

УДК 681.514

Интеллектуализация процесса мониторинга и калибровки цифровой составляющей высоконадежных автономных объектов управления

Д.Н. Карпухин✉, В.Л. Бурковский

Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия

В данной статье рассматривается проблематика повышения эффективности процесса калибровки цифровой составляющей высоконадежных автономных объектов управления. Содержание статьи в первую очередь ориентировано на сокращение общей продолжительности калибровки путем уменьшения фиксированного количества предопределенных этапов нахождения правильной рабочей точки. Для достижения этой цели предлагается реализация потенциала решений на основе искусственного интеллекта. Предлагаемый подход использует контролируемый метод древовидной регрессии и статистические показатели для динамического определения и оптимизации соответствующей рабочей точки при калибровке.

Ключевые слова: калибровка цифровой составляющей, высоконадежный автономный объект управления, искусственный интеллект.

Intellectualization of the process of monitoring and calibration of the digital component of highly reliable autonomous control facilities

D.N. Karpukhin✉, V.L. Burkovsky

Voronezh State Technical University, Voronezh, Russia

This article discusses the problems of increasing the efficiency of the calibration process of the digital component of highly reliable autonomous control objects. The content of the article is primarily focused on reducing the total duration of calibration by reducing the fixed number of predefined stages of finding the correct working point. To achieve this goal, it is proposed to realize the potential of solutions based on artificial intelligence. The proposed approach uses a controlled tree regression method and statistical indicators to dynamically determine and optimize the corresponding operating point during calibration.

Keywords: calibration of the digital component, highly reliable autonomous control object, artificial intelligence.

Введение

Высоконадежные автономные объекты управления (ВАОУ) зачастую эксплуатируются в условиях ограниченных ресурсов и для удовлетворения строгих требований заказчика изделия должны проходить комплексные процедуры калибровки и тестирования. В настоящее время в ВАОУ все большее место занимает цифровая составляющая (ЦС), которая проходит стандартизированный и последовательный процесс калибровки с заранее определенным количеством шагов [1, 2]. Традиционный метод последовательной калибровки сталкивается с проблемами из-за специфических условий эксплуатации, так как ЦС подвержена различным случайным ошибкам, таким как ошибки измерения, ошибки выравнивания и т.д. Такие ошибки накапливаются в

процессе производства и влияют на производительность. В следствии этого, калибровка и определение характеристик становятся важными и неизбежными этапами производственного процесса ВАОУ. Основной проблемой в нынешней процедуре калибровки ЦС является использование последовательного и единообразного подхода. Калибровка требует определенного количества заранее известных шагов и никакие изменения в них не допускаются. В результате процесс занимает значительное время и становится длительным и неэффективным. Для решения данной проблемы предлагается система калибровки, которая принимает решение на основе искусственного интеллекта.

Традиционный процесс калибровки

Калибровка ЦС включает в себя нахождение правильной рабочей точки путем оценки минимального, максимального или комбинированного эффекта. Однако математическая зависимость описывает только идеализированное состояние первичных соотношений без учета других физических эффектов или неизвестных изменений процесса. Калибровка требуется для компенсации этих неизвестных эффектов, которые невозможно реализовать математически. В случае классической калибровки необходимо просмотреть все возможные рабочие точки, чтобы определить оптимальную для корректной работы в соответствии со спецификацией.

Выбор рабочей точки для каждого конкретного случая описан в уравнении 1.

$$WP = operation(f(x_{js})), \quad (1)$$

где *operation* обозначает конкретную операцию, которую необходимо выполнить, *j* варьируется от 1 до нескольких параметров, представляющих параметры, которые необходимо измерить во время калибровки, *s* варьируется от 1 и выше, представляя количество этапов калибровки, $f(x_{js})$ представляет функцию, описывающую реакцию датчика на параметры калибровки x_{js} .

Для подсчета временных затрат текущего процесса калибровки используется уравнение 2.

$$T_{wp} = k \cdot (t \cdot s). \quad (2)$$

Здесь переменная T_{wp} – совокупное время, необходимое для калибровки всех рабочих точек одного измерительного блока, *s* – максимальное количество итераций, необходимых для калибровки, *t* – продолжительность одного этапа калибровки. Если предположить, что ЦС, задействованная в калибровке, разбита на подсистемы для удобства управления, то процесс калибровки приходится повторять *k* раз, в таком случае *k* – количество последовательных подэтапов, равное повторению одного измерительного блока.

