

**Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования
«НОВОСИБИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

На правах рукописи



Белова Ирина Анатольевна

**ФОТОЭЛЕКТРИЧЕСКАЯ СИСТЕМА ГЕНЕРИРОВАНИЯ НА БАЗЕ
ПОЛУПРОВОДНИКОВОГО ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЯ С НЕЙРОСЕТЕВОЙ
СИСТЕМОЙ УПРАВЛЕНИЯ**

Специальность 05.09.03 – «Электротехнические комплексы и системы»

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, профессор
Зиновьев Геннадий Степанович

Новосибирск - 2022

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	5
ГЛАВА 1 АНАЛИЗ ФОТОЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СИСТЕМ ГЕНЕРИРОВАНИЯ	11
1.1. Перспективы развития возобновляемых источников энергии	11
1.2. Фотоэлектрические системы генерирования.....	12
1.3. Основные характеристики солнечной батареи	16
1.4. Эффективность фотоэлектрических систем генерирования.....	19
1.5. Современные методы отслеживания точки максимальной мощности	22
1.5.1. Возмущение и наблюдение	24
1.5.2. Возрастающей проводимости	27
1.5.2. Интеллектуальные методы.....	31
Выводы по первой главе	40
ГЛАВА 2 МЕТОДИКА СОЗДАНИЯ И ОБУЧЕНИЯ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ.....	42
2.1. Методика создания обучения искусственной нейронной сети	43
2.1.1. Оценка влияния внешних параметров на солнечную батарею и систему в целом	44
2.1.2. Выбор входных и выходных параметров для искусственной нейронной сети.....	49
2.1.3. Сбор данных для обучения	50
2.1.4. Выбор топологии сети	58
2.1.5. Экспериментальное моделирование с учетом выбранной топологии сети и подготовленных данных для обучения	67

2.1.6. Оценка работы искусственной нейронной сети на тестовом множестве	72
2.1.7. Экспериментальное моделирование искусственной нейронной сети в составе системы управления.....	73
2.2. Улучшенная методика для создания и обучения искусственной нейронной сети.....	73
Выводы по второй главе	75
ГЛАВА 3 СОЗДАНИЕ МОДЕЛИ СОЛНЕЧНОЙ БАТАРЕИ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ.....	77
3.1. Физический эксперимент снятия вольт-амперных характеристик солнечной батареи	78
3.2. Моделирование с помощью средств Matlab Simulink	80
3.2.1. Моделирование с помощью блока Solar cell	81
3.2.2. Моделирование с помощью блока PV Array.....	82
3.3. Модель солнечной батареи на основе искусственной нейронной сети.....	83
3.4. Методика создания модели солнечной батареи на основе искусственной нейронной сети	86
Выводы по третьей главе	87
ГЛАВА 4 АВТОНОМНАЯ СИСТЕМА ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ	89
4.1. Фотоэлектрическая система генерирования постоянного тока.....	89
4.1.1. DC-DC преобразователь	90
4.1.2. Настройка нейронной сети для преобразователя	95
4.1.3. Структура системы управления.....	97
4.1.4. Имитационная модель	99

4.1.5. Результаты имитационного моделирования	101
4.1.6. Сравнение с классическими алгоритмами.....	106
4.2. Структура системы переменного тока	112
4.3. Имитационная модель и основные характеристики	118
Выводы по четвертой главе.....	130
ГЛАВА 5 АЛГОРИТМ ОНЛАЙН-КОРРЕКЦИИ КОЭФФИЦИЕНТОВ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ.....	132
5.1. Деградация солнечных батарей	132
5.2. Место нейронной сети в системе преобразования.....	135
5.3. Онлайн обучение искусственной нейронной сети.....	137
5.3.1. Посезонное обучение	140
5.3.2. Посезонное обучение с прореживанием.....	142
Выводы по пятой главе.....	146
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	148
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ.....	150
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	151
ПРИЛОЖЕНИЕ А Акт и справка о внедрении результатов диссертационной работы.....	160
ПРИЛОЖЕНИЕ Б Патент и свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ.....	162

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность работы. В настоящее время всё больше внимания уделяется возобновляемым источникам энергии, в том числе солнечной энергетике. Солнечная энергетика стала одной из нескольких перспективных направлений альтернативной энергетики. Снижение стоимости солнечных модулей за последние несколько лет и повышение цен на нефтехимические виды топлива, используемые для производства электроэнергии, привели к более широкому использованию фотоэлектрических систем. Однако генерирование солнечной энергии имеет ряд проблем, связанных с относительно низкой эффективностью и несовершенством устройств преобразования энергии от этих систем. Всё это требует разработки фотоэлектрических систем генерирования на современной элементной базе и систем управления полупроводниковым преобразователем, позволяющих достигать высоких показателей энергетической эффективности.

С каждым годом солнечная энергетика становится все более популярной. Многие страны встали на путь развития солнечной энергетике, как альтернативного источника энергии. Основными преимуществами фотоэлектрических систем, являются отсутствие выбросов парниковых газов, низкие эксплуатационные расходы, меньше ограничений в отношении места установки и отсутствие движущихся систем и как следствие механических шумов.

Генерирование всей энергии, которую можно получить от солнечной батареи в конкретный момент времени, является одним из наиболее важных факторов, повышающих эффективность системы в целом. Т.е. для того, чтобы отобрать от солнечной батареи всю производимую ею энергию, необходимо отслеживать точку максимальной мощности солнечной батареи.

Для достижения цели повышения энергоэффективности преобразователей, используемые в фотоэлектрических электростанциях, должны иметь систему управления, работающую на основе алгоритма отслеживания точки максимальной мощности, которая и будет ключом к максимальной эффективности солнечной

энергосистемы. В зарубежной литературе алгоритм более известен под названием Maximum Power Point Tracking (MPPT).

Для MPPT применяются специализированные контроллеры, которые используют один из алгоритмов для оптимизации рабочей точки солнечных батарей.

Таким образом, при проектировании и создании современных эффективных фотоэлектрических установок должны решаться задачи разработки соответствующей системы управления.

Степень разработанности темы. Переход к системам управления с отслеживанием точки максимальной мощности солнечных батарей является современной тенденцией развития фотоэлектрических систем генерирования. Широкую известность получили работы по MPPT таких авторов, как Hohm, D.P., ESRAM, T., Chapman, P.L., Femia, N., Petrone, G., Spagnuolo, G., Vitelli, M. и др.

Но классические, аналоговые алгоритмы не являются лучшим решением для задачи MPPT, несмотря на их очевидные преимущества. Данные алгоритмы довольно медленно выходят на точку максимальной мощности и ограничены в точности работы. Для достижения более высокой точности, алгоритмы подвергаются различным модификациям, но при этом ухудшаются их динамические характеристики. Следовательно, задача отслеживания точки максимальной мощности все еще является актуальной.

В настоящее время исследование возможностей искусственных нейронных сетей (ИНС) и расширение их области применения является приоритетным направлением для многих исследователей.

ИНС предоставляет альтернативный способ решения сложных задач. Нейронная сеть при правильном выборе структуры может вычислять значения любой непрерывной функции с некоторой наперед заданной точностью. Нейронная сеть не требует знания внутренних параметров солнечного модуля, быстро обучается, обладает способностью оптимизации и аппроксимации. Следовательно, использование ИНС для отслеживания точки максимальной

мощности является актуальной задачей и имеет практическую и научную значимость.

Объектом исследования являются фотоэлектрические системы генерирования на базе полупроводниковых преобразователей постоянного и переменного тока.

Предметом исследования являются алгоритмы отслеживания точки максимальной мощности солнечных батарей на основе искусственной сети.

Цель диссертационной работы – разработка фотоэлектрических систем генерирования электрической энергии с повышенной эффективностью за счет интеллектуальных систем управления, выполненных с использованием искусственной нейронной сети.

Для достижения поставленной цели необходимо решить **следующие задачи:**

1. Анализ существующих способов отслеживания точки максимальной мощности солнечных батарей в фотоэлектрических системах генерирования;
2. Разработка методики создания и обучения искусственной нейронной сети для отслеживания точки максимальной мощности массива солнечных батарей фотоэлектрических систем генерирования;
3. Разработка быстродействующей системы управления для систем генерирования постоянного и переменного тока, обеспечивающей отслеживание точки максимальной мощности массива солнечных батарей с помощью искусственной нейронной сети;
4. Разработка алгоритма онлайн-коррекции коэффициентов искусственной нейронной сети после деградации солнечных батарей;
5. Сравнительный анализ результатов работы предложенной системы с ранее существующими.

Методы исследования. Основные результаты научного исследования получены за счет применения методов математического моделирования с использованием аналитических выражений. Разработка и исследование системы управления для полупроводниковых преобразователей с применением теории

автоматического управления. Элементы теории искусственных нейронных сетей при создании и обучении искусственных нейронных сетей. Исследования динамических процессов в фотоэлектрических системах генерирования на базе полупроводниковых преобразователей, проводятся с помощью аналитических и графоаналитических методов, а также при помощи имитационного моделирования в пакете прикладных программ Matlab Simulink.

Научная новизна исследования состоит в следующем:

1. Предложена улучшенная методика создания и настройки искусственной нейронной сети для отслеживания точки максимальной мощности массива солнечных батарей, которая позволяет создать нейронную сеть независимо от типа и структуры системы генерирования и мощности системы;

2. Предложена методика создания нейросетевой модели солнечной батареи;

3. Разработана многоуровневая система отслеживания точки максимальной мощности массива солнечных батарей в составе системы генерирования, которая с помощью искусственных нейронных сетей позволяет добиться высокой точности, скорости и динамики выхода системы в установившийся режим.

4. Разработан алгоритм онлайн-коррекции коэффициентов предварительно обученной искусственной нейронной сети при первоначальной настройке системы или после деградации солнечных батарей в фотоэлектрических системах генерирования.

Практическая значимость работы заключается в том, что предложенная система генерирования с использованием искусственных нейронных сетей позволяет быстро и с хорошими динамическими характеристиками выйти в точку максимальной мощности массива солнечных батарей по сравнению с другими системами, работающими по одному из классических алгоритмов отслеживания точки максимальной мощности.

Положения, выносимые на защиту:

1. Улучшенная методика создания и настройки искусственной нейронной сети для отслеживания точки максимальной мощности солнечной батареи;

2. Методика создания нейросетевой модели солнечной батареи;
3. Система управления многопортовым преобразователем в составе системы генерирования постоянного тока, с использованием искусственной нейронной сети для решения задачи отслеживания точки максимальной мощности солнечной батареи;
4. Система управления преобразователем в составе системы генерирования переменного тока, с использованием искусственной нейронной сети для решения задачи отслеживания точки максимальной мощности солнечной батареи;
5. Алгоритм онлайн-коррекции коэффициентов предварительно обученной искусственной нейронной сети при первоначальной настройке системы или после деградации солнечных батарей в фотоэлектрических системах генерирования.

Обоснованность и достоверность результатов научного исследования определяется корректной постановкой задач, адекватностью принятых допущений, применением широко известных методов и средств численного моделирования, а также согласованием основных теоретических выводов с экспериментально полученными данными, как при имитационном моделировании, так и при натурных экспериментах.

Практическая ценность и реализация результатов. Основные результаты диссертационного исследования были применены при выполнении научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ, выполняемых совместно с предприятием ООО «Системы постоянного тока» г. Новосибирск (Приложение А).

Соответствие научной специальности. Основные положения диссертационной работы соответствуют области исследования, относящейся к специальности 05.09.03 – Электротехнические комплексы и системы, а именно первому, третьему и четвертому пункту, приведенным в паспорте специальности.

Апробация результатов диссертации. В полном объеме исследование докладывалось и обсуждалось на заседании кафедры «Электроники и электротехники» ФГБОУ ВО «НГТУ». Основные результаты исследования и его отдельные положения докладывались, обсуждались и получили одобрение на

следующих семинарах и заседаниях: 12-15-я Международная научно-техническая конференция «Актуальные проблемы электронного приборостроения» «АРЕПЕ», 2014-2021 гг.; 16-20-я Международная конференция молодых специалистов по микро/нано технологиям и электронным приборам «EDM», 2015-2019 гг.; Международная научная студенческая конференция (МНСК – 2015), г. Новосибирск; XII Всероссийская научная конференция молодых ученых «Наука. Технологии. Инновации» (НТИ-2018).

Публикации по теме диссертации. По теме работы опубликовано 22 печатные работы, в том числе 2 работы опубликованы в журналах, входящих в перечень ВАК РФ, 11 публикаций входящих в международную систему цитирования «Scopus» и/или «Web of Science», зарегистрирован 1 патент на изобретение, 2 программы для ЭВМ (Приложение Б).

Личный вклад автора. Результаты научных исследований, представленные в диссертационной работе, выполнены при непосредственном участии автора. Разработка основных технических решений, методик, алгоритмов, математических моделей. Полученные экспериментальные результаты, лично проводились автором работы, а также анализ, обобщение полученных результатов и формулировка выводов.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения, списка сокращений, списка литературы, который включает в себя 90 наименований, и других приложений. Работа изложена на 164 страницах, включая 100 рисунков и 12 таблиц.

ГЛАВА 1 АНАЛИЗ ФОТОЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СИСТЕМ ГЕНЕРИРОВАНИЯ

1.1. Перспективы развития возобновляемых источников энергии

В связи с быстро растущими показателями потребления электрической энергии, энергетическое обеспечение выходит на первое место среди важнейших мировых проблем. Следовательно, вопросы энергосбережения, развития и внедрения систем возобновляемых источников энергии (ВИЭ) становятся очень актуальными.

В последнее десятилетие ВИЭ имеют стабильный ежегодный прирост мощностей. Даже в условиях экономического спада во время пандемии сегмент возобновляемых источников энергии продолжал расти. По данным Международного энергетического агентства (IRENA), в 2020 году прирост мощности систем генерирования на базе альтернативных источников энергии увеличился почти на 50% и составил 280 ГВт. Это рекордный годовой скачок за последнее десятилетие.

В 2020 году основной прирост мощностей составил – 127 ГВт новых солнечных установок и 111 ГВт ветровых [1].

Солнечная энергетика стала одним из нескольких перспективных направлений альтернативной энергетики [2]–[5]. Снижение стоимости солнечных модулей за последние несколько лет и рост цен на нефтехимическое топливо, используемое для выработки электроэнергии, привели к более широкому использованию фотоэлектрических систем.

Несмотря на огромный ресурсный потенциал традиционных источников энергии, Россия также встала на путь развития альтернативной энергетики. На сегодняшний день в России созданы предприятия по производству оборудования для солнечных электростанций (СЭС) и ветряных электростанций (ВЭС) и им необходимо обеспечить сбыт производимой продукции. Согласно источнику [6] существует несколько сценариев развития ВИЭ в России, но самым оптимальным

является базовый сценарий, в котором рассмотрен прирост СЭС, ВЭС и малых гидроэлектростанций (МГЭС) (Рисунок 1.1).



Рисунок 1.1 – Базовый сценарий развития ВИЭ в России на период до 2035 г.

При реализации базового сценария солнечная и ветроэнергетика станут сопоставимыми по стоимости с традиционной энергетикой, что является важным условием для стабильного развития ВИЭ в России.

1.2. Фотоэлектрические системы генерирования

Фотоэлектрическая система генерирования – энергетическая система, предназначенная для преобразования полезной солнечной энергии посредством фотоэлектрических систем. Она может состоять из нескольких компонентов, в том числе массива солнечных батарей, DC/DC и DC/AC полупроводникового преобразователя, аккумуляторной батареи, фильтра или трансформатора, системы управления (СУ).

В зависимости от области применения фотоэлектрические системы могут эксплуатироваться в составе автономной энергетической установки, или работать

на сеть. Таким образом, можно выделить несколько основных конфигураций фотоэлектрических систем генерирования.

1. Автономная система генерирования

Наиболее распространенная конфигурация фотоэлектрических систем генерирования, которая содержит в себе аккумуляторные батареи (АКБ) (Рисунок 1.2). Данная система полностью независима от сетей централизованного электроснабжения и подходит для комфортного энергообеспечения потребителей.

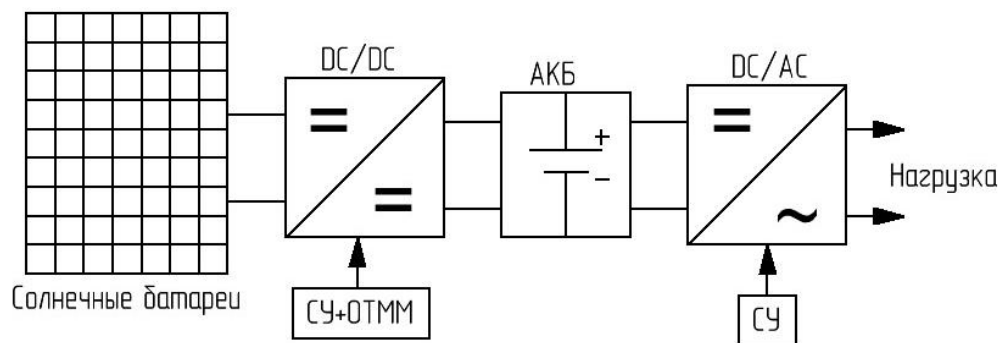


Рисунок 1.2 – Автономная фотоэлектрическая система генерирования

Использование АКБ позволяет повысить надежность фотоэлектрической системы и расширить возможности применения т.к. энергия от аккумуляторных батарей используется во время недостаточной освещенности или когда нагрузка превышает генерацию солнечных батарей.

Областью применения таких конфигураций являются системы освещения жилых и нежилых объектов, энергообеспечение домов и зданий, системы безопасности и аварийное энергоснабжение, энергоснабжение удаленных жилых и не жилых объектов, энергоснабжение космических аппаратов [7] и т.д.

Автономные системы генерирования, как правило, содержат два преобразователя. DC/DC преобразователь выполняет роль контроллера заряда аккумуляторных батарей. Система управления такого преобразователя может включать в себя функцию отслеживания точки максимальной мощности для максимального использования солнечной энергии. При этом излишки энергии будут запасаться в АКБ. С помощью DC/AC преобразователя энергия

постоянного тока преобразуется в энергию переменного тока необходимой частоты и напряжения.

Достоинством такой системы является возможность использования солнечной энергии, как днем, так и в ночное время за счет энергии АКБ. И возможность использования системы на удаленных объектах, где полностью отсутствует сетевое энергоснабжение.

Недостатком такой системы являются потери на двойное преобразование солнечной энергии и высокая стоимость аккумуляторных батарей.

2. Аккумуляторная соединенная с сетью система генерирования

Такая система генерирования схожа с автономной. В ней также используются аккумуляторные батареи, но такая система содержит в своем составе сетевой инвертор и подключение к сетям централизованного электроснабжения (Рисунок 1.3). Излишки, генерируемые солнечными батареями, могут направляться в аккумуляторную батарею или в сеть. Если потребление превышает генерацию электричества солнечными батареями, то недостающая энергия берется от сети.

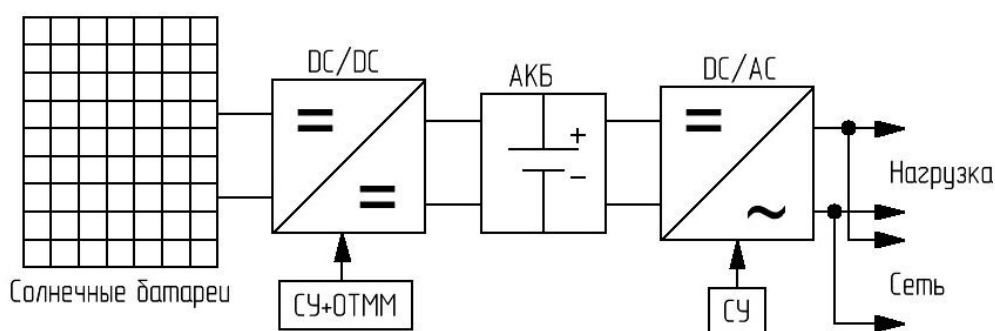


Рисунок 1.3 – Аккумуляторная соединенная с сетью фотоэлектрическая система генерирования

Если основное потребление энергии происходит в дневное время, а отключения централизованного энергоснабжения редкие, то такая система является наиболее эффективной и имеет более низкую стоимость.

Достоинством данной системы является возможность использования АКБ в буферном режиме, т.е. только при отключении сетевого электричества. Подключение к сети позволяет использовать гораздо меньшее количество АКБ.

Недостатком такой системы также являются потери на двойное преобразование солнечной энергии и возможность аварий на сетевых подстанциях, что может привести к отключению системы.

3. Соединенная с сетью система генерирования

Безаккумуляторная соединенная с сетью система генерирования (Рисунок 1.4) является самой простой из всех описанных систем генерирования.

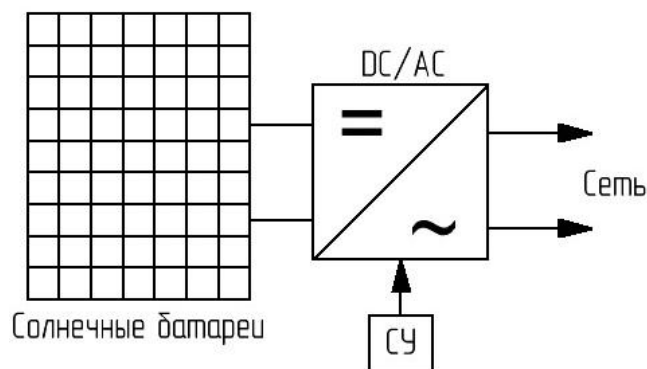


Рисунок 1.4 – Соединенная с сетью фотоэлектрическая система генерирования

Она состоит из солнечных батарей и специального инвертора, подключенного к сети. В такой системе нет аккумуляторов, поэтому они не могут использоваться в качестве резервных систем. Когда сеть пропадает, то и выработка электроэнергии солнечными батареями также прекращается. Это может быть ограничением такой системы, но основное ее преимущество – высокая эффективность, низкая цена (за счет отсутствия аккумуляторов и менее дорогого сетевого инвертора) и высокая надежность.

Такая конфигурация используется на крупных солнечных электростанциях. Система управления в таких инверторах, как правило, не содержит функции отслеживания точки максимальной мощности т.к. система управления инвертором более сложная для реализации. Стоит отметить, что соединенная с

сетью фотоэлектрическая система генерирования может иметь в составе не только инвертор, но и DC/DC преобразователь, что позволит упростить систему управления инвертором и использовать алгоритм отслеживания точки максимальной мощности.

Таким образом, были описаны самые распространенные фотоэлектрические конфигурации, на которые было направлено данное исследование. Но, следует отметить, что существуют и другие конфигурации фотоэлектрических систем генерирования, такие как:

- фотоэлектрические системы, содержащие в себе только солнечную батарею и преобразователь постоянного тока. Такие системы просты в реализации и имеют низкую стоимость, но отличаются малой надежностью. Применяются в простых системах с низкими требованиями по выходным характеристикам преобразователя;
- гибридные системы генерирования, где в качестве источника электрической энергии используются и другие ВИЭ, например, ветрогенераторы [8]–[11] и т.д.

В составе рассмотренных конфигураций могут применяться различные виды преобразователей напряжения [12]–[14]. Их выбор будет зависеть от конкретной задачи и сложности системы генерирования.

1.3. Основные характеристики солнечной батареи

Солнечный элемент – это полупроводниковый прибор, который служит для преобразования энергии света в электрическую энергию. В основе этого преобразования лежит явление фотоэффекта, а принцип работы базируется на полупроводниковом p-n-переходе.

Солнечный модуль является основным элементом любой фотоэлектрической системы генерирования. Он состоит из множества солнечных элементов, соединенных последовательно, параллельно или параллельно-последовательно. Все элементы обладают нелинейными вольт-амперными и

мощностными характеристиками, которые зависят от уровня солнечной радиации, температуры окружающей среды и особенностей самой ячейки.

Основные параметры солнечного модуля определяют из вольт-амперной (ВАХ) и вольт-ваттной характеристик (ВВХ).

На Рисунке 1.5 показаны вольт-амперная и вольт-ваттная характеристики солнечной батареи.

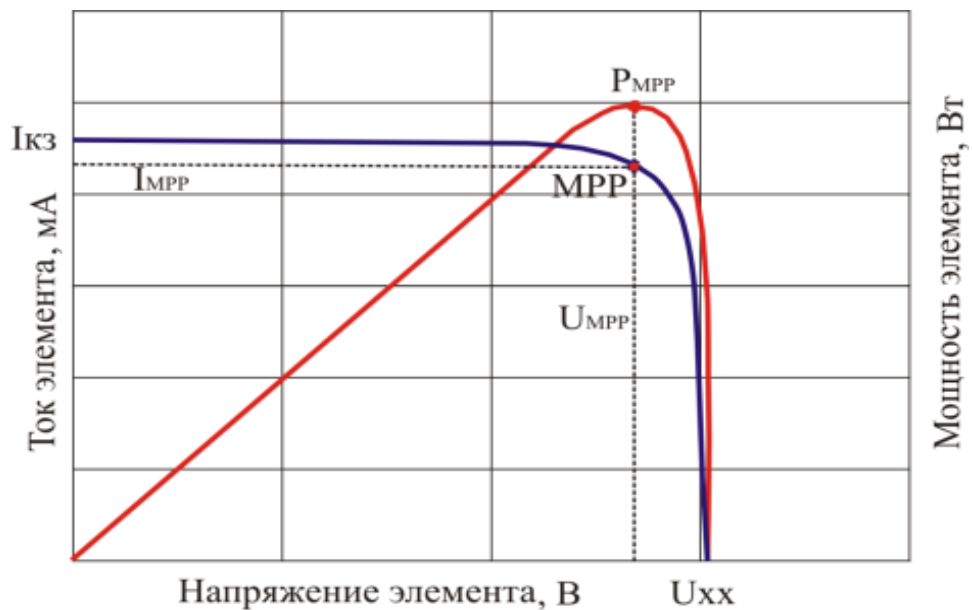


Рисунок 1.5 – ВАХ и ВВХ солнечной батареи при $E=380 \text{ Вт/м}^2$, $T=35 \text{ }^\circ\text{C}$

Основными параметрами солнечной батареи являются: ток короткого замыкания ($I_{кз}$), напряжение холостого хода ($U_{хх}$), максимальная мощность (P_{mpp}), рабочие ток и напряжение (I_{mpp} , U_{mpp}).

Для построения ВАХ фотоэлемента используют эквивалентную схему замещения, которая представлена на Рисунке 1.6.

Фотоэлемент состоит из источника тока, который моделирует возникающий при освещении фототок I_{ph} , и параллельного ему диода. Диод описывает ток, протекающий через неидеальный p-n-переход. Также в модель включены шунтирующее сопротивление R_{sh} , которое используется для представления тока утечки и последовательное сопротивление R_s , которое представляет собой падение напряжения на выходе [15].

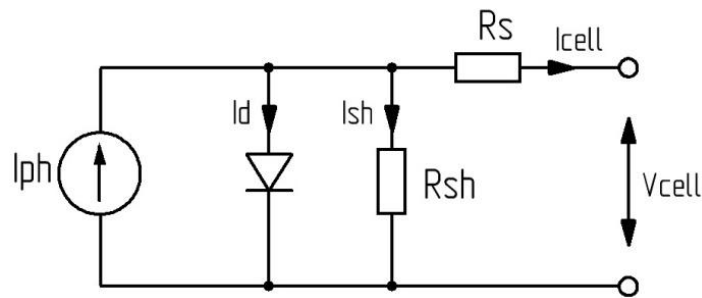


Рисунок 1.6 – Упрощенная схема замещения солнечного элемента

Характеристическое уравнение для тока и напряжения солнечного элемента имеет вид:

$$I = I_{ph} - I_d \left[\exp\left(\frac{q(U + R_s \cdot I)}{n \cdot k \cdot T}\right) - 1 \right] - \frac{U + I \cdot R_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

где I и U – выходной ток и напряжение солнечного элемента, I_{ph} фототок солнечного элемента, I_s – ток насыщения диода, n – коэффициент отклонения диода, R_s последовательное сопротивление, представляющее собой падение напряжения на выходе; R_{sh} шунтирующее сопротивление, которое используется для представления тока утечки [16].

Более точное математическое описание фотоэлектрическому элементу дает модель, представленная на Рисунке 1.7. Данная схема замещения достаточно точно описывает поведение элемента, изготовленного из поликристаллического кремния, но вместо одного, параллельно включенного источнику фототока диода, имеет два параллельно включенных диода, которые отображают протекание через p-n-переход диффузионного и рекомбинационного токов. Существенный недостаток данной модели – сложность определения параметров выражения для ВАХ ФЭ [16].

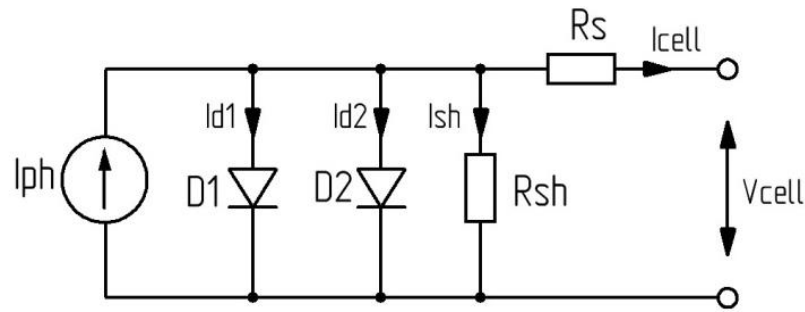


Рисунок 1.7 – Точная схема замещения солнечного элемента

Характеристическое уравнение для тока и напряжения солнечного элемента, которое представляет собой точное математическое описание реального солнечного элемента, имеет вид:

$$I = I_{ph} - I_{s1} \left[\exp\left(\frac{q(U + R_s \cdot I)}{n_1 \cdot k \cdot T}\right) - 1 \right] - I_{s2} \left[\exp\left(\frac{q(U + R_s \cdot I)}{n_2 \cdot k \cdot T}\right) - 1 \right] - \frac{U + I \cdot R_s}{R_{sh}} \quad (2)$$

где I и U – выходной ток и напряжение солнечного элемента, I_{ph} фототок солнечного элемента, I_{s1} и I_{s2} , соответственно, токи насыщения первого и второго диодов, n_1 и n_2 – коэффициенты отклонения соответствующих диодов, R_s последовательное сопротивление, представляющее собой падение напряжения на выходе; R_{sh} шунтирующее сопротивление, которое используется для представления тока утечки.

Каждая схема замещения имеет свои преимущества и недостатки. Но чем сложнее используется математическая модель, тем больше вычислений нужно произвести. Следовательно, при имитационном моделировании, большинство авторов используют упрощенную схему замещения [16]–[18].

1.4. Эффективность фотоэлектрических систем генерирования

Роль солнечной энергии в энергетике будущего определяется возможностями промышленного использования солнечных элементов и модулей

в системах бесперебойного электропитания, а также источниках вторичного электропитания. В России в настоящее время имеется, по крайней мере, восемь предприятий, имеющих технологии и производственные мощности для изготовления 2 МВт солнечных элементов и модулей в год. Полное количество солнечной энергии, поступающей на поверхность Земли за неделю, превышает энергию всех мировых запасов нефти, газа, угля и урана [19], [20]. И в России наибольший теоретический потенциал, более 2000 млрд. тонн условного топлива, имеет солнечная энергия.

Обеспечение энергетической безопасности и экологически сбалансированного экономического роста на сегодняшний день являются приоритетными направлениями развития и для России, а развитие возобновляемой энергетики может стать одним из способов движения страны в данном направлении.

Ресурсный потенциал солнечных панелей огромен, но в настоящее время составляет лишь малую долю глобального энергообеспечения. Одними из основных факторов, ограничивающих их широкое применение, является низкая эффективность.

Существует несколько основных способов повышения КПД солнечной энергоустановки:

1. Одним из главных путей повышения КПД является применение новых технологий и материалов (медь-индий-галлий и кадмий-теллур и т.д.). Исследователи, специализирующиеся в области технологии, в настоящее время разработали множество гибридных вариантов изготовления солнечных элементов [21]–[26].

2. Установка солнечных батарей на некотором расстоянии от земли и ориентация на солнце [27]–[29]. Крупные системы оснащают автоматикой, которая меняет угол наклона панелей в течение дня;

3. Использование концентраторов солнечной энергии [30], [31];

4. Преобразователи напряжения с высоким КПД;

5. Использование современных систем управления для преобразователей.

Основным элементом солнечных энергетических установок, как правило, является силовой каскад (DC/DC – преобразователь, инвертор). Преобразователи в таких системах генерирования должны иметь высокий КПД (не менее 90%), высокое качество выходного сигнала и обеспечивать работу энергоустановки с максимальным отбором мощности от солнечной батареи.

Характеристики солнечных батарей существенно зависят от погодных условий, таких как освещенность и температура. В течение дня температура и мощность облучения солнечного генератора, постоянно меняются. Эти изменения приводят к сдвигу точки максимальной мощности и к частичной потере мощности установки. Для того чтобы обеспечить получение максимально возможной мощности от солнечной батареи, необходимо использовать соответствующий алгоритм отслеживания точки максимальной мощности (MPPT).

Для MPPT применяются специализированные контроллеры, которые используют один из алгоритмов для оптимизации рабочей точки фотомодулей. Наиболее часто используемые методы: возмущение и наблюдение, метод возрастающей проводимости, метод постоянного напряжения [32]–[36]. Используемый метод отслеживания точки максимальной мощности будет во многом определять эффективность фотоэлектрической системы генерирования.

Максимальный отбор мощности от солнечных батарей возможен только при осуществлении непрерывного регулирования напряжения батареи в оптимальной рабочей точке.

Таким образом, при проектировании и создании современных эффективных фотоэлектрических систем генерирования должны решаться задачи не только улучшения технологии солнечных элементов с повышенным КПД, но и ряд вопросов проектирования фотоэлектрических преобразователей и их системы управления с целью существенного повышения их энергетической эффективности.

1.5. Современные методы отслеживания точки максимальной мощности

На данном этапе анализа фотоэлектрических систем генерирования необходимо рассмотреть работу солнечной батареи совместно с DC/DC преобразователем. На Рисунке 1.8 представлена обобщенная структурная схема фотоэлектрической системы генерирования.

DC/DC преобразователь обеспечивает преобразование изменяющегося выходного напряжения СБ.

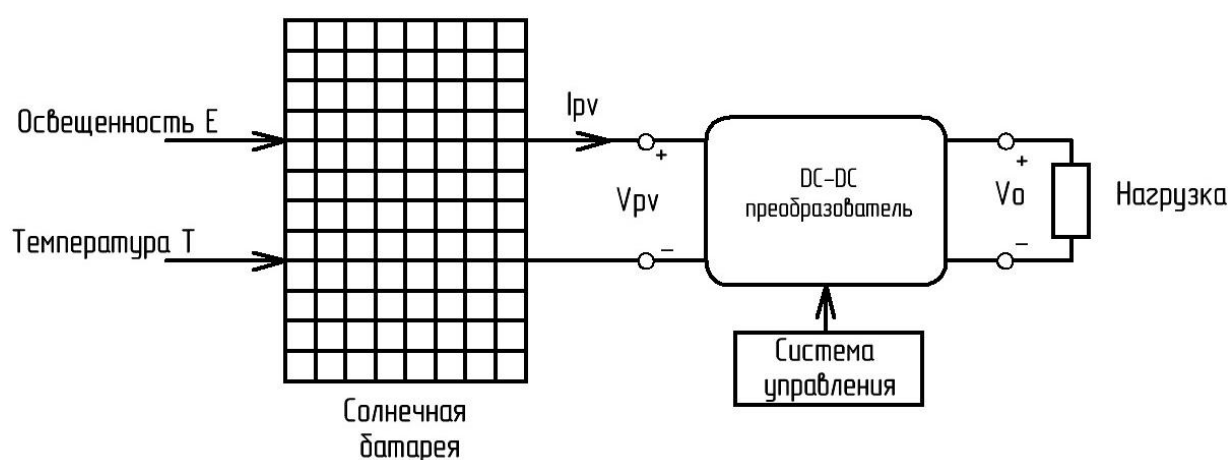


Рисунок 1.8 – Структурная схема фотоэлектрической системы генерирования

Как отмечалось ранее, характеристики солнечной батареи могут меняться довольно быстро и для эффективного преобразования солнечной энергии в электрическую необходимо постоянно обеспечивать работу в точке максимальной СБ.

На Рисунке 1.9 показаны вольт-амперные характеристики массива солнечных батарей при различных освещенностях и температурах. Данный рисунок иллюстрирует, насколько сильно изменяется точка максимальной мощности при изменении внешних условий. Нелинейность характеристик СБ. определяет единственную для каждой комбинации освещенности и температуры точку максимальной мощности, при которой фотоэлектрическая система генерирования может работать с максимальной эффективностью.

