

Решение системы уравнений (15) будет иметь два действительных и два комплексных корня. Выберем один действительный корень, не приводит к потере устойчивости системы, поскольку движение системы при этом является плавным, а максимальная величина управления - незначительной.

Подставив найденные корни в выражение (9), получим функцию оптимального управления:

$$u = \frac{y_1 \left[ k_2 \omega^2 - \sqrt{k_2 (k_1 + k_2 \omega^4)} \right] - \sqrt{2} y_2 \sqrt{k_2 \left[ \sqrt{k_2 (k_1 + k_2 \omega^4)} \right] - k_2 \omega^4}}{k_2}. \quad (16)$$

Итак, нам удалось синтезировать функцию управления  $u = u(y_1, y_2, k_1, k_2, \omega)$ .

### СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Ловейкин, В.С. Комплексный синтез оптимального управления движением грузоподъемного крана. / В.С. Ловейкин, Ю.О. Ромасевич // Автоматизация производственных процессов в машиностроении и приборостроении – Киев, 2011.
2. Понтрягин, Л.С. Математическая теория оптимальных процессов / Л.С. Понтрягин, В.Г. Болтянский, Р.В. Гамкрелидзе, Е.Ф. Мищенко – М.: Физматгиз, 1961. – 392 с.
3. Комаров М.С. Динамика грузоподъемных машин / М.С. Комаров. – М.: Машиностроение, 1969. – 206 с.

УДК 004.89

## РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ С ДИНАМИЧЕСКОЙ МАСШТАБИРУЕМОЙ АРХИТЕКТУРОЙ НА ОСНОВЕ СХЕМ С ПРОГРАММИРУЕМОЙ ЛОГИКОЙ

*Шуленков Р.А.*

Белорусский государственный технологический университет

Классическая теория автоматического управления технологическими процессами базируются на применении PID регулятора, Fuzzy регулятора, гибридного регулятора и адаптивного регулятора. Зачастую сложно прогнозировать поведение технологической системы управления в стрессовых ситуациях, в процессах старта системы, эмпирическое поведение в практических действительностях функционирования системы. Прогнозирование так же, отличается от теоретического моделирования системы и управления системы, на основе объекта управления, результат не прогнозируемого поведения увеличивает материальные затраты [1].

Реализация алгоритма на базе раздела искусственного интеллекта – машинного обучения, с применением, численных методов оптимизации, дискретного анализа, базы знаний управления технологическим процессом, математической статистики и прогнозирования, теории автоматического управления и теории нечетких множеств, позволяет формировать алгоритм управления технологическим процессом максимально адаптированный для практического применения.

Реализация алгоритма предусматривает создание IP ядра, необходимого для быстрого принятия решения на основе эмпирических данных принятых периферией SoC, и дальнейшей обработки его FPGA SoC с результирующим выходным воздействием (рисунок 1).

Программное обеспечение, работающее на Embedded Linux, не может получить доступ к физическим адресам периферийного устройства HPS без специальной процедуры. Физический адрес должен быть предоставлен в пространстве пользователя перед тем, как периферия будет доступна. В качестве альтернативы, драйвер специализированного устройства может быть добавлен в ядро, в качестве модуля. Адреса управления периферией задаются с помощью регистров управления [2].

Система сборки, встраиваемой системы, включает следующие этапы:

- ARM Cross Compiler: GCC (Linaro GCC)
- Bootloader: U-Boot (Das U-Boot – универсальный загрузчик)
- Linux Kernel (kernel, modules, device tree binaries)
- Root File System

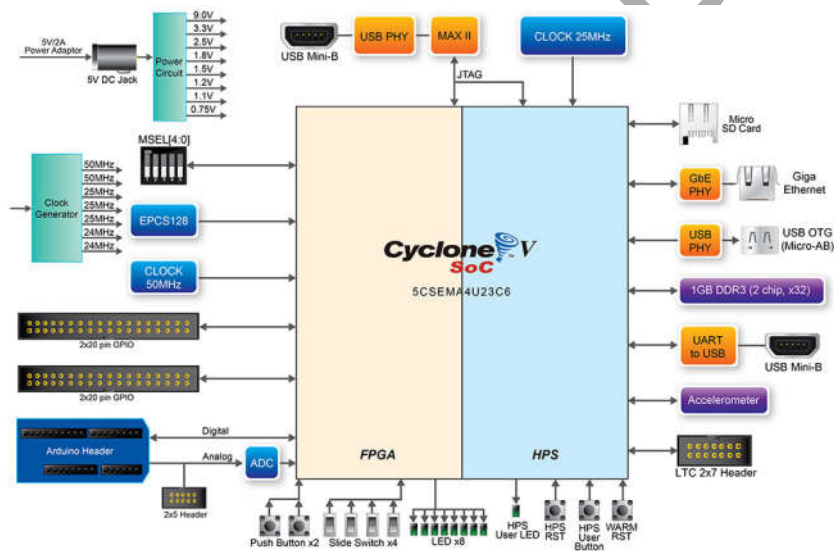


Рисунок 1 – Схематическая диаграмма DE0-Nano-SoC Kit

Алгоритм: при старте системы, загружается база данных А – данные поведения ранее установленной системы, и база В – словарь (база) за ранее предустановленной системы. Словарь В имеет функционал обновления поведения технологический процессов, обновления происходит через сервер в рамках IoT (Internet of Things). База А загружается на сервер для модификаций и обучения устройств, связанных с регулированием технологических процессов, для дальнейшего анализа и прогнозирования процессов управления технологическими процессами. Обучение на примерах, при котором интеллектуальная система предоставляет набор положительных и отрицательных примеров, связанных с заранее неизвестной закономерностью. Для обучения устанавливаются границы применения метода минимизации эмпирического риска (рисунок 2).