Процесс калибровки на программном уровне представляет собой серию последовательных технологических этапов для нахождения правильной рабочей точки. Количество этапов варьируется в зависимости от различных параметров калибровки. Правильная рабочая точка определяется итерационным процессом, в каждом случае сравнивающим влияние текущего установленного значения с эталонным значением. Эталонным значением может быть сигнал от внешнего прибора или внутренний сигнал от датчика, который необходимо откалибровать в процессе. По мере продвижения процесса калибровки определяется соответствующая рабочая точка для каждого датчика, что приводит к различной продолжительности калибровки. Весь процесс

упрощается при помощи программного обеспечения (ПО), которое имеет такие функции, как регистрацию данных, проведение измерений и управление измерительной системой. Процедура калибровки схематично представлена на рисунке 1.

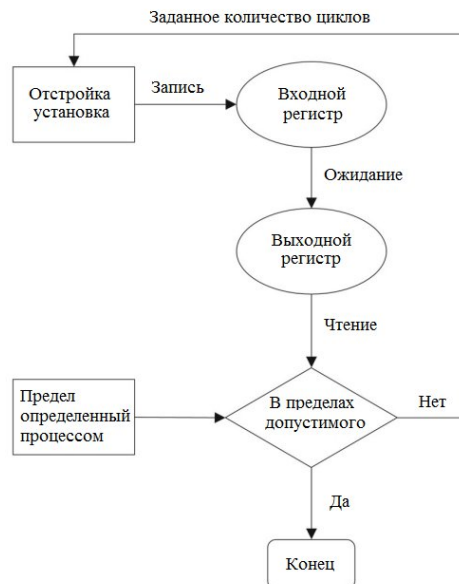


Рисунок 1. Структурная схема алгоритма считывания и записи каждого параметра в отдельном датчике

Начальное значение параметра сохраняется во входной регистр. Далее наступает переходный период (время ожидания). Это время, необходимо для вступления входного параметра в систему, а также наблюдения за его влиянием на выходной регистр. Затем результат записывается в выходной регистр. Записанное значение считывается и проверяется, находится ли оно в рамках установленного процессом предела, если значение находится в рамках допустимого предела, процесс завершается. Далее результат калибровки, снова записывается в регистр.

Этот длительный процесс калибровки демонстрирует неэффективность подхода. Все датчики проходят весь процесс калибровки, даже если некоторые достигли финальной стадии раньше. Именно здесь предложение об интеллектуальной системе калибровки приобретает важное значение. Используя алгоритмы искусственного интеллекта (ИИ), можно спрогнозировать правильную рабочую точку для уменьшения значения s , что приведет к сокращению $T_{\text{впр}}$. Это поможет избежать чрезмерного количества итераций и создать более эффективный процесс калибровки.

Структура системы интеллектуального процесса калибровки

Предлагаемая система калибровки основана на регрессионной модели машинного обучения (РММО), которая обучается и тестируется на исторических данных, состоящих из информации на уровне компонентов и датчиков [3–5]. Результаты модели используются в каждом блоке измерений для прогнозирования конечных рабочих точек. Это помогает сократить количество последовательных шагов, что дополнительно позволяет сократить общее время калибровки. На рисунке 2 представлена структурная схема интеллектуальной системы вместо традиционного метода калибровки.