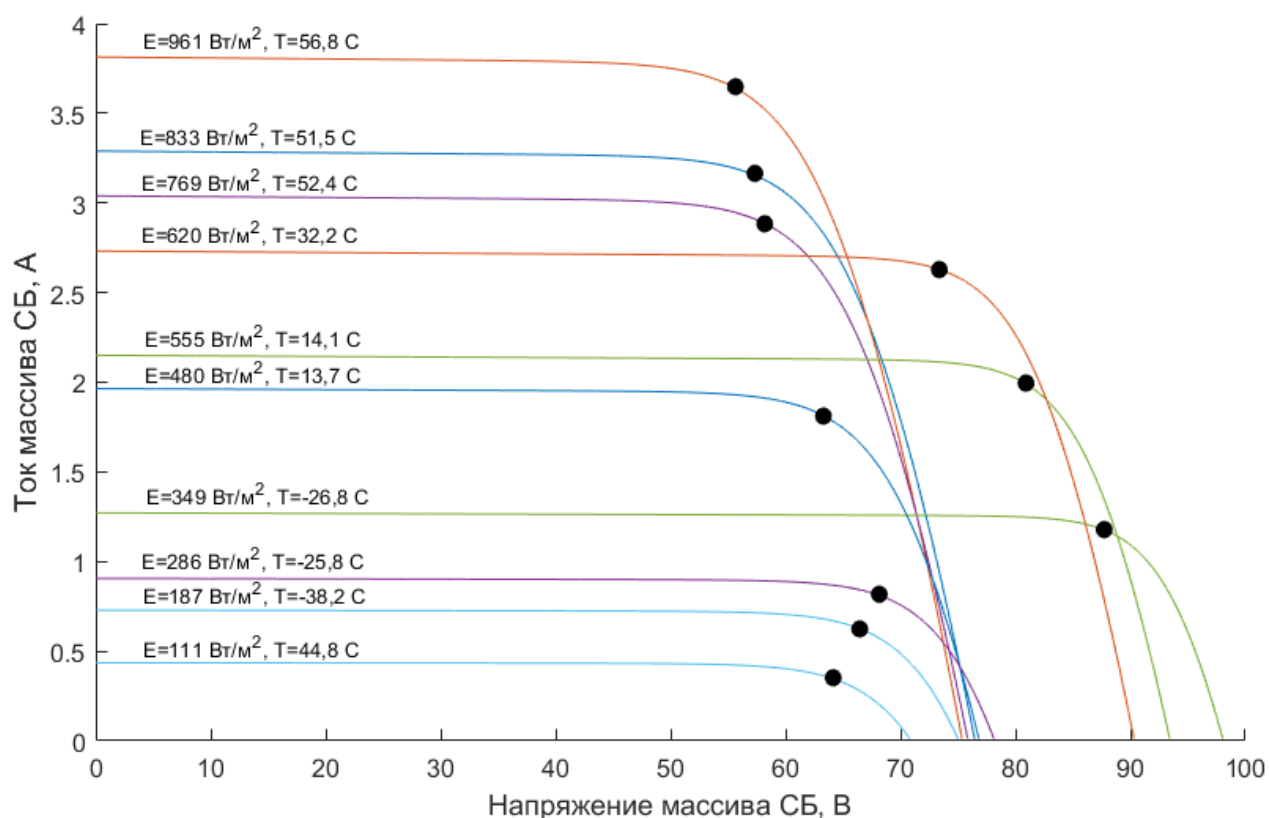


Рисунок 1.9 – Вольт-амперные характеристики массива солнечных батарей при различных комбинациях освещенности и температуры

Следовательно, необходимо применять специализированные МРРТ-контроллеры, которые посредством изменения рабочего цикла преобразователя способны сдвигать рабочую точку в точку максимальной мощности (ТММ). На Рисунке 1.10 представлена упрощенная демонстрация работы контроллера.

Для отслеживания точки максимальной мощности применяются контроллеры, которые используют один из алгоритмов для оптимизации рабочей точки фотомодулей. На данный момент разработано множество различных алгоритмов для отслеживания точки максимальной мощности [33], [34], [37]–[47].

Каждый метод имеет свои преимущества и недостатки. Далее будут рассмотрены самые распространенные алгоритмы отслеживания точки максимальной мощности солнечных батарей.

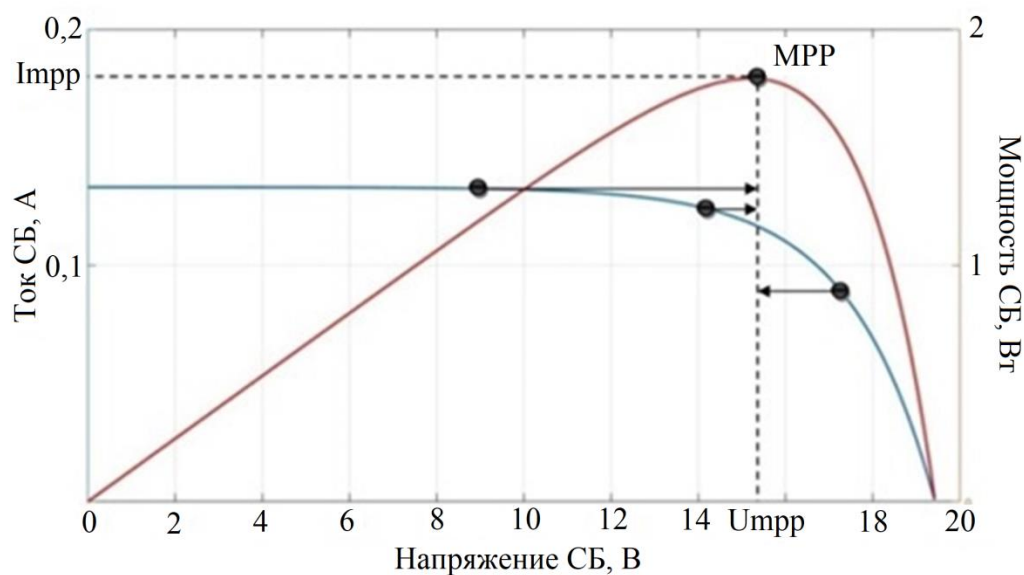


Рисунок 1.10 – ВАХ и ВВХ солнечной батареи при $E=380 \text{ Вт/м}^2$, $T=35 \text{ }^\circ\text{C}$

Некоторые из них довольно простые, например, основанные на обратной связи по напряжению и току. И более сложные, такие как: «Возмущение и наблюдение», «Возрастающей проводимости» и их модификации [33], [37], [41], [48], [49]. Данные алгоритмы используются довольно давно, следовательно, их можно классифицировать как классические.

1.5.1. Возмущение и наблюдение

Метод «Возмущения и наблюдения» в зарубежной литературе называют Perturb and observe (P&O). P&O является алгоритмом, который из-за простоты реализации находится в центре внимания.

Авторы статьи [50] провели экспериментальное моделирование используя метод «Возмущения и наблюдения».

Алгоритм «Возмущение и наблюдения» довольно прост. Работа алгоритма начинается с установки начального значения максимальной мощности P_{MAX} (как правило, начальная мощность устанавливается равной нулю) и фактических значений тока $I(k)$ и напряжения $V(k)$ солнечной батареи. Авторами была предложена блок-схема алгоритма, которая показана на Рисунке 1.11.

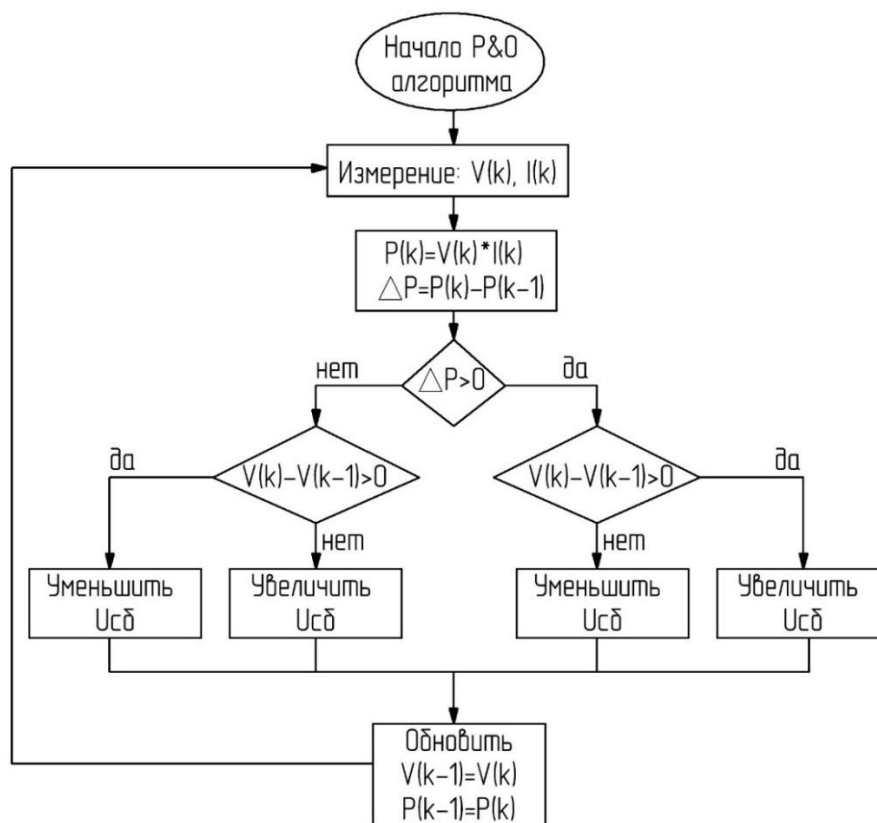


Рисунок 1.11 – Блок схема алгоритма «Возмущение и наблюдение» [50]

Если заданное возмущение приводит к увеличению (уменьшению) выходной мощности солнечной батареи, то последующее возмущение генерируется в том же (противоположном) направлении. Скважность преобразователя изменяется, и процесс повторяется до тех пор, пока не будет достигнута точка максимальной мощности. Фактически, система колеблется вокруг этой точки.

Делая выводы, авторы подтверждают, что проблемой рассмотренного метода МРРТ, являются колебания мощности. Т.к. алгоритм не может найти точку максимальной мощности с высокой скоростью, это требует большого количества итераций. А при изменении освещенности может начать двигаться в противоположную сторону. Уменьшение размера шага возмущения может минимизировать колебания, однако малый размер шага замедляет отслеживание.

Авторы [42] в своей работе приводят экспериментальные характеристики и теоретический анализ, обеспечивающий оптимальный выбор двух основных

параметров, характеризующих алгоритм Р&О. Авторы предполагают, что определение параметров характеризующих алгоритм Р&О для динамической системы позволит повысить производительность, но на деле такая оптимизация не решает основных проблем данного алгоритма т.к. параметры остаются фиксированными и теряется либо точность отслеживания, либо скорость.

Для решения проблемы колебания мощности вокруг точки оптимума, применяют адаптивный метод отслеживания [51]. Преимущества предлагаемого метода заключаются в следующем:

- 1) адаптивный алгоритм, который автоматически изменяет значение возмущения в соответствии с изменениями системы;
- 2) просто реализовать, поскольку необходим только PI-звено;
- 3) отсутствие колебаний во время отслеживания и стационарных операций;
- 4) требуется низкая вычислительная нагрузка, следовательно, быстрое отслеживание с использованием недорогих контроллеров;
- 5) Предварительные константы не требуются.

Предложенная адаптивная методика была названа PI-Р&О. В предлагаемом адаптивном методе используется ошибка между двумя последовательными величинами мощности массива, вычисленными из измеренных сигналов напряжения и тока в массиве для создания адаптивного возмущения. В начале процесса подъема по кривой мощности эта ошибка велика и уменьшается по мере приближения к максимальной рабочей точке мощности в устойчивом состоянии. Поэтому авторы трактуют эту ошибку как сигнал ошибки в замкнутой системе, которая должна быть сведена к минимуму в устойчивом состоянии, предотвращена перерегулированием при запуске и свободна от стационарных колебаний. Для достижения этой цели используется PI-регулятор в качестве адаптивного генератора значения возмущений.

Преимуществом данного метода является меньшая вычислительная нагрузка т.к. требуются измерения только напряжения и тока массива солнечных батарей без хранения предварительных констант.

Следовательно, алгоритм "Возмущения и наблюдения" целесообразно использовать только при адаптивном выборе шага возмущения.

1.5.2. Возрастающей проводимости

Метод возрастающей проводимости также относится к классическим методам для МРРТ. В зарубежной литературе данный алгоритм называется Incremental Conductance (INC). Данный метод использует соотношение между мгновенными проводимостями и величиной возрастающей проводимости для отслеживания максимальной точки мощности.

В статье [52] в качестве алгоритма МРРТ используется метод «Возрастающей проводимости» с фиксированным размером шага. Этот метод основан на том факте, что кривая мощности массива солнечных батарей равна нулю в МРР, увеличиваясь слева от МРР и уменьшаясь с правой стороны от МРР. Это может быть выражено следующим образом:

$$\frac{dP}{dV} = 0 \text{ в МРР};$$

$$\frac{dP}{dV} > 0 \text{ слева от МРР};$$

$$\frac{dP}{dV} < 0 \text{ справа от МРР}.$$

Блок-схема алгоритма Возрастающей проводимости показана на Рисунке 1.12.

Используя данный метод, для измерения выходного тока и напряжения солнечного модуля требуются два датчика. Затем контроллер вычисляет мгновенную и возрастающую проводимость и сдвигает рабочую точку, в которой должен работать солнечный модуль. Это делается путем изменения скважности преобразователя.

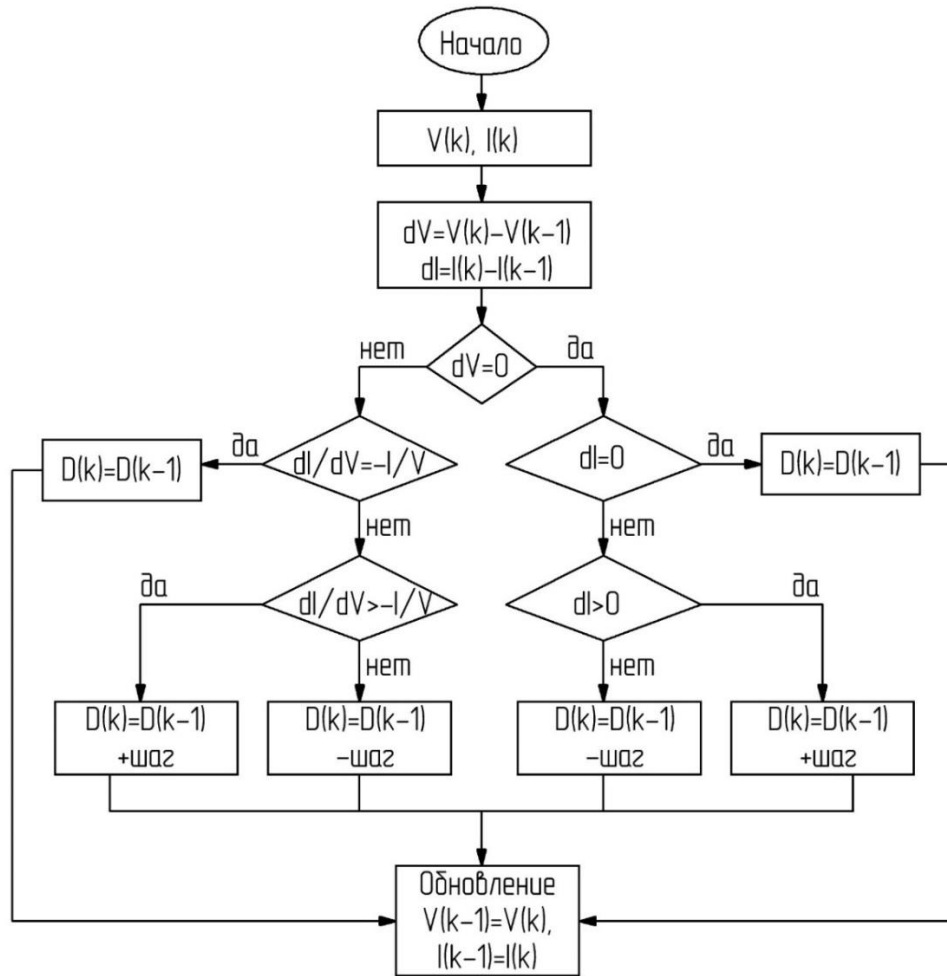


Рисунок 1.12 – Блок-схема алгоритма «Возрастающей проводимости» [52]

Авторы делают вывод, что при использовании данного алгоритма достигается высокая точность отслеживания, отсутствие колебаний в режиме устойчивого состояния и способность адаптироваться с различными условиями окружающей среды, даже если эти изменения происходят очень быстро, например, изменение уровня освещенности, необходимо только выбрать соответствующий размер шага.

В статье [53] представлено моделирование и аппаратная реализация метода возрастающей проводимости для отслеживания точки максимальной мощности. Основное различие предлагаемой системы от уже существующих систем МРРТ это устранение контура PI-регулирования. В статье проводится исследование влияния такого упрощения на алгоритм управления.

Обычные системы МРРТ имеют два независимых контура управления для отслеживания. В этой статье выбран метод «Возрастающей проводимости» с прямым управлением. Контур управления PI-звена устраняется, а коэффициент заполнения настраивается непосредственно в алгоритме. Контур управления упрощается, и для настройки контроллера не требуется время.

В соответствии с алгоритмом МРРТ рассчитывается коэффициент заполнения (D), который PV-модуль должен использовать на следующем шаге моделирования. Установка нового коэффициента заполнения в системе повторяется в соответствии с временем дискретизации.

На Рисунке 1.13 показана блок-схема системы МРРТ с прямым управлением.

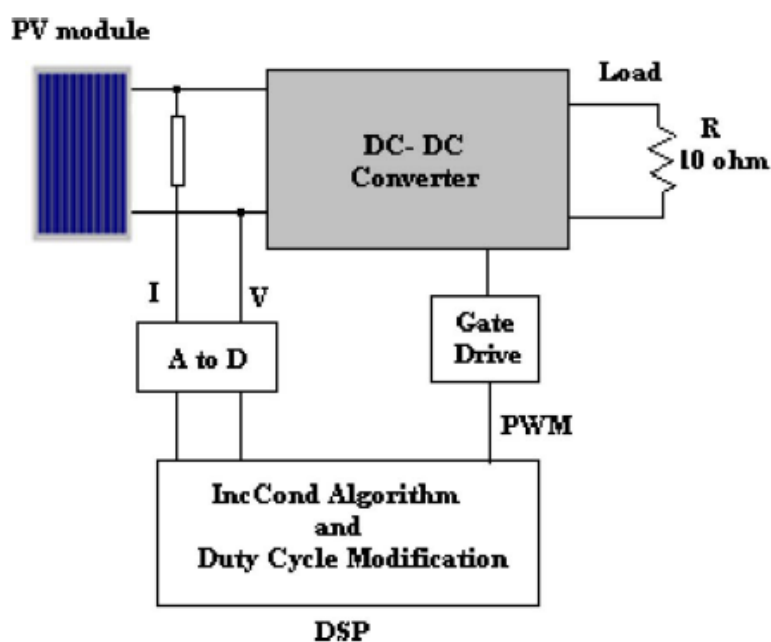


Рисунок 1.13 – МРРТ с прямым управлением [53]

Система управления выполнена цифровым сигнальным процессоре (DSP) TMS320F2812. Время дискретизации системы выбирается равным 0,2 с., этого времени достаточно для достижения установившегося режима работы преобразователя Кука. Размер шага коэффициента заполнения так же выбирается равным 0.2, поэтому преобразователь может плавно отслеживать точку оптимума.

Цель этой статьи состоит в том, чтобы устранить второй контур управления и показать, что сложные методы МРРТ не обязательно дают наилучшие результаты. Следовательно, данный способ отслеживания точки максимальной мощности был разработан для упрощения реализации т.к. алгоритм "Возрастающей проводимости" является наиболее сложным из классических алгоритмов. Что касается точности, можно отметить, что используемые допущения понижают точность алгоритма.

В статье [54] предлагается модифицированный алгоритм возрастающей проводимости. Блок-схема алгоритма показана на Рисунке 1.14, где размер шага итерации рабочего цикла преобразователя настраивается автоматически.

Заметим, что $V(k)$ и $I(k)$ - выходное напряжение и ток решетки PV в момент k . Кроме того, $D(k)$ это рабочий цикл и шаг - изменение рабочего цикла (размер шага), соответственно. Размер изменяемого шага, принятый для уменьшения упомянутой выше проблемы, показан следующим образом:

$$D(k) = D(k-1) \pm N * \left| \frac{dP}{dV} \right| \quad (3)$$

Где коэффициент N - масштабирующий коэффициент, который настраивается в процессе разработки и настройки алгоритма, чтобы скорректировать размер шага.

Масштабирующий коэффициент N определяет производительность системы МРРТ. В данной статье предлагается способ определения данного коэффициента в зависимости от применения.

Однако основным недостатком этого метода является сильная зависимость результата от технических знаний инженера при вычислении ошибки и использовании таблицы истинности.

Как уже отмечалось ранее, алгоритм возрастающей проводимости относительно сложен с точки зрения реализации. Также для достижения высокой

точности необходимо выбирать наименьший размер шага измерений, что сильно замедляет алгоритм.

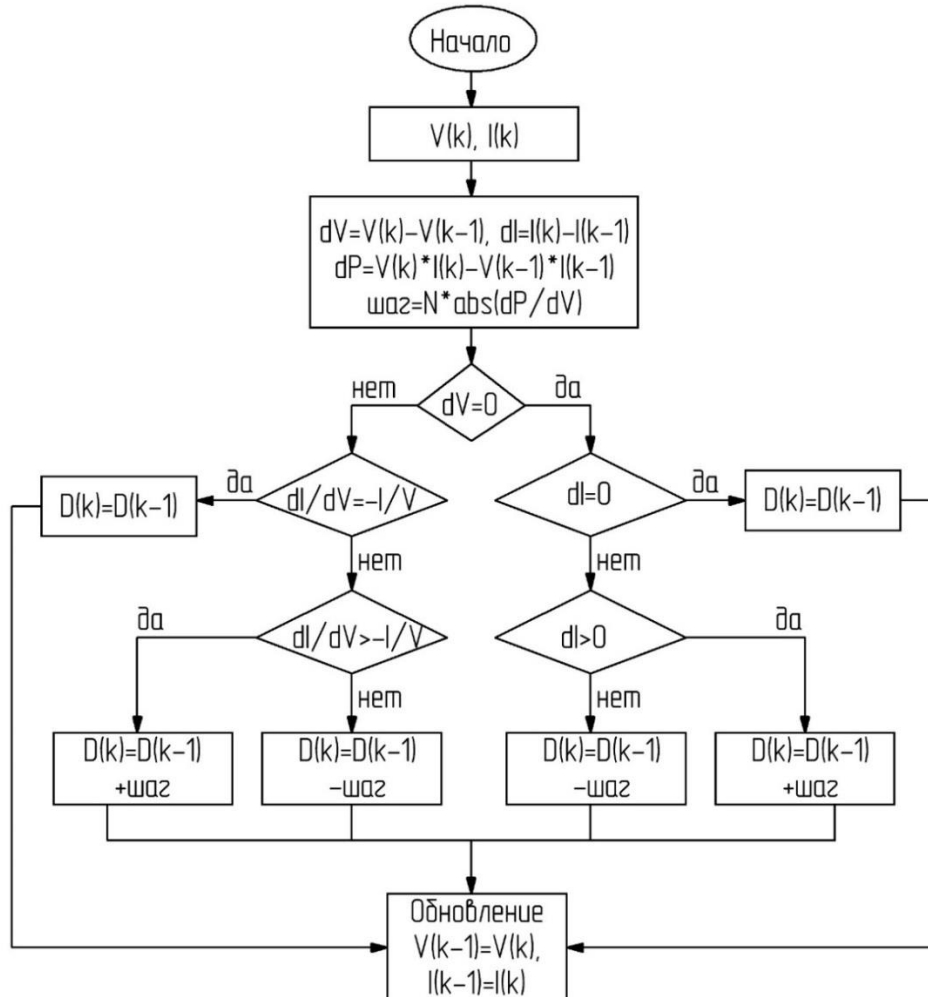


Рисунок 1.14 – Модифицированный алгоритм «Возмущения и наблюдения» [54]

При большом значении шага измерений уменьшается точность, и могут присутствовать колебания вокруг точки оптимума. Даже автоматическое изменение шага не исключает указанных проблем. Следовательно, классические алгоритмы не являются наилучшим решением для МРРТ.

1.5.2. Интеллектуальные методы

Учитывая проблемы классических методов и их модификаций, исследователи сосредоточили свое внимание на интеллектуальных методах, таких

как нечеткая логика [55], [56] и искусственные нейронные сети (ИНС) [43], [57], [58]. Также были предложены гибридные методы включающие в себя как классический, так и интеллектуальный методы [59], [60].

Искусственная нейронная сеть — это интеллектуальная вычислительная система, принцип которой основан на поведении биологических нейронов, присутствующих в мозге человека. В последнее время ИНС получили высокое распространение и с успехом применяются в области отслеживания точки максимальной мощности.

Например, авторы статьи [61] разработали контроллер отслеживания максимальной мощности на основе ИНС, который извлекает максимальную мощность солнечной батареи при изменении погодных условий. В данном применении ИНС имеет трехслойную структуру. В качестве входных параметров для нейронной сети используются рабочая температура солнечной батареи и освещенность, а выходными параметрами являются максимальные значения тока и напряжения. Далее эти сигналы поступают на блок системы управления для регулирования управляющего преобразователем сигнала, что позволяет передать максимальную мощность в нагрузку. Таким образом, контроллер МРРТ на основе ИНС позволяет извлекать максимальную мощность из солнечной батареи.

Точность обучаемой модели нейронной сети была проверена авторами с использованием наборов данных, которые не участвовали в обучении нейронной сети. На Рисунке 1.15 показано сравнение максимальных значений тока и напряжения реальные (фактические) и оценочные (с выхода ИНС).

Можно отметить, что реальные значения токов и напряжений в точке максимальной мощности (МРР) довольно сильно отличаются от ответов, которые дает искусственная нейронная сеть. Авторы указывают, что относительные ошибки между экспериментальными и соответствующими имитируемыми значениями максимальной мощности, напряжения и тока в точке максимальной мощности составляют соответственно 3%, 4,98% и 1,5%, что, по их мнению, имеет правильный порядок и соответствует с сообщением предыдущих авторов. Но на самом деле для отслеживания точки максимальной мощности ошибка по

мощности в 3% является достаточно высокой и при использовании искусственной нейронной сети данная ошибка может быть снижена как минимум в два раза.

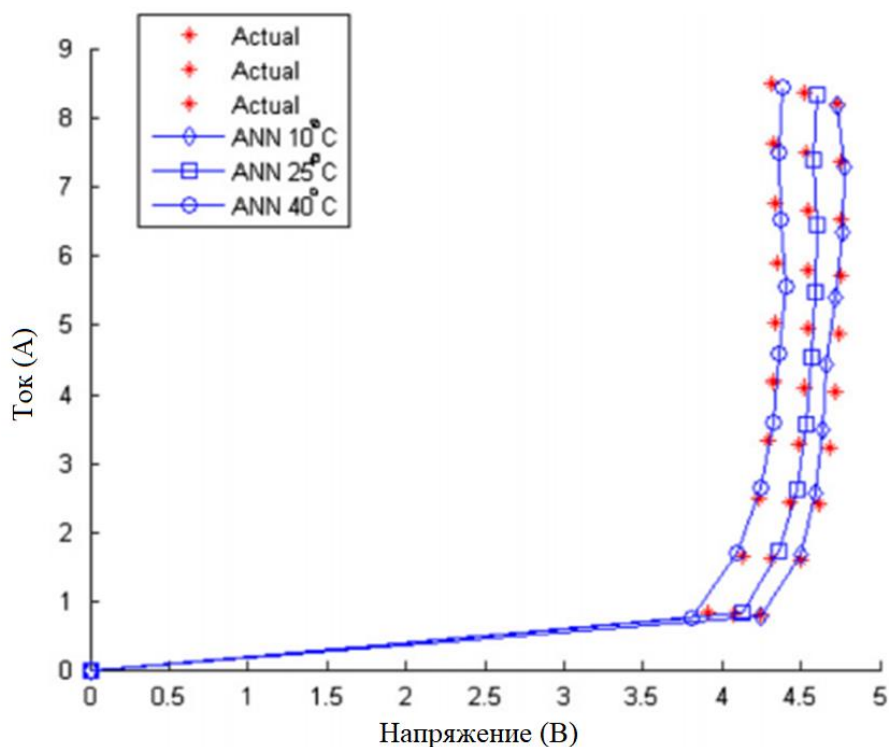


Рисунок 1.15 – Сравнение фактических значений максимального тока и напряжения с максимальными значениями тока и напряжения, полученными с помощью МРРТ [61]

В статье [43] нейронная сеть используется для задания опорного напряжения точки максимальной мощности при различных атмосферных условиях. Для достижения точки максимальной мощности используется однослойная искусственная нейронная сеть, которая показана на Рисунке 1.16.

Входными данными (Input layer) также являются температура (Т) солнечной батареи и освещенность (G), выходным (Output layer) – напряжение в точке максимальной мощности (V_{mp}).

Чтобы проверить теоретический анализ, проведенный в статье, производилось моделирование автономной фотоэлектрической системы на основе полупроводникового преобразователя постоянного тока (Рисунок 1.17).

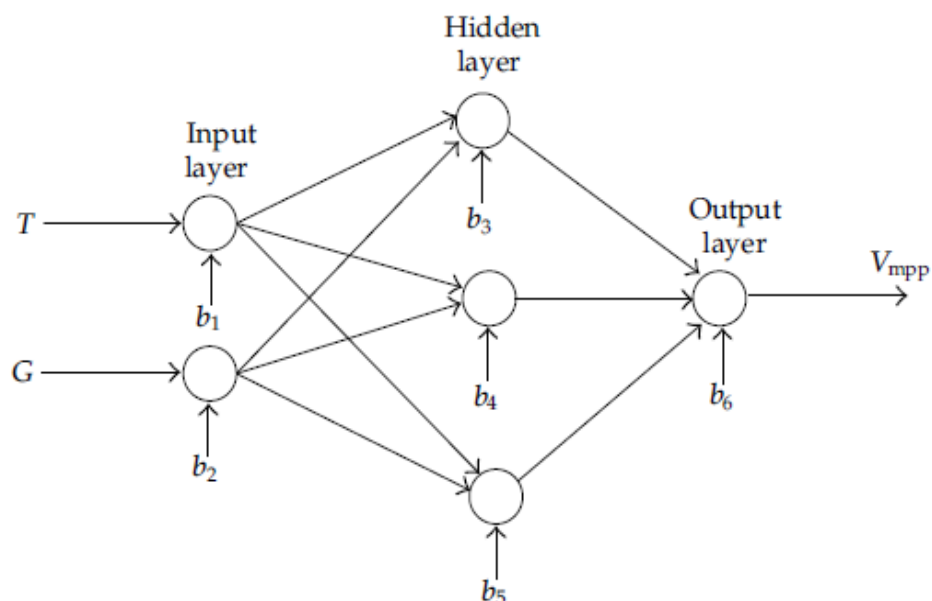


Рисунок 1.16 – Структура искусственной нейронной сети [43]

На Рисунках 1.18 и 1.19 показано выходное напряжение и ток фотоэлектрической системы при различных температурах и освещенности. Выход нейронной сети формирует напряжение в точке максимальной мощности для системы управления. Сравнивая характеристики тока и напряжения солнечной батареи со значениями, которые система управления получает от нейронной сети, можно сделать вывод, что система управления имеет хорошие динамические характеристики.

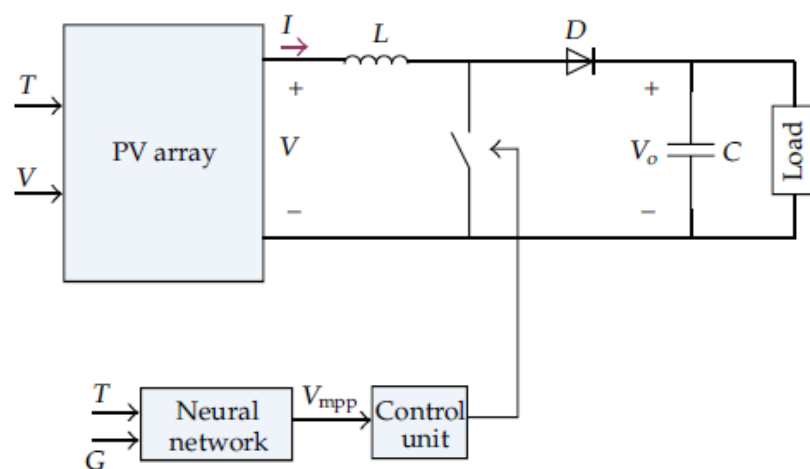


Рисунок 1.17 – DC-DC преобразователь с питанием от СБ [43]

Авторы делают вывод, что при любых изменениях атмосферных условий, используя нейронную сеть, точка максимальной мощности определяется быстро и точно. Кроме того, они предполагают, что еще одним преимуществом нейронной сети является ее лучшая динамическая производительность по сравнению с другими методами, но не приводят сравнительных результатов.

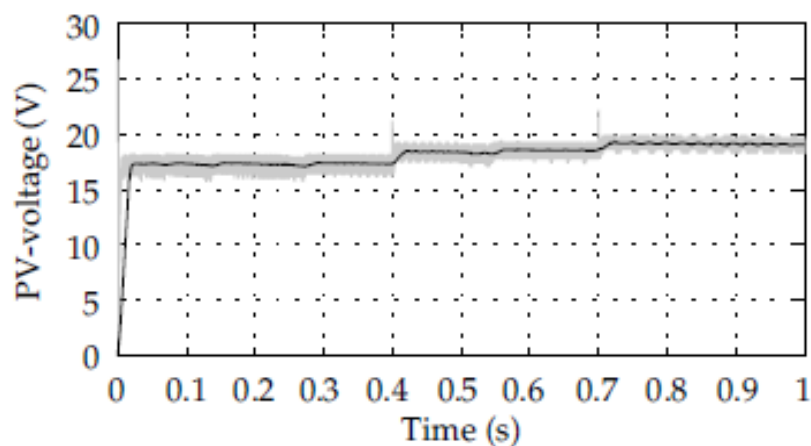


Рисунок 1.18 – Выходное напряжение фотоэлектрической системы. Где серый график — это выходные данные, черный это ответ нейронной сети [43]

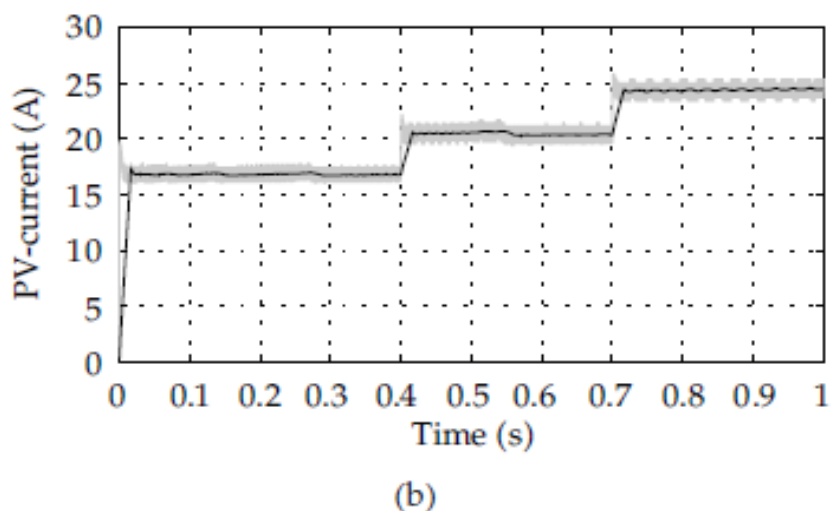


Рисунок 1.19 – Выходной ток фотоэлектрической системы. Где серый график — это выходные данные, черный это ответ нейронной сети [43]

В следующей статье [62] было выполнено сравнительное исследование между алгоритмом Р&О и искусственной нейронной сетью.

Искусственная нейронная сеть использовалась в качестве контроллера для отслеживания точки максимальной мощности путем управления преобразователем. Искусственная нейронная сеть имеет многослойную структуру.

Входными данными для искусственной нейронной сети являются ток и напряжение солнечной батареи, а выход представляет собой режим D, с помощью которого создается сигнал ШИМ для управления повышающим преобразователем. На Рисунке 1.20 показана структурная схема рассматриваемой системы генерирования.

Авторами было произведено сравнение производительности контроллера МРРТ с контроллером, работающим на основе алгоритма Р&О. На Рисунке 1.21 показан рабочий цикл преобразователя. Нейронный контроллер имеет меньшие колебания и быстрее реагирует на изменения внешних условий.

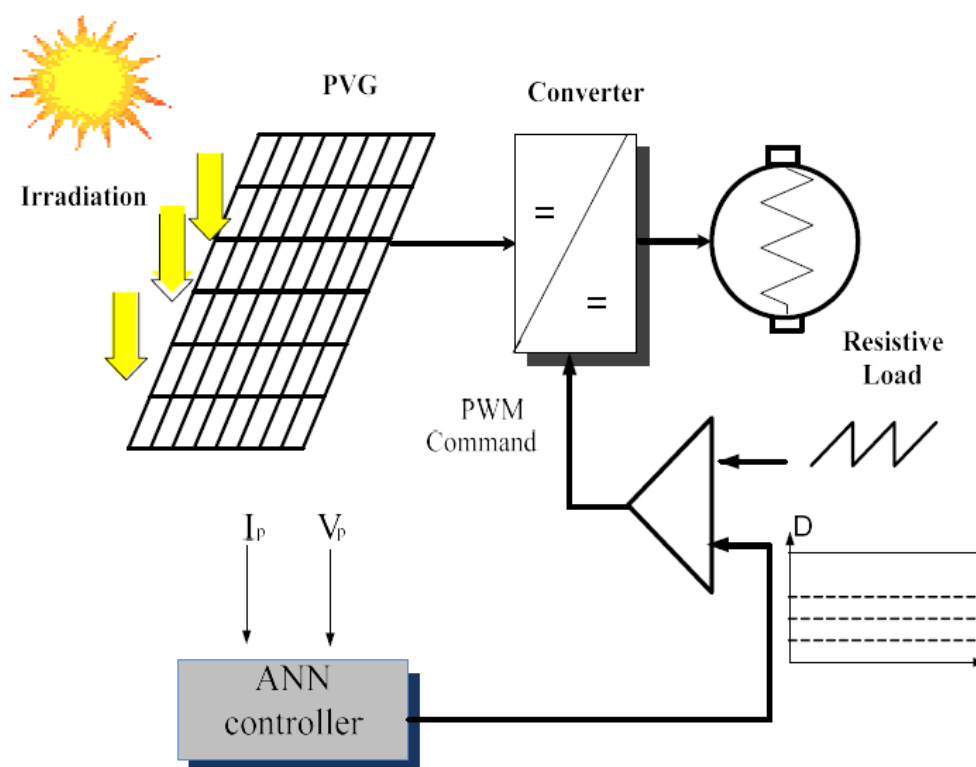


Рисунок 1.20 – Структурная схема фотоэлектрической системы [62]

Авторы данной статьи подтверждают эффективность работы искусственной нейронной сети для отслеживания точки максимальной мощности. Хотя в таком

случае контроллер требует достаточно большую базу данных, но при этом гарантирует высокую динамическую производительность системы. И для более сложной нейронной сети с большим количеством обучающих данных структура сети измениться. Следовательно, потребуется больше вычислительной мощности контроллера.

