сигналу  $j\omega$  ( $j$  — минимальная единица,  $\omega$  — частотная переменная), и  $\omega$  — угловая частота, принимаемая равной  $\omega_{\pi}$ . При  $\omega = \omega_{\pi} = 2$ , что угловая частота системы  $\omega$  равна угловой частоте среза  $\omega_{\pi}$ , т. е. частоте, на которой амплитуда выходного сигнала системы уменьшается на 3 дБ по сравнению с амплитудой на низких частотах. В данном контексте,  $\omega$  было выбрано равным  $\omega_{\pi}$  — для установления частоты среза системы.

Далее, предполагаем,  $K_{кр} = 0,654$  [8].

$K = 4K_{кр} = 4 \cdot 0,654 = 2,62$  при произвольном значении  $x_m$ .

В этом случае уравнение (1) имеет вид:

$$-\frac{\pi x_m}{4 \cdot 5 \sqrt{1 - \left(\frac{0,5}{x_m}\right)^2}} = \frac{1,2 \cdot 2,62}{-1,25 \cdot 4}, \text{ или } \frac{0,157 x_m^2}{\sqrt{x_m^2 - 0,25}} = 0,6288.$$

Возведем обе части этого равенства в квадрат, освободимся от знаменателя и введем обозначение  $x_m^2 = q$ , получим:

$$q^2 - 16,0406q + 4,01012 = 0.$$

Решения этого уравнения:  $q_1 = 0,25404$ ,  $q_2 = 15,78656$ .

Следовательно, амплитуды возможных автоколебаний и их частота равны:

$$x_{m1} = \sqrt{q_1} = 0,504, x_{m2} = \sqrt{q_2} = 3,973 \text{ и } \omega_a = 2.$$

В соответствии с критерием устойчивости автоколебаний устойчивыми будут автоколебания с  $x_{ma} = 3,973$  и  $\omega_a = 2$  рад/с, при этой амплитуде годограф нелинейности  $-W_{НЭ}^{-1}(x_m)$  пересекает годограф линейной части  $W_x(j\omega)$  изнутри вовне.

$$-W_{НЭ}^{-1}(x_m)|_{x_m=x_m} = W_{л}(j\omega)|_{\omega=\omega_{\pi}}.$$

Для проверки гипотезы фильтра найдем  $|W_{л}(j\omega)|$  при  $\omega = \omega_a$  и  $\omega = 2\omega_a$ . Подставляя значения  $K = 2,62$ ,  $\omega_a = 2$  рад/с и  $2\omega_a = 4$  рад/с в существующее равенство, определяем его модуль:

$$|W_{л}(j \cdot 2)| = \left| \frac{1,2 \cdot 2,62}{-1,25 \cdot 4} \right| = 0,6288,$$
$$|W_{л}(j4)| = \frac{1,2 \cdot 2,62}{|-1,25 \cdot 16 + j \cdot 4(1 - 0,25 \cdot 16)|} = \frac{3,144}{23,324} = 0,1348.$$

Как видно, амплитуда второй гармоники в 4,66 раз меньше амплитуды первой, так что гипотезу фильтра можно считать выполненной в первом приближении.

Другими словами, можно при  $K = 2,62$  будут наблюдаться автоколебания с  $\omega_a = 2$  рад/с. Получаем переменную  $x(t) = v(t) = \sin(2t + \varphi_a)$  которая будет являться выходом линейного звена  $sW(p) = K/(0,25p + 1)$  при  $K = 2,62$ .

Поэтому для амплитуд ошибки  $\varepsilon(t)$  и переменной  $v(t)$  можно записать равенство:

$$v_m = \frac{2,62\varepsilon_m}{\sqrt{(0,25\omega)^2+1}}$$

Выполним вычисления:

$$v_m = \frac{2,62\varepsilon_m}{\sqrt{(0,25 \cdot 2)^2+1}} = \frac{2,62\varepsilon_m}{\sqrt{1,25}} \approx 2,344\varepsilon_m.$$

Результат  $v_m \approx 2,344\varepsilon_m$  представляет собой амплитуду выходного сигнала системы при заданных параметрах  $\omega = 2$  и  $K = 2,62$ . Это означает, что система генерирует сигнал с данной амплитудой.

Амплитуда сигнала является важной характеристикой системы, и данное значение может указывать насколько сильно система воздействует на окружающую среду или другие компоненты системы, с другой стороны, если амплитуда находится в пределах желаемого диапазона, система может считаться стабильной и удовлетворяющей требованиям. Полученное значение амплитуды может быть использовано для мониторинга уровня управляющего сигнала в сельскохозяйственных системах.