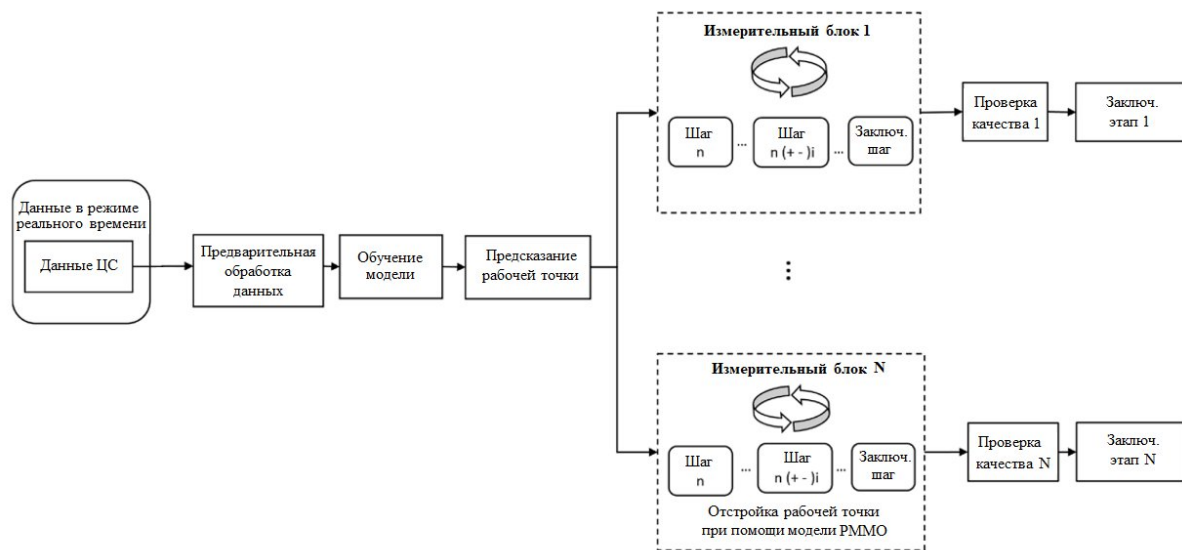


Рисунок 2. Структура интеллектуальной системы калибровки

В прошлом для настройки рабочей точки использовались данные, поступающие с различных датчиков в режиме реального времени. Хранение этой информации было крайне затруднительным из-за того, что объемы данных могли быть огромными, а хранилища были ограничены по емкости и скорости доступа. Также отсутствовали эффективные алгоритмы обработки больших массивов данных, что препятствовало использованию этой информации для анализа, но благодаря усовершенствованию вычислительных ресурсов и алгоритмов машинного обучения, стало возможным не только регистрировать данные в больших объемах, но и эффективно их обрабатывать, анализировать и использовать для настройки рабочей точки.

После сбора данных требуется их предварительная обработка и поддержание согласованности для прогнозирования. Оптимизация модели выполняется, основываясь на исторических данных, а при помощи оценочных показателей выбирается окончательно настроенная модель, которая считается обученной. Поскольку точность модели не гарантируется на 100%, в некоторых точках прогнозирования имеются неточности. На этапе прогнозирования, исходя из временного интервала и частоты прогнозирования между шагами, можно рассчитать наихудшее количество шагов, необходимое для точной настройки, это также помогает определить, насколько меньше шагов займет процесс калибровки по сравнению с традиционной последовательностью шагов.

Существует два способа выбора рабочей точки: автономная реализация и реализация модели в реальном времени. При автономной реализации системы используется исключительно информация, получаемая от датчиков. Модель в этом случае стремится предсказать рабочую точку, которая либо совпадает с измеренным значением, либо находится в его непосредственной близости, оставаясь в пределах допустимого диапазона отклонений. Это необходимо для обеспечения надежности и точности работы системы в условиях, когда данные могут варьироваться из-за внешних факторов или шумов. При реализации в режиме реального времени, точность прогнозирования модели значительно возрастает за счет использования более ранних наборов рабочих точек или промежуточных данных, полученных из предыдущих этапов измерений. Это позволяет системе не только адаптироваться к изменяющимся условиям, но и улучшать свои прогнозы, основываясь на накопленном опыте. Хотя

внедрение требует больших усилий, оно может обеспечить дальнейшее сокращение необходимых этапов точной настройки. В обоих случаях для достижения окончательной рабочей точки зачастую требуется тонкая ручная настройка. Это связано с тем, что даже самые продвинутые модели могут не учитывать всех нюансов, присущих конкретному процессу или оборудованию. Ручная настройка позволяет учесть специфические условия эксплуатации и индивидуальные особенности системы.