Авторами [57] представлен двухступенчатый контроллер отслеживания максимальной мощности, использующий искусственную нейронную сеть. На первом этапе алгоритм ИНС определяет максимальную точку мощности, связанную с солнечным облучением и температурой модуля. Затем простой контроллер на втором этапе, изменяя коэффициент заполнения DC/DC-преобразователя, отслеживает MPP.

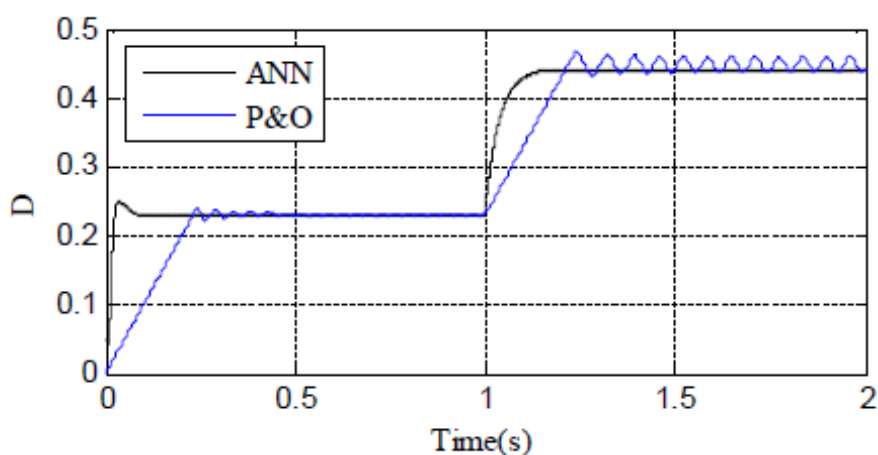


Рисунок 1.21 – Скважность преобразователя [57]

На Рисунке 1.22 показана схема всей системы. На первом этапе разрабатывается искусственная нейронная сеть. Входы ИНС представляют собой освещенность и температуру, а выходы - оптимальное напряжение V_{mp} и оптимальный ток I_{mp} . Эти значения затем используются в качестве опорных значений для МРРТ на втором этапе работы контроллера.

На Рисунке 1.23 показаны экспериментальные результаты напряжения, тока и мощности солнечной батареи при постоянной освещенности 930 Вт/м^2 и

температуре 42 °С. Результаты подтверждают высокую скорость этого метода при отслеживании MPP и низкие колебания вокруг MPP в стационарном состоянии.

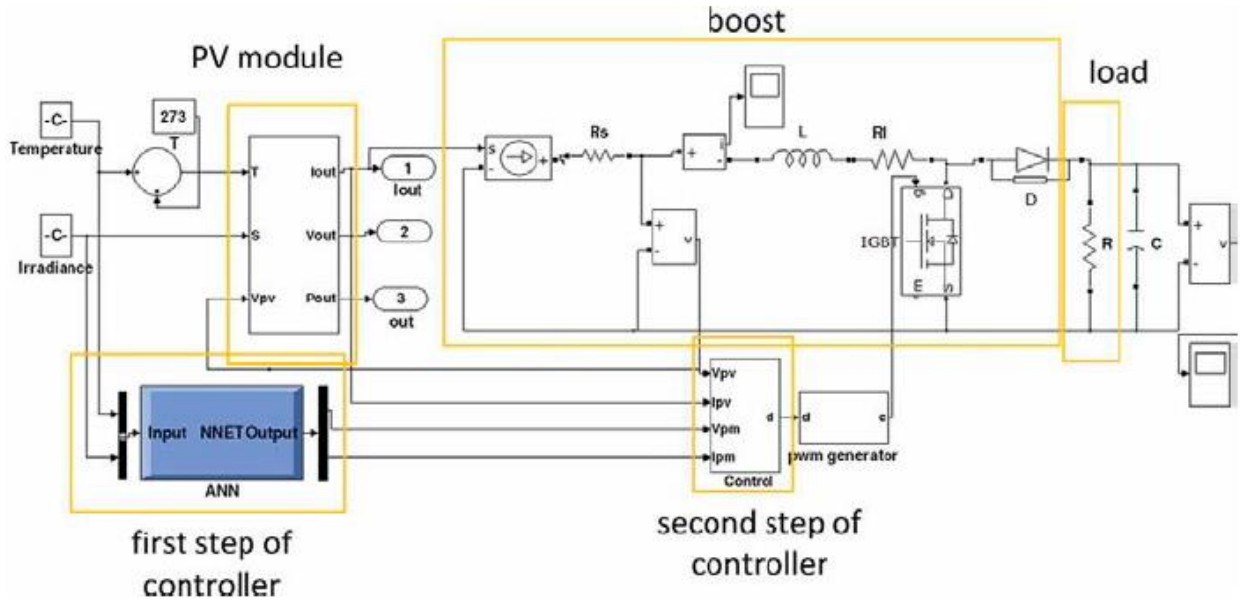


Рисунок 1.22 – Модель системы в программном обеспечении Matlab [57]

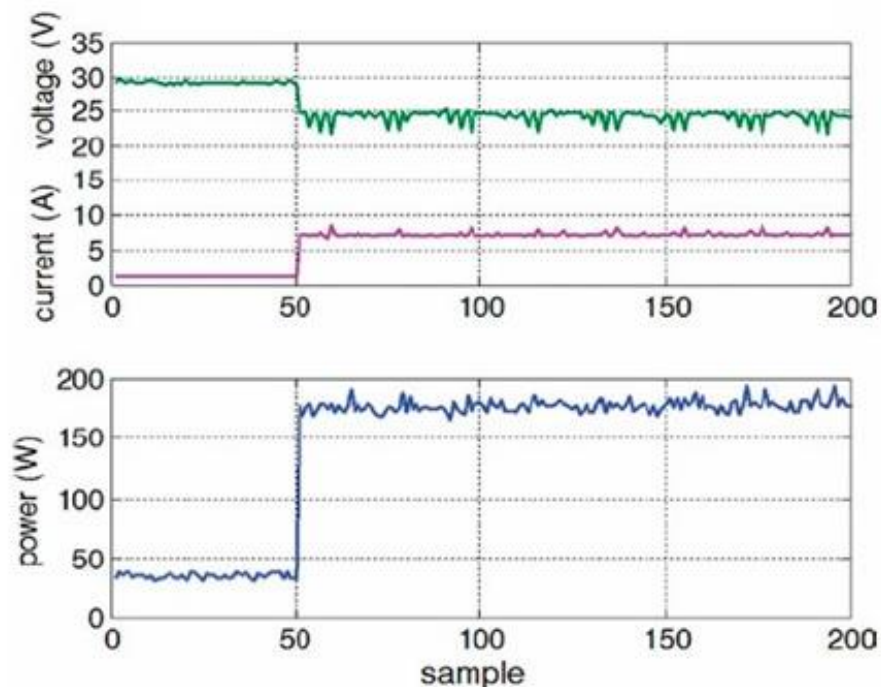


Рисунок 1.23 – Экспериментальные результаты [57]

Результаты моделирования показывают небольшое время отклика и малое колебание мощности в стационарном состоянии, т.е. когда параметры окружающей среды остаются неизменными. Кроме того, динамический отклик подтверждает, что этот метод способен быстро и точно отслеживать точку максимальной мощности и имеет малые колебания мощности при изменяющейся освещенности. Сложность и скорость этого метода МРРТ зависят от правильности данных, используемых для обучения ИНС и типа управляющего контроллера.

В статье [63] представлена новая методология для отслеживания максимальной мощности фотоэлектрической системы мощностью 20 кВт с использованием нейро-нечеткой сети. Предложенный метод предсказывает опорное напряжение фотоэлектрической системы генерирования. Нейро-нечеткая сеть состоит из классификатора, основанного на нечеткой логике и трех многослойных нейронных сетей. Входы сети - облучение и температура, в то время как выходом является опорное напряжение. Основным преимуществом предлагаемой методологии, по сравнению с методом, основанным на основе нейронной сети, является четкая способность обобщения нелинейного и динамического поведения солнечной батареи.

Нейро-нечеткая сеть состоит из двух этапов. Первый является классификатором на основе нечеткой логики, а второй состоит из трех искусственных нейронных сетей (Рисунок 1.24). Три ИНС имеют сходную архитектуру, состоящую из трех слоев: входной, скрытой и выходной.

Предложенный нейро-нечеткий алгоритм предсказал нелинейное поведение солнечной батареи в широких климатических условиях. Авторы утверждают, что многомодульный аспект предлагаемого метода дает ему отличную обобщающую способность по сравнению с обычным контроллером на основе ИНС.

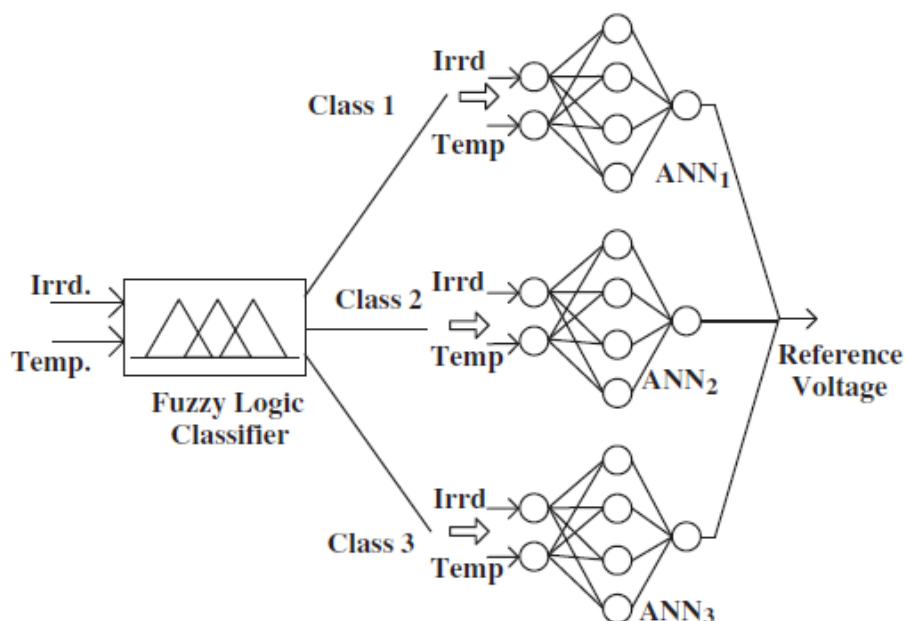


Рисунок 1.24 – Архитектура Нейро-нечеткой сети [63]

Несмотря на полученные авторами результаты, можно сделать вывод, что использование нечеткой логики для данной задачи усложняет реализацию алгоритма отслеживания максимальной мощности. Данное решение требует более детального анализа и сравнения данного решения с одной грамотно обученной нейронной сетью.

Так как при правильном обучении одна искусственная нейронная сеть вполне способна справиться с данной задачей и обеспечить достаточно высокую скорость и точность отслеживания при более простом способе реализации, что уже было описано ранее.

Выводы по первой главе

В данной главе был проведен обзор состояния рынка возобновляемой энергетики в России и перспективы его развития. Солнечная энергетика занимает одну из лидирующих позиций по приросту генерируемой мощности. Следовательно, были рассмотрены актуальные конфигурации фотоэлектрических систем генерирования и способы повышения эффективности системы в целом.

Одним из наиболее эффективных способов повышения энергетической эффективности фотоэлектрических систем генерирования является реализация алгоритма отслеживания точки максимальной мощности массива солнечных батарей.

Проведенный сравнительный анализ показал, что в случае реализации алгоритмов отслеживания важным параметром, который напрямую влияет на производительность системы в целом, является сложность алгоритма.

Многие считают, что наименьшая сложность всегда предпочтительнее, но зачастую это сказывается на точности работы алгоритма. Из-за простоты реализации очень долгое время наиболее предпочтительными считались классические методы отслеживания точки максимальной мощности. Они не требуют большого количества датчиков, но им необходима дополнительная память для хранения результатов, полученных на предыдущем шаге. Хотя некоторые из модифицированных алгоритмов работают и без дополнительного хранения информации. Но, несмотря на их очевидную простоту при динамическом изменении условий окружающей среды классические алгоритмы с трудом справляются с отслеживанием. Эти проблемы открыли возможности для применения интеллектуальных методов, таких как нечеткая логика и искусственные нейронные сети.

Применение интеллектуальных методов, колебания в точке максимальной мощности практически устраняются, а эффективность системы повышается. Но метод нечеткой логики и ИНС является более сложным в реализации, и требуются дополнительные знания для разработки и такого алгоритма т.к. могут потребоваться дополнительные датчики. Также требуется более мощная вычислительная система для работы интеллектуального алгоритма. Следовательно, несмотря на очевидные преимущества в точности и корректной работе при быстро меняющихся условиях, из-за сложности реализации данные алгоритмы находят свое применение и развиваются медленнее, но, несмотря на это, имеют большие перспективы развития.

ГЛАВА 2 МЕТОДИКА СОЗДАНИЯ И ОБУЧЕНИЯ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В последние десятилетия в мире бурно развивается новая прикладная область математики, специализирующаяся на искусственных нейронных сетях. Актуальность исследований в этом направлении подтверждается массой различных применений нейронных сетей [64], [65] таких как медицинская диагностика или управление электродвигателями. ИНС также получила широкое распространение в различных исследованиях работы солнечных батарей.

В наиболее общем виде, ИНС моделирует задачи или функции, выполняя вычисления через процесс обучения. В процессе обучения сеть в определенном порядке просматривает обучающую выборку. Порядок просмотра может быть последовательным, случайным и т. д. После обучения ИНС получает способность к обобщению и нахождению разумных выходов, когда на вход поступают данные, не встречающиеся во время обучения [66].

Возможность обучения — одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами [32], [35], [36], [50]. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами.

ИНС состоит из простых блоков обработки, нейронов, и направленных, взвешенных соединений между этими нейронами. Связь между нейронами обеспечивают синапсы. Входящая информация умножается на соответствующее число, характеризующее силу связи – весовой коэффициент (вес синапса). Далее сумматор выполняет сложение сигналов, поступающих по синаптическим связям от нейронов предыдущего слоя. Последним этапом расчета является функция активации, через которую проходит взвешенная сумма. Далее, результат либо передается следующему нейрону с новыми весовыми коэффициентами, либо является ответом сети.

Сегодня существует большое число различных конфигураций нейронных сетей с различными принципами функционирования, которые ориентированы на решение самых разных задач. В данной работе была использована многослойная

нейронная сеть прямого распространения, которая широко используется для поиска закономерностей и классификации образов. Математическая модель нейрона описывается формулой:

$$x_k^{(i+1)} = f \left(\sum_{j=1}^N w_j^{(k)} \cdot x_j^{(i)} \right) + B^{(k)} \quad (4)$$

Где выход k -го нейрона слоя $i+1$ рассчитывается как взвешенная сумма всех его входов со слоя i , к которой применена функция активации, нормализующая выходной сигнал.

2.1. Методика создания обучения искусственной нейронной сети

Отслеживание точки максимальной мощности является важной задачей для повышения эффективности систем с питанием от солнечных батарей. В настоящее время многие исследователи занимаются разработкой алгоритмов, которые задействуют интеллектуальные методы, такие как искусственная нейронная сеть и нечеткая логика.

Для данной задачи к искусственной нейронной сети предъявляются некоторые требования: точность и скорость работы, минимизация количества нейронов для упрощения последующей реализации [67].

Классическая методика создания искусственной нейронной сети включает в себя несколько этапов:

1. Сбор данных для обучения;
2. Подготовка и оптимизация данных;
3. Выбор топологии сети;
4. Выбор функции активации;
5. Обучение и проверка.

Данная методика была улучшена и расширена с учетом особенностей создания и настройки искусственной нейронной сети для отслеживания точки максимальной мощности.

Улучшенная обобщенная методика состоит из следующих пунктов:

1. Оценка влияния внешних параметров на солнечную батарею и систему в целом;
 2. Выбор входных и выходных параметров для искусственной нейронной сети. На этом этапе необходимо определить какое место в системе управления будет занимать ИНС. От этого будет зависеть выбор выходного параметра, входами для ИНС будут являться параметры, оказывающие наиболее сильное влияние систему;
 3. Сбор данных для обучения. Как основных, так и вспомогательных параметров;
 4. Выбор топологии сети. Выбор типа ИНС, активационной функции, количества нейронов с точки зрения необходимой точности и требований к реализации;
 5. Экспериментальное моделирование с учетом выбранной топологии сети и подготовленных данных для обучения;
 6. Оценка точности работы ИНС, проверка работы искусственной нейронной сети на тестовом множестве и корректировка количества нейронов;
 7. Экспериментальное моделирование ИНС в составе системы управления.
- Далее каждый из этапов будет рассмотрен более подробно.

2.1.1. Оценка влияния внешних параметров на солнечную батарею и систему в целом

Для того чтобы определиться с входными и выходными параметрами необходимо исследовать объект, на данных которого будет обучаться нейронная сеть. В данном исследовании этим объектом является солнечная батарея.

Информация, которую несет в себе обучающая выборка, как правило, во многом определяет работоспособность и эффективность ИНС. Для решения задачи отслеживания точки максимальной мощности солнечной батареи, необходимо определить, какие параметры влияют на ее характеристики, т.е. отражают закономерности объекта, которые должны быть обнаружены моделью в процессе обучения [68].

Выбор параметров для обучения искусственной нейронной сети и их обработка является одним из самых сложных и время затратных этапов решения задачи. Набор данных для обучения должен удовлетворять нескольким критериям:

1. данные должны отражать истинное поведение исследуемого объекта;
2. данные не должны быть противоречивыми.

Информация, которую несет в себе обучающая выборка, как правило, во многом определяет работоспособность и эффективность ИНС.

Экспериментальные исходные данные были получены с использованием фотовольтаического стенда Lucas-Nülle. Стенд состоит из поликристаллического солнечного модуля и галогенного излучателя, в качестве имитации солнечного излучения (Рисунок 2.1).

В Таблице 1 и 2 представлены технические характеристики солнечного модуля и галогенного излучателя.

Таблица 1 – Технические характеристики солнечного модуля.

Параметр	Значение
U_{xx} (напряжение холостого хода)	21 В
$I_{кз}$ (ток короткого замыкания)	650 мА
Максимальная мощность	10 Вт

Таблица 2 – Технические характеристики галогенного излучателя.

Параметр	Значение
Мощность	500 Вт
Напряжение сети	230 В



Рисунок 2.1 – Экспериментальный стенд

В лабораторных условиях установка может имитировать максимальный уровень освещенности равный 380 Вт/м^2 . Для более подробного анализа вольт-амперных характеристик измерения проводились в диапазоне освещенности от 95 до 380 Вт/м^2 и трех значениях температуры 20, 35 и $50 \text{ }^\circ\text{C}$.

Основные параметры солнечной батареи отражают ее вольт-амперные и вольт-ваттные характеристики. Вольт-амперные характеристики для трех уровней освещенности и различных температурах показаны на Рисунках 2.2 – 2.5.

В свою очередь на характеристики солнечной батареи могут влиять условия окружающей среды такие как: интенсивность облучения (освещенность), угол облучения и температура.

Так как угол облучения, так или иначе, содержится в информации о значении освещенности, то данным параметром можно пренебречь.

Следовательно, для данной задачи, входными данными могут служить мгновенные значения тока и напряжения солнечной батареи, а также уровень освещенности и температура. Исследование проводилось с использованием всех перечисленных параметров, так и их комбинаций.

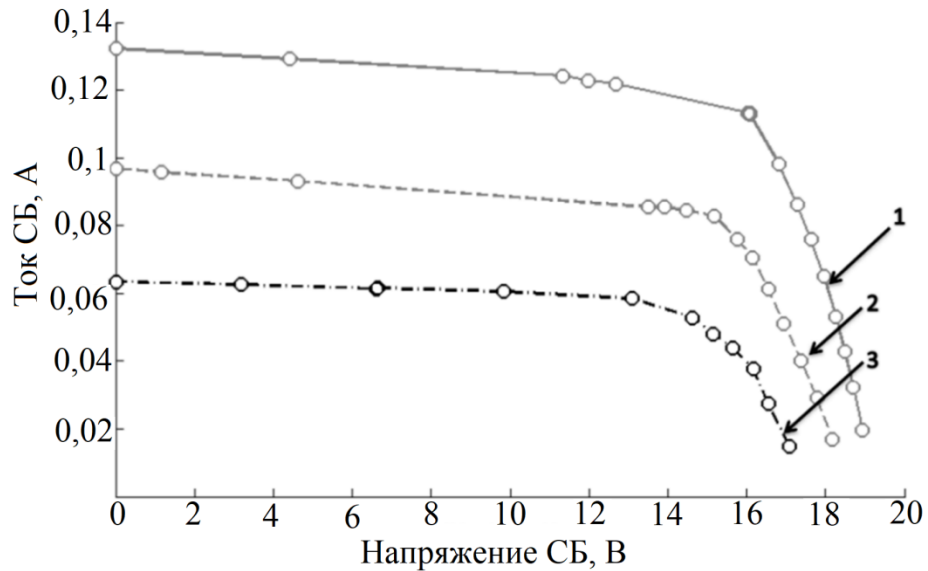


Рисунок 2.2 – Вольт-амперные характеристики солнечной панели при изменении освещенности ($T = 35 \text{ }^\circ\text{C}$). 1 – 380 Вт/м^2 ; 2 – 280 Вт/м^2 ; 3 – 180 Вт/м^2

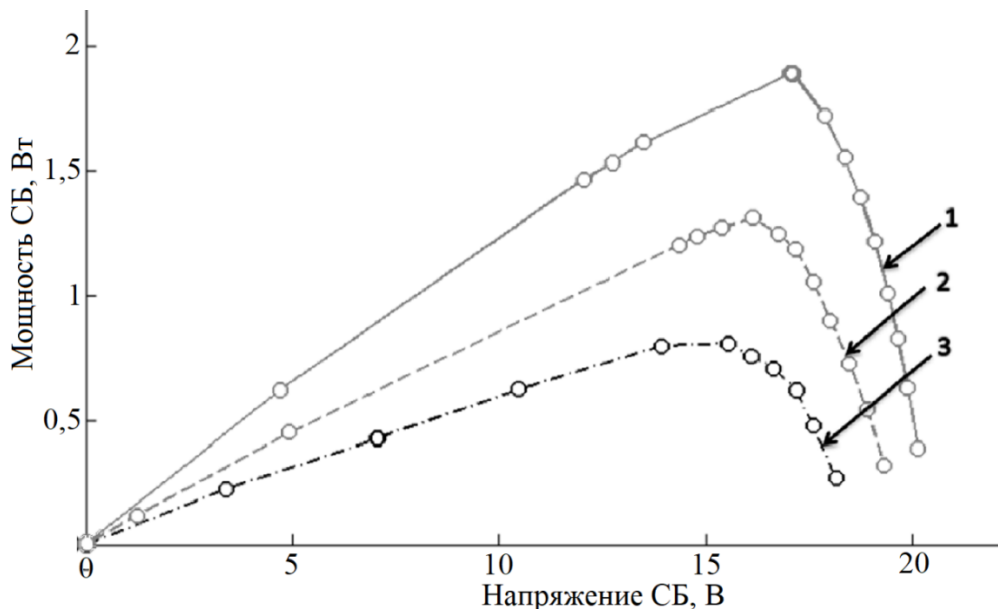


Рисунок 2.3 – Кривые мощности солнечной панели при изменении освещенности ($T = 35 \text{ }^\circ\text{C}$). 1 – 380 Вт/м^2 ; 2 – 280 Вт/м^2 ; 3 – 180 Вт/м^2

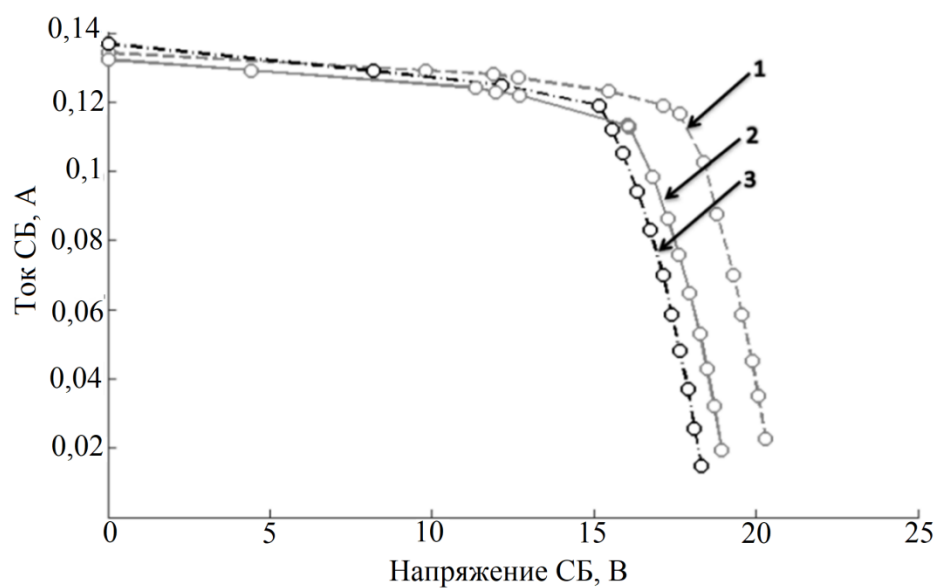


Рисунок 2.4 – Вольт-амперные характеристики солнечной панели при изменении температуры ($E=380 \text{ Вт/м}^2$). 1 – 20 °C; 2 – 35 °C; 3 – 50 °C

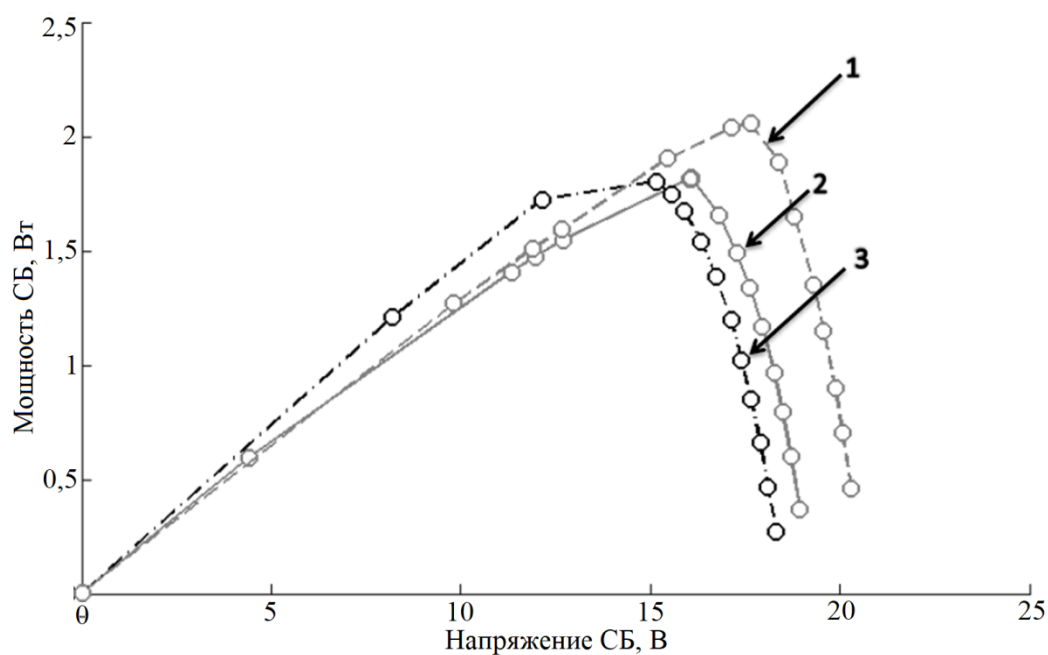


Рисунок 2.5 – Кривые мощности солнечной панели при изменении температуры ($E=380 \text{ Вт/м}^2$). 1 – 20 °C; 2 – 35 °C; 3 – 50 °C

Данный эксперимент включал в себя массив из 1000 строк данных ВАХ СБ. Которые были разделены на обучающую и тестовую выборку.

2.1.2. Выбор входных и выходных параметров для искусственной нейронной сети

От того, какие входные данные будут использоваться при работе искусственной сети, зависит и структура системы в целом. Если использовать большое количество входных данных, то, возможно, количество нейронов ИНС можно будет сократить до минимума, но количество датчиков в системе увеличивается, что накладывает определенные трудности на реализацию.

Таким образом во время первоначального эксперимента было решено использовать в качестве входных данных для искусственной нейронной сети мгновенные значения тока и напряжения солнечной батареи, освещенность и температура. Выходной параметр – напряжение в точке максимальной мощности. В зависимости от того, каким образом будет построена система управления (по току или по напряжению), можно изменять выходной параметр искусственной нейронной сети.

Мгновенные значения тока и напряжения солнечной батареи необходимо подавать на входы сети т.к. они являются основными параметрами СБ. Также есть значения окружающей среды: освещенность и температура. Для их измерения потребуются дополнительные датчики и желательно от них отказаться вообще. От температуры мы можем отказаться только в том случае, если знаем температурный коэффициент солнечной батареи. Но даже если он указан в паспортных данных, это не гарантирует того, что измерен он с высокой точностью и не будет меняться в процессе эксплуатации СБ. Следовательно, данные о температуре, также будут одним из обязательных входных параметров ИНС. Что же касается освещенности, то известно, что ток солнечной батареи имеет линейную зависимость от освещенности и, следовательно, данные об освещенности будут «содержаться» в токе солнечной батареи. Следовательно, отказ от освещенности и минимизация датчиков является возможной.

2.1.3. Сбор данных для обучения

Каждый из этапов влияет на структуру и сложность нейронной сети, но основополагающим является сбор данных для обучения и их подготовка.

Одним из аспектов подготовки данных является достаточность. Число обучающих примеров должно быть достаточным для обучения. Для нейронной сети необходимо, чтобы число обучающих примеров было в несколько раз больше, чем число весовых коэффициентов, иначе сеть не сможет приобрести способность к обобщению и будет хорошо работать только на тех данных, которые использовались для ее обучения. Кроме этого, размер выборки должен быть достаточным для формирования обучающего и тестового множеств.

Следующим аспектом является разнообразие, т.е. необходимо обеспечить большое число разнообразных комбинаций вход-выход в обучающих примерах.

При этом можно столкнуться с некоторыми проблемами:

1. Если количество параметров мало, то может возникнуть ситуация, при которой один и тот же набор исходных данных соответствует примерам, находящимся в разных классах. Тогда невозможно обучить нейронную сеть, и система не будет корректно работать;

2. Если количество данных велико, то их обработка и оптимизация может занять довольно много времени;

3. Для получения большого количества данных необходимо использовать специализированные установки и это может занять много времени.

И последним аспектом является равномерность представления классов. Примеры различных классов должны быть представлены в обучающей выборке примерно в одинаковых количествах. Если один из классов будет преобладать, то это может привести к «перекосу» в процессе обучения модели, и данный класс будет определен моделью как наиболее вероятный для любых новых наблюдений [44]. Данный аспект будет более подробно описан на примерах в 5 главе.

Также стоит отметить, что большой объем обучающей выборки требует большого объема памяти для ее хранения, увеличивается время на обучение ИНС и

сбор информации об объекте. Обучающая выборка с небольшим количеством данных не обладает достаточной информативностью для того, чтобы с достойным качеством характеризовать поведение объекта. Это, безусловно, приведет к тому, что сеть окажется неспособной предсказать поведение объекта вне примеров обучающей выборки.

В рамках данного исследования был проведен эксперимент по сбору данных для обучения искусственной нейронной сети. В данном случае основными параметрами, характеризующими распределение данных, являются параметры окружающей среды: освещенность и температура.

Были рассмотрены два варианта распределения:

1. Табличное задание параметров;
2. Случайное задание параметров.

Далее, необходимо определить границы области, в которой будут находиться точки с комбинациями освещенности и температуры. При проектировании искусственной нейронной сети в реальных условиях границы освещенности и температуры будут изменяться в соответствии с климатическими условиями рассматриваемой области, но для упрощения эксперимента был взят диапазон освещенностей от 10 до 1000 Вт/м² и температур от -30 до +60 °С.

При табличном задании параметров окружающей среды точки на области будут распределяться равномерно, а во втором эксперименте – в случайном порядке. Эксперимент проводился для разного количества вольт-амперных характеристик 50 и 100 штук.

На Рисунке 2.6 показано табличное распределение 50 вольт-амперных характеристик, а на рисунке 2.7 – 100 вольт-амперных характеристик.

На рисунке 2.8 показано случайное распределение 50 вольт-амперных характеристик, а на рисунке 2.9 – 100 вольт-амперных характеристик.

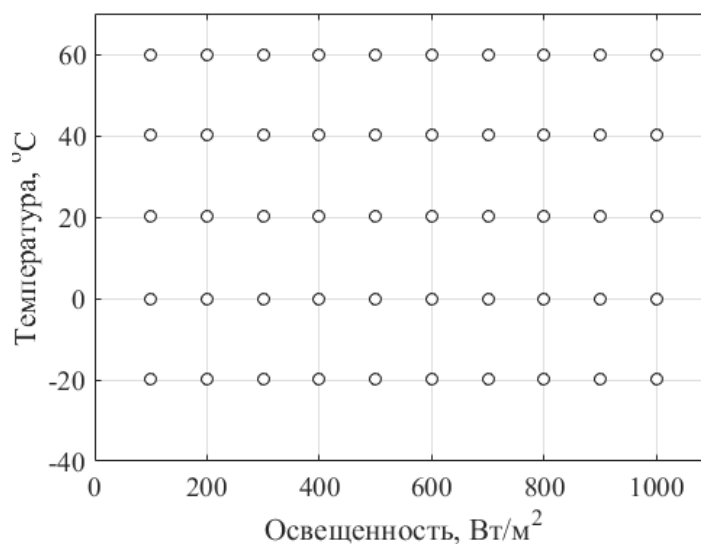


Рисунок 2.6 – Распределение вольт-амперных характеристик в количестве – 50 штук по значениям освещенностей и температур на зоны табличным методом

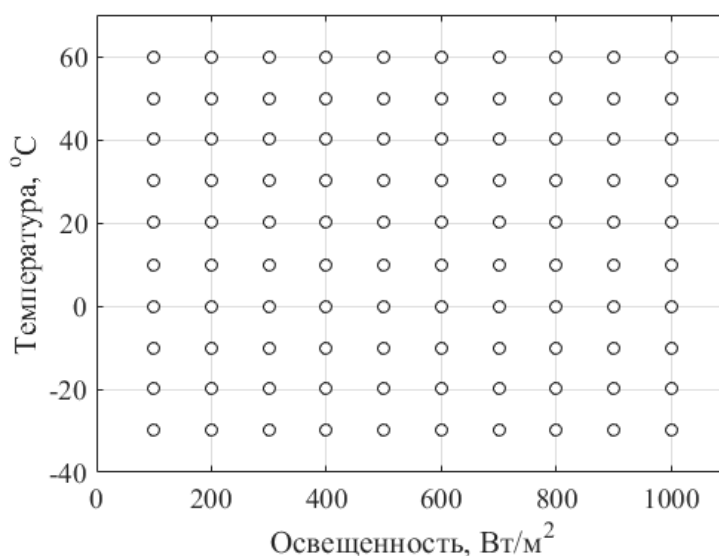


Рисунок 2.7 – Распределение вольт-амперных характеристик в количестве – 100 штук по значениям освещенностей и температур на зоны табличным методом

Данный эксперимент содержит в себе сразу несколько результатов: выбор количества нейронов, количество данных в обучающей выборке, распределение комбинаций освещенность-температура на выбранной области.

