

УДК: 631.624.004.021

**АЛГОРИТМЫ ДЛЯ СИСТЕМ ТЕРМОРЕГУЛИРОВАНИЯ С  
ИСКУССТВЕННЫМ ИНТЕЛЛЕКТОМ НА БАЗЕ НЕЧЕТКОЙ  
ЛОГИКИ.**

**Нигматов Азизжон Махкамович** - старший преподаватель.

Национальный исследовательский университет «ТИИИМСХ»

**Юнусова Сайёра Тошкенбоевна** - доцент

Ташкентский государственный технический университет

**Аннотация**

Сушка хлопка и хлопковых сырьевых материалов является важным этапом в их производстве, требующим значительного потребления электроэнергии. В данной статье рассматриваются методы повышения эффективности использования электроэнергии при сушке хлопка. В частности, представлены схемы и формулы для оптимизации процесса сушки с использованием современных технологий и методов энергосбережения.

**Ключевые слова:** электроэнергия, сушка, хлопок, энергосбережение, эффективность, нейронная сеть, искусственный интеллект, база данных, обработка данных, система управления.

**ALGORITHMS FOR THERMAL CONTROL SYSTEMS WITH  
ARTIFICIAL INTELLIGENCE BASED ON FUZZY LOGIC.**

**Annotation**

Drying cotton and cotton raw materials is an important step in their production, requiring significant energy consumption. This article discusses methods for improving energy efficiency in cotton drying. In particular, schemes and formulas are presented for optimizing the drying process using modern technologies and energy saving methods.

**Keywords:** electricity, drying, cotton, energy saving, efficiency, neural network, artificial intelligence, database, data processing, control system.

**Введение.** Сушка является одним из важных этапов производства хлопка и хлопковых сырьевых материалов. Однако, процесс сушки требует значительного количества электроэнергии, что влечет за собой высокие эксплуатационные затраты и негативное воздействие на окружающую среду. В связи с этим, повышение эффективности использования электроэнергии при сушке хлопка является актуальной задачей.

**Постановка задач.** Параметры микроклимата формируются в результате воздействия на помещение наружной среды, технологического процесса в помещении и систем отопления-охлаждения и вентиляции или кондиционирования воздуха (рисунок 1.1).

Наружная среда оказывает влияние на микроклимат помещения через ограждающие конструкции и внутренние перегородки в помещении. Технологический процесс играет важную роль в формировании микроклимата.

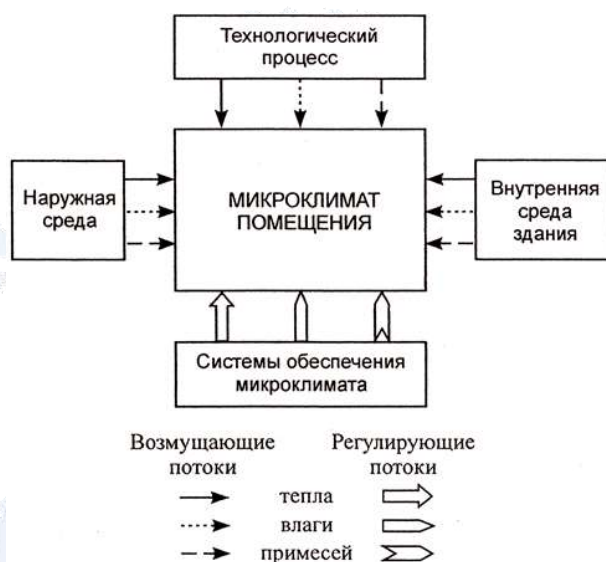


Рисунок 1.1 – Структурная схема формирования микроклимата в помещении

При таком процессе непосредственно в помещении происходит выделение влаги, пыли, газов, что напрямую влияет на формирование температурного режима и состава воздуха. Системы обеспечения микроклимата активно формируют внутренний климат помещения, нейтрализуя отрицательное воздействие наружной среды и технологического процесса. Микроклимат помещения это состояние внутренней среды помещения, оказывающее воздействие, характеризуемое показателями температуры воздуха и ограждающих конструкций, влажностью и подвижностью воздуха. Поддерживать оптимальные параметры микроклимата в помещении можно при помощи интеллектуальной системы регулирования температуры. Комплект электрифицированного оборудования обеспечивает централизованное управление всеми присутствующими системами климата и их отдельными элементами. Тепловые потери возникают в помещении из-за разницы внешней и внутренней температуры воздуха. Для снижения теплопотерь в помещение производится утепление ограждающих конструкций и налаживание системы отопления, кондиционирования и

вентиляции. Главной задачей является поддержание комфортных параметров микроклимата в помещении и снижение затрат на энергоресурсы.