В уравнении 3 представлены два способа выбора рабочей точки.

$$WP_{new} = \begin{cases} operation(f(\hat{x}_j)) \\ operation(f(\hat{x}_{ji})) \end{cases}. \quad (3)$$

Здесь в обоих случаях WP_{new} представляет собой новую рабочую точку, $operation$ обозначает конкретную операцию, которую необходимо выполнить, j варьируется от 1 до нескольких параметров, представляющих эффекты, которые необходимо измерить во время калибровки, i – сокращенное количество этапов калибровки, \hat{x}_j – точно предсказанные параметры калибровки, предоставляемые РММО, \hat{x}_{ji} – прогнозируемые параметры калибровки, проиндексированные через j и i , $f(\hat{x}_j)$ – функция, описывающая реакцию датчика на прогнозируемые параметры калибровки \hat{x} , $f(\hat{x}_{ji})$ – функция, описывающая реакцию датчика на прогнозируемые параметры калибровки \hat{x}_{ji} .

Первый случай предполагает, что РММО точно предсказывает рабочую точку, не требуя дополнительных шагов, в то время как второй случай учитывает необходимость дополнительных шагов для уточнения прогнозируемой рабочей точки.

Для подсчета временных затрат каждого блока измерений с использованием новой системы калибровки используется уравнение 4.

$$T_{wp_{new}} = k \cdot (t \cdot s), \text{ где } \rightarrow i < s. \quad (4)$$

Здесь $T_{wp_{new}}$ – совокупное время необходимое настройки всех рабочих точек для единого блока измерений всех датчиков. По сравнению с уравнением 2 шаг калибровки заменен новым значением шага i . Следует иметь в виду, что количество шагов i меньше, чем на первоначальном шаге калибровки s .

На рисунке 3 показан предлагаемый алгоритм калибровки с использованием прогнозирования модели для каждого блока измерения на программном уровне.

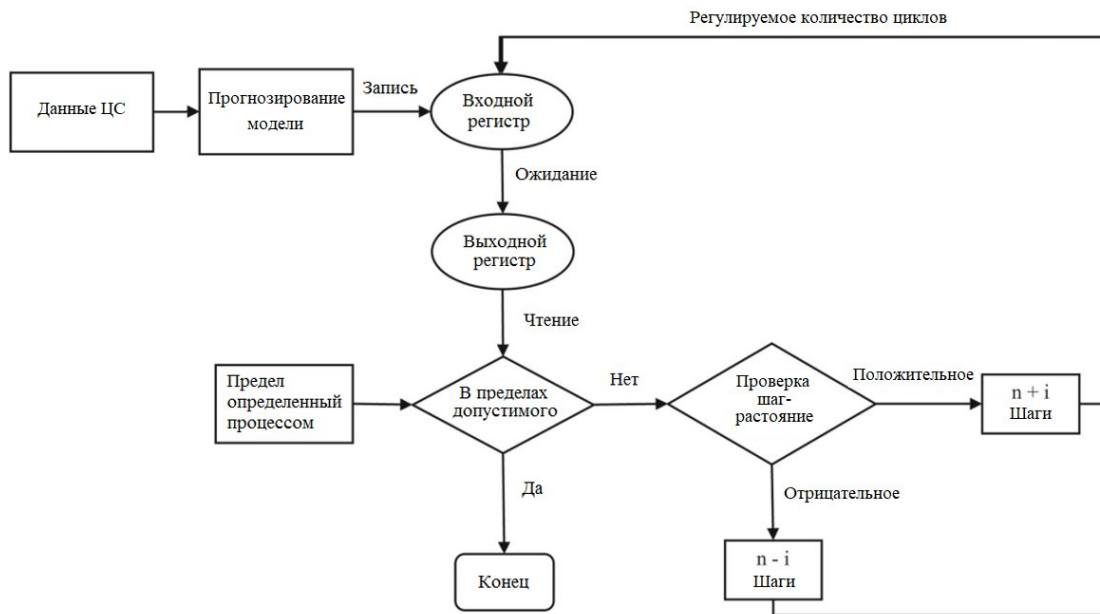


Рисунок 3. Структурная схема алгоритма считывания и записи процесса калибровки с использованием модели РММО

Прогнозируемая рабочая точка на основе РММО записывается в входной регистр, который затем считывается из выходного регистра с промежуточным дополнительным временем ожидания. Затем значение проходит проверку качества, чтобы определить, находится ли оно в пределах установленного технологическим процессом предела. Если да, то это значение является конечной рабочей точкой без дальнейших циклов чтения и записи.