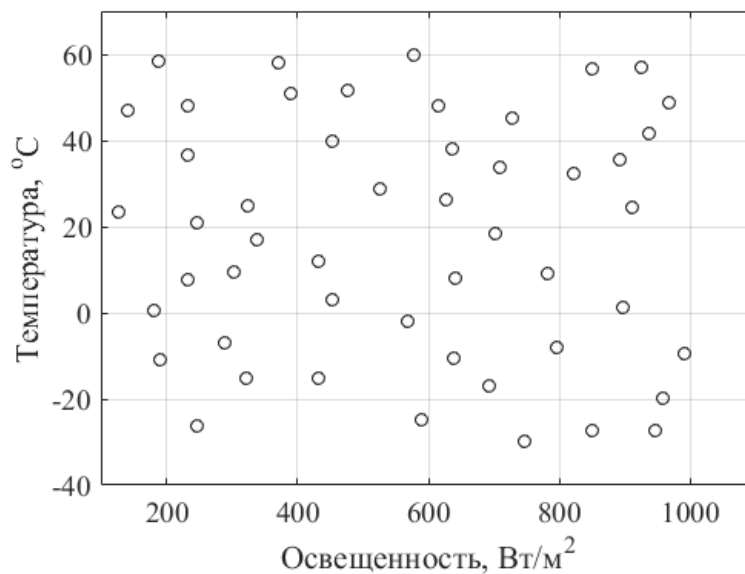


Рисунок 2.8 – Распределение вольт-амперных характеристик в количестве – 50 штук по значениям освещенностей и температур на зоны случайным методом

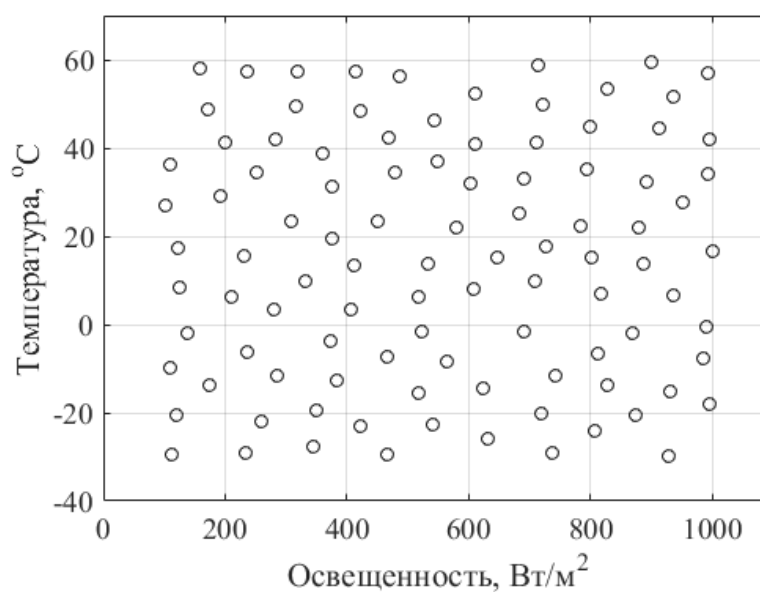


Рисунок 2.9 – Распределение вольт-амперных характеристик в количестве – 100 штук по значениям освещенностей и температур на зоны случайным методом

Для проверки было определено несколько условий работы солнечной батареи, которые не участвовали ни в одной из обучающих выборок и проведен эксперимент с расчетом ошибки работы нейронных сетей. Распределение ВАХ на выборках можно увидеть на Рисунках 2.10 – 2.13.

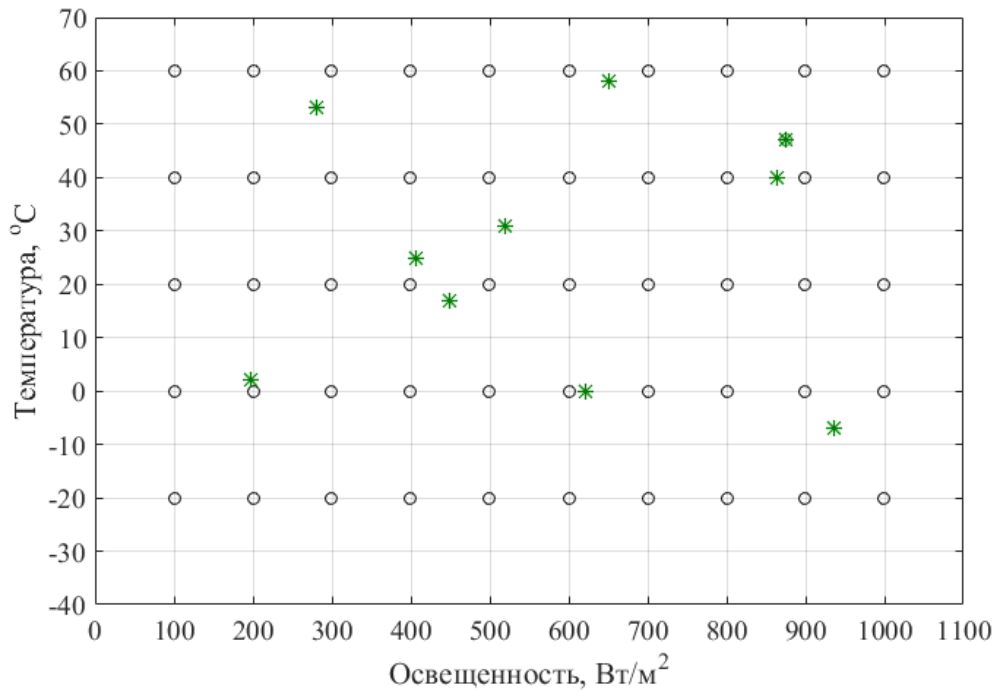


Рисунок 2.10 – Распределение тестовых вольт-амперных характеристик на плоскости с распределением 50 ВАХ табличным методом

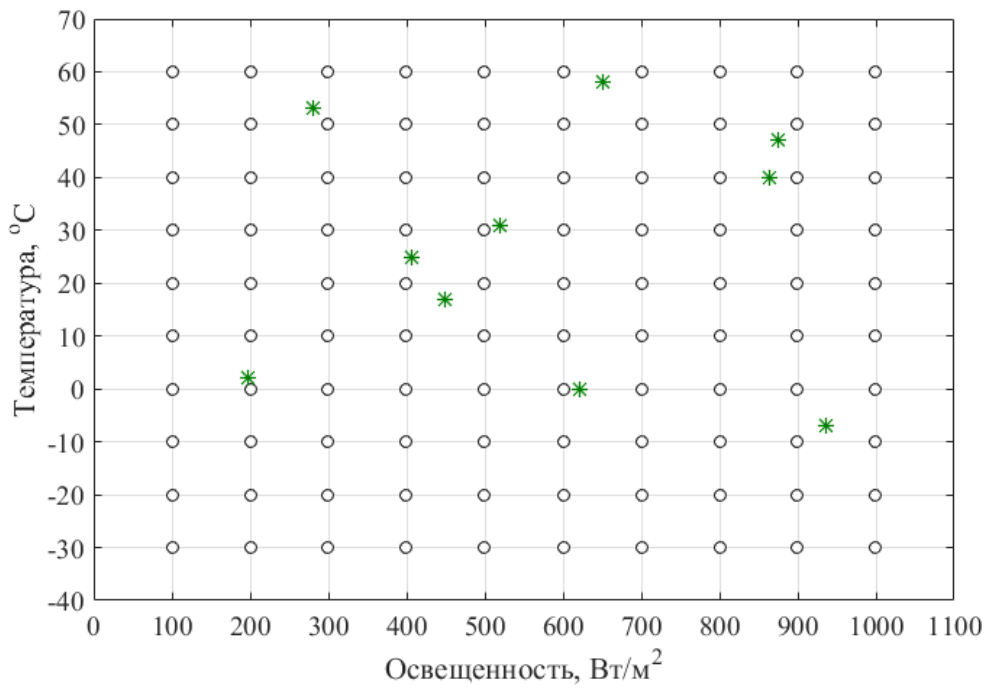


Рисунок 2.11 – Распределение тестовых вольт-амперных характеристик на плоскости с распределением 100 ВАХ табличным методом

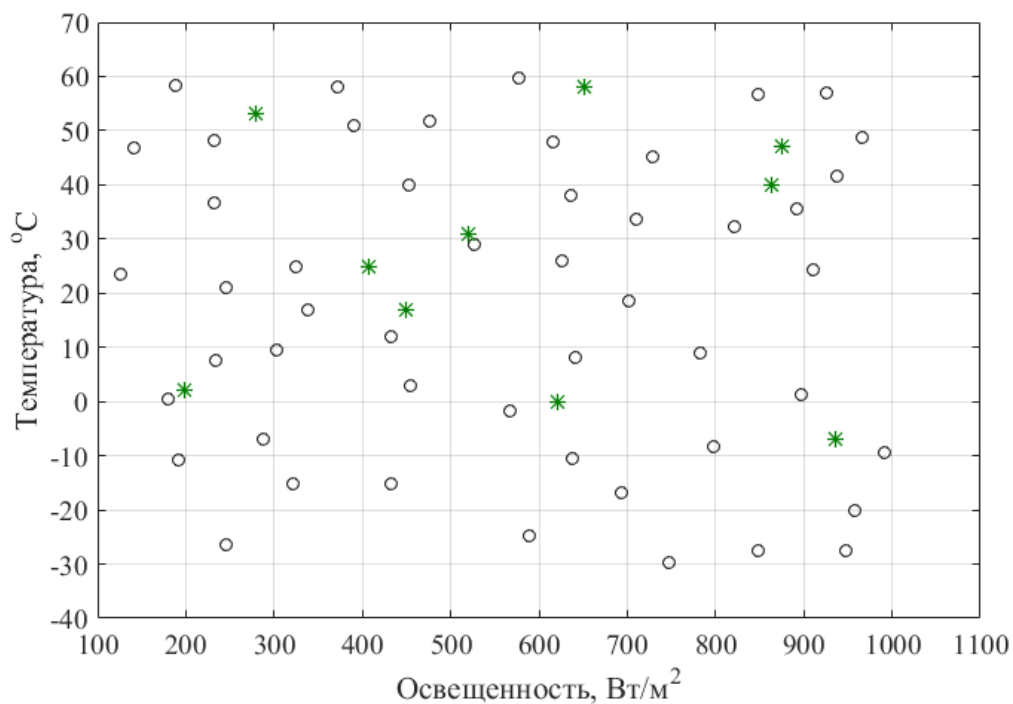


Рисунок 2.12 – Распределение тестовых вольт-амперных характеристик на плоскости с распределением 50 ВАХ случайным методом

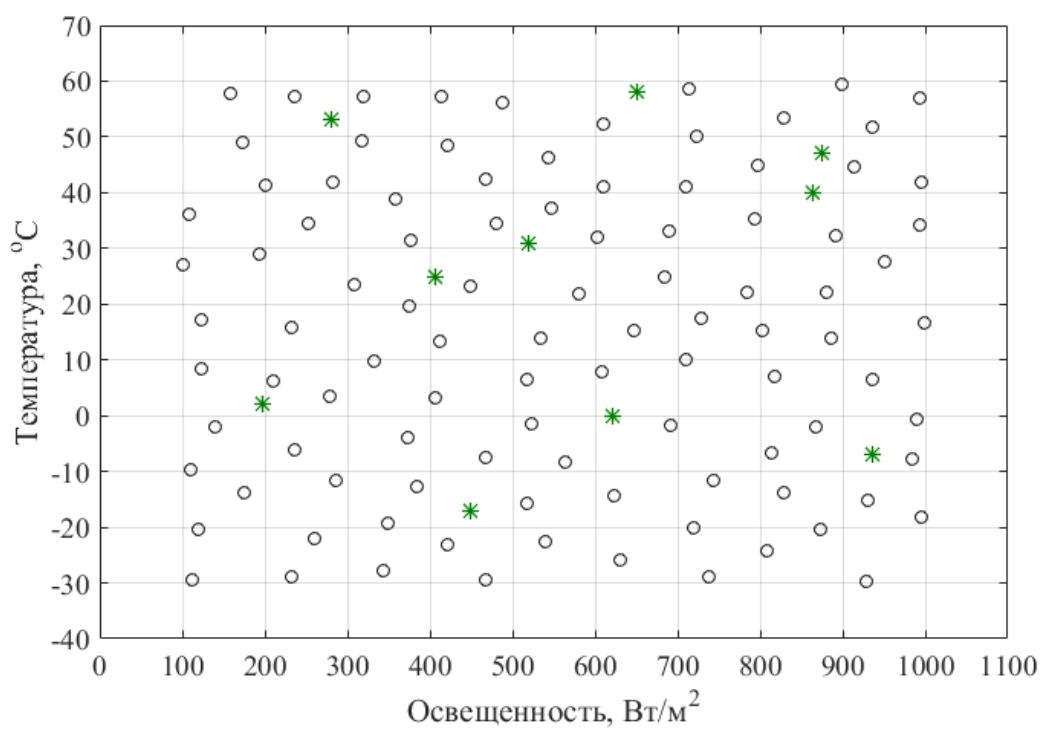


Рисунок 2.13 – Распределение тестовых вольт-амперных характеристик на плоскости с распределением 100 ВАХ случайным методом

Эксперимент проводился для разного количества нейронов. Результаты для табличного метода распределения обучающего множества можно увидеть в Таблице 3, а для случайного в Таблице 4.

Как можно увидеть из таблиц представленных выше случайное распределение точек на рассматриваемой плоскости является более предпочтительным вариантом. Нейронная сеть аппроксимирует результат и позволяет получить результат с более низкой ошибкой при проверке.

Также можно отметить, что для такой выборки оптимальным количеством будет являться 8-10 нейронов т.к. при увеличении количества нейронов можно распознать переобучение нейронной сети т.к. ошибка при обучении очень низкая, а при проверке высокая. Следовательно, сеть будет правильно работать только на тех участках вольт-амперной характеристики, данные которой участвовали в обучении.

Таблица 3 – Табличный метод распределения ВАХ.

Количество нейронов	Среднеквадратичная ошибка для 50 ВАХ		Среднеквадратичная ошибка для 100 ВАХ	
	Исходный массив	Проверка	Исходный массив	Проверка
6	1.1068	1.2526	0.8894	0.8737
8	0.4807	0.7085	0.4489	0.6629
10	0.3410	0.5954	0.3400	0.7355
12	0.2975	2.7383	0.3050	0.5651
14	0.1909	14.1081	0.2841	0.6949

Таким образом, можно сделать вывод о том, что исходные данные для обучения искусственной нейронной сети должны быть расположены на обучающей плоскости в случайном порядке и равномерно заполнять эту

плоскость, т.е. все комбинации освещенностей и температур должны быть равно удалены друг от друга.

Таблица 4 – Случайный метод распределения ВАХ.

Количество нейронов	Среднеквадратичная ошибка для 50 ВАХ		Среднеквадратичная ошибка для 100 ВАХ	
	Исходный массив	Проверка	Исходный массив	Проверка
6	0.7158	0.7201	0.7039	0.7467
8	0.4273	0.4480	0.4099	0.4892
10	0.3026	0.4223	0.3569	0.4782
12	0.2384	0.8927	0.3023	0.5647
14	0.1721	0.9071	0.2908	0.6895

Для этого была написана программа, которая случайным образом распределяет точки на плоскости в заданном диапазоне и на определенном расстоянии друг от друга.

Код программы был зарегистрирован. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ в Приложении Б.

На рисунке 2.14 представлен пример распределения точек на заданной плоскости и на определенном расстоянии друг от друга.

Рекомендованное количество вольт-амперных характеристик: 150 ВАХ по 600-700 точек в каждой для системы генерирования переменного тока; 100 ВАХ по 300-400 точек в каждой для системы генерирования постоянного тока.

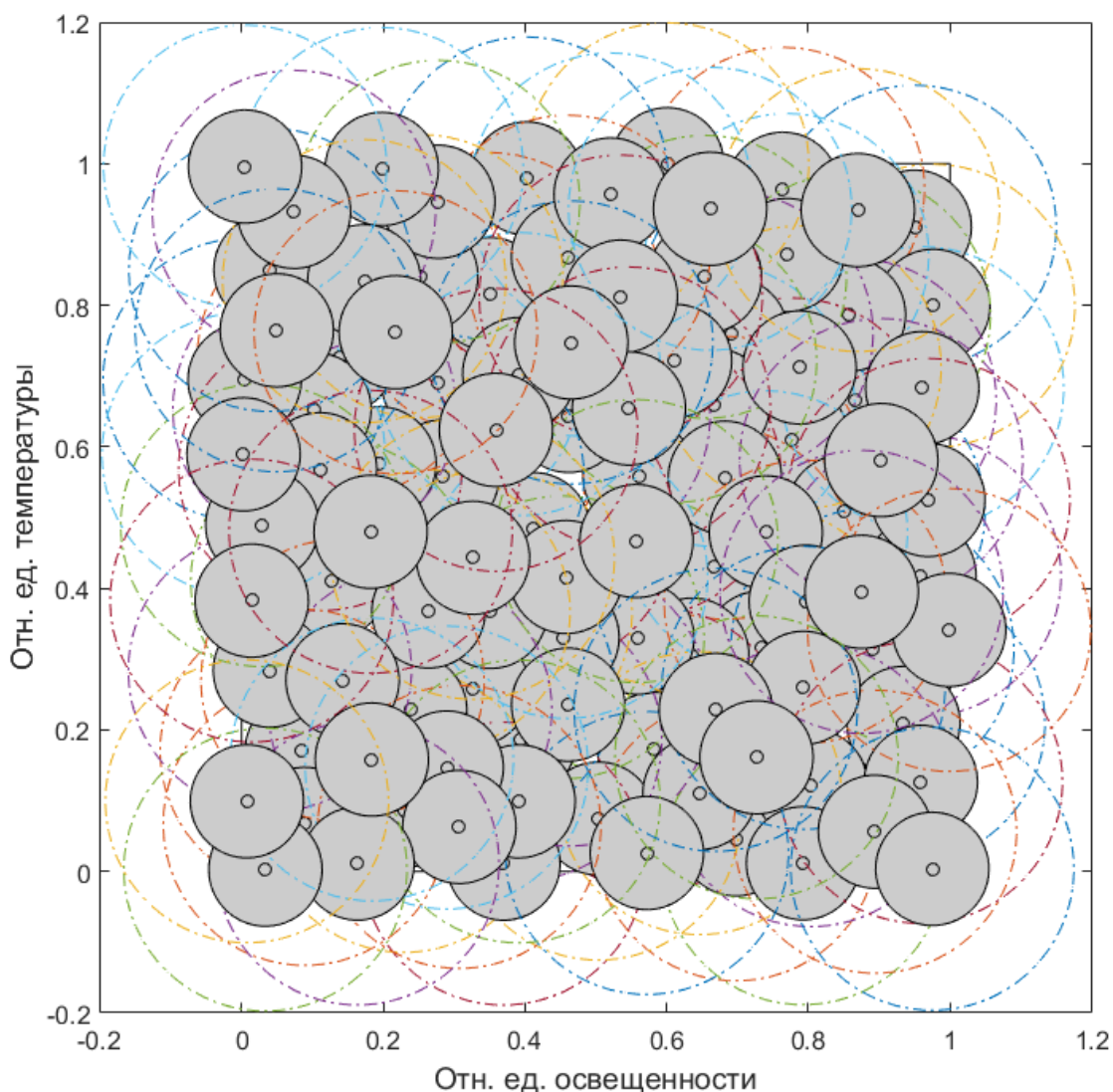


Рисунок 2.14 – Распределение комбинаций освещенностей и температур на заданной плоскости

2.1.4. Выбор топологии сети

Какой параметр будет являться выходным значением искусственной нейронной сети, для различных систем управления, может отличаться. Системы управления могут быть построены по току и напряжению в точке максимальной мощности, а также и по самой мощности в зависимости от используемой схемы.

В случае такого объекта как солнечная батарея, выбор выходного параметра (ток в MPP, напряжение в MPP, мощность MPP) не будет оказывать особого

влияния на выбор топологии искусственной нейронной сети для систем генерирования постоянного тока.

Как было описано ранее, нейроны объединяются в слои. Слой содержит совокупность нейронов с едиными входными сигналами. Число нейронов в слое может быть любым и не зависит от количества нейронов в других слоях [69].

Одной из задач при выборе топологии сети является выбор количества слоев и нейронов. Недостаточное количество нейронов в скрытом слое не позволит в полной мере аппроксимировать поведение объекта, и ошибка прогнозирования будет велика.

Как правило, количество слоев и нейронов выбирается эмпирическим путем и зависит от:

1. сложности задачи;
2. количества данных в подготовленной обучающей выборке;
3. «зашумленности» данных;
4. размерности обучающей выборки;
5. количества входов и выходов;
6. машинных ресурсов, на которых сеть будет обучаться.

Строго определенной процедуры выбора архитектуры искусственной нейронной сети нет, но есть несколько простых правил [70]–[72]:

1. Если функция определена на конечном множестве точек, то трехслойный персептрон способен ее аппроксимировать.

2. Если функция непрерывна и определена на компактной области, то трехслойный персептрон способен ее аппроксимировать.

3. Остальные функции, которым могут быть обучены нейронные сети, могут быть аппроксимированы четырехслойным персептроном.

Из этого следует, что максимальное количество слоев – четыре т.е. два скрытых слоя [73]. Также важно отметить специфику реализации искусственных нейронных сетей. При программной реализации рекомендуется остановиться на одном скрытом слое и увеличить количество нейронов для упрощения последующих расчетов, связанных с реализацией. Для данной задачи

отслеживания точки максимальной мощности рекомендуется использовать ИНС с одним скрытым слоем, чтобы минимизировать расчеты связанные с температурой т.к. она меняется довольно редко по сравнению с изменениями тока и напряжения солнечной батареи. И для упрощения последующей реализации.

Что касается количества нейронов в скрытом слое, то их можно определить несколькими способами, например, эмпирически, т.е. способом подбора, устанавливая различное количество и оценивая, как изменится результат работы сети. Также существует более формализованный способ, это расчет по формулам [36]. Но данный способ не является верным для абсолютно всех задач и наиболее часто количество нейронов определяется эмпирически, например, воспользовавшись методом половинного деления.

Из описанного можно сделать вывод, что определение правильного количества скрытых слоев и нейронов является очень важной задачей. Если нейронов будет мало, то сеть не сможет обучиться, и ошибка при работе сети будет очень большой. Если нейронов слишком много, то время обучения может затянуться, а сеть переобучиться и будет работать с большой ошибкой на примерах, не вошедших в ее обучающую выборку. В данной работе было проведено исследование оптимизации числа слоев и нейронов итерационным способом. Основным критерием оптимизации являлась точность. Т.е. количество нейронов увеличивалось до тех пор, пока точность не достигала оптимального значения. Что касается переобучения, то в Matlab Neural Network Toolbox есть защитная функция, которая прекращает обучение нейронной сети, если она переобучается. Решением проблемы переобучения может быть увеличение обучающего массива.

Следующей задачей при выборе архитектуры сети является выбор активационной функции.

Нейрон полностью описывается своими весовыми коэффициентами и функцией активации. Получив набор входных данных (массив чисел), нейрон выдает некоторое число на выходе.

Активационная функция бывает различных видов [74].

Наиболее распространенными функциями активации являются:

1. Линейная;
2. Нелинейная с насыщением (логистическая или сигмоида);
3. Гиперболический тангенс.

Линейная функция активации является наиболее простой. Если входное значение меньше порогового, то значение функции активации равно минимальному допустимому, иначе – максимально допустимому. Как правило, линейная функция активации используется в выходном нейроне.

Активационная функция – сигмоида, описывается следующей формулой:

$$\varphi(x) = \frac{1}{(1+e^{-x})} \quad (5)$$

Эта функция принимает на входе произвольное вещественное число, а на выходе дает вещественное число в интервале от 0 до 1. В частности, большие (по модулю) отрицательные числа превращаются в ноль, а большие положительные – в единицу. Сигмоида самая распространенная функция активации, но в последнее время теряет популярность из-за недостатков:

1. Насыщение сигмоиды приводит к затуханию градиентов. При насыщении функции со стороны 0 или 1, градиент на этих участках становится близок к нулю. Так как в процессе обратного распространения ошибки локальный градиент умножается на общий градиент, получается, что если локальный градиент очень мал, он фактически обнуляет общий градиент. В результате, сигнал почти не будет проходить через нейрон к его весам и рекурсивно к его данным. Кроме того, следует быть очень осторожным при инициализации весов сигмоидных нейронов, чтобы предотвратить насыщение. Например, если исходные веса имеют слишком большие значения, большинство нейронов перейдет в состояние насыщения, в результате чего сеть будет плохо обучаться.

2. Выход сигмоиды не центрирован относительно нуля. Это свойство является нежелательным, поскольку нейроны в последующих слоях будут

получать значения, которые не центрированы относительно нуля, что оказывает влияние на динамику градиентного спуска. Отсутствие центрирования является неудобством, но имеет менее серьезные последствия, по сравнению с проблемой насыщения.

Активационная функция гиперболический тангенс принимает на входе произвольное вещественное число, а на выходе дает вещественное число в интервале от -1 до 1 . Подобно сигмоиде, гиперболический тангенс может насыщаться. Однако, в отличие от сигмоиды, выход данной функции центрирован относительно нуля. Следовательно, на практике всегда предпочтительнее использовать гиперболический тангенс, а не сигмоиду. Но данная функция может оказаться сложной для реализации поэтому был проведен экспериментальный анализ.

Нейронная сеть, используемая для задачи отслеживания точки максимальной мощности, была создана и обучена. Для дальнейшей оптимизации в данном примере было использовано два скрытых слоя по шесть и три нейрона, соответственно. ИНС обучалась с использованием функции активации гиперболический тангенс:

$$\Psi = \text{tansig}(\psi) = \frac{2}{(1+e^{-2\psi})} - 1 \quad (6)$$

Использование данной функции обеспечивает достаточно хорошую точность, что подтверждается величиной средней квадратичной ошибки $\text{MSE}=2.07\text{e-}5$.

В случае применения ступенчатой функции активации. Значение функции вычисляется по формуле (2.3):

$$\Psi = \text{hardlims}(\psi) = \begin{cases} 0, \psi < 0; \\ 1, \psi \geq 0. \end{cases} \quad (7)$$

Основным недостатком данной функции является отсутствие достаточной гибкости при обучении и настройке нейронной сети на решаемую задачу. Преимуществом является то, что нейроны с такой нелинейностью требуют малых вычислительных затрат. Но эта функция упрощена и не позволяет моделировать схемы с непрерывными сигналами. Следовательно, для данной задачи нужно увеличить количество нейронов в скрытых слоях. Увеличение количества нейронов в 10 раз не дало приемлемых результатов. Средняя квадратичная ошибка получилась довольно высокой $MSE=0,148$. В данном случае, чтобы добиться приемлемой точности необходимо увеличивать количество нейронов в сотни раз, но это влечет за собой увеличение времени на обучение и проблемы с дальнейшей реализацией системы управления. Такой вариант нас не устраивает. Кроме того, отсутствие первой производной затрудняет применение градиентных методов для обучения таких нейронов.

Также есть вариант использования кусочно-линейной функции активации, которая описывается формулой:

$$\Psi = satlin(\psi) = \begin{cases} 0, & \psi \leq 0; \\ \psi, & 0 \leq \psi \leq 1; \\ 1, & \psi \geq 1. \end{cases} \quad (8)$$

При неизменном количестве нейронов в скрытых слоях использование данной функции дает неплохие результаты $MSE=0,00404$. Для того, чтобы добиться сопоставимой точности, было увеличено количество нейронов в скрытых слоях (11 и 9). При этом ошибка уменьшилась до $MSE=1.73e-5$. Использование данной функции позволяет нам добиться приемлемых результатов точности, но приходится увеличить количество нейронов, что сказывается на быстродействии. Также существенным недостатком является то, что данная активационная функция не является дифференцируемой на всей числовой оси, а значит, не может быть использована при обучении по некоторым алгоритмам.

При программной реализации данной нейронной сети важным параметром, обуславливающим выбор ее структуры, является время, затрачиваемое на ее расчет. Далее приведена оценка этого времени при использовании различных функций активации.

Программа должна выполнять три основные операции: сложение – $T_{\text{сумм}}$, умножение – $T_{\text{умн}}$, и взятие функции активации ($T_{\text{актив.тн}}$ – гиперболический тангенс, $T_{\text{актив.ст}}$ – ступенчатая, $T_{\text{актив.кс}}$ – кусочно-линейная). Также исходными данными является количество нейронов ($N_{\text{нейрон}}$) и весовых коэффициентов ($N_{\text{вес}}$). Общее время на расчет ИНС определяется по формуле:

$$T = (T_{\text{умн}} \cdot N_{\text{вес}}) + (T_{\text{сумм}} \cdot N_{\text{вес}}) + (T_{\text{актив}} \cdot N_{\text{нейрон}}) \quad (9)$$

Нейронная сеть содержит 9 нейронов с использованием функции активации «гиперболический тангенс» и 1 выходной нейрон с линейной функцией активации. Соответственно, 45 весовых коэффициентов. Количество входных нейронов остается неизменным и в оптимизации они не участвуют.

Для начала сравним данную нейронную сеть с нейронной сетью, использующей ступенчатую функцию активации. Количество нейронов в скрытых слоях увеличилось в 10 раз. Следовательно, $N_{\text{нейрон.ст}}=90$ и $N_{\text{вес.ст}}=2070$. Расчет числовых значений времен был произведен в программе Matlab. Необходимо учитывать, что при программной реализации на процессоре время вычислений будет отличаться в зависимости от быстродействия процессора.

$$\begin{aligned} \frac{T_{\text{ст}}}{T_{\text{тн}}} &= \frac{(T_{\text{умн.ст}} \cdot N_{\text{вес.ст}}) + (T_{\text{сумм.ст}} \cdot N_{\text{вес.ст}}) + (T_{\text{актив.ст}} \cdot N_{\text{нейрон.ст}})}{(T_{\text{умн.тн}} \cdot N_{\text{вес.тн}}) + (T_{\text{сумм.тн}} \cdot N_{\text{вес.тн}}) + (T_{\text{актив.тн}} \cdot N_{\text{нейрон.тн}})} \\ &= \frac{(T_{\text{умн.ст}} + T_{\text{сумм.ст}}) \cdot N_{\text{вес.ст}} + (T_{\text{актив.ст}} \cdot N_{\text{нейрон.ст}})}{(T_{\text{умн.тн}} + T_{\text{сумм.тн}}) \cdot N_{\text{вес.тн}} + (T_{\text{актив.тн}} \cdot N_{\text{нейрон.тн}})} \\ &= \frac{(0.024 + 0.024) \cdot 2070 + (0.011 \cdot 90)}{(0.024 + 0,024) \cdot 45 + (0.123 \cdot 9)} = 30.7 \end{aligned} \quad (10)$$

Время вычисления нейронной сети с использованием *ступенчатой* функции активации в 30 раз больше, чем время вычисления нейронной сети с использованием тангенса. При этом необходимо учитывать, что такое количество нейронов не обеспечивает высокую точность работы нейронной сети. Для сопоставимой точности количество нейронов необходимо увеличить в сотни раз, следовательно, время расчета тоже увеличится.

Также проведем сравнение с нейронной сетью использующей кусочно-линейную функцию активации. Количество нейронов в скрытых слоях $N_{\text{нейрон.кл}}=20$ и $N_{\text{вес.кл}}=152$.

$$\begin{aligned} \frac{T_{\text{кл}}}{T_{\text{тн}}} &= \frac{(T_{\text{умн.кл}} \cdot N_{\text{вес.кл}}) + (T_{\text{сумм.кл}} \cdot N_{\text{вес.кл}}) + (T_{\text{актив.кл}} \cdot N_{\text{нейрон.кл}})}{(T_{\text{умн.тн}} \cdot N_{\text{вес.тн}}) + (T_{\text{сумм.тн}} \cdot N_{\text{вес.тн}}) + (T_{\text{актив.тн}} \cdot N_{\text{нейрон.тн}})} \\ &= \frac{(T_{\text{умн.кл}} + T_{\text{сумм.кл}}) \cdot N_{\text{вес.кл}} + (T_{\text{актив.кл}} \cdot N_{\text{нейрон.кл}})}{(T_{\text{умн.тн}} + T_{\text{сумм.тн}}) \cdot N_{\text{вес.тн}} + (T_{\text{актив.тн}} \cdot N_{\text{нейрон.тн}})} \\ &= \frac{(0.024 + 0.024) \cdot 152 + (0.017 \cdot 20)}{(0.024 + 0.024) \cdot 45 + (0.123 \cdot 9)} = 8.4 \end{aligned} \quad (11)$$

Время вычисления нейронной сети с использованием *кусочно-линейной* функции активации в 8 раз больше, чем время вычисления нейронной сети с использованием гиперболического тангенса. При этом удалось добиться сопоставимой точности. Следовательно, можем сделать вывод, что экономия времени на расчете более простой функции активации, не приводит к уменьшению времени при расчете нейронной сети в целом. Т.е. для данной задачи, использование функции активации гиперболический тангенс является верным решением.

Но выделить еще одну функцию активации – Эллиотт [75]:

$$\text{elliotsig}(\psi) = \frac{\psi}{1 + |\psi|} \quad (12)$$

Это симметричная сигмоидная функция активации, преимуществом которой заключается в том, что она легко реализуется так как не требует вычисления экспоненциальных или тригонометрических функций, а по точности реализации ИНС с использованием этой функции практически не уступает нейронной сети с гиперболическим тангенсом.

Функция Эллиотт была впервые представлена в 1993 году Д.Л. Эллиоттом под названием «Лучшая функция активации для искусственных нейронных сетей» [76]. Функция очень близка к функциям сигмоида и гиперболический тангенс (Рисунок 2.15).

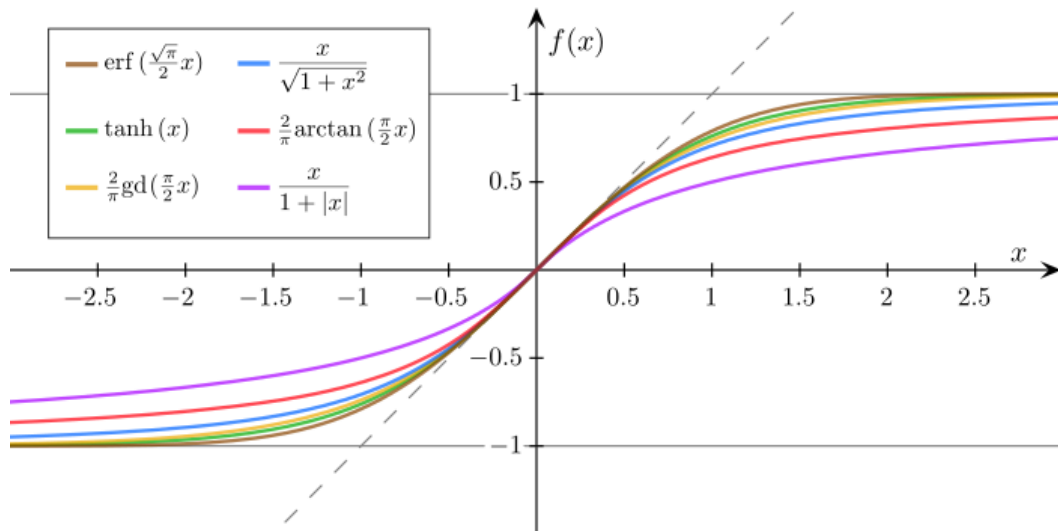


Рисунок 2.15 – Функции активации

При экспериментальном моделировании в программном обеспечении Matlab функция вычисляется более чем в 2 раза быстрее, чем экспоненциальная сигмовидная функция, что для определенных типов задач может привести к значительному увеличению скорости.

Следующий этап – выбор алгоритма для обучения. Для обучения ИНС, как правило, используется алгоритм Левенберга – Марквардта (Levenberg-Marquardt). Этот алгоритм предназначен для оптимизации параметров моделей нелинейной регрессии. Среднеквадратичная ошибка модели на обучающей выборке

используется в качестве критерия оптимизации. Алгоритм Левенберга-Марквардта основан на последовательном приближении заданных начальных значений параметров к желаемому локальному оптимуму. Алгоритм Левенберга – Марквардта может рассматриваться как комбинация метода Гаусса-Ньютона и метода градиентного спуска. Данный алгоритм имеет высокую скорость сходимости и вычислительную робастность [77].

2.1.5. Экспериментальное моделирование с учетом выбранной топологии сети и подготовленных данных для обучения

Процесс обучения искусственной нейронной сети представляет собой представление на ее вход обучающей выборки определенного объема. Данный процесс является итерационным и сводится к достижению приемлемого значения функции ошибки с минимальным количеством нейронов.

Очень трудно узнать, какой алгоритм будет самым точным для данной задачи. Это зависит от многих факторов, в том числе сложности задачи, количества данных в обучающем множестве, количество весов и т.д.

В процессе обучения сеть в определенном порядке просматривает обучающую выборку. Порядок просмотра может быть последовательным, случайным и т. д. Процесс обучения нейронной сети включает в себя настройки значений весовых функций и смещений, чтобы оптимизировать производительность сети. В качестве функции оценки функционирования сети используется средняя квадратичная ошибка (MSE).

Для более точной оценки достоверности результатов работы сети можно воспользоваться сравнением эталонных значений со значениями, полученными на выходе сети, когда на вход подан тестовый массив. Рисунок 2.16 иллюстрирует сравнение компонентов выходных векторов сети и правильные ответы тестового массива.

В идеальном случае напряжение, полученное на выходе нейронной сети, должно быть равно напряжению в точке максимальной мощности U_{MPP} . Для

наглядности это показано идеальной прямой линией. В реальности при работе ИНС присутствует некоторая ошибка, и точки отклоняются от идеальных значений.

В Таблице 5 представлены численные значения результатов для трех уровней освещенности.