В случае если ошибка системы  $\varepsilon_m = 1,7$ , что в 2,3 раза больше, чем зона нечувствительности релейного элемента системы. И это может быть разницей между желаемым и фактическим значением выходного сигнала системы.

Упомянутая зона нечувствительности релейного элемента является важным показателем в системах автоматического управления.<sup>5</sup>

Она определяет диапазон значений ошибки, в котором релейный элемент системы не реагирует или не выполняет какие-либо действия.

Значение ошибки  $\varepsilon_m$  в 2,3 раза больше, чем зона нечувствительности, может указывать на необходимость коррекции системы управления и указывать на неспособность действующей системы управления обеспечить требуемую точность и стабильность регулирования.

В данном случае, для улучшения системы управления потребуется внести изменения, такие как настройка релейного элемента [9], изменение коэффициентов усиления или внедрение дополнительных регуляторов с целью минимизации ошибки системы [10] и приближения её к заданным характеристикам. Это может быть важно в сельскохозяйственных системах, где точное управление процессами играет важную роль в повышении производительности и качества продукции [11].

Для более точного анализа и прогнозирования требуется использование сложных математических моделей и методов машинного обучения. Это включает в себя применение нейронных сетей, глубокого обучения и других современных технологий.

Проведены исследования для оценки степени зависимости амплитуды выходного сигнала системы и ошибки, с учетом случайной составляющей шумов, возникающих в системах управления электродвигателями сельскохозяйственных машин.

Авторами проведен вычислительный эксперимент, для построения графика использована библиотека `matplotlib` вместе с `numpy` — для моделирования данных, а также `tensorflow` — для построения и обучения нейросети. Код программы приведен на рисунке 1.