Расчет теплопотерь необходимо обязательно производить при проектировании систем отопления, систем вентиляции, воздушных отопительных систем. Температуры для расчетов берут из нормативных документов. Исходные данные для расчета: внешняя и внутренняя температура воздуха, конструкция стен, пола, перекрытий, назначение каждого помещения, географическая зона строения. Все тепловые потери напрямую зависят от термического сопротивления ограждающих конструкций, чем оно больше, тем меньше теплопотери. В традиционных системах управление системой микроклимата осуществляется посредством датчиков температуры и механических преобразователей.

Механический терморегулятор – это устройство, работающее по принципу расширения газов при изменении температуры, или биметаллические пластины, изменяющие свою форму от нагревания или охлаждения. Механическое устройство являются одновременно и датчиком температуры, и исполнительным органом, объединёнными в единый узел. В нагревательных устройствах используется биметаллическая пластина, которая представляет собой термопару из двух металлов с разным коэффициентом теплового расширения [7].

**Решение задач.** Автоматизированные системы управления базируются на использовании микроконтроллеров таких как, Siemens Logo, Pixel. В такой системе механическое реле заменено электронным «программируемым выключателем», который позволяет чётко задавать требуемые параметры работы в соответствии с заранее заданным алгоритмом. Электронный терморегулятор состоит из основного блока и датчика температуры, который подает сигналы об увеличении или понижении заданной температуры в системе. Для управления радиатором отопления в автоматизированных системах управления температурой в помещении используются электронные термоголовки с встроенным микропроцессором, который управляет штоком регулирования подачи теплоносителя в систему.

К достоинствам следует отнести возможность точного поддержания параметров в заданных пределах, относительно невысокую стоимость. Недостатки заключаются в следующем: некорректное управление микроклиматом при режимах, которые заранее не заданы в алгоритмах функционирования; необходимость смены алгоритмов при изменении условий функционирования или добавлении новых элементов в систему

управления.

Под автоматическими системами управления понимают комплекс взаимодействующих между собой механизмов управляемого объекта, предназначенных для управления объектом без вмешательства человека. В настоящее время автоматические системы управления разрабатывают с использованием методов искусственного интеллекта. В этом случае выделяют только входные и выходные параметры управления, не выделяя в явном виде физические принципы построения модели управления. Такая модель является некоторой аппроксимацией наблюдаемых процессов. К таким системам управления можно отнести всевозможные системы, разработанные на основе: дифференциальных уравнений теплового баланса здания; нечеткой логики; нейронных сетей; мультиагентных систем; генетических алгоритмов и др.

Примером автоматической системой управления температурным режимом в помещении является система, состоящая из интеллектуального термостата и датчиков температуры и влажности.

**Алгоритмы для систем терморегулирования с искусственным интеллектом на базе нечеткой логики.** Рассмотрим алгоритм для системы контроля температуры в помещении построенный на базе нечеткой нейронной сети. Регулирование объектами системы осуществляется контролером Fuzzy Controller, работающим на основе выводов правил нечеткой логики.

Алгоритм позволяет минимизировать невязки между поступающим вектором состояния переменных и идеальным вектором состояния переменных на основе нечетких правил.

Архитектура нечеткого управления основана на замене классической системы управления системой нечеткого управления, в качестве которой используются системы нечеткого вывода (рисунок 1.2).



Рисунок 1.2 – Модель нечеткого управления

При построении нечеткого регулятора необходимо сформировать базу правил в форме ЕСЛИ (предпосылка), ТО (вывод) и базу данных с функциями принадлежности для предпосылок, то есть необходимо определить все лингвистические правила с лингвистическими переменными и термами. На рисунке 1.4 показан пример составления базы правил для управления температурным режимом в помещении.