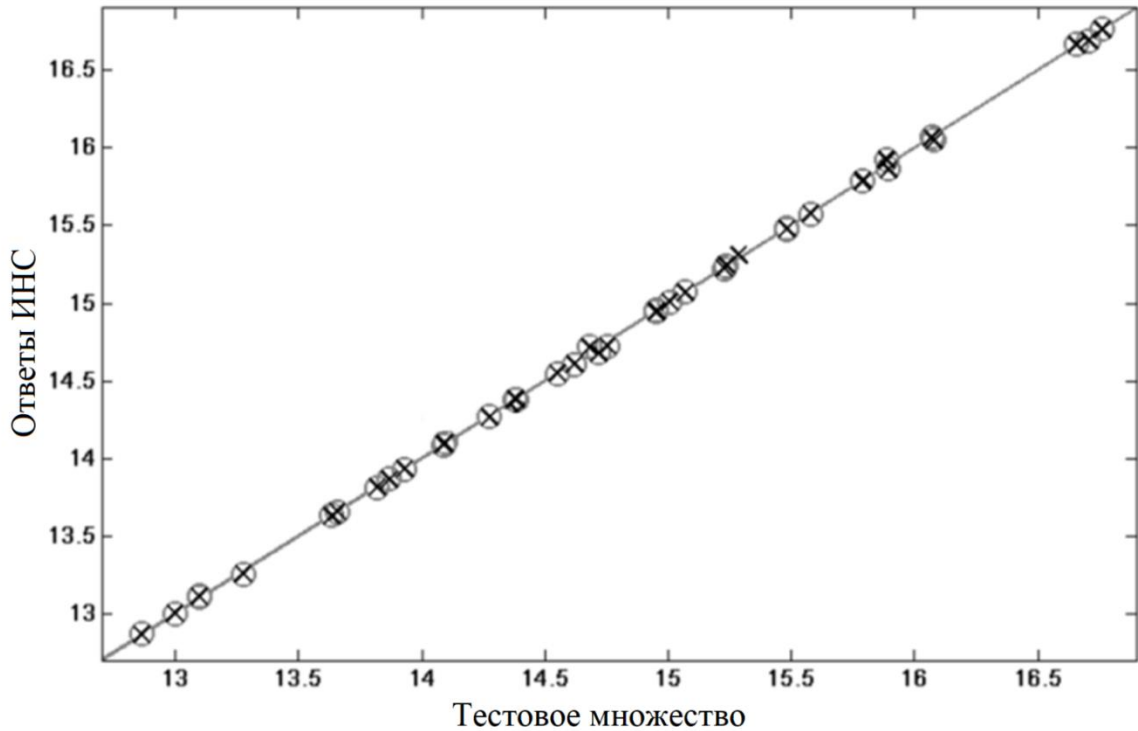


Рисунок 2.16 – Идеальная линия, результат работы сети (x) и правильные ответы на тестовом массиве (o). Входные данные нейронной сети: значения освещенности, температуры, напряжения и тока солнечной батареи

Таблица 5 – Результаты эксперимента с датчиком освещенности.

Е, Вт/м ²	Т, °С	I _{pv} , А	U _{pv} , В	Ответ сети U _{max} , В	Правильный ответ U _{max} , В	Ошибка, %
380	35,4	0,123	12,69	16,02	16,071	0,3
160	22,7	0,041	16,06	15,79	15,787	0,01
110	51	0,027	13,43	13,25	13,274	0,18

Как отмечалось ранее, в качестве входных данных нейронной сети можно использовать только напряжение СБ, ток СБ и температуру. С целью уменьшения количества датчиков был проведен эксперимент без учета освещенности. Т.е. на вход нейронной сети поступают данные только о значениях температуры, напряжения и тока солнечной батареи. В процессе обучения были достигнуты худшие результаты по сравнению результатами нейронной сети, когда на входе присутствовали данные об освещенности. Увеличением количества нейронов в скрытом слое удалось добиться минимальной средней квадратичной ошибки $MSE=0,00535$. В Таблице 6 приведены результаты моделирования.

Таблица 6 – Результаты эксперимента без датчика освещенности.

Т, °С	I_{pv} , А	U_{pv} , В	Ответ сети U_{max} , В	Правильный ответ U_{max} , В	Ошибка, %
35,4	0,123	12,69	15,99	16,071	0,5
22,7	0,041	16,06	15,75	15,787	0,02
51	0,027	13,43	13,22	13,274	0,4

Данная нейронная сеть также содержит один скрытый слой, но количество нейронов необходимо увеличить, чтобы достичь наибольшей точности. Результаты работы нейронной сети иллюстрирует Рисунок 2.17.

В процессе обучения были достигнуты худшие результаты по сравнению результатами нейронной сети, когда на входе присутствовали данные об освещенности. Для дополнительного исследования был проведен более точный анализ полученных данных и ряд экспериментов.

Рисунок 2.18 иллюстрирует абсолютную ошибку между данными, полученными с выхода искусственной нейронной сети и правильными ответами обучающей выборки. N – наборы точек ВАХ.

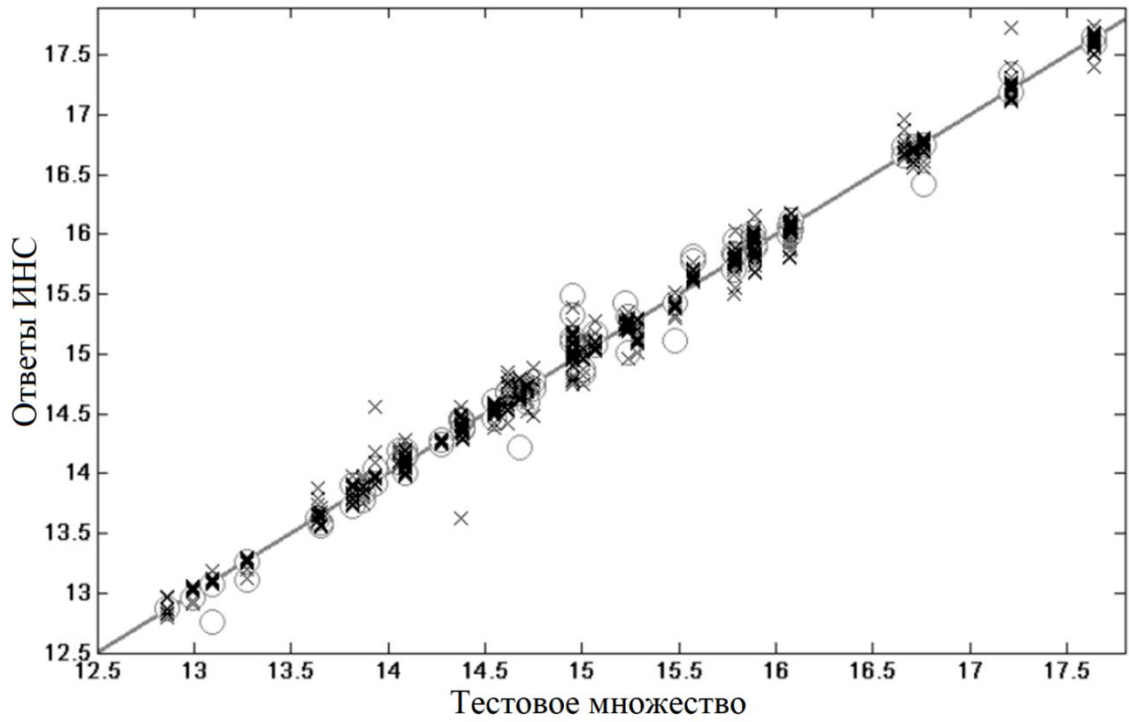


Рисунок 2.17 – Идеальная линия, результат работы сети(x) и ответы сети на тестовом массиве (o). Входные данные ИНС: значение температуры, напряжения и ток солнечной батареи

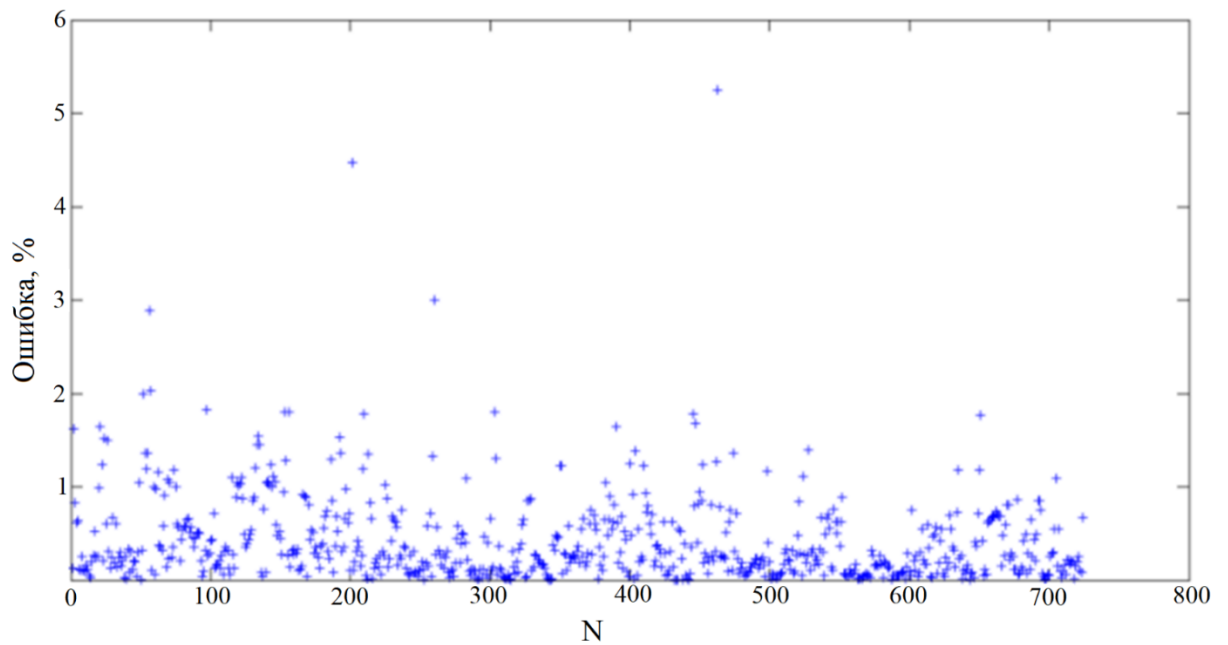


Рисунок 2.18 – Абсолютная ошибка по напряжению

Как можно увидеть, в основном ошибка сосредоточена в районе одного процента, что является довольно хорошей точностью. Но несколько точек показывают наихудшие результаты, ошибка составляет 3-5%.

На Рисунке 2.19 представлена вольт-ваттная характеристика для наихудшего результата, когда ошибка составила 5,2 %.

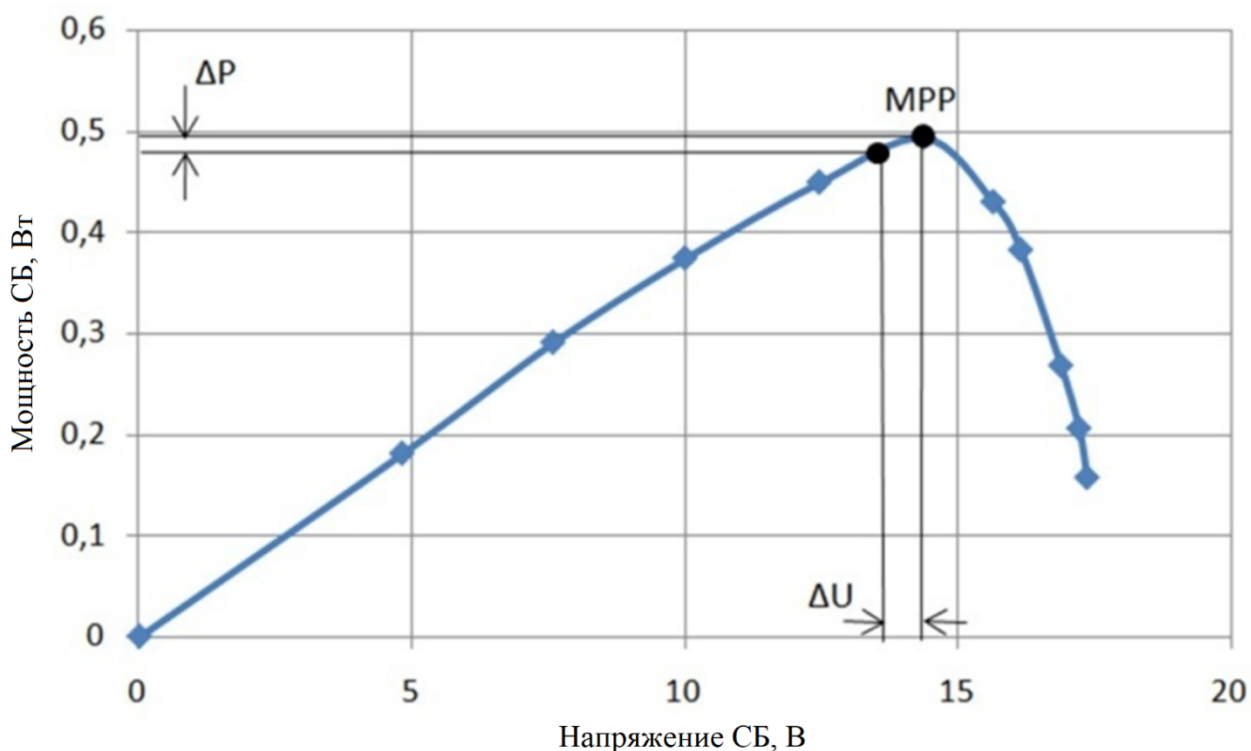


Рисунок 2.19 – Вольт-ваттная характеристика солнечной батареи.

Так как наиболее важной задачей является отбор максимальной мощности от солнечной батареи, можно проверить, насколько изменяется генерируемая мощность P_{MPP} при получившейся ошибке по напряжению U_{MPP} . Как видно из Рисунка 40, вольт-ваттная характеристика имеет достаточно пологую вершину. Проведя соответствующие расчеты находим, что ошибка по мощности ΔP равна 1,2%, что существенно ниже ошибки по напряжению ΔU . Для тех точек, где ошибка по напряжению не превышает 1 %, относительная ошибка по мощности составила 0,6 %.

Можно сделать вывод, что отказа от датчика освещенности с целью уменьшения затрат и проблем с эксплуатацией из-за различных загрязнений было

правильным решением. При грамотной настройке топологии сети точность работы может быть сопоставимой.

2.1.6. Оценка работы искусственной нейронной сети на тестовом множестве

Обучающие данные подаются на вход сети для обучения, а тестовые данные используются для расчета ошибки сети. Таким образом, если на тестовом массиве ошибка уменьшается, то сеть действительно выполняет обобщение. Если на обучающих данных продолжает уменьшаться, а на тестовых увеличивается, значит, ИНС перестала выполнять обобщение и просто запоминает правильные ответы. В таких случаях обучение прекращается.

Как правило, тестовое множество составляет около 20% от подготовленных данных. Но если тестовые данные будут содержать примеры из обучающей выборки, то будет трудно оценить, научилась ли искусственная нейронная сеть обобщать, используя обучающую выборку или же данные были запомнены сетью, что бывает при некорректно выбранном количестве нейронов относительно задачи и размера обучающей выборки. ИНС, которая хорошо обобщает, будет в состоянии эффективно выполнять задачи с новыми данными, не участвующими в ее обучении. И наоборот, сеть, которая «запомнила» обучающие данные, может точно ответить для обучающего множества, но не сможет предсказать значение зависимой переменной для новых примеров.

Для того, чтобы проверить, что нейронная сеть работает правильно необходимо после каждого обучения оценивать ее точность работы на тестовом множестве. Для этого была написана программа, которая после каждой итерации обучения проверяет работу ИНС на тестовом множестве и сохраняет ту нейронную сеть, у которой среднеквадратичная ошибка минимальна.

На данном этапе проверки искусственной нейронной сети, также стоит обращать внимание на количество нейронов. Если на обучающем множестве нейронная сеть работает с приемлемой ошибкой, а на тестовом множестве ошибка значительно увеличивается, то необходимо увеличивать количество нейронов.

2.1.7. Экспериментальное моделирование искусственной нейронной сети в составе системы управления

Экспериментальное моделирование в составе системы генерирования также является важным этапом проверки и настройки искусственной нейронной сети.

На Рисунке 2.20 показана фотоэлектрическая система генерирования постоянного тока с нейросетевым управлением. Экспериментальное моделирование ИНС в составе системы генерирования более подробно рассмотрено в 4 главе данной работы.

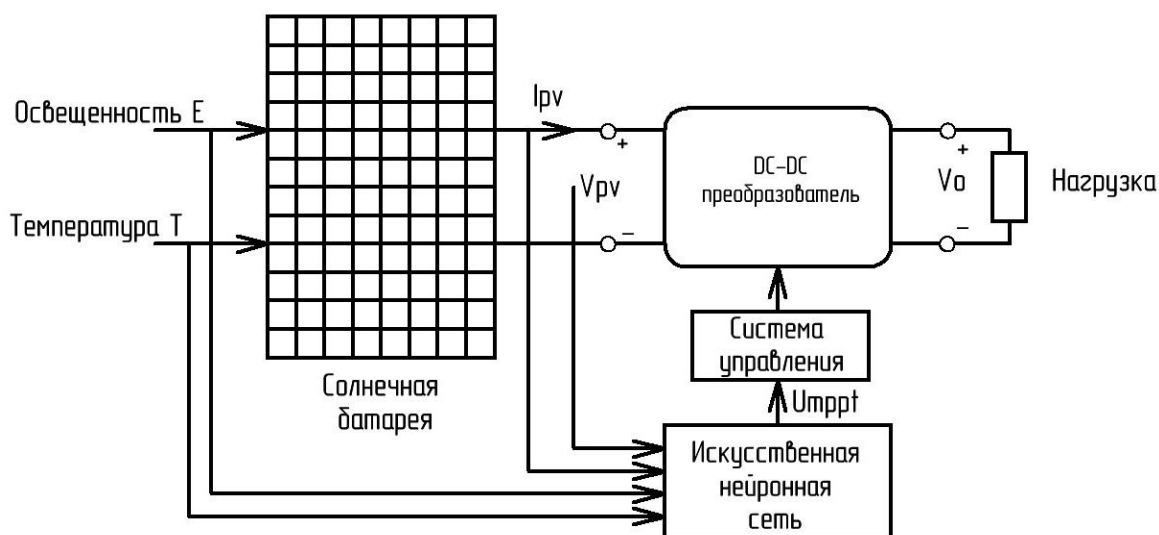


Рисунок 2.20 – Блок-схема фотоэлектрической системы генерирования с нейросетевым алгоритмом управления

2.2. Улучшенная методика для создания и обучения искусственной нейронной сети

1. В качестве входных параметров для искусственной нейронной сети предлагается использовать:

- для системы постоянного тока – ток и напряжение массива солнечных батарей, температура;

- для системы переменного тока – ток и напряжение массива солнечных батарей, температура, напряжение сети (в случае, если инвертор работает на сеть).

Выбирая входные параметры для ИНС, следует учитывать структуру системы управления. Основными входными параметрами будут являться ток и напряжение массива солнечных батарей и температура т.к. они оказывают основное влияние на характеристики СБ. Но, в зависимости от типа фотоэлектрической системы генерирования и структуры системы управления, на управляющий сигнал, формируемый искусственной нейронной сетью, может быть оказано дополнительное влияние. Например, в случае с системой переменного тока, когда с помощью искусственной нейронной сети предлагается формировать управляющие сигналы d и q . Следовательно, в системе переменного тока к входным параметрам ИНС будет добавлено напряжение сети;

2. В качестве выходного параметра для искусственной нейронной сети в данной работе предлагается использовать:

- для системы постоянного тока – ток или напряжение в точке максимальной мощности т.к. топология искусственной нейронной сети не изменится вне зависимости от выбора выходного параметра;

- для системы переменного тока – управляющие сигналы d или q . В системе переменного тока управление с помощью нейронных сетей осуществляется в ортогональной двухфазной системе координат. И для каждого из параметров должна быть создана и обучена искусственная нейронная сеть.

В зависимости от системы генерирования и структуры системы управления, выходные параметры могут изменяться. Анализ должен проводиться в каждом конкретном случае;

3. Для того чтобы обучить искусственную нейронную сеть необходимо подготовить определенное количество вольт-амперных характеристик:

- для системы постоянного тока 100 ВАХ по 300-400 точек в каждой;
- для системы переменного тока – 150 ВАХ по 600-700 точек в каждой.

При этом «зашумленность» данных должна быть минимальной. Массив вольт-амперных характеристик должен быть разделен на обучающую и тестовую выборки, где 80% - обучающая выборка, 20% - тестовая выборка.

4. Выбор топологии сети. Для данной задачи достаточной является трехслойная сеть с одним скрытым слоем. Минимизация количества слоев упрощает расчет и последующую программную реализацию. В качестве функции активации использовать функцию Эллиотта т.к. она близка к сигмоидальным, но вычисляется более чем в два раза быстрее и не уступает в точности. Алгоритм обучения – Левенберга –Марквардта.

5. Количество нейронов с точки зрения необходимой точности и требований к реализации. Количество нейронов для реализации, когда средняя квадратичная ошибка равна $1E-7$:

- для системы постоянного тока – 13 нейронов;
- для системы переменного тока для координаты d – 25 нейронов, для координаты q – 15 нейронов.

Если предъявляются более низкие требования к точности, то можно уменьшать количество нейронов, а в случае увеличения точности – увеличивать количество нейронов.

6. Обучение искусственной нейронной сети должно проходить в 100 итераций. Если количество ВАХ было увеличено, то количество итераций также необходимо увеличить. При этом на каждой итерации должна осуществляться проверка работы ИНС на тестовой выборке. Наилучшая сеть должна быть сохранена.

Выводы по второй главе

Во второй главе в результате выполненных исследований разработана и описана улучшенная методика создания искусственной нейронной сети, которая позволяет, при соблюдении всех пунктов, создать и обучить искусственную нейронную сеть для задачи отслеживания точки максимальной мощности с

приемлемой точностью. В результате работы, в программном обеспечении Matlab создана искусственная нейронная сеть, которая с высокой точностью может определить напряжение солнечной батареи, при котором генерируется максимальная мощность. Что позволяет более эффективно использовать солнечные модули при меняющихся условиях окружающей среды. Для различных условий работы алгоритма был проведен эксперимент и было установлено, что процент ошибки лежит в интервале от 0,01% до 0,5%. Стоит учитывать, что данные, используемые при обучении искусственной нейронной сети, были получены с помощью реального экспериментального стенда с солнечной батареей. Что, определенно, вносит погрешность в данные из-за неточности приборов измерения. В дальнейших экспериментах, когда данные для обучения использовались менее «зашумленные», ошибку удалось снизить в несколько раз.

ГЛАВА 3 СОЗДАНИЕ МОДЕЛИ СОЛНЕЧНОЙ БАТАРЕИ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

При проектирование автономных систем электроснабжение необходимо провести точное моделирование системы в целом.

Для правильной работы системы необходимо использовать модель солнечной батареи, которая полностью совпадает с исследуемым солнечным модулем. Так как предоставленные паспортные данные солнечного модуля не позволяют с высокой точностью провести экспериментальное моделирование, необходимо определить параметры солнечной батареи эмпирическим путем.

Вольт-амперная характеристика солнечного элемента имеет нелинейный характер и может быть описана математическим уравнением. Но т.к. ВАХ солнечного элемента постоянно изменяется под действием внешних условий, математический расчет становится сложной и времязатратной задачей. Выходные параметры солнечной батареи в большей степени зависят от освещенности и температуры, следовательно, численные методы анализа могут вносить существенную ошибку при расчете солнечного элемента особенно в условиях низкой освещенности или затенении.

Также анализ выходных характеристик солнечного элемента может осуществляться с помощью моделирования. По сравнению с численным анализом, моделирование представляет более быстрый способ исследования. Существует множество программ способных имитировать солнечные элементы с необходимыми параметрами для обеспечения процесса измерений и определения параметров солнечного элемента в различных эксплуатационных условиях. В данной статье описаны исследования, которые проводились в программном обеспечении Matlab.

3.1. Физический эксперимент снятия вольт-амперных характеристик солнечной батареи

Прежде чем приступить к экспериментальному моделированию необходимо провести измерения на реальном солнечном модуле. В качестве объекта для моделирования был исследован солнечный модуль из поликристаллического кремния. А в качестве измерительного стенда использован исследовательский фотоэлектрический стенд Lucas-Nülle. Измерительный стенд включает: галогенный излучатель 1; измеритель освещенности 2; поликристаллический солнечный модуль 3; нагрузочный модуль $0...1\text{кОм}$ 500Вт (регулируется плавно со ступенчатой обмоткой); мультиметр; пирометр 4; вентилятор 5; персональный компьютер 6. На Рисунке 3.1 приведена фотография рабочего стенда.

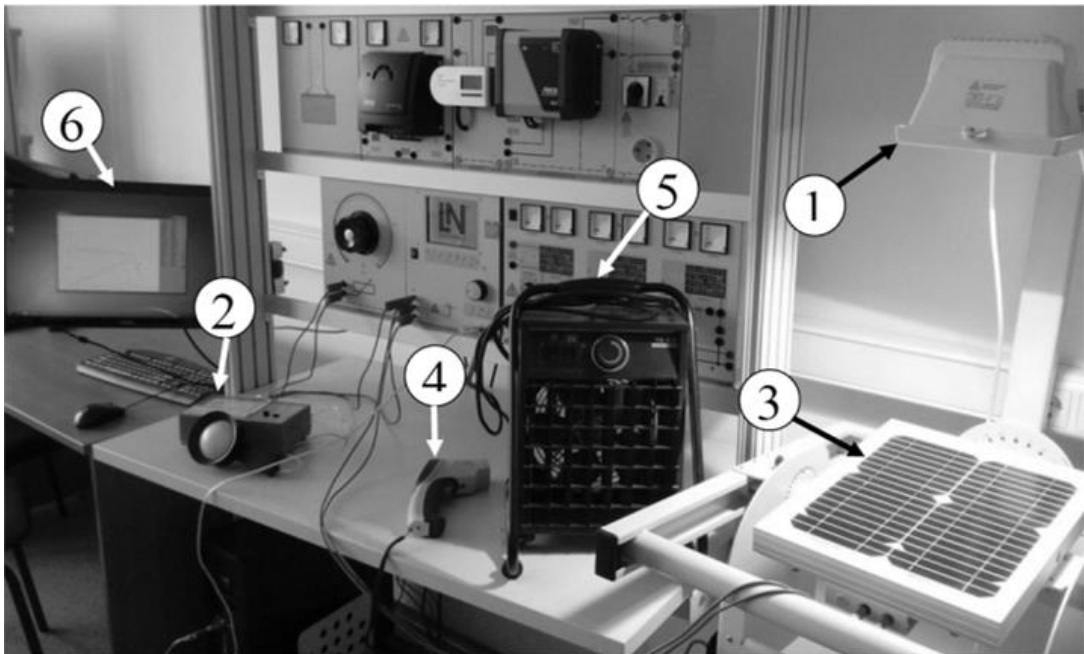


Рисунок 3.1 – Исследовательский стенд.

С помощью галогенного излучателя 1, который имитирует солнечное излучение, устанавливалась максимальная величина освещенности. Измерителем освещенности 2, освещенность измерялась в девяти точках солнечного модуля 3 для получения более точных данных об уровне излучения. Пирометром 4 измерялась температура фотопанели и поддерживалась с помощью вентилятора 5

в течении всех измерений. Далее изменялось сопротивление с помощью вращения ручки блока нагрузки 5. Вольт-амперные характеристики и кривые мощности были получены с помощью специального программного обеспечения, которое позволяет отображать необходимые данные на дисплее персонального компьютера 6.

На данном стенде были проведены измерения вольт-амперных характеристик и кривых мощности исследуемого поликристаллического солнечного модуля.

На первом этапе исследования, так как галогенный излучатель не обеспечивает равномерное распределение светового потока по поверхности солнечного модуля, освещенность измерялась в девяти точках батареи как показано на Рисунке 3.2.

Световой поток, падающий на поверхность солнечной батареи, имеет наибольшую освещенность в средней точке и ослабевает у краев модуля. Средняя освещенность определялась по занимаемой площади подающего излучения (Рисунок 3.3).

Так как данный метод измерения предположительно имеет большую погрешность, то для равномерного распределения света по поверхности солнечного модуля был использован фильтр. С помощью фильтра удалось создать затенение в средней точке и добиться равномерного распределения света, падающего на солнечный модуль.

Так как предоставленные паспортные данные исследуемого солнечного модуля не позволяют с высокой точностью провести моделирование, было решено определить параметры солнечной батареи эмпирическим путем. Для этого были использованы данные о вольт-амперных характеристиках и кривых мощности поликристаллического солнечного модуля, полученные в ходе описанного в предыдущем разделе эксперимента.



Рисунок 3.2 – Измерение освещенности по девяти точкам на солнечной батарее

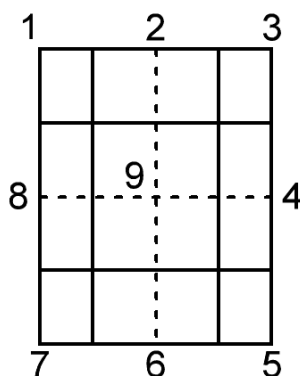


Рисунок 3.3 – Распределение солнечного излучения

3.2. Моделирование с помощью средств Matlab Simulink

Поиск минимальной ошибки и оптимального решения осуществлялся с помощью генетического алгоритма. Генетические алгоритмы используются для решения оптимизационных задач и основаны на биологических принципах естественного отбора и эволюции.

Генетический алгоритм повторяет определенное количество раз процедуру модификации набора отдельных решений параметров, влияющих на качество

искового решения, например, минимизирующих ошибку модели, как в нашем случае [78].

В программном обеспечении Matlab имеются две модели солнечной батареи: Solar Scell и PV Array которые настраиваются с помощью ГА.

3.2.1. Моделирование с помощью блока Solar cell

Оптимизация параметров солнечной батареи осуществлялась по формуле (2). Ток короткого замыкания, напряжение холостого хода, коэффициент отклонения диода и последовательное сопротивление солнечной батареи подбирались с помощью генетического алгоритма. Генетический алгоритм подбирает параметры таким образом, чтобы ВАХ реального солнечного модуля максимально совпадали результатами с моделирования.

Проверка осуществлялась при помощи сравнения кривых мощности реальной солнечной батареи и ВВЗ модели. Лучший результат показан на Рисунке 3.4.

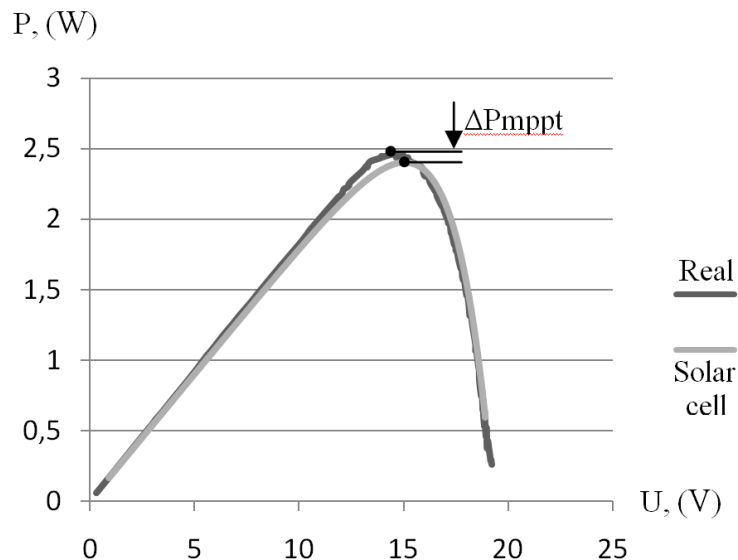


Рисунок 3.4 – Зависимость мощности солнечной батареи от напряжения. Real – исследуемая солнечная батарея, Solar cell – модель солнечной батареи

Как видим, кривая, построенная по результатам моделирования, отличается от реальной как по форме, так и по амплитуде. Так как наиболее важной точкой на вольт-ваттной характеристике является точка максимальной мощности солнечного модуля, то ошибку определяем именно по ней. Ошибка составляет 2,5%.

3.2.2. Моделирование с помощью блока PV Array

Так как модель Solar Cell не дала приемлемых результатов воспользуемся моделью PV Array в MatlabSimulink.

Параметры солнечного модуля также подбирались с помощью генетического алгоритма. Лучший результат показан на Рисунке 3.5.

Кривая, построенная по результатам моделирования PV Array, меньше отличается от реальной по амплитуде, но больше по форме. Ошибка в точке максимальной мощности составляет 1,99%.

С точки зрения функции отслеживания точки максимальной мощности, такая ошибка является существенной и в дальнейшем может повлечь еще большую погрешность. Следовательно, можно сделать вывод, что использование данных моделей не является оптимальным решением.

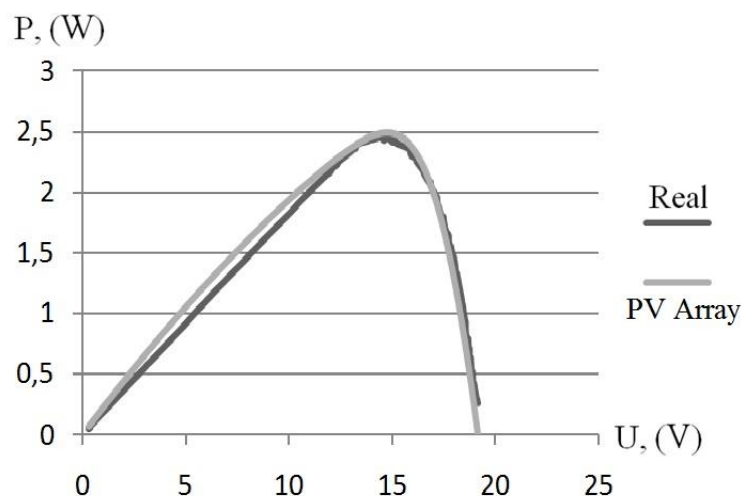


Рисунок 3.5 – Зависимость мощности солнечной батареи от напряжения. Real – исследуемая солнечная батарея, PV Array – модель солнечной батареи

3.3. Модель солнечной батареи на основе искусственной нейронной сети

В настоящее время исследование возможностей искусственных нейронных сетей (ИНС) и расширение их области применения является приоритетным направлением для многих исследователей.

ИНС предоставляет альтернативный способ решения сложных задач. ИНС при правильном выборе структуры может вычислять значения любой непрерывной функции с некоторой наперед заданной точностью.

Как выяснилось в предыдущих пунктах данной главы, зависимости, описывающие поведение реального солнечного элемента в различных условиях являются достаточно сложными и не могут быть точно воспроизведены с помощью обычно используемых аналитических уравнений и реализующей их стандартной модели. Нейронная сеть же не требует знания внутренних параметров солнечного модуля, быстро обучается, обладает способностью оптимизации и аппроксимации. Следовательно, ИНС можно применить для решения данной задачи. Ранее, искусственные нейронные сети уже использовались для прогнозирования параметров эквивалентной схемы замещения [79].

Целью создания искусственной нейронной сети в данной статье является имитация работы солнечной батареи. Для ее настройки в качестве обучающих данных используются ВАХ и ВВХ солнечного модуля при различных внешних условиях.

Определив количество входных и выходных нейронов, необходимо создать и обучить ИНС. В качестве функции оценки функционирования сети используется средняя квадратичная ошибка (MSE) или Performance. Более подробно создание ИНС было описано во второй главе данного исследования.

В данной работе была создана многослойная нейронная сеть прямого распространения, которая широко используется для поиска закономерностей и классификации образов. Данная нейронная сеть содержит три нейрона во входном слое (на них подаются сигналы об освещенности, температуры,

напряжения солнечной батареи соответственно), один скрытый слой, содержащий двадцать пять нейронов и один выходной нейрон. Топология искусственной нейронной сети показана на Рисунке 3.6.

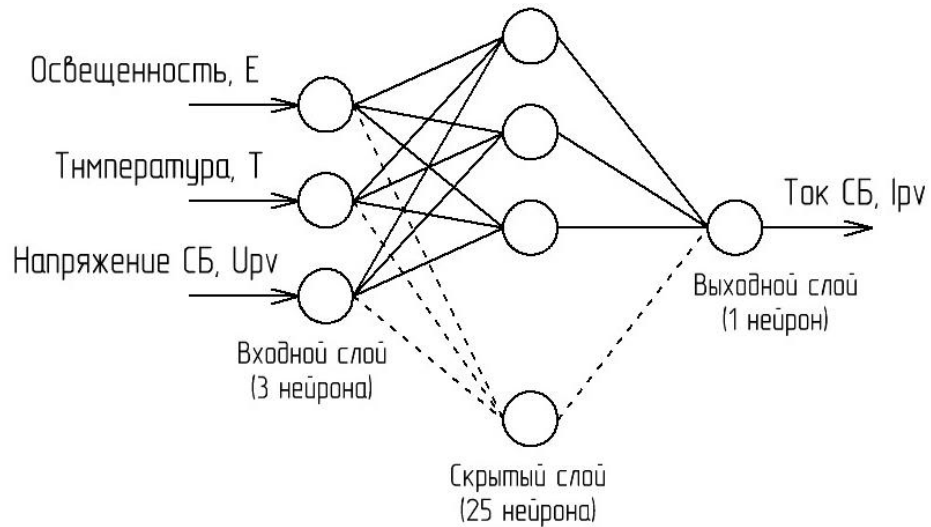


Рисунок 3.6 – Топология ИНС для реализации модели СБ

Для оценки достоверности результатов работы сети использовалось сравнение вольт-амперных характеристик, полученных при использовании искусственной нейронной сети с реальными вольт-амперными характеристиками. Для этого проведено моделирование в программном обеспечении Matlab. Структурная схема показана на рисунке 3.7.