<sup>5</sup> Лурье Б.Я. Классические методы автоматического управления / Б.Я. Лурье, П.Дж. Энрайт; под ред. А.А. Ланнэ. — СПб.: БХВ-Петербург, 2004. — 640 с. ISBN 5-94157-356-1.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import tensorflow as tf
from tensorflow import keras
# Заданные параметры
epsilon_m_values = np.linspace(0, 10, 100) # epsilon_m от 0 до 10
true_vm_values = 2.344 * epsilon_m_values # Истинные значения v_m
# Моделирование данных
np.random.seed(42)
error = 1.7
noisy_vm_values = true_vm_values + np.random.normal(scale=error,
size=len(epsilon_m_values))
# Создание нейросети
model = keras.Sequential([
    keras.layers.Dense(units=1, input_shape=[1])
])
# Компиляция модели
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')
# Обучение модели
model.fit(epsilon_m_values, noisy_vm_values, epochs=1000, verbose=0)
# Предсказание значений v_m
predicted_vm_values = model.predict(epsilon_m_values)
# Построение графика
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.scatter(epsilon_m_values, noisy_vm_values, label='Noisy Data')
plt.plot(epsilon_m_values, predicted_vm_values, label='Neural Network
Prediction', color='red')
plt.plot(epsilon_m_values, true_vm_values, label='True Values',
linestyle='dashed', color='green')
plt.xlabel('$\varepsilon_m$')
plt.ylabel('$v_m$')
plt.title('График зависимости $v_m$ от $\varepsilon_m$')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.show()
```

Рисунок 1. Фрагмент кода программы (получено автором)

Представим график предсказанных и истинных значений (рис. 2).

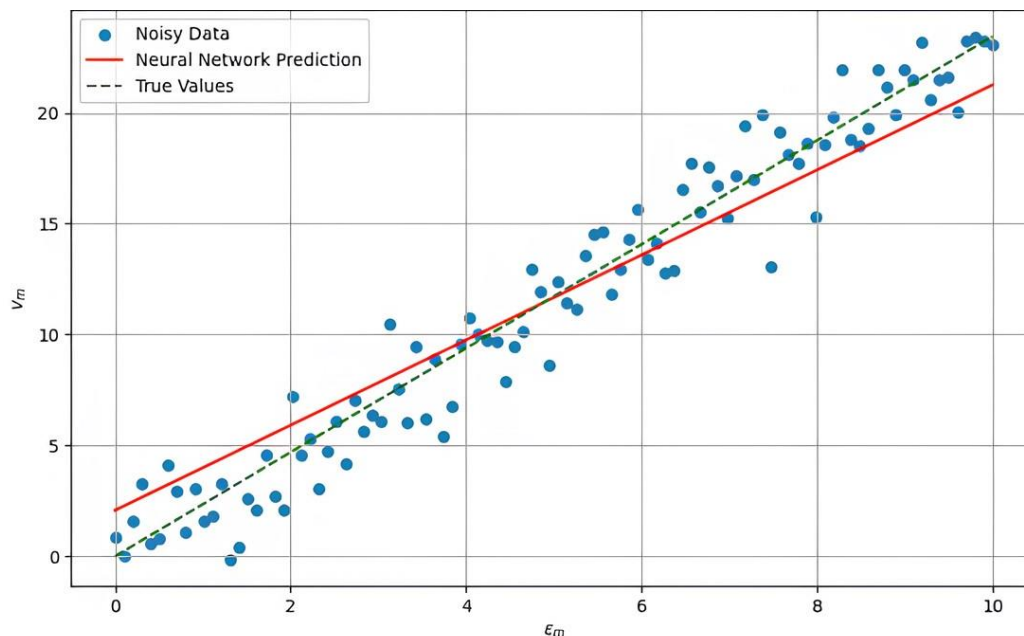


Рисунок 2. Зависимость амплитуды выходного сигнала от ошибки (получено автором)

При графическом анализе использованы наборы данных: True Values (истинные значения)  $v_m$ . В отсутствие шума они были бы точно восстановлены моделью. Noisy Data (зашумленные данные), полученные путем добавления случайной ошибки к истинным значениям  $v_m$ , что отражает реальные условия работы электродвигателей в системах управления сельскохозяйственными машинами, где характеристики подвергаются воздействию различных факторов. Neural Network Prediction (предсказание нейросети): значения  $v_m$ , предсказанные нейросетью. Обучение модели выполнено на зашумленных данных с целью восстановления зависимости. Полученные результаты подтверждают точность модели, и отражают и влияние шума в обучающих данных.

### Выводы

Автоколебания в сельскохозяйственных системах могут существенно влиять на эффективность производства. Понимание их природы и возможность автоматизированного анализа и прогнозирования становятся ключевыми задачами для повышения устойчивости и производительности сельского хозяйства. Наличие шума в данных, характеризующих системы управления, — неотъемлемая часть действующих сельскохозяйственных систем. В реальных условиях необходимо учитывать возможность наличия шума и разрабатывать модели, основанные на обработке данных, математическом моделировании и машинном обучении. Особое внимание уделено гармонической линеаризации для выявления и управления автоколебаниями. Установлено, что внесение случайной ошибки в исходную информацию влияет на точность предсказаний модели. Автоматизированные методы анализа в том числе с применением точных компьютерных вычислений и быстрой обработки данных нейросетями обеспечивают эффективное управление системами сельхозпроизводства. Предложенные модели и методы обеспечивают создание устойчивых и надежных решений, наряду с выявлением общих закономерностей, минимизируя влияние случайных факторов, что подчеркивает важность использования методов машинного обучения и анализа данных.

Автоматизированные методы анализа и прогнозирования автоколебаний в сельскохозяйственных системах существенно повышают эффективность использования ресурсов, позволяют оптимизировать производственные процессы и сделать сельское хозяйство более устойчивым к изменению условий. Таким образом, автоматизированные методы анализа и прогнозирования играют ключевую роль в повышении эффективности и устойчивости сельскохозяйственных систем, при условии учета шума и использования современных методов анализа данных. Дальнейшие исследования и инновации в данной области продолжают вносить весомый вклад в решение вызовов, стоящих перед сельским хозяйством, и способствовать его развитию.

### ЛИТЕРАТУРА

1. T.R. Velieva, D.S. Kulyabov, A.V. Korolkova, I.S. Zaryadov. The approach to investigation of the the regions of self-oscillations. IOP Conf. Series: Journal of Physics: Conf. Series 937 (2017) 012057. doi: 10.1088/1742-6596/937/1/012057.
2. D. Camarena-Martinez, R. Osornio-Rios, R.J. Romero-Troncoso, A. Garcia-Pere. Fused Empirical Mode Decomposition and MUSIC Algorithms for Detecting Multiple Combined Faults in Induction Motors. Journal of Applied Research and Technology 2015; 13: 160-7. doi: 10.1016/S1665-6423(15)30014-6.