В противном случае процесс переходит к этапу проверка шага-расстояния. Здесь путем анализа разницы между фактическим значением и значением, прогнозируемым моделью, можно определить направление ошибки, чтобы установить правильное значение калибровки. Если направление ошибки положительное, требуются дополнительные шаги, чтобы найти правильное значение, и наоборот, если направление ошибки отрицательное, то дополнительные шаги для нахождения правильного значения не требуются [6–8].

Преимущество предлагаемой архитектуры заключается в том, что она сокращает количество этапов в длительном последовательном процессе, делая его более эффективным. В идеале, РММО можно использовать для окончательной настройки рабочей точки, заменяя все промежуточные этапы чтения и записи, если остаточная ошибка равна 0. Для другого способа этапы могут быть отброшены на основе прогноза модели, и для достижения конечной рабочей точки требуется всего несколько шагов .

Заключение

В данной статье рассматривается интеллектуальная система, основанная на методах РММО, которая используется для оптимизации процесса последовательной калибровки цифровой составляющей высоконадежного автономного объекта управления. Данная система представляет собой шаг вперед в области калибровки, однако она не лишена определенных ограничений. Одним из ключевых моментов, на который следует обратить внимание, является то, что эффективность системы может значительно снижаться в условиях повышенного уровня шума в данных или при

наличии аномалий. В таких ситуациях система сталкивается с трудностями, что может негативно сказаться на ее общей производительности. Важно отметить, что система в значительной степени зависит от показателя дрейфа и установленных пороговых значений. Это подчеркивает необходимость тщательного подхода к определению границ для этих оценочных показателей. При установке пороговых значений необходимо оценивать допустимую степень отклонения распределения данных, чтобы избежать ложных срабатываний системы, так как неточности в прогнозах могут привести к ошибочным выводам о состоянии системы. Пороговые значения служат ориентиром для определения момента, когда статистические характеристики входных данных начинают отклоняться от ожидаемого диапазона, а также помогают выявить ситуации, когда способность прогнозирования модели оказывается под угрозой, что может привести к серьезным последствиям в работе автономного объекта управления. В будущем планируется разработать систему мониторинга, которая позволит интегрировать интеллектуальную систему калибровки в производственные процессы, тем самым способствуя более оперативному реагированию на изменения и аномалии, а также обеспечивая постоянный контроль за состоянием высоконадежного автономного объекта управления.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Микитчак А.Ю. Процедура калибровки. Методики калибровки средств измерений / А.Ю. Микитчак // Актуальные проблемы авиации и космонавтики. – 2017. – Т. 2. – № 13. – С. 812-814.
2. Миронов Э.Г. Метрология и технические измерения: учебное пособие / Э.Г. Миронов, Н.П. Бессонов. – Москва: КНОРУС, 2015. – 422 с.
3. Ротова О.М. Основные принципы метода линейной регрессии / О.М. Ротова, А.Д. Шибанова // Теория и практика современной науки. – 2020. – № 1 (55). – С. 483-487.
4. Вучков И. Прикладной линейный регрессионный анализ / И. Вучков, Л. Бояджиева, Е. Солаков. – Москва: Финансы и статистика, 1987. – 240 с.
5. Хофер Э. Численные методы оптимизации / Э. Хофер, Р. Лундерштедт. – Москва: Машиностроение, 1981. – 192 с.
6. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / П. Флах. – Москва: ДМК Пресс, 2015. – 400 с.
7. Шалев-Шварц Ш. Идеи машинного обучения: от теории к алгоритмам / Ш. Шалев-Шварц, Ш. Бен-Давид. – Москва: ДМК Пресс, 2019. – 436 с.
8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – 2-е изд. – Москва: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Карпухин Дмитрий Николаевич, аспирант кафедры электропривода, автоматизации и управления в технических системах, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия.

e-mail: karpuxin.1996@mail.ru, *тел.:* +7 (473) 243-77-20

Бурковский Виктор Леонидович, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры электропривода, автоматизации и управления в технических системах, Воронежский государственный технический университет, Воронеж, Россия.

e-mail: bvl@vorstu.ru, *тел.:* +7 (473) 243-77-20