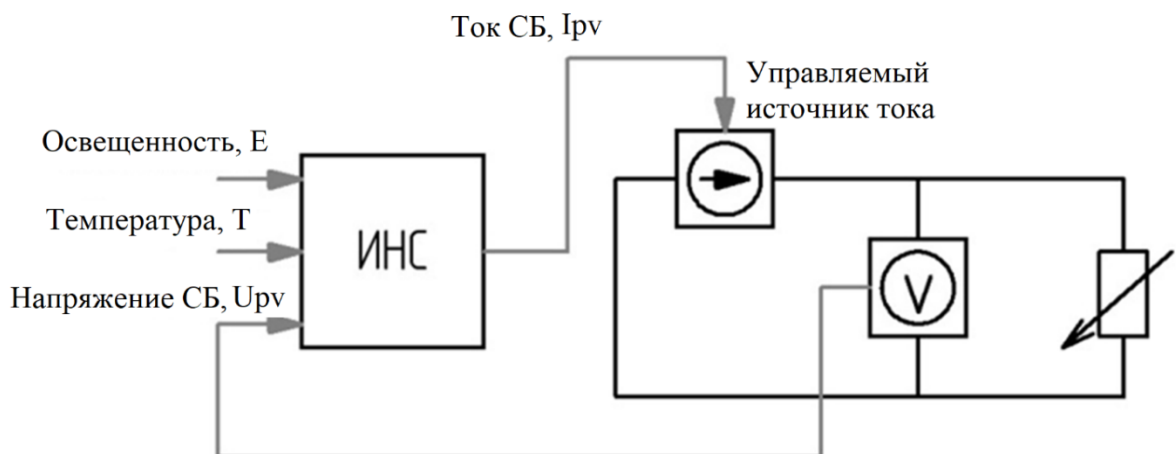


Рисунок 3.7 – Структурная схема

ИНС на выходе формирует ток солнечной батареи, который по цепи управления передается на управляемый источник тока, формируя в схеме необходимый ток. В качестве нагрузки используется переменный резистор.

Результат моделирования показан на Рисунке 3.8. Как видно, характеристика имитационной модели довольно точно совпадает с реальной характеристикой солнечного модуля. Ошибка в точке максимальной мощности составляет 0,18%. На рисунке относительная ошибка увеличена в десять раз для наглядности.

Моделирование ИНС показало, что предлагаемая имитационная модель хорошо справляется со своей задачей. Как показали результаты моделирования, напряжение в точке максимальной мощности может быть предсказано достаточно точно.

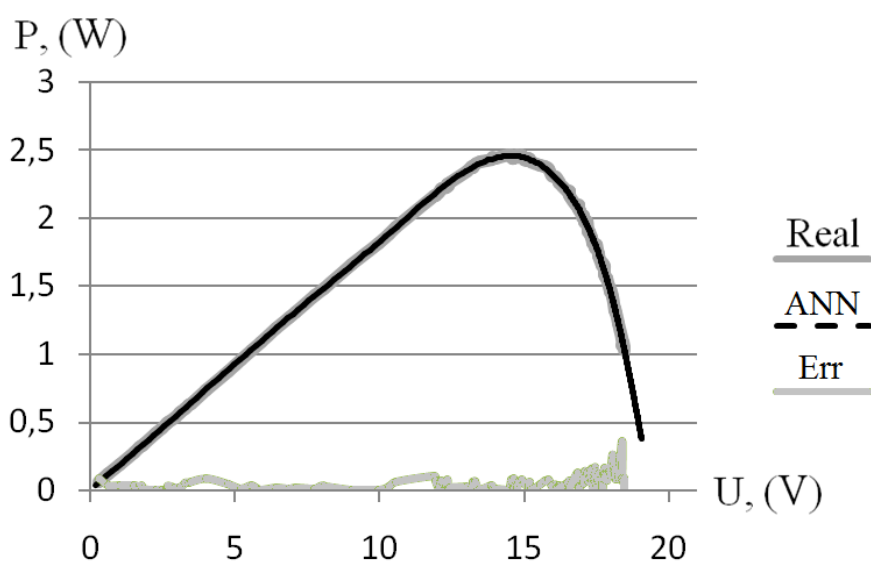


Рисунок 3.8 – Зависимость мощности солнечной батареи от напряжения. Real – исследуемая солнечная батарея, ИНС – имитационная модель солнечной батареи, основанная на искусственной нейронной сети, Err - относительная ошибка, увеличенная в 10 раз

3.4. Методика создания модели солнечной батареи на основе искусственной нейронной сети

Для того, чтобы создать модель солнечной батареи на основе ИНС необходимо сделать следующее:

1. В качестве входных параметров для искусственной нейронной сети предлагается использовать освещенность, температуру и напряжение солнечной батареи. В данной задаче освещенность использовать необходимо т.к. значение освещенности очень сильно влияет на выходной параметр солнечной батареи, которым будет являться мгновенное значение тока СБ;

2. В качестве выходного параметра для искусственной нейронной сети предлагается использовать ток солнечной батареи. В качестве выходного параметра был определен именно ток СБ.

3. Количество вольт-амперных характеристик – 20 ВАХ по 100-200 точек в каждой;

При этом «зашумленность» данных должна быть минимальной. Массив вольт-амперных характеристик должен быть разделен на обучающую и тестовую выборки, где 80% - обучающая выборка, 20% - тестовая выборка.

7. Выбор топологии сети. Для данной задачи достаточной является трехслойная сеть с одним скрытым слоем. В качестве функции активации использовать функцию Эллиотта. Алгоритм обучения – Левенберга –Марквардта.

4. Количество нейронов для реализации, когда средняя квадратичная ошибка равна $1E-5$ – 25 нейронов;

Если такая точность не требуется, то можно уменьшать количество нейронов, а случае увеличения точности – увеличивать количество нейронов.

5. Обучение Искусственной нейронной сети должно проходить в 100 итераций. При этом на каждой итерации должна осуществляться проверка работы ИНС на тестовой выборке. Наилучшая сеть должна быть сохранена.

Выводы по третьей главе

В третьей главе в результате выполненных исследований разработана и описана методика создания модели солнечной батареи на основе искусственной нейронной сети, которая позволяет, при соблюдении всех пунктов, создать и обучить искусственную нейронную сеть для задачи имитации поведения солнечной батареи. В результате работы, в программном обеспечении Matlab создана искусственная нейронная сеть, которая с высокой точностью может воспроизвести вольт-амперные и вольт-ваттные характеристики солнечной батареи.

Преимуществом использования искусственной нейронной сети является:

1. Быстрота обучения: нейронная сеть, даже при достаточно большом количестве входных сигналов, может быть обучена очень быстро и на обычном компьютере, тогда как использование генетического алгоритма увеличивает время настройки модели солнечного модуля на несколько часов;

2. Возможность обучения ИНС при наличии "зашумленных" входных сигналов. Так как искусственная нейронная сеть обладает способностью оптимизации и аппроксимации, тогда как генетический алгоритм может не справиться с данной задачей;

3. При использовании ИНС нет необходимости подбора нескольких параметров солнечной батареи. Нейронная сеть создается на основе уже имеющихся характеристик солнечной батареи;

4. Данная нейронная сеть может быть использована в качестве источника питания при моделировании систем электроснабжения с питанием от солнечных батарей. С таким источником, моделирование может осуществляться довольно точно.

Также в данную нейронную сеть нетрудно заложить функцию отслеживания точки максимальной мощности. В таком случае ИНС будет выполнять роль не только источника питания на этапе моделирования, но и может стать ключевым звеном системы управления.

В результате работы, в программном обеспечении Matlab создана искусственная нейронная сеть, которая позволяет проводить достаточно точное моделирование имитации солнечной батареи для исследования систем электроснабжения.

Был проведен эксперимент по настройке солнечных батарей, имеющихся в программном обеспечении Matlab с помощью генетического алгоритма. Результаты моделирования показали, что, в отличие от нейронной сети, модель солнечной батареи, настроенная с помощью ГА, воспроизводит характеристики солнечной батареи с существенно большей ошибкой 2,5 %.

Следовательно, имитационная модель, основанная на искусственной нейронной сети, хорошо справляется с поставленными задачами и может быть успешно использована при моделировании систем электроснабжения при питании от солнечных батарей.

ГЛАВА 4 АВТОНОМНАЯ СИСТЕМА ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ

4.1. Фотоэлектрическая система генерирования постоянного тока

В данной работе предлагается использовать в качестве преобразователя многопортовый преобразователь постоянного тока. Трехпортовый преобразователь содержит три так называемых порта. Два предназначены для подключения солнечной батареи и аккумуляторной батареи, а третий - для подключения нагрузки.

Структурная схема автономной системы электроснабжения с питанием от солнечных батарей показана на Рисунке 4.1.

Многопортовый преобразователь имеет ряд преимуществ перед автономными преобразователями, например меньшее количество компонентов, некоторые компоненты схемы являются общими для всех портов. В результате чего система имеет меньший вес и более компактную сборку, что приводит к уменьшению стоимости преобразователя. Кроме того, нет необходимости согласовывать преобразователи и передавать информацию между системами управления. Преимущества таких преобразователей подтверждены авторами [80]–[82].

Предлагаемая система преобразования электрической энергии от солнечных батарей содержит в себе канал регулирования тока солнечной батареи, канал заряда и канал разряда аккумуляторной батареи. Таким образом, данная схема выступает связующим звеном между солнечной батареей и аккумуляторной батареей, а также повышает выходное напряжение для дальнейшего преобразования в звене переменного тока.

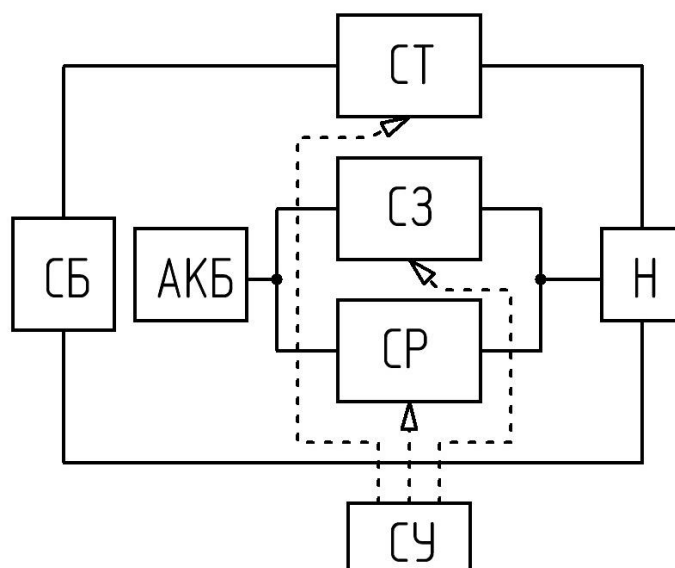


Рисунок 4.1 – Структурная схема автономной системы электроснабжения. СБ – солнечная батарея, СТ – канал стабилизации напряжения на нагрузке, СЗ – канал заряда аккумуляторной батареи, СР – канал разряда аккумуляторной батареи, АКБ – аккумуляторная батарея, СУ – система управления, Н – нагрузка

4.1.1. DC-DC преобразователь

В качестве преобразователя в данной работе предлагается схема регулятора напряжения, поддерживающего напряжение на шине на фиксированном уровне. Схема регулятора представлена на Рисунке 4.2.

Предлагаемая система электропитания и преобразования энергии содержит в себе регулятор тока солнечной батареи и регуляторы заряда-разряда аккумуляторной батареи. Таким образом, данная схема выступает связующим звеном между солнечной батареей и аккумуляторной батареей, а также повышает выходное напряжение для дальнейшего преобразования в звене переменного тока.

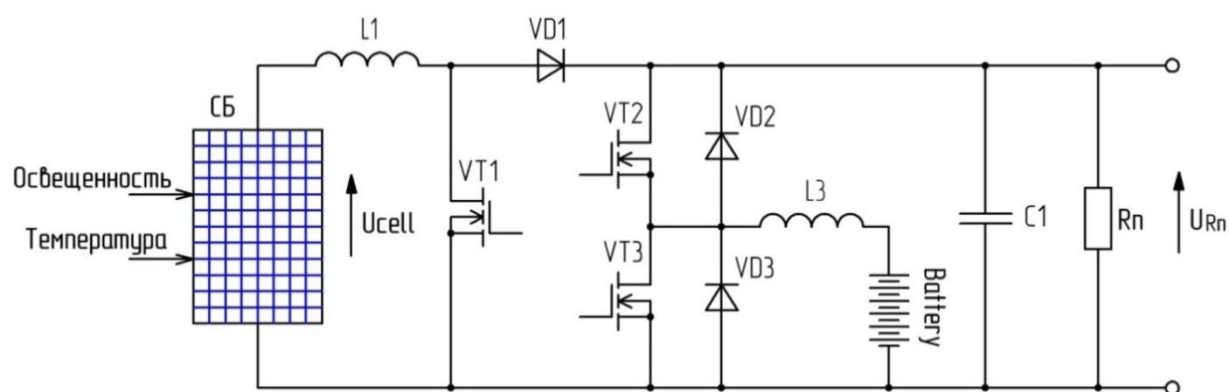


Рисунок 4.2 – DC/DC– преобразователь

Многопортовый преобразователь содержит три так называемых порта. Два служат для подключения солнечной и аккумуляторной батареи, а третий для подключения нагрузки. Такой преобразователь имеет ряд преимуществ над стандартными преобразователями, такие как меньшее количество компонентов т.к. некоторые компоненты схемы являются общими для всех портов, в результате система будет иметь более низкую массу и более компактную упаковку, что обеспечит более низкую стоимость преобразователя. Кроме того, нет необходимости согласования преобразователей и передачи информации между системами управления т.к. зачастую она проектируется общей. Данный преобразователь может работать по трем каналам в зависимости от того, на какой из транзисторов поступают управляющие импульсы.

А) Канал тока солнечной батареи

Схема замещения (Рисунок 4.3) представляет собой повышающий преобразователь. Следовательно, напряжение на нагрузке должно быть больше напряжения на солнечной батарее. Управление стабилизатором осуществляется посредством широтно-импульсной модуляции. Управляющие импульсы поступают на транзистор VT1.

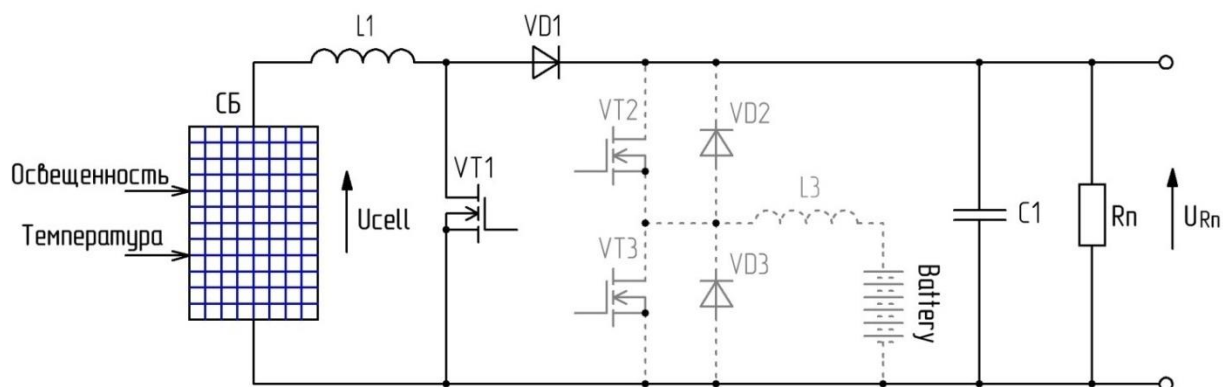


Рисунок 4.3 – Регулятор тока солнечной батареи

Данная схема содержит два коммутационных элемента (VT1, VD1) и два реактивных (L1, C1). На интервале накопления энергии в индуктивности транзисторный ключ разомкнут, напряжение солнечной батареи приложено к индуктивности. На интервале накопления происходит линейное нарастание тока индуктивности от нулевого уровня. При этом диод находится под обратным напряжением и закрыт, а емкость медленно разряжается на нагрузку. Интервалы накопления и отдачи энергии описываются следующими системами уравнений:

$$\begin{cases} L \frac{di_L(t)}{dt} = U_c(t) \\ C \frac{dU_c(t)}{dt} = -\frac{U_c(t)}{R} \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} L \frac{di_L(t)}{dt} - U_{in}(t) = -U_c(t) \\ i_L(t) - \frac{U_c(t)}{R} - C \frac{dU_c(t)}{dt} = 0 \end{cases} \quad (14)$$

где $L=L1$, $C=C1$, $U_{in}=U_{cell}$, $R=Rn$

Б) Канал заряда аккумуляторной батареи

Регулятор заряда, представленный на Рисунке 4.4, контролирует заряд аккумуляторной батареи в режиме изменяющегося, в зависимости от уровня освещенности, тока при одновременном поддержании напряжения на нагрузке. Коммутация транзистора VT2 регулирует ток, текущий в батарею.

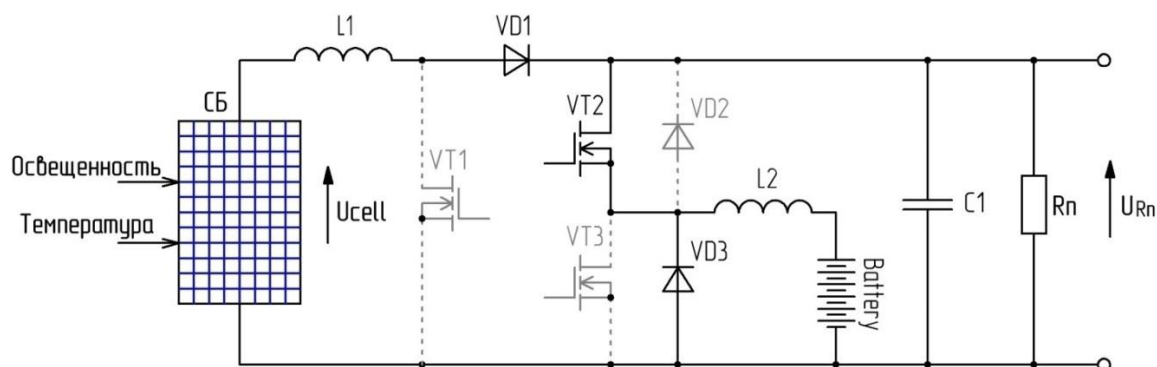


Рисунок 4.4 – Регулятор заряда аккумуляторной батареи

Зарядный ток уменьшается по мере накопления заряда, что позволяет избежать накопления газа в накопительных элементах, что в свою очередь повышает их время жизни. Таким образом, работа регулятора заряда аналогична работе стабилизатора, и вся избыточная энергия, производимая солнечной батареей, запасается в аккумуляторной батарее, что ведет к повышению эффективности системы в целом. Этапы преобразования описываются следующими системами уравнений:

$$\left\{ U_{in}(t) + L \frac{di_{L1}(t)}{dt} + L \frac{di_{L2}(t)}{dt} = U_{АКБ}(t) \right. \quad (15)$$

$$\begin{cases} L \frac{di_{L2}(t)}{dt} = -U_{АКБ}(t) \\ L \frac{di_{L1}(t)}{dt} + U_{in}(t) = -U_c(t) \\ i_L(t) - C \frac{dU_c(t)}{dt} - \frac{U_c(t)}{R} = 0 \end{cases} \quad (16)$$

где $L=L1$, $C=C1$, $U_{in}=U_{cell}$, $R=Rn$

С) Канал разряда аккумуляторной батареи

Регулятор заряда (Рисунок 4.5), представляет собой преобразователь, повышающий напряжение, получаемое от аккумуляторной батареи до уровня напряжения на нагрузке посредством коммутации ключа VT3.

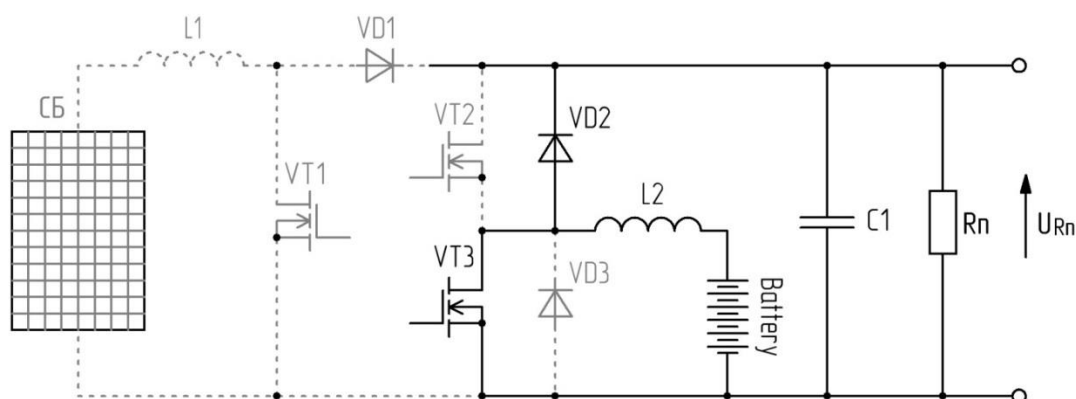


Рисунок 4.5 – Регулятор разряда аккумуляторной батареи

Напряжение от аккумуляторной батареи, как и в случае с каналом тока солнечной батареи, повышается до необходимого уровня и стабилизируется на нагрузке путем накопления энергии в индуктивности и коммутации силового ключа. Данные процессы описываются следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} L \frac{di_{L2}(t)}{dt} = U_c(t) \\ C \frac{dU_c(t)}{dt} = -\frac{U_c(t)}{R} \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} L \frac{di_{L2}(t)}{dt} - U_{AKB}(t) = -U_c(t) \\ i_{L2}(t) - \frac{U_c(t)}{R} - C \frac{dU_c(t)}{dt} = 0 \end{cases} \quad (18)$$

где $L=L2$, $C=C1$, $U_{in}=U_{cell}$, $R=Rn$

4.1.2. Настройка нейронной сети для преобразователя

Несмотря на преимущества трехпортового преобразователя, необходимо обеспечить своевременное переключение между рабочими каналами. Следовательно, проектирование системы управления становится наиболее сложной задачей.

Основным компонентом такой системы управления будет блок, обеспечивающий работу преобразователя в точке максимальной мощности, то есть система управления должна работать совместно с алгоритмом отслеживания точки максимальной мощности.

Поскольку характеристики солнечной панели нелинейные и максимальная мощность может быть достигнута только в одной точке. Чтобы извлечь максимальную мощность из фотоэлектрических панелей, независимо от погодных условий и величины нагрузки, необходимо работать с максимальной мощностью, чтобы обеспечить максимальную энергоэффективность. Следовательно, система управления, обеспечивающая функцию отслеживания точки максимальной мощности для всех уровней солнечного излучения, становится основным устройством для успешной работы автономных систем. Так как характеристики солнечной батареи нелинейные и максимальной мощности можно достигнуть

только в одной точке. Для извлечения максимальной мощности от фотоэлектрических панелей, независимо от погодных условий и нагрузки, необходимо работать в точке максимальной мощности, чтобы обеспечить максимальную энергоэффективность. Следовательно, система управления, обеспечивающая функцию отслеживания точки максимальной мощности для всех уровней солнечного излучения становится ключевым устройством для успешной эксплуатации автономных систем.

Нейронная сеть содержит входной слой, два скрытых слоя и один выходной. Входными данными сети являются: освещенность, температура, напряжение и ток солнечного модуля. Сигнал выходного нейрона равен напряжению, при котором достигается максимальная мощность солнечного модуля.

На Рисунке 4.6 показана общая архитектура ИНС, которая была использована при первоначальной настройке системы управления для упрощения задачи формирования управляющего сигнала.

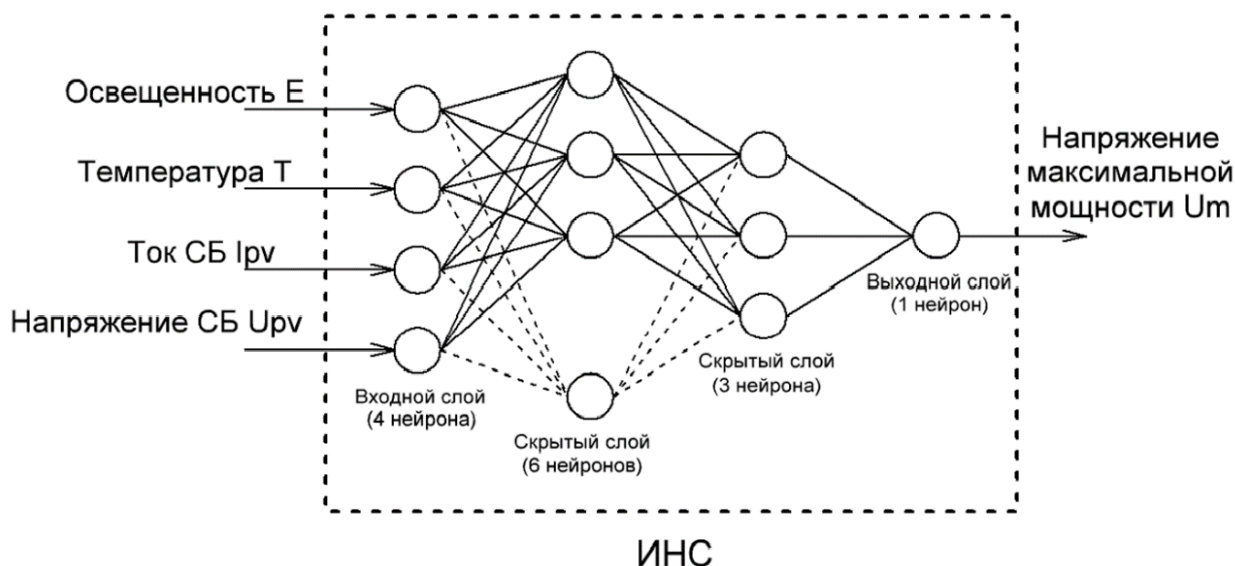


Рисунок 4.6 – Топология искусственной нейронной сети

Но, как было описано ранее, использование такой нейронной сети в системе управления предполагает использование дополнительных датчиков. В большей

степени это касается использования датчиков освещенности. Поскольку для правильной работы системы освещенность должна определяться достаточно точно, должно быть достаточное количество датчиков, установленных в правильном положении. Столкнувшись с этой проблемой, были предприняты попытки отказаться от датчика освещенности. Ток короткого замыкания имеет пропорциональную зависимость от освещенности, можно предположить, что данных о токе солнечной панели будет достаточно для корректной работы ИНС.

Таким образом, согласно улучшенной методики создания и обучения ИНС на вход нейросети поступают данные только о значениях температуры, напряжения и тока солнечной панели. Некоторые проблемы, возникшие в предыдущем исследовании, удалось избежать за счет увеличения объема обучающих данных и увеличения количества нейронов в скрытых слоях. Архитектура разработанной нейронной сети представлена на рисунке 4.7.

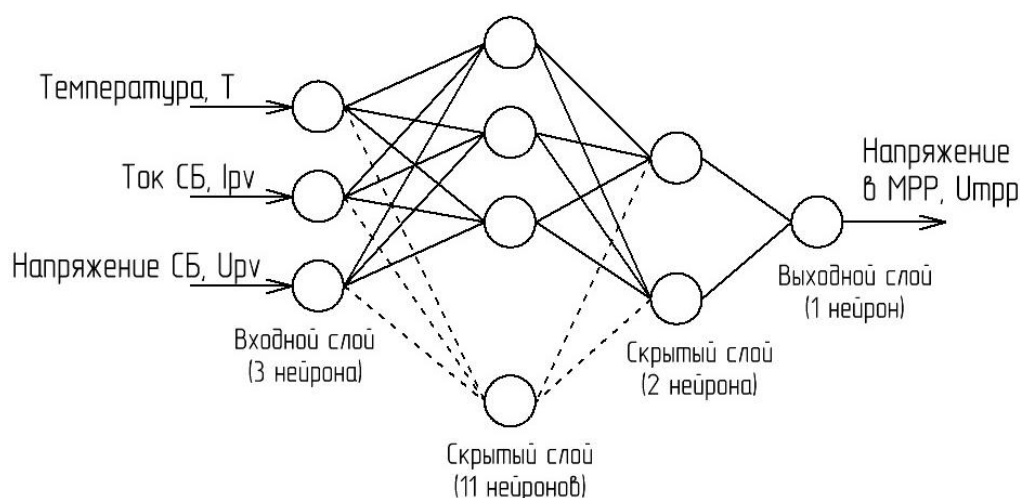


Рисунок 4.7 – Топология искусственной нейронной сети

4.1.3. Структура системы управления

Для эффективной работы преобразователя необходимо обеспечить отбор максимальной мощности солнечной батареи при работе любого из каналов. В зависимости от канала преобразователя работа системы управления была разделена на режимы в зависимости условий работы автономной системы в

целом. Условиями работы автономной системы являются: дневное время, когда солнечная батарея вырабатывает достаточное количество энергии для питания нагрузки; вечернее или пасмурное время, когда солнечной энергии недостаточно для обеспечения нагрузки необходимым количеством энергии; темное время суток, когда солнечная батарея не производит энергии.

Исходя из данных условий можно выделить четыре режима работы:

№1: Первый режим заключается в нахождении точки максимальной мощности солнечной батареи и стабилизация напряжения на нагрузке. С помощью искусственной нейронной сети производится оценка, какое количество энергии, получаемое от солнечной батареи, остается невостребованным и может ли быть подключена аккумуляторная батарея.

№2: Если имеется избыток энергии, получаемой от солнечной батареи, данная система позволяет «отдать» часть энергии в аккумуляторную батарею, подключая канал заряда АКБ. Система управления, руководствуясь данными, полученными от ИНС, обеспечивает плавный переход от режима №1 к режиму №2 для того, чтобы при подключении аккумуляторной батареи не возникло провалов напряжения на нагрузке. Энергетический приоритет остается у нагрузки, а излишки энергии, получаемые от солнечной батареи, запасаются в аккумулятор.

№3: В том случае, если освещенность начинает уменьшаться, система управления, получая сигнал задания от искусственной нейронной сети, постепенно снижает зарядный ток аккумуляторной батареи, чтобы не возникло перенапряжений на нагрузке. При этом происходит отбор максимальной мощности от солнечной батареи, а недостаток энергии восполняется с помощью аккумулятора.

№4: АКБ обеспечивает нагрузку стабилизированным напряжением необходимого уровня.

Упрощенная структура разработанной системы управления показана на Рисунке 4.8.

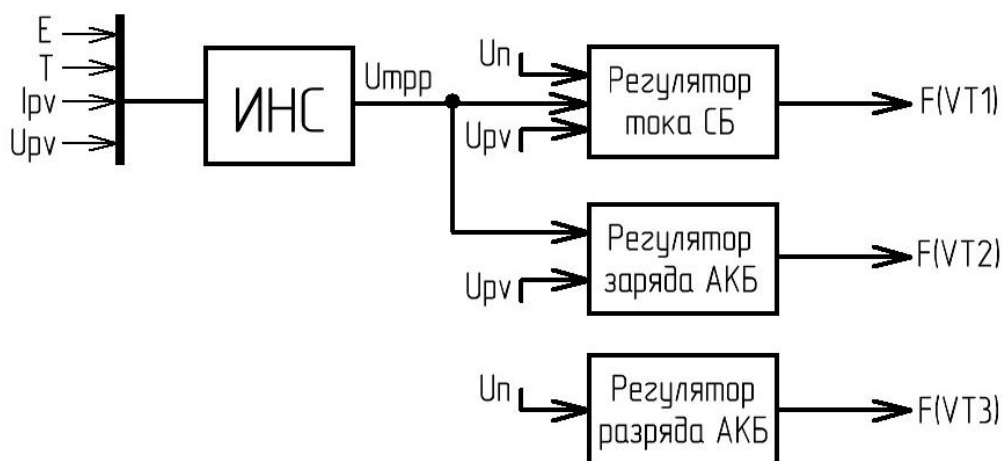


Рисунок 4.8 – Структура системы управления многопортовым преобразователем постоянного тока

4.1.4. Имитационная модель

Модель схемы силовых цепей и интеллектуальная система управления, реализованная на элементах программного обеспечения *Matlab*, представлена на Рисунках 4.9 и 4.10.

В системе управления имеется несколько основных блоков:

1. Блок искусственной нейронной сети. ИНС обеспечивает режим отслеживания точки максимальной мощности. На вход сети поступают сигналы, соответствующие условиям, в которых находится солнечный модуль: температура, солнечное излучение, ток и напряжение на выходных зажимах солнечного модуля. Нейронная сеть формирует два сигнала: сигнал напряжения, соответствующего напряжению максимальной мощности и сигнал разницы между напряжением в точке максимальной мощности и реальным напряжением максимальной мощности солнечной батареи.

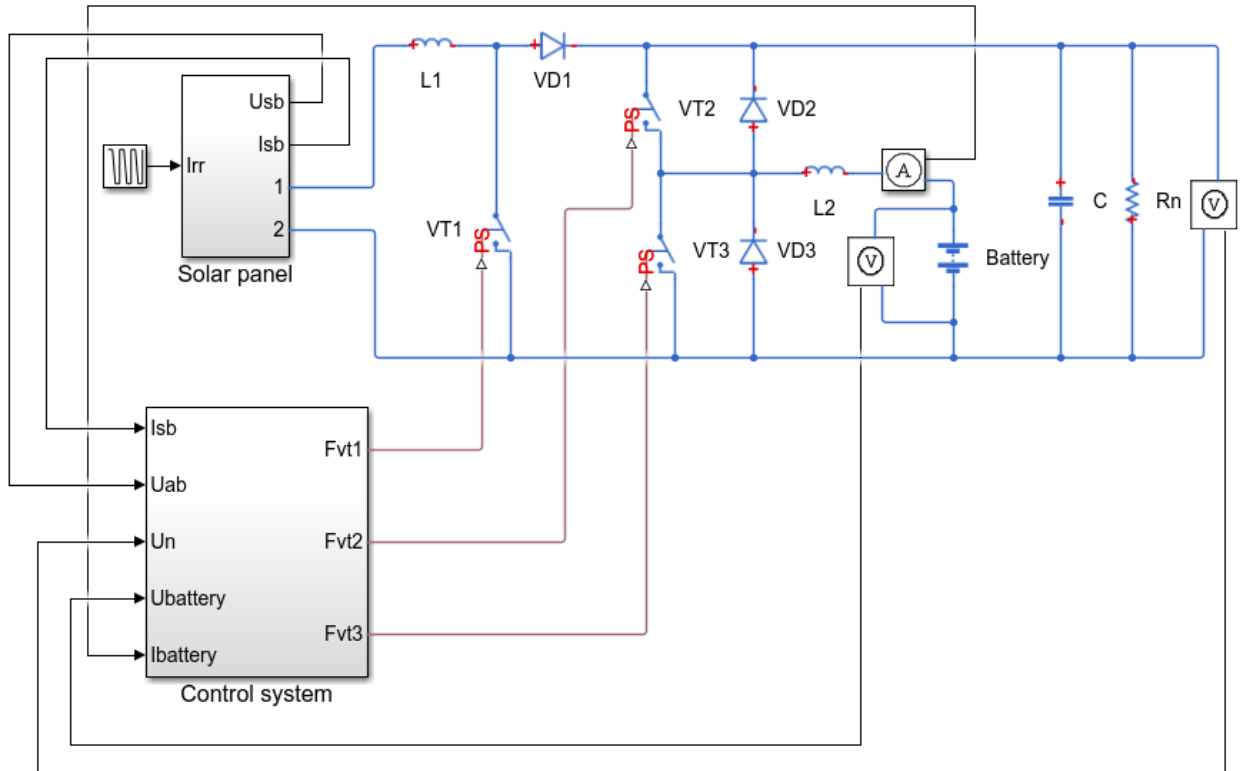


Рисунок 10 – Схема силовых цепей преобразователя

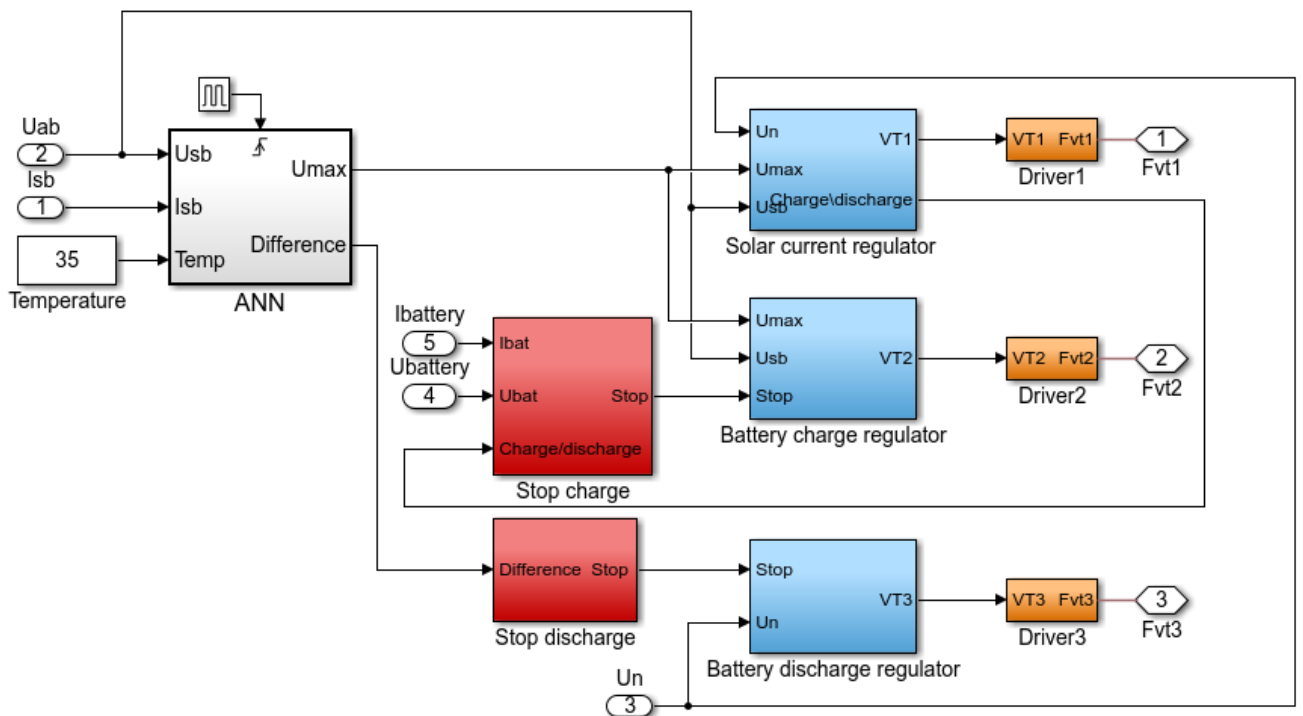


Рисунок 4.11 – Интеллектуальная система управления

2. Регулятор тока СБ. В данном блоке происходит сравнение сигнала ИНС с напряжением солнечной батареи и определяется режим работы схемы. Далее, блок ШИМ формирует импульсы управления, поступающие на транзистор VT1.