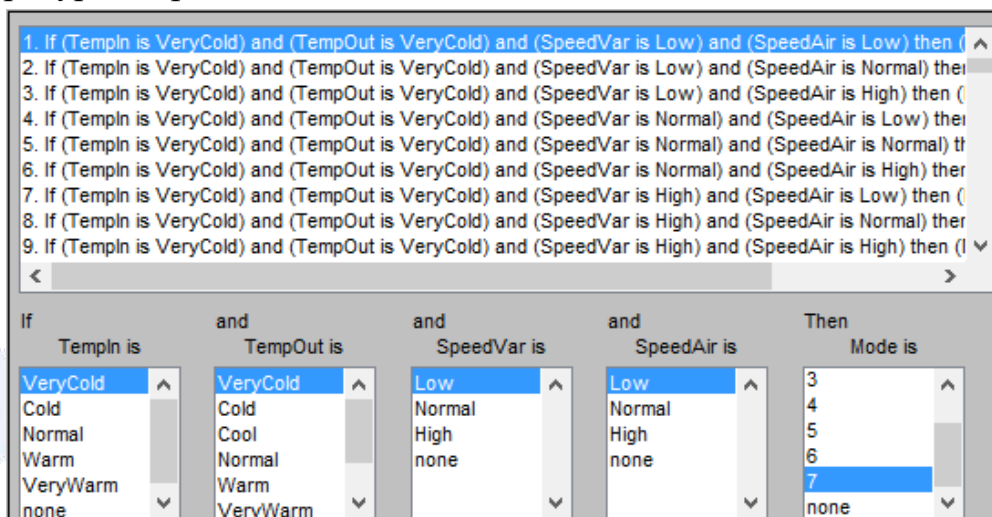


Рисунок 1.4 – База лингвистических правил нейронной сети

В качестве переменных вектора входных данных выбраны значения показателей:

- температура воздуха внутри помещения  $x_1$ ;
- температура воздуха вне помещения  $x_2$ ;
- скорость изменения температуры  $x_3$ ;
- скорость потоков воздуха в комнате  $x_4$ . Составим вектор выходных

данных:

$X =$

$x_1$

$x_2 (x_3)$

$x_4$

Вектор идеальных значений показателей необходим для приведения текущего значения температуры воздуха в помещении к желаемому:

- желаемая температура воздуха внутри помещения  $x_{10}$ , от 18 до 22 °С;

- желаемая температура воздуха вне помещения  $x_{20}$ , которая варьируется в связи погодными условиями;
- желаемая скорость изменения температуры  $x_{30}$ , которая варьируется в зависимости от физических и химических процессов происходящих в помещении;
- желаемая скорость потоков воздуха в комнате  $x_{40}$ , которая варьируются от 0,3 до 0,5 м/с.

Составим вектор идеальных значений:

$x_{10}$

$X = (x_{20})$

$x_{30}$

$x_{40}$

Вектор  $\Delta$  – это рассогласование по входу/выходу системы. Это разность между уставными и имеющимися параметрами. Вектор  $X'$  является выходным вектором для исполнительного устройства, который подается на датчик температуры.

Нечеткая нейронная сеть представлена следующими слоями.

**Первый слой** выполняет раздельную фаззификацию каждой переменной, определяя для каждого правила вывода значение коэффициента принадлежности

$\mu^i(x_j)$  в соответствии с применяемой функцией фаззификации.

**Второй слой** выполняет агрегирование функций принадлежности элементов вектора, определяя результирующее значение  $w_i = \mu^i(x_j)$  для вектора  $x$ .

**Третий слой** представляет собой генератор функции Сугено-Такаги, рассчитывающий значения по формуле 1.24.

$$y_i(x) = p_{i0} + \sum_{j=1}^N p_{ij}x_j \quad (1.24)$$

В четвёртом слое происходит умножение сигналов  $y_i(x)$  на значения  $w_i$ , сформированные во втором слое.

На последнем пятом слое происходит вывод значения нейронной сети.

Основным элементом Simulink-модели системы контроля температуры является блок *Fuzzy Logic Controller with Ruleviewer*. Данный блок содержит обученную нейронную сеть (рисунок 1.5) [4].

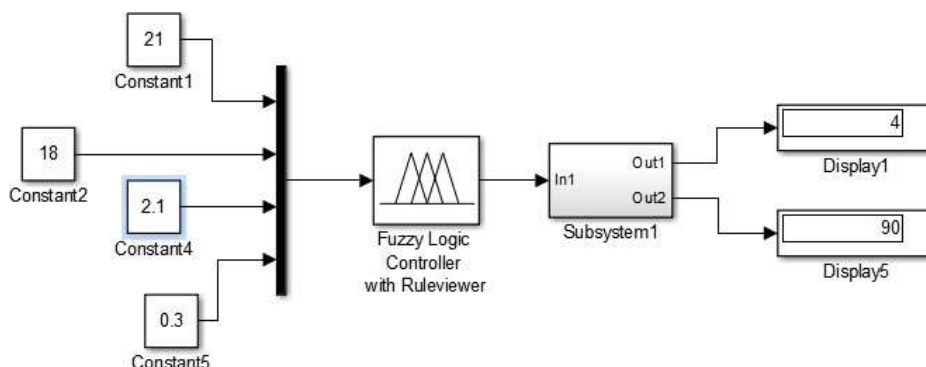


Рисунок 1.5 – Simulink-модель системы управления температурой воздуха в помещении