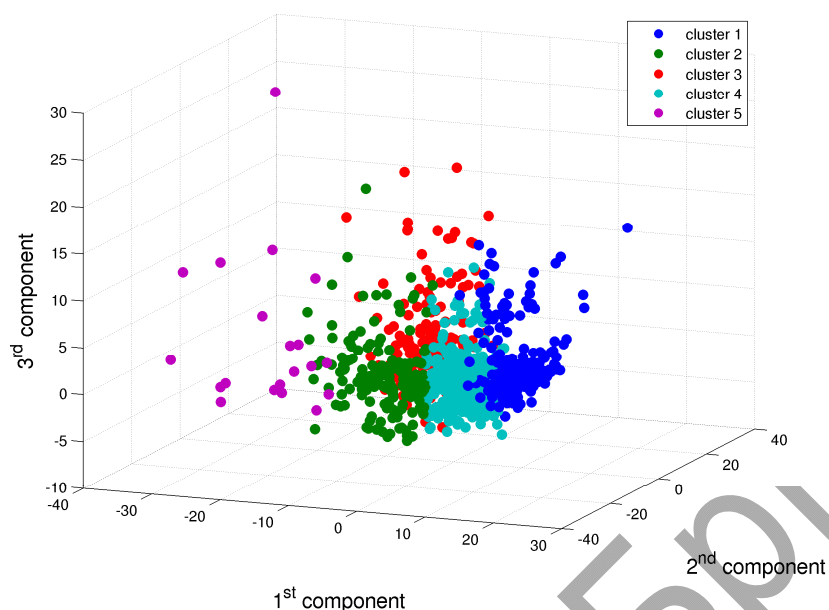


Рисунок 2 – Диаграмма выбора данных для анализа машинного обучения регулятора

Происходит загрузка ранее установленной модели управления технологическим процессом, и параллельно происходит поиск и адаптация уже текущих настроек классического закона управления технологическими процессами, обновление базы знаний.

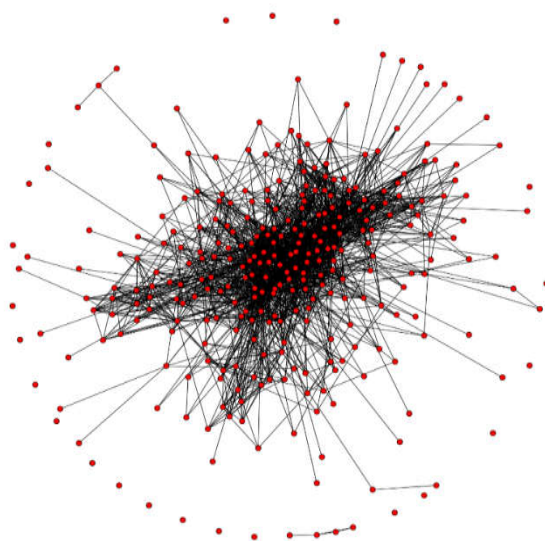


Рисунок 3 – Граф анализа и структурирования данных

Адаптация модели происходит в границе минимизации риска поведения и отклонения системы для системы автоматического управления[3]. Границы по-

ведения системы могут повлиять на переключение системы управления с адаптированной с классическим законом управления на адаптированную с нечетким контроллером.

Входные данные характеризуют различие между реальным и желаемым состоянием объекта управления технологическими процессами, данные подвергаются фаззификации и выполняют роль формирователя роли управления на уровне исполнения. Происходит адаптация нечеткого вывода и дефаззификация. База правил формирователя нечеткой продукции, изменяет нечеткий вывод. Теоретической объект управления во множестве фаззификации и дефаззификации формирует корректор базы правил (рисунок 3).

От точности и правильности настройки регулятора зависит качество работы технологической системы, которое в наибольшей степени определяет экономический эффект. IoT совместно с SoC регулятора, способен перестроить экономические процессы и процессы управления технологическим процессом для увеличения прибыли и снижения затрат ресурсов при производстве конечного продукта.

#### **СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Кузьмицкий И.Ф. Теория автоматического управления [Текст]: учебник/И.Ф. Кузьмицкий, Г.Т. Кулаков; Белорусский государственный технологический университет. - Минск: [БГТУ], 2010. - 573 с.

2. Cyclone V FPGAs & SoCs [Электронный ресурс]//Altera Corporation: [сайт]. Режим доступа: <https://www.altera.com/products/fpga/cyclone-series/cyclone-v/support.html> (дата обращения: 07.10.2016).

3. Школа Анализа Данных (Яндекс): Машинное обучение: Информация [Электронный ресурс]// НОУ «ИНТУИТ»: [сайт]. Режим доступа: <http://www.intuit.ru/studies/courses/13844/1241/info> (дата обращения: 07.10.2016).

УДК 621.396

### **ПРОГРАММНЫЙ МОДУЛЬ ОПТИМИЗАЦИИ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫХ ОБЪЕКТОВ**

*Здор Г.Н., Садоменко С.Л., Лившиц Ю.Е.*

Белорусский национальный технический университет  
Минск, Республика Беларусь

В последнем двадцатилетии в мире отмечается быстрое развитие нейроинформационных технологий. Актуальность данного направления подтверждается большим количеством различных применений: автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем и многие другие [1].

Высокая эффективность нейроинформационных технологий при решении задач адаптивного управления динамическими объектами может сделать их незаменимым при создании систем автоматического управления. Уже сейчас достаточно очевидно, что объединение нейронных сетей с другими технологиями будет способствовать существенному прорыву в решении многих актуальных проблем [2].