3. Регулятор заряда АКБ. Сравнивая напряжение на солнечной батарее с напряжением максимальной мощности ИНС, ШИМ формирует импульсы управления транзистором VT2, запасая в аккумулятор избыток энергии СБ.

4. Регулятор разряда АКБ. Выполняет функцию стабилизации напряжения на нагрузке при питании от аккумулятора.

5. Также в системе управления имеются блоки запрета заряда и разряда, обеспечивающие защиту от перезаряда или полного разряда аккумуляторной батареи, что значительно продлевает срок службы АКБ.

4.1.5. Результаты имитационного моделирования

В качестве результатов численного эксперимента приведены диаграммы токов и напряжение для основных режимов работы схемы.

На Рисунке 4.12 показаны временные диаграммы входного и выходного напряжения, а также ток аккумуляторной батареи. Этим условиям соответствуют уровень освещенности $E = 500 \text{ Вт/м}^2$, температура $T = 35 \text{ }^\circ\text{C}$.

Анализируя полученные графики, можно утверждать, что данной освещенности достаточно для стабилизации напряжения на уровне 24 В. Излишки энергии запасаются в аккумуляторную батарею. напряжение питания, получаемое с выхода нейронной сети, составляет $U_{MPPT} = 20,32 \text{ В}$. В этом случае напряжение на солнечной панели в установившемся режиме составляет $U_{sb} = 20,49 \text{ В}$. Таким образом, система забирает максимум энергии от солнечной панели с точностью 99,2%.

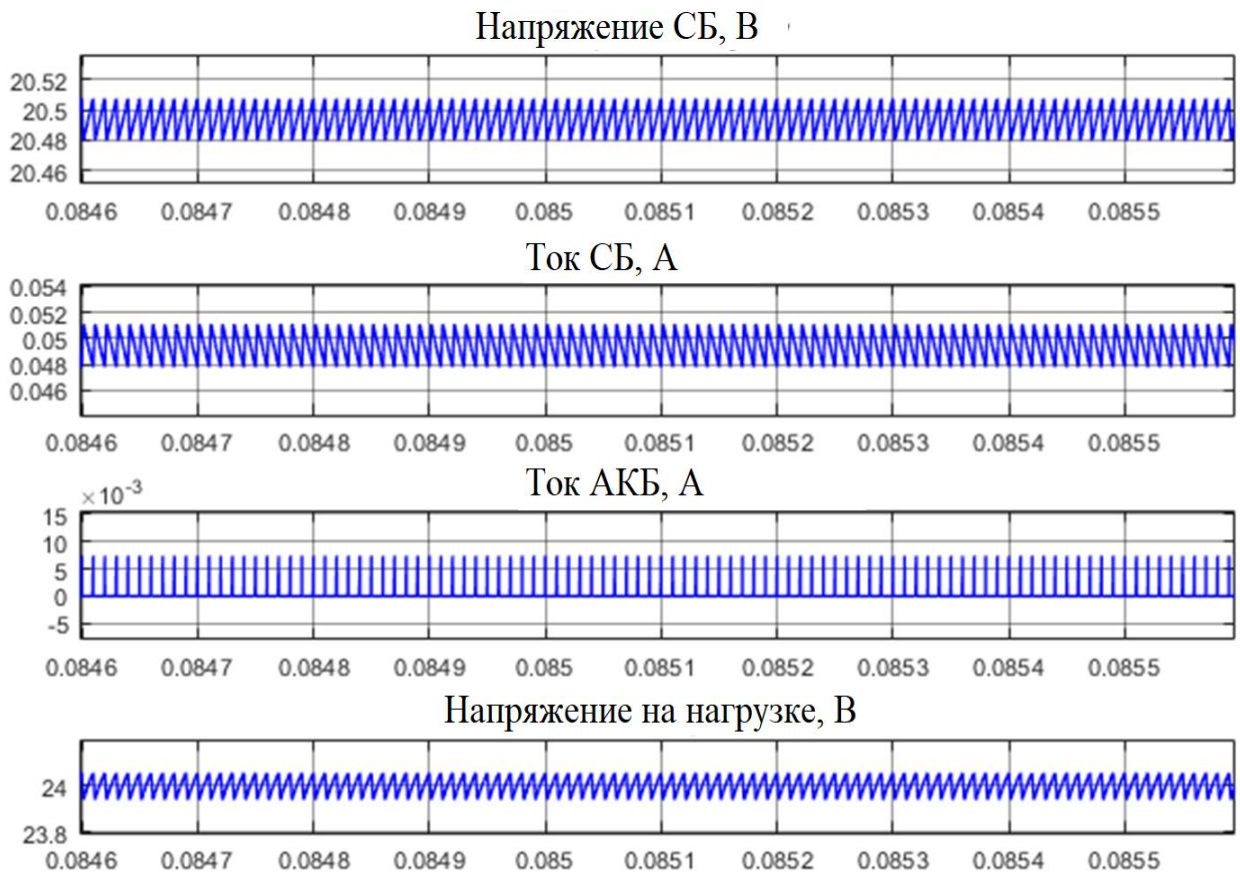


Рисунок 4.12 – Токи и напряжения основных элементов схемы

Далее, эксперимент проводился при переходе от низкого уровня освещенности к высокому. Как можно увидеть на Рисунке 4.13 на интервале t_1 при $E=180 \text{ Вт/м}^2$, напряжения на солнечной батарее недостаточно для питания нагрузки, следовательно, в работу включен второй канал. Т.е. потребность в энергии система восполняет подключением аккумуляторной батареи. В данном случае также происходит отбор максимальной мощности от солнечной батареи, и стабилизация нагрузки на уровне 24 В. Имитируя реальные условия, постепенно повышается освещенность до уровня $E=450 \text{ Вт/м}^2$ (интервал t_2). Выходное напряжение стабилизируется, система управления подключает канал заряда аккумуляторной батареи, тем самым запасая излишки энергии.

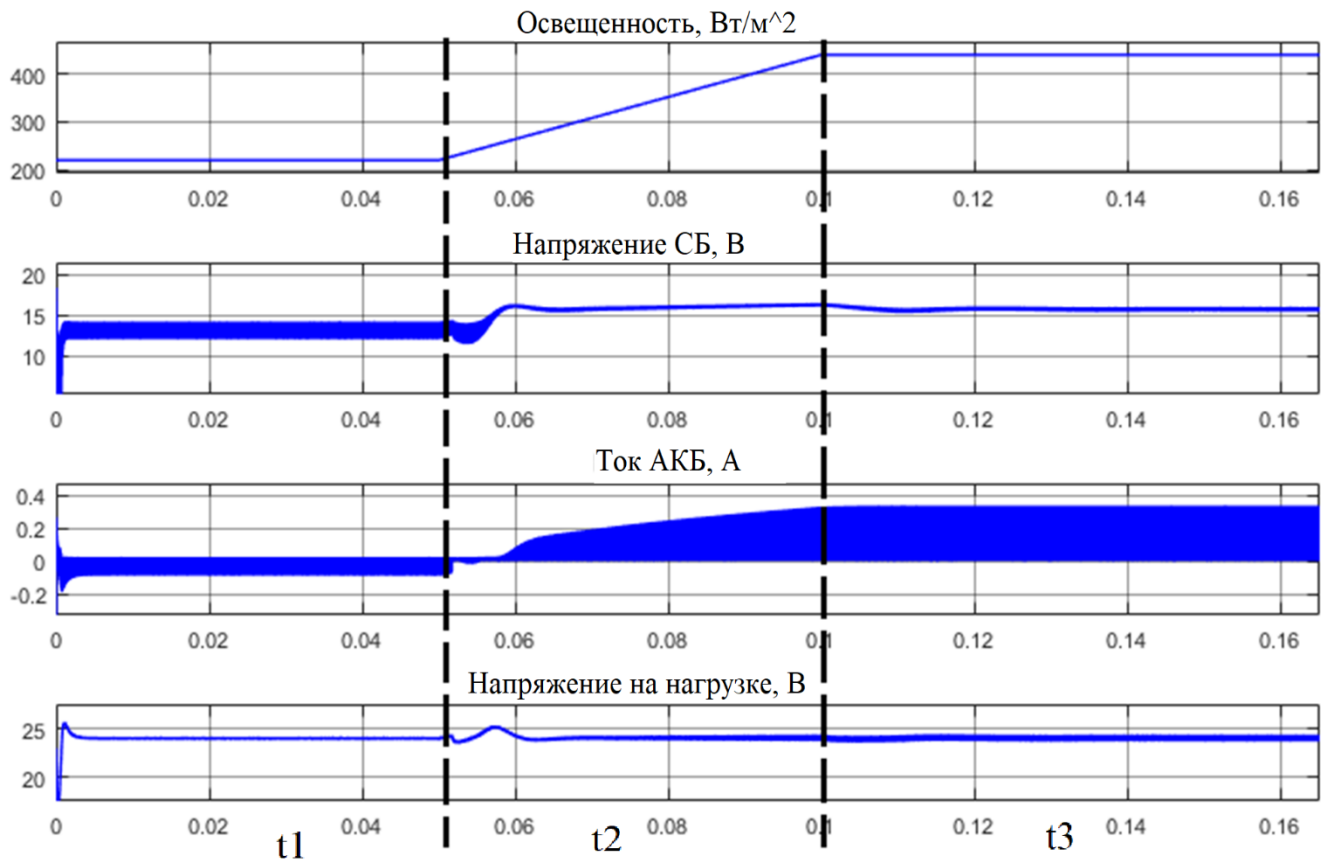


Рисунок 4.13 – Временные диаграммы токов и напряжений при увеличении освещенности

Рисунок 4.14 иллюстрирует снижение уровня освещенности до $E=500 \text{ Вт/м}^2$. В момент времени t_1 , когда освещенность высокая система управления запасает излишки энергии в АКБ, увеличивая зарядный ток. Моделируя реальные условия, освещенность постепенно снижалась до уровня $E = 360 \text{ Вт/м}^2$ (интервал t_2). Виден короткий переходный процесс менее 0,01 секунды, но, когда освещение стабилизируется, устанавливается выходное напряжение на нагрузке, система управления подключает канал зарядки аккумулятора, тем самым накапливая лишнюю энергию.

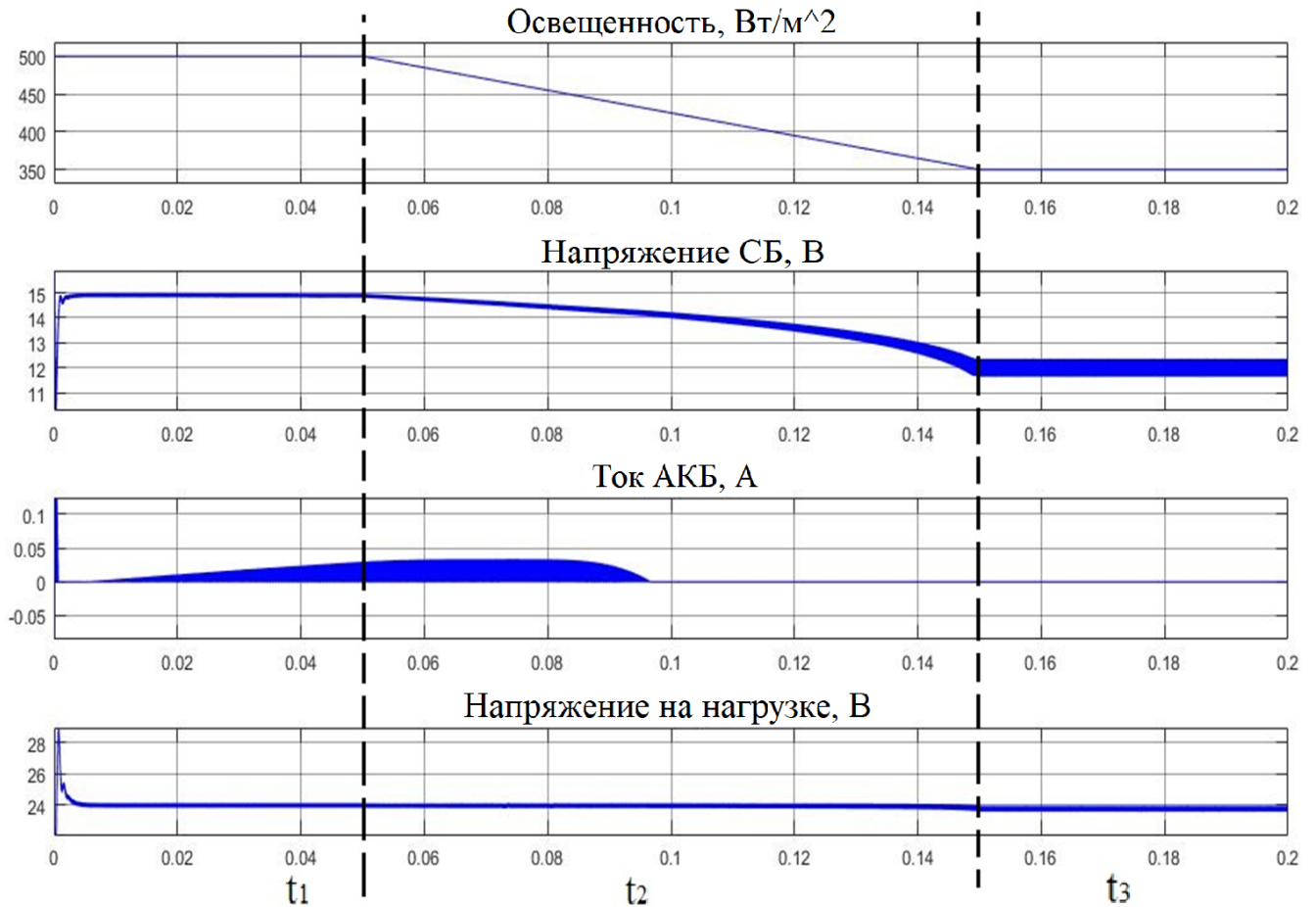


Рисунок 4.14 – Временные диаграммы при уменьшении освещенности

На Рисунке 4.15 показана реакция системы на скачкообразное изменение нагрузки.

Использование нейросетевых технологий позволяет с высокой точностью решать сложные задачи при динамическом изменении состояния системы.

Сравнивая данную систему управления с наиболее распространенными системами, также работающими на основе алгоритма отслеживания точки максимальной мощности (указаны во введении), можно сказать, что данная система управления по сравнению с алгоритмом «Возмущения и наблюдения» [50] наиболее точно определяет точку максимальной мощности, а по сравнению с алгоритмом «Возрастающей проводимости» [83] более быстро.

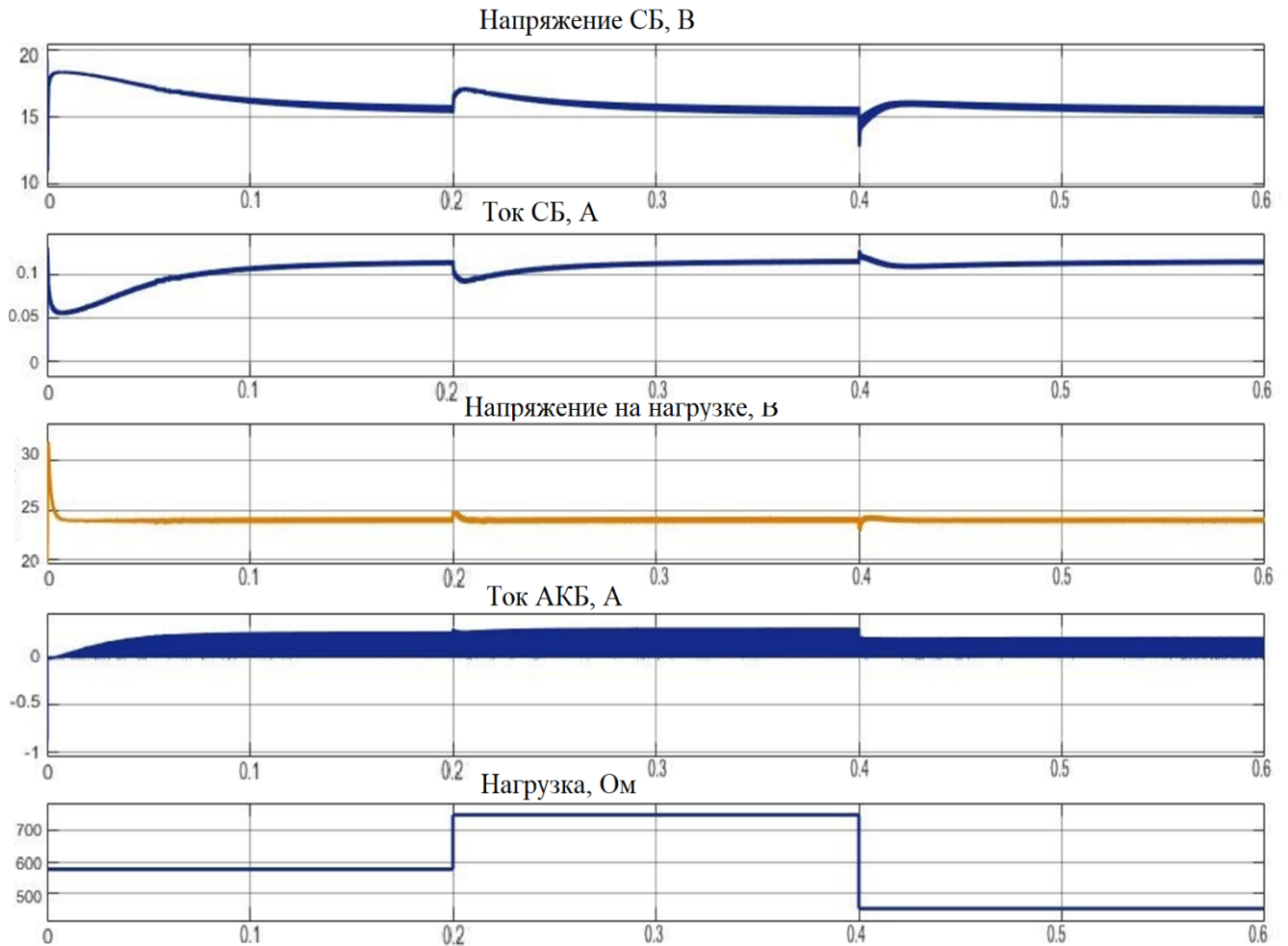


Рисунок 4.15 – Временные диаграммы при скачкообразном изменении нагрузки

При изменении установленной мощности системы управления настраиваются по-разному. Системы, работающие на основе алгоритмов «Возмущения и наблюдения» и «Возрастающей проводимости» не требуют перенастройки при изменении мощности.

Алгоритм «Напряжения холостого хода», при замене солнечных батарей на батареи другого типа, требует перерасчета коэффициента пропорциональности между напряжением холостого хода и напряжением максимальной мощности. Что касается системы управления, рассмотренной в данной статье, то если при повышении мощности автономной установки используются солнечные батареи одного типа, то, в зависимости от соединения, необходимо пропорционально уменьшить один из параметров ИНС. Если соединение последовательное, то уменьшается напряжение, а если параллельное – ток. Если же происходит замена

одного типа солнечных батарей на другие, то необходимо переобучить ИНС, заново собрав обучающие данные. Будучи один раз обучена, данная нейронная сеть может быть использована в различных устройствах для вычисления точки максимальной мощности.

Остальная часть автономной системы может быть достаточно просто рассчитана на любую установленную мощность.

4.1.6. Сравнение с классическими алгоритмами

Для сравнения системы управления для отслеживания точки максимальной мощности, с применением искусственной нейронной сети, с классическими алгоритмами был выбран режим стабилизации напряжения солнечной батареи в напряжении, соответствующем точке максимальной мощности, путем коммутации ключа VT1 (Рисунок 4.16).

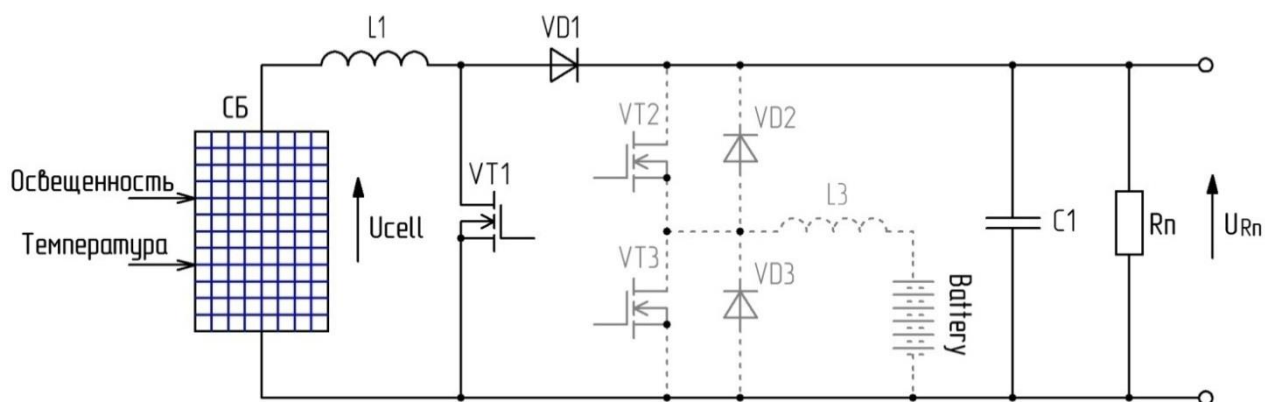


Рисунок 4.16 – Повышающий преобразователь

Для каждого из алгоритмов (P&O, INC, ИНС) было проведено два эксперимента:

1. При скачкообразном изменении освещенности;
2. При плавном изменении освещенности.

На рисунке 4.17 показаны графики при работе алгоритма «Возмущение и наблюдение». Из рисунков видно, что переходной процесс составляет около 5 мс. Затем освещенность скачком изменяется от 200 Вт/м^2 до 380 Вт/м^2 . Переходной

процесс составляет около 2 мс. Также можно отметить форму напряжения на нагрузке. Напряжение плавно нарастает до необходимого значения. Шаг алгоритма был выбран 0,001. Такой шаг счета значительно увеличивает время моделирования, но как можно увидеть на Рисунке 4.17, удается достичь точки максимальной мощности СБ довольно точно.

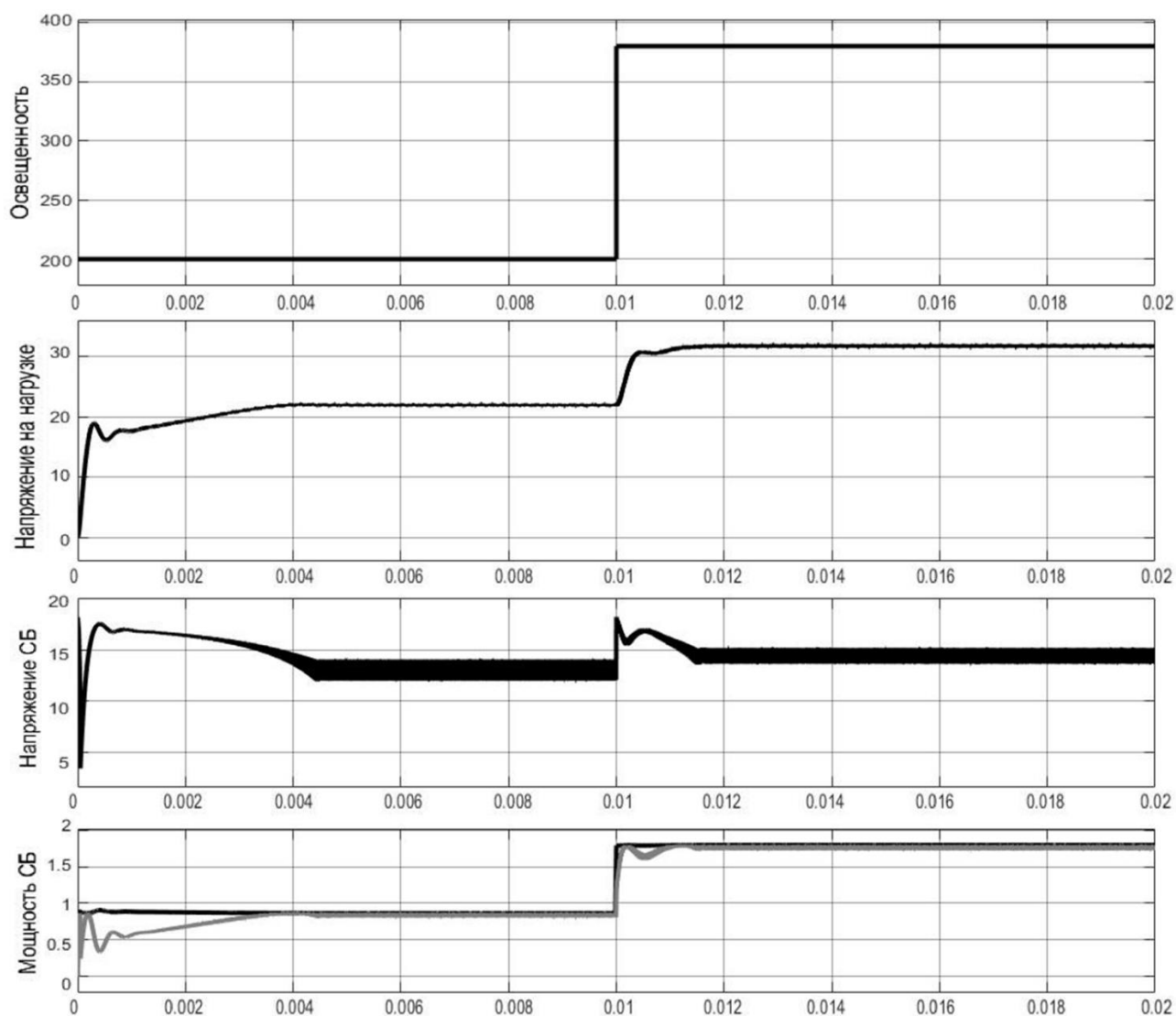


Рисунок 4.17 – Временные характеристики преобразователя при использовании алгоритма P&O при скачкообразном изменении освещенности

На Рисунке 4.18 показано плавное изменение освещенности. В данном случае, во время нарастания освещенности, из-за колебаний шага расчета алгоритма P&O напряжение на нагрузке имеет «ступенчатый характер». Такой

характер переходного процесса свидетельствует о колебаниях алгоритма вокруг точки максимальной мощности.

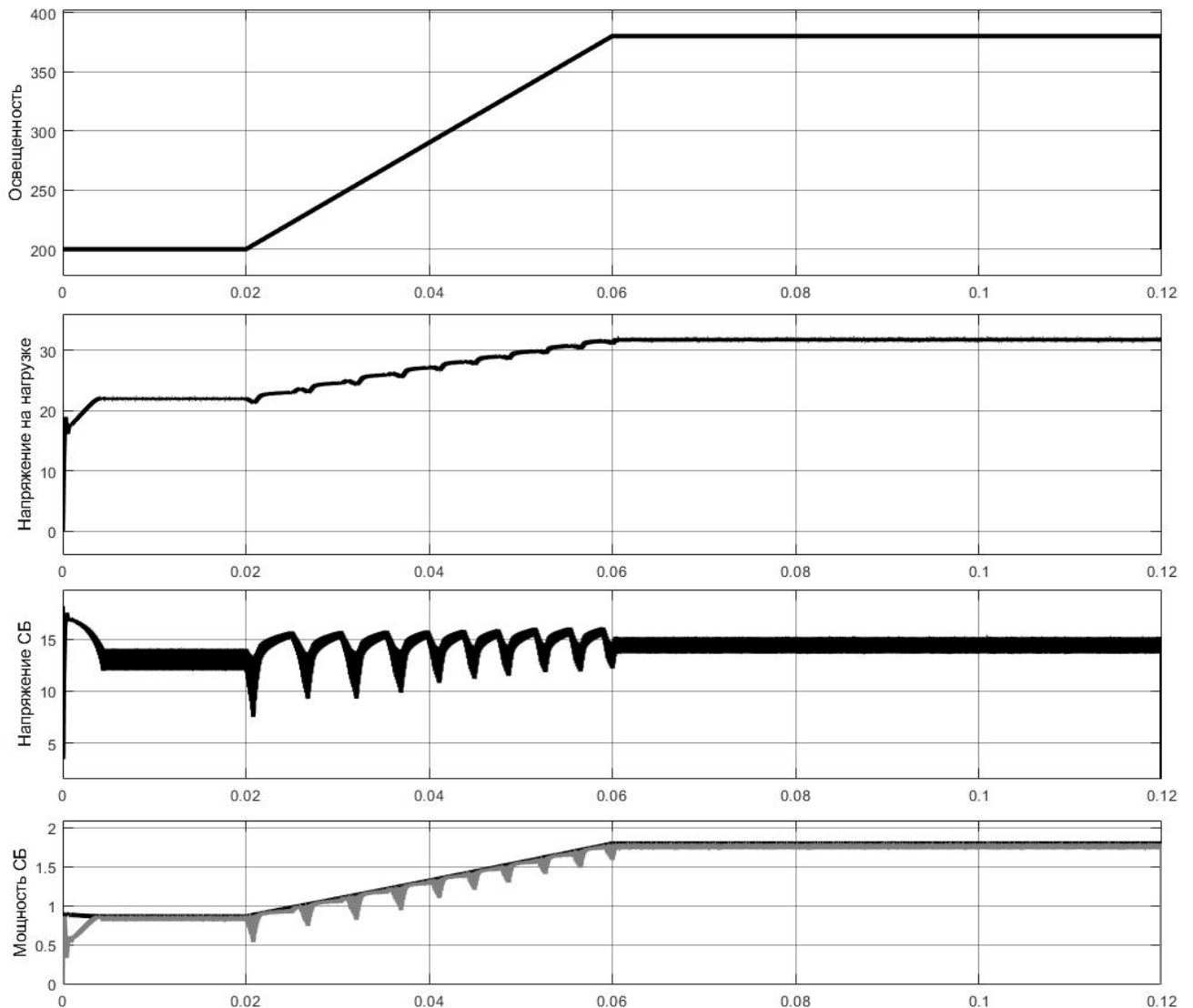


Рисунок 4.18 – Временные характеристики преобразователя при использовании алгоритма P&O и плавном изменении освещенности

На Рисунках 4.19 и 4.20 показаны временные диаграммы при различном изменении освещенности и отслеживанием точки максимальной мощности с помощью алгоритма «Возрастающей проводимости». Как можно заметить, характеристики практически полностью повторяют полученные при отслеживании с помощью алгоритма «Возмущение и наблюдение».

Стоит учитывать, что система управления для анализа алгоритмов, строилась без какой-либо «обвязки» (нет фильтров, PI-регуляторов и т.д.)

При работе метода «Возмущение и наблюдение» на Рисунке 4.19 можно увидеть волнообразные колебания мощности при плавной смене освещенности. Это наглядное подтверждение того, что во время работы классических алгоритмов поиска точки максимальной мощности система практически никогда не оказывается в точке оптимума. Всегда будет существовать ошибка равная, как минимум шагу счета алгоритма.

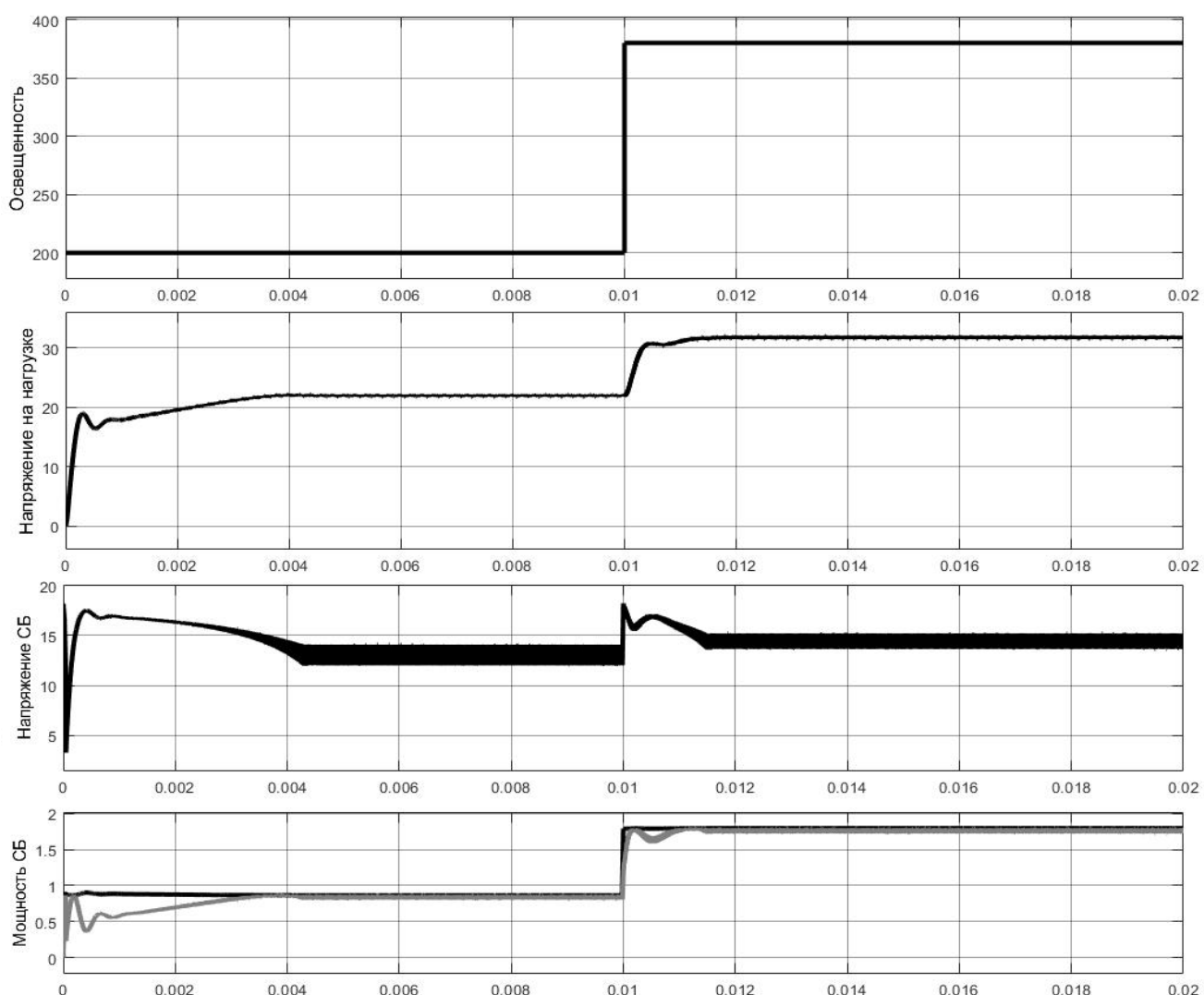


Рисунок 4.19 – Временные характеристики преобразователя при использовании алгоритма INC при скачкообразном изменении освещенности

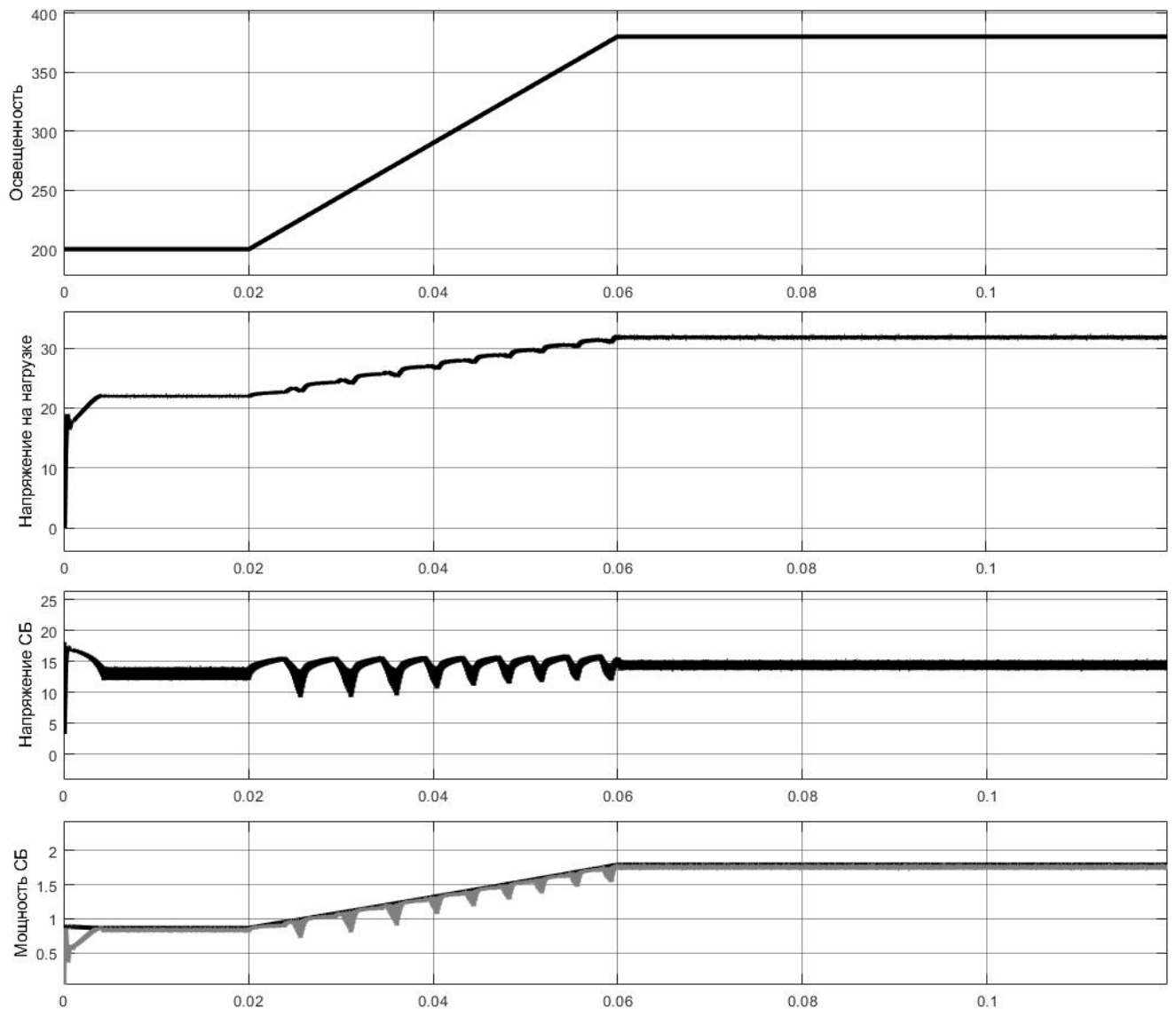


Рисунок 3.20. Временные характеристики преобразователя при использовании алгоритма «Возрастающей проводимости» при плавном изменении освещенности

В случае классических алгоритмов продолжительность переходного процесса зависит от шага расчета алгоритма. Чем больше шаг счета, тем быстрее переходные процессы, но тем менее точным будет результат отслеживания.