К одному из основных требований относиться экономия затрат на электроэнергию. Классические термостаты позволяют устанавливать температуру до одного значения, которое должно быть изменено вручную, что не может быть названо эффективным использованием энергии. Назовем это нулевым уровнем интеллектуализации. Классические программируемые модели позволяют планировать, какая температура в помещении должна быть в определенные часы в течение дня, что позволяет снизить ее, когда в помещении нет людей, обеспечивая тем самым значительную экономию электроэнергии (первый уровень интеллектуализации).

На рисунках 3.14 – 3.16 представлены соотношения реальных данных и предсказанных нами нейронной сетью в архитектуре LSTM. На графике по горизонтали указаны данные предсказания времени в нормальной форме в диапазоне от -0,15 до 0,15, по вертикали указаны временные периоды измерения.

На рисунке 3.14 представлена первая эпоха с гиперпараметрами подобранными случайным образом.

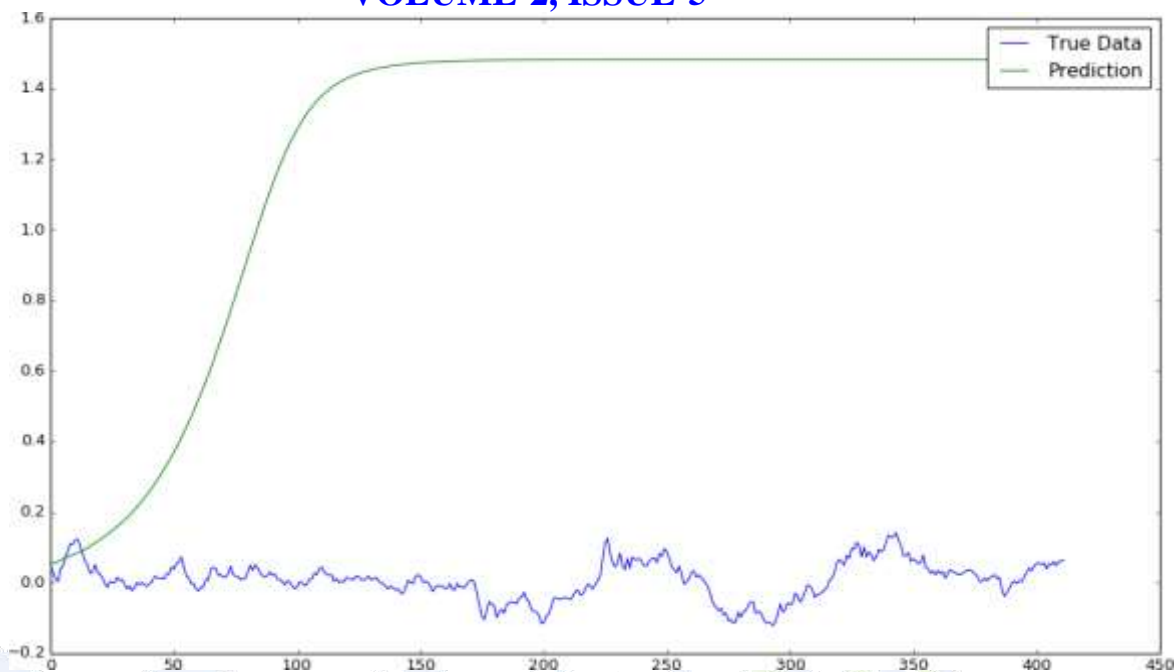


Рисунок 3.14 – Первая проба обучения

На рисунке 3.15 представлена 100 эпоха обучения с гиперпараметрами подобранными случайным образом.



Рисунок 3.15 – Вторая проба обучения

На рисунке 3.18 представлена 500 эпоха с гиперпараметрами подобранными экспериментальным путем.