3. E.V. Kal'yanov. Control of self-oscillation in systems with chaotic dynamics. Radiophys. Volume 53, 2008, pp. 913–918. doi: 10.1134/S1063784208070153.
4. Xin Jin, Kaikang Chen, Jiangtao Ji, Kaixuan Zhao, Xinwu Du, Hao Ma, Intelligent vibration detection and control system of agricultural machinery engine, Measurement, Volume 145, 2019, pp. 503–510, doi: 10.1016/j.measurement.2019.05.059.
5. Jenkins, Self-oscillation, Physics Reports, Volume 525, Issue 2, 2013, pp. 167–222, doi: 10.1016/j.physrep.2012.10.007.
6. Бессекерский В.А., Попов Е.П. Теория систем автоматического управления. — СПб.: Профессия, 2003. — 752 с. [http://publ.lib.ru/ARCHIVES/B/BESEKERSKY\\_Viktor\\_Antonovich/Besekerskiy\\_V.A..html](http://publ.lib.ru/ARCHIVES/B/BESEKERSKY_Viktor_Antonovich/Besekerskiy_V.A..html).
7. A.A. Alifov, M.G. Farzaliev, E.N. Jafarov. Dynamics of a Self-Oscillatory System with an Energy Source. Russian Engineering Research. Volume 38, 2018, pp. 260–262. doi: 10.3103/S1068798X18040032.
8. Modern Control Engineering. Katsuhiko Ogata. PrenticeHall, 2010. — 894 p. <https://plcsitemiz.files.wordpress.com/2009/03/modern-control-engineering-kogata-3rd-edition.pdf>.
9. M. Azari, M. Ojaghi, K. Mazlum. An Enhanced Adaptive Algorithm to Mitigate Mis-coordination Problem of the Third Zone of Distance Relays. Journal of Applied Research and Technology. JART. 2015. Vol. 13. Issue 1. Pp. 87–96. doi: 10.1016/S1665-6423(15)30007-9.
10. V. Rajs, N.Lj. Rašević, M.Z. Bodić, M.M. Zuković, K.B. Babković, PID Controller Design for Motor Speed Regulation with Linear and Non-Linear Load, IFAC-Papers On Line, Volume 55, Issue 4, 2022, Pages 225–229, doi: 10.1016/j.ifacol.2022.06.037.
11. Алексеев В.А. Оптимизация динамики функционирования электроприводных механизмов автотранспортной и сельскохозяйственной отраслей / В.А. Алексеев, В.С. Артемьев // Сельскохозяйственная техника: обслуживание и ремонт. 2013. № 12. — С. 23–28.



## Artemyev Victor Stepanovich

Biotech University, Moscow, Russia

E-mail: [artemyevvs@mgupp.ru](mailto:artemyevvs@mgupp.ru)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0860-6328>

RSCI: [https://elibrary.ru/author\\_profile.asp?id=806146](https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=806146)

## Mokrova Nataliya Vladislavovna

National University of Science and Technology «MISIS», Moscow, Russia

E-mail: [mokrovanv@mgupp.ru](mailto:mokrovanv@mgupp.ru)

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8444-2935>

WoS: <https://www.webofscience.com/wos/author/rid/ABB-4605-2021>

SCOPUS: <https://www.scopus.com/authid/detail.url?authorId=41762121300>

# Automated methods for analyzing and predicting self-oscillations in agricultural systems

**Abstract.** The article presents the study of automated methods used for analysis and prediction of auto oscillations in agricultural systems. Auto oscillations arising in control systems and electronics have a negative impact on the reliability of electrical equipment, effective control of the operation of units and systems. The influence of optimization of parameters: frequency and amplitude of auto oscillations, which allow to use effectively technological resources, increase the service life of equipment, reduce the cost of repair and replacement, is shown. The obtained value of the amplitude of auto oscillations can be used to monitor the level of the control signal, also the estimation of amplitude shows the degree of impact on the environment or other components of the system. As a result of research, the automated method for analysis and forecasting of auto oscillations in electric drives is offered, principles and technologies of occurrence of unstable modes are studied, the practical example of application of the method of forecasting of auto oscillations in the technological systems having in structure the electric drive. Methods based on data processing, mathematical modeling and machine learning are used. Particular attention is paid to harmonic linearization for revealing the conditions of occurrence and control of auto oscillations. The proposed methods are based on modern data processing algorithms, artificial intelligence, machine learning and a deep understanding of technological processes.

The proposed models and methods ensure the creation of stable and reliable solutions, along with the identification of general regularities, minimizing the influence of random factors, which emphasizes the importance of using the proposed techniques. Automated methods of analysis and forecasting of auto oscillations increase the efficiency of resource use, allow to optimize production processes, and make technological systems of agriculture more resistant to changes in external conditions.

**Keywords:** prediction autooscillations; harmonic linearization; amplitude; frequency; correction parameters; machine learning; resources