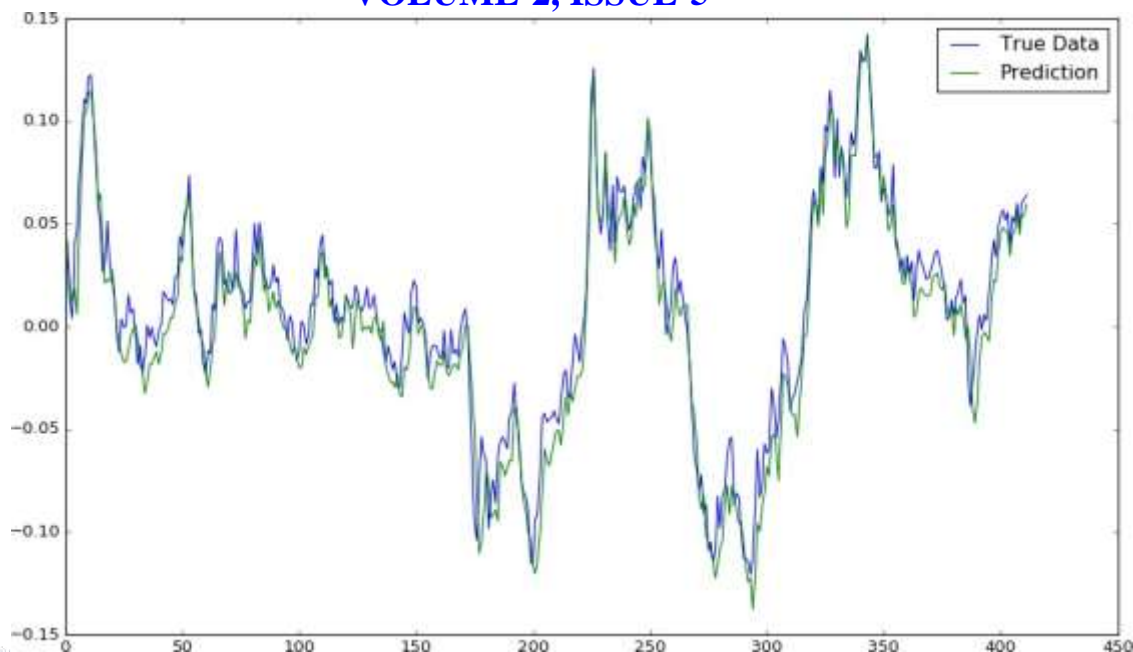


Рисунок 3.16 – Третья проба

Данная нейронная сеть по результатам исследования показала лучший результат, точность предсказания по экспериментальным данным составила 78%.

Из рассмотренных ранее нейронных сетей наилучший результат показала рекуррентная нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью. Однако в работе также был рассмотрен алгоритм на основе аналитического решения уравнения теплопроводности, который показал похожий результат вычисления по экспериментальным данным 75%.

Для интеллектуальной системы управления температурой в помещении может быть использован, как алгоритм на основе аналитического решения уравнения теплопроводности, так и алгоритм, основанный на базе нейронной сети. Алгоритм, основанный на аналитическом решении, может быть надёжным в постоянном поддержании параметров, однако нейронная сеть с каждой последующей эпохой обучения может дать результаты с более высоким процентом предсказания или же перейти в стадию переобучения.

Для однозначного выбора алгоритма необходим длительный срок для экспериментов. Также желательно рассмотреть температурные режимы в помещениях других зданий.

**Вывод.** Исследование показало, что применение современных технологий и методов энергосбережения позволяет значительно снизить потребление электроэнергии при сушке хлопка и хлопковых сырьевых материалов. Это позволяет не только снизить эксплуатационные затраты предприятий, но и сократить негативное воздействие на окружающую среду.

В ходе выполнения работы был проведен анализ предметной области, построена иерархическая структура работ, рассмотрены факторы, определяющие климатические условия в помещении и методика расчета теплопотерь. Были исследованы современные способы регулирования температуры в помещении и управления температурным режимом в помещении, основанные на математическом анализе и на базе нечеткой логике.

### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ.

1. Smith, J. (2020). "Energy-efficient drying techniques for cotton textiles." *Journal of Textile Engineering*, 35(2), 123-135.
2. Zhang, L., & Wang, Q. (2019). "Optimization of cotton drying process using heat pump technology." *International Journal of Energy Research*, 43(5), 256-267.
3. Brown, K. (2018). "Infrared drying technology for cotton textiles." *Textile Science and Technology*, 22(3), 189-201.
4. International Energy Agency (IEA). (2021). "Energy Efficiency Indicators: Fundamentals on Statistics." Paris: IEA Publishing.
5. United Nations Industrial Development Organization (UNIDO). (2019). "Energy Efficiency and Renewable Energy Technologies for the Cotton Industry." Vienna: UNIDO Publications.