На Рисунках 4.21 и 4.22 показаны временные диаграммы при различном изменении освещенности и отслеживанием точки максимальной мощности с помощью искусственной нейронной сети. Как было указано ранее, ИНС мгновенно формирует выходной сигнал без движения к точке максимальной мощности. На рисунке 3.21 можно наглядно увидеть, как при этом сократился

переходной процесс. В напряжении на нагрузке отсутствуют серьезные переколебания.

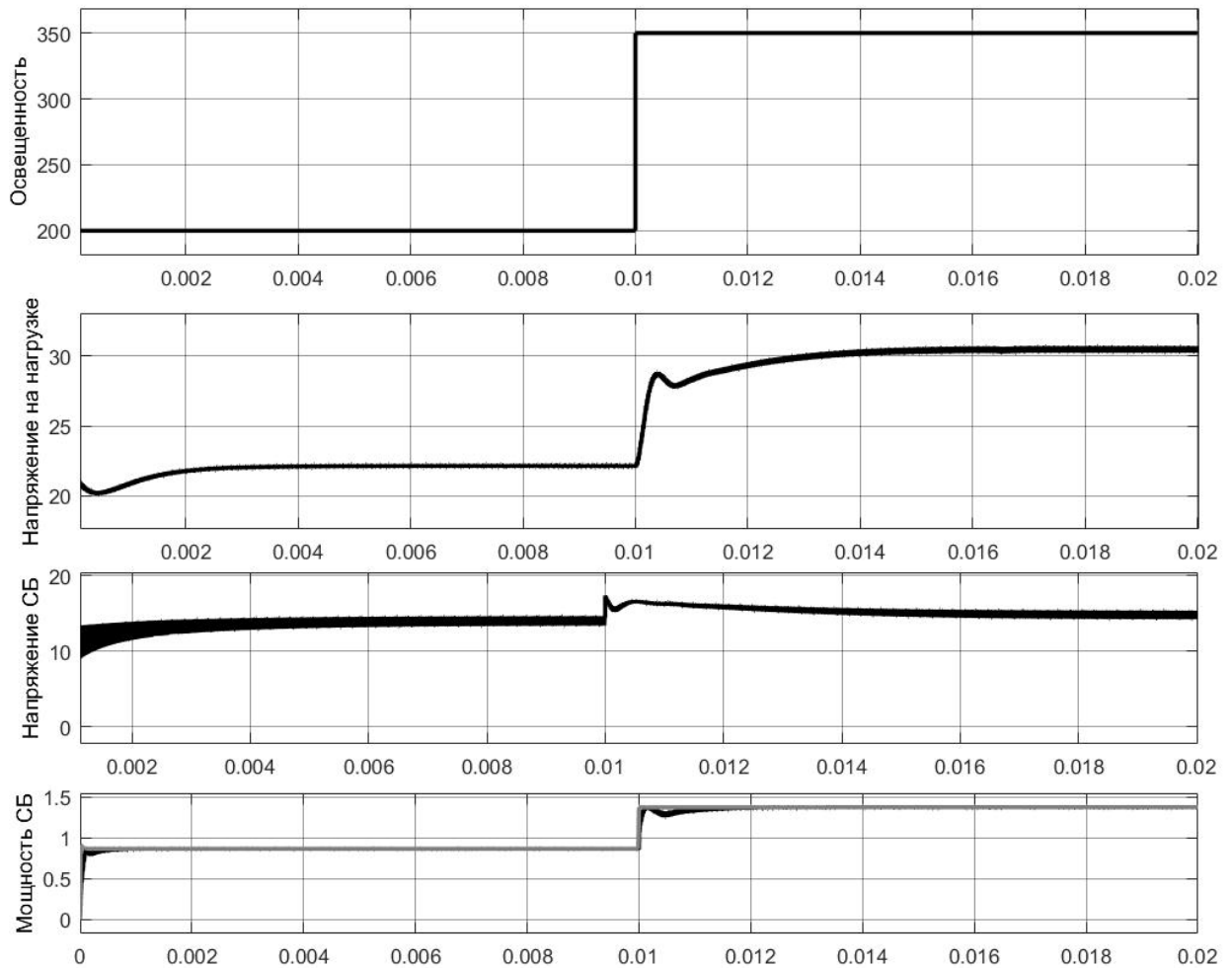


Рисунок 4.21 – Временные характеристики преобразователя при использовании искусственной нейронной сети и скачкообразном изменении освещенности

При плавном изменении освещенности (Рисунок 4.22) переходные процессы уже незначительны. Напряжение на нагрузке плавно возрастает с ростом освещенности, как и максимальная мощность СБ. Т.е. даже при росте освещенности система всегда находится в точке максимальной мощности солнечной батареи и в нагрузку идет максимальное количество энергии.

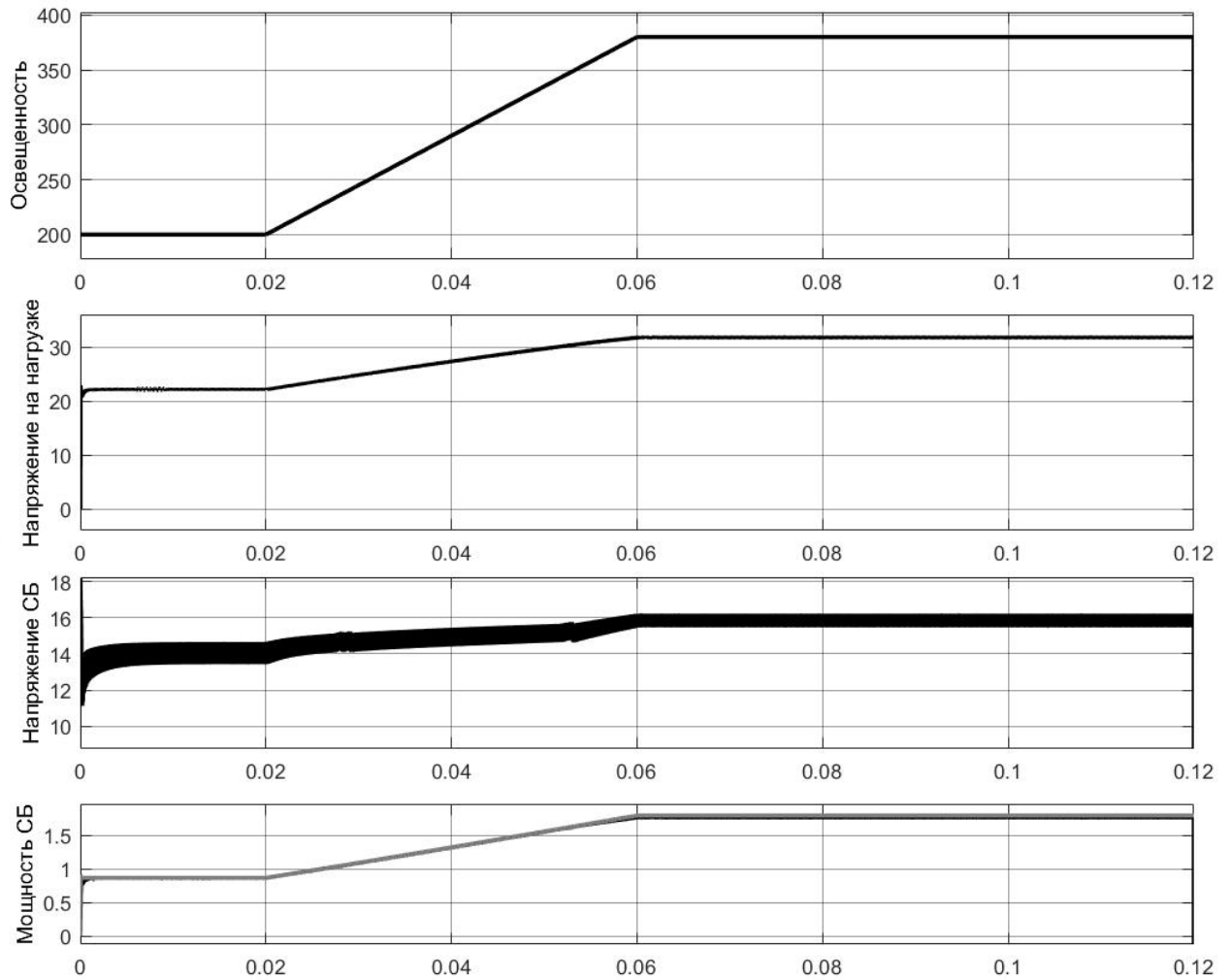


Рисунок 4.22 – Временные характеристики преобразователя при использовании искусственной нейронной сети и плавном изменении освещенности.

Отметим, что эксперимент проводился с использованием маломощной солнечной батареи и с увеличением мощности погрешность расчета по классическому алгоритму может увеличиваться. Тогда как нейронную сеть легко настроить на новые параметры.

4.2. Структура системы переменного тока

В этой части главы рассматривается система управления инвертором, на основе предложенного алгоритма управления с использованием искусственной нейронной сети.

Структура преобразователя и системы управления представлена на рисунках 4.23 и 4.24, соответственно.

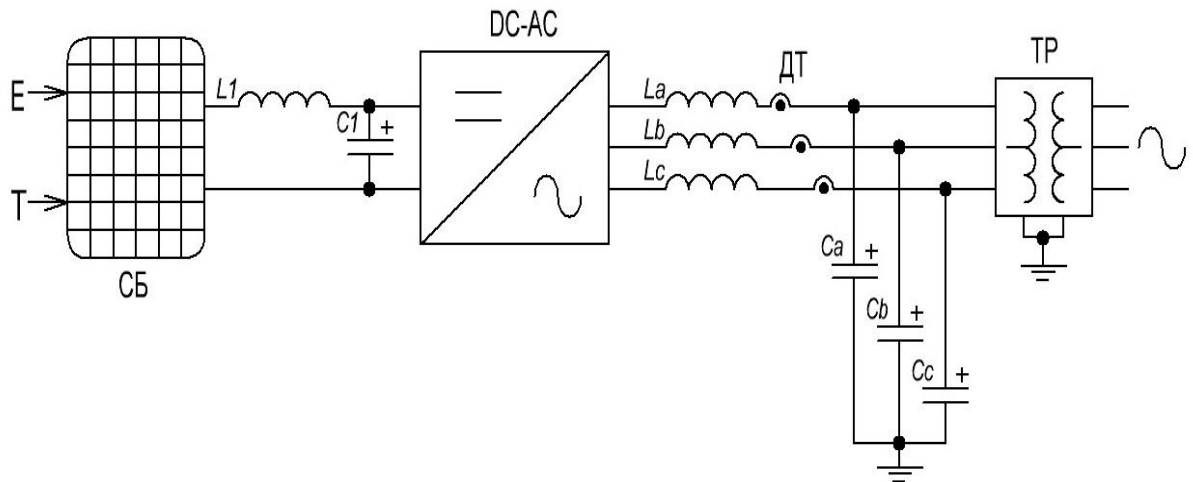


Рисунок 4.23 – Структура фотоэлектрической системы, соединенной с сетью

Согласно структуре системы управления, показанной на Рисунке 4.24, можно описать систему управления инвертором.

Система отслеживания точки максимальной мощности вступает в работу после преобразования координат из трехфазной системы ABC в ортогональную двухфазную систему dq. В разработанной системе используется три ИНС, по напряжению, по d координате и по q координате. Входными данными для нейронных сетей являются ток СБ, напряжение СБ, температура окружающей среды и напряжение сети (для того, чтобы избежать появления существенной ошибки при изменении напряжения сети).

Система управления содержит Блок входных переменных, соединенных с искусственными нейронными сетями и с блоком, реализующим алгоритм МРРТ. В свою очередь, искусственная нейронная сеть ANNU, через сумматор соединена с блоком переменных с умножителем. Далее, сигнал от умножителя, искусственной нейронной сети ANND и МРРТ-блока через сумматор соединяются с входом dq0-ABC.

Также в схеме присутствует преобразователь ABC-dq, который соединяется с PI-регулятором и регулятором нулевого значения. Далее, выходы искусственной

нейронной сети ANNQ и PI-регулятора соединяются через сумматор и вместе с внутренним регулятором нулевого значения соединяются с блоком dq0-ABC, который в свою очередь соединяется с ШИМ-модулятором.

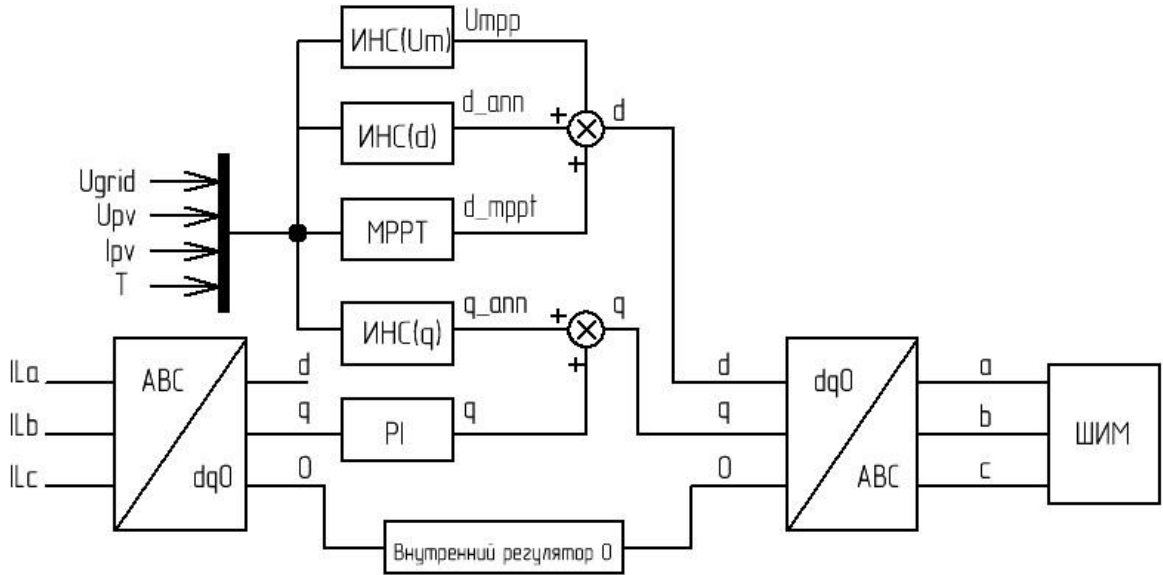


Рисунок 4.24 – Система управления преобразователем переменного тока

Формирование сигналов управления происходит в системе координат dq0. Для преобразования из системы координат ABC используется блок ABC-dq0, который из соответствующих токов формирует проекцию «d*» I_{Ld} , проекцию «q*» I_{Lq} и проекцию «0» I_{L0} обобщенного вектора выходного тока инвертора по формулам:

$$I_{Ld} = \frac{2}{3} \cdot \left(I_{LA} \cdot \cos(\omega \cdot t) + I_{LB} \cdot \cos\left(\omega \cdot t - \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) + I_{LC} \cdot \cos\left(\omega \cdot t + \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) \right) \quad (19)$$

$$I_{Lq} = \frac{2}{3} \cdot \left(I_{LA} \cdot \sin(\omega \cdot t) + I_{LB} \cdot \sin\left(\omega \cdot t - \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) + I_{LC} \cdot \sin\left(\omega \cdot t + \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) \right) \quad (20)$$

$$I_{L0} = \frac{1}{3} \cdot (I_{LA} + I_{LB} + I_{LC}), \quad (21)$$

где

I_{LA} , I_{LB} , I_{LC} – фазные значения выходных токов преобразователя;

ω – циклическая частота выходного напряжения;

t – время.

На выходе преобразователя получаем сигналы d^* , q^* , 0. Сигнал d^* в данной системе управления не используется, а остальные составляющие должны быть сведены к нулю.

Система управления построена на основе искусственных нейронных сетей ANND и ANNQ. Искусственные нейронные сети на выходе формируют аппроксимированное значение сигнала задания на величину управляющих сигналов d и q соответственно. Значения этих сигналов соответствуют режиму, когда мощность массива солнечных батарей достигает своего максимального значения при наличествующих внешних условиях. Формирование сигналов d и q , с помощью искусственных нейронных сетей, происходит практически мгновенно, за время формирования выходного сигнала нейронной сети, что увеличивает скорость работы системы управления и поиск максимальной мощности массива солнечных батарей.

Для формирования выходного сигнала нейронные сети должны получать входные данные. Для этого в системе управления выделен формирователь входных сигналов. В качестве входных данных для искусственных нейронных сетей используются данные о напряжении на одном из выходных конденсаторов, напряжении и токе массива солнечных батарей, температуре окружающей среды.

Искусственная нейронная сеть ANNU формирует напряжение, которое должно достигаться в точке максимальной мощности массива солнечных батарей в определенных условиях. Это значение напряжения будет являться сигналом задания. Данная связка блоков выполняет функцию пропорционального регулятора, включающего в себя нейронную сеть ANNU предназначенную для ускорения переходного процесса системы, сумматор, вычитающий реальное значение напряжения из сигнала задания, формируемого сетью и пропорциональный коэффициент.

Также в системе управления присутствует дополнительный блок реализующий алгоритм отслеживания точки максимальной мощности MPPT, задачей которого является коррекция значения d получаемого с выхода искусственной нейронной сети ANND. Данный блок может использовать любой алгоритм по поиску точки максимальной мощности солнечной батареи. Следовательно, использование искусственных нейронных сетей увеличивает скорость работы системы управления, а использование дополнительного алгоритма MPPT – точность. Итоговое значение управляющего сигнала d достигается путем сложения сумматором значений с выхода пропорционального звена, с выхода нейронной сети ANND и блока MPPT.

Составляющая q^* должна быть сведена к нулю. Для этого, управляющее значение q формируется с помощью искусственной нейронной сети ANNQ практически мгновенно, а точность определяется PI-регулятором, на который в качестве задания подается ноль. Итоговое значение управляющего сигнала q достигается путем сложения сумматором значений, получаемых с выхода нейронной сети ANNQ и PI-регулятора.

Также в схеме присутствует регулятор нулевой составляющей. В качестве которого может использоваться любой блок, обеспечивающий нулевое значение.

Итоговые значения $dq0$ в виде сигналов $U_{d.ref}$, $U_{q.ref}$, $U_{0.ref}$, поступают на обратный преобразователь $dq0$ -ABC, формирующий три модулирующих сигнала $U_{A.ref}$, $U_{B.ref}$, $U_{C.ref}$, согласно следующим формулам:

$$U_{A.ref} = U_{d.ref} \cdot \cos(\omega \cdot t) + U_{q.ref} \cdot \sin(\omega \cdot t) + U_{0.ref} \quad (22)$$

$$U_{B.ref} = U_{d.ref} \cdot \cos\left(\omega \cdot t - \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) + U_{q.ref} \cdot \sin\left(\omega \cdot t - \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) + U_{0.ref} \quad (23)$$

$$U_{C.ref} = U_{d.ref} \cdot \cos\left(\omega \cdot t + \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) + U_{q.ref} \cdot \sin\left(\omega \cdot t + \frac{2 \cdot \pi}{3}\right) + U_{0.ref} . \quad (24)$$

Далее формируются управляющие импульсы с помощью ШИМ-модулятора.

Для данной задачи выбран тип ИНС прямого распространения с одним скрытым слоем. ИНС имеет четыре входа и один выход. Число входов ИНС равно числу параметров, оказывающих существенное влияние на точку максимальной мощности массива солнечных батарей. При этом внутренний скрытый слой каждой ИНС состоит разного количества нейронов, что является оптимальным для данной задачи исходя из количества входных данных, их «зашумленности», точности предъявляемой к работе нейронной сети. Структура созданных и оптимизированных искусственных нейронных сетей представлены на Рисунках 4.25 – 4.27.

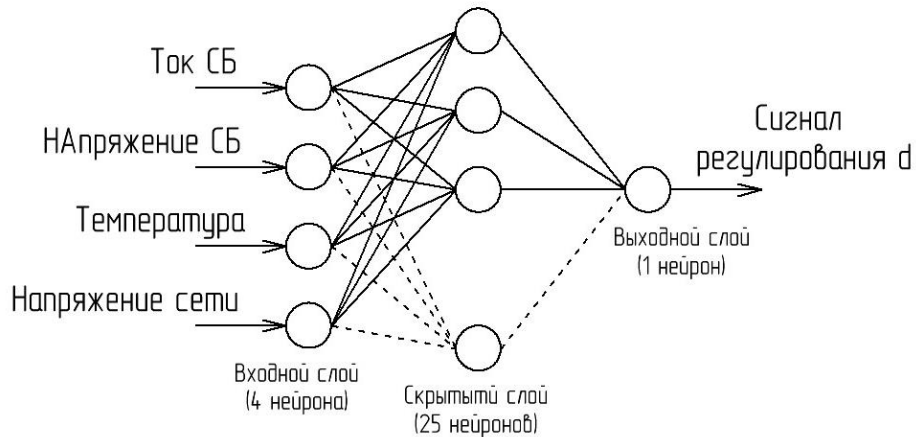


Рисунок 4.25 – Топология искусственной нейронной сети по координате d

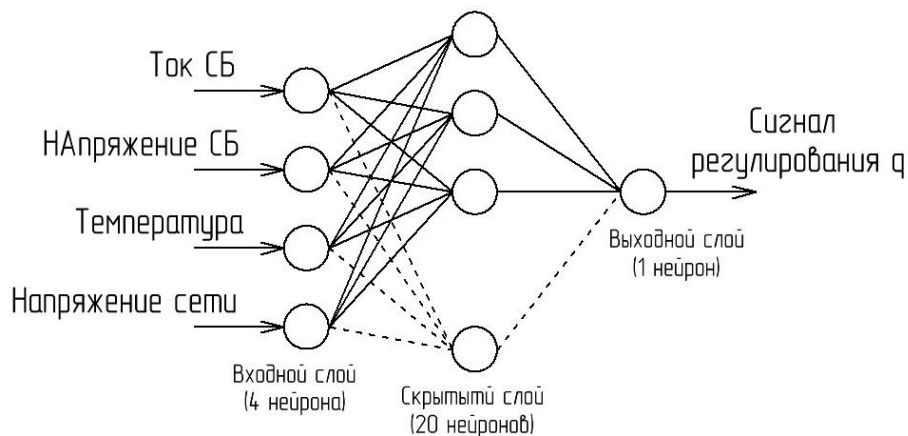


Рисунок 4.26 – Топология искусственной нейронной сети по координате q

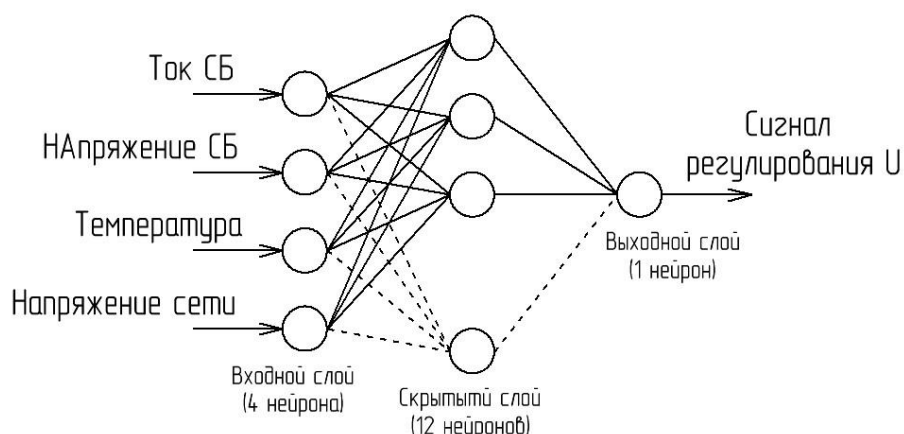


Рисунок 4.27 – Топология искусственной нейронной сети по координате U

4.3. Имитационная модель и основные характеристики

Компьютерная имитационная модель составлена для проверки работоспособности предложенной системы управления с интеллектуальным алгоритмом отслеживания точки максимальной мощности солнечных батарей и показана на Рисунках 4.28 и 4.29.

Для моделирования было использовано программное обеспечение Matlab Simulink и Neural Network Toolbox.

Был проведен эксперимент с изменением освещенности, по аналогии с экспериментом, проведенным для системы постоянного тока в первой части данной главы.

На рисунке 4.30 показаны ток, напряжение и мощность солнечной батареи при освещенности $E=500 \text{ Вт/м}^2$ и температуре $T=30 \text{ }^\circ\text{C}$.

В первый момент времени можно увидеть некоторый переходной процесс, который в большей степени связан с пуском преобразователя. Длительность переходного процесса 0.025 сек. Далее, мощность устанавливается в максимальном значении.

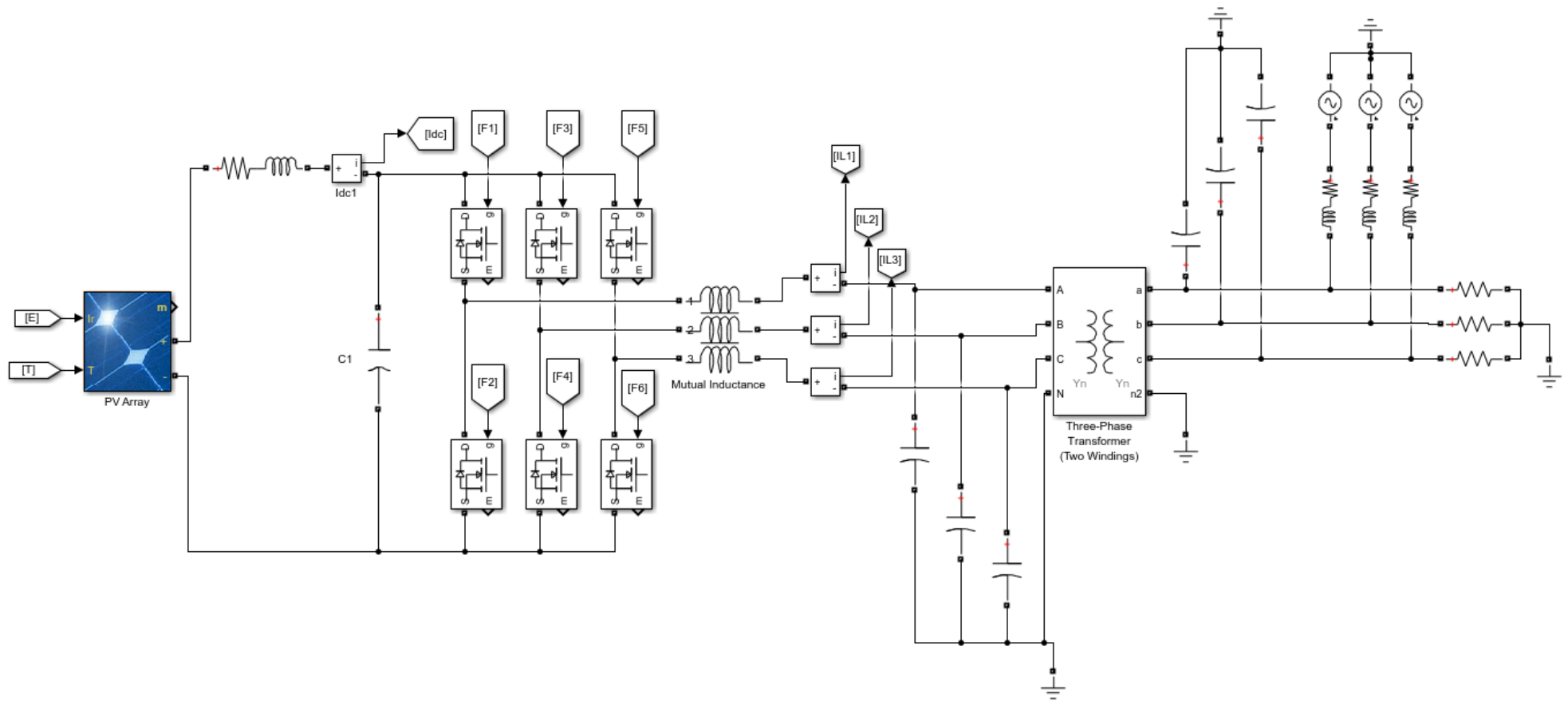


Рисунок 4.28 – Преобразователь переменного тока с питанием от солнечных батарей

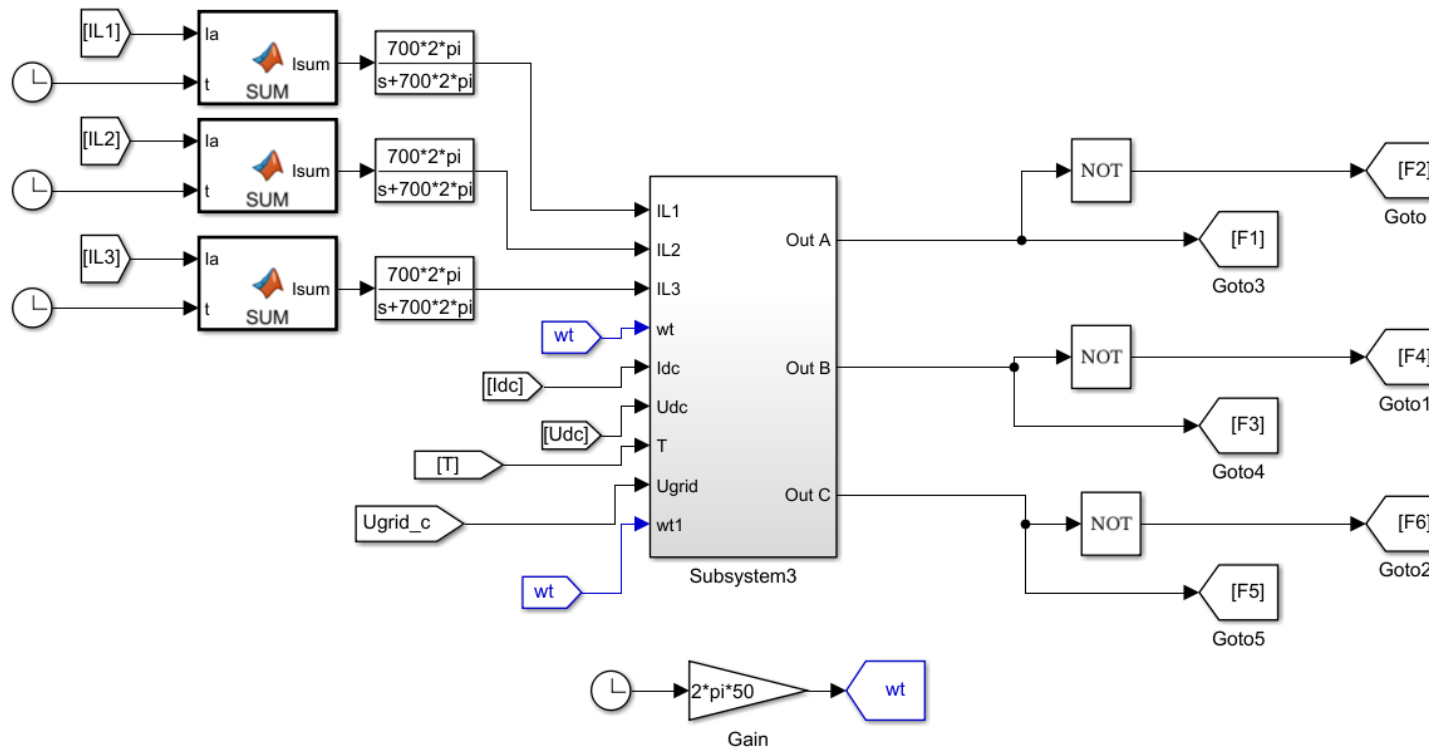


Рисунок 4.29 – Система управления преобразователем переменного тока

Основные сигналы системы управления показаны на Рисунке 4.31.

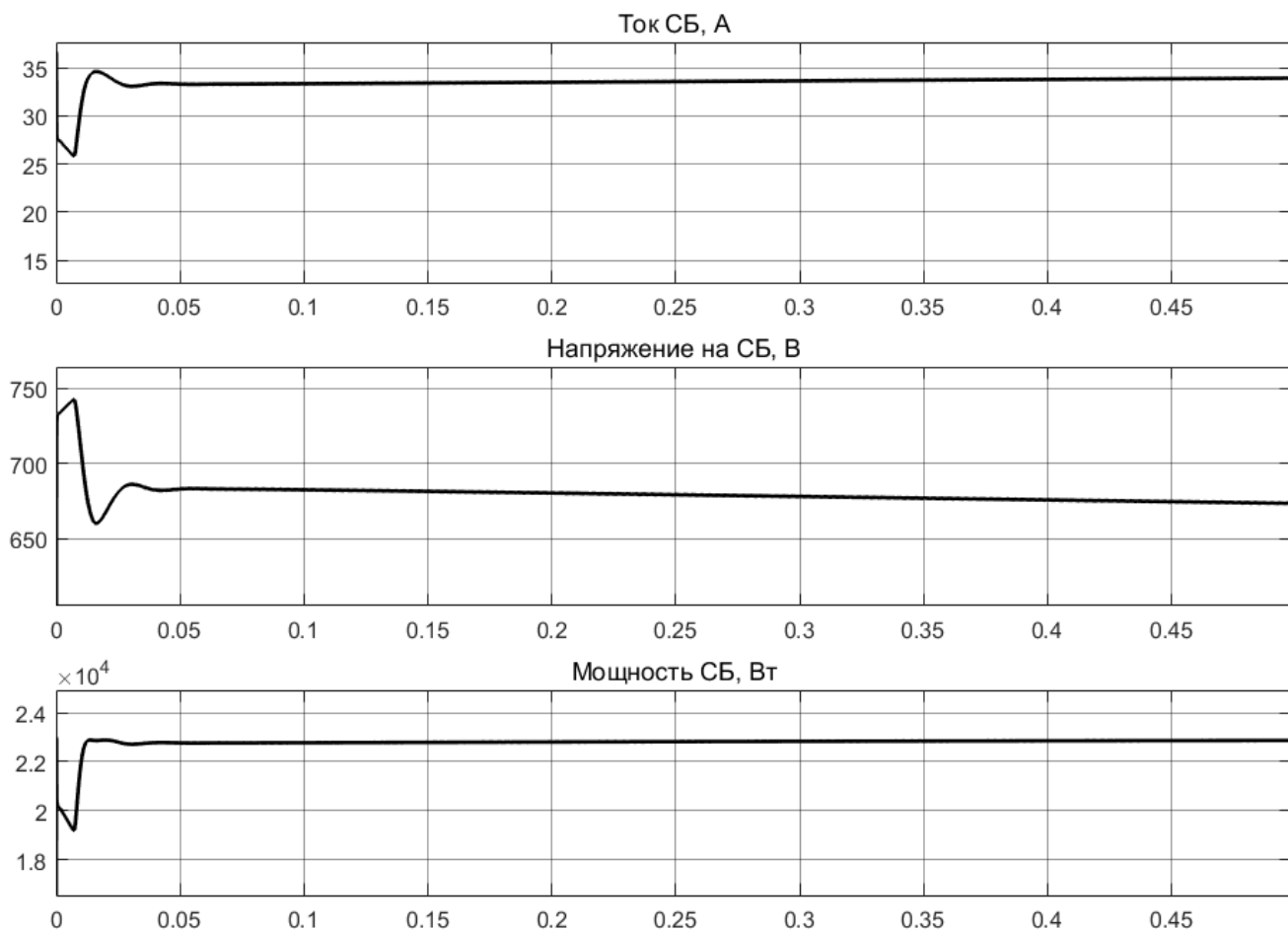


Рисунок 4.30 – Ток, напряжение, мощность СБ при постоянных значениях освещенности и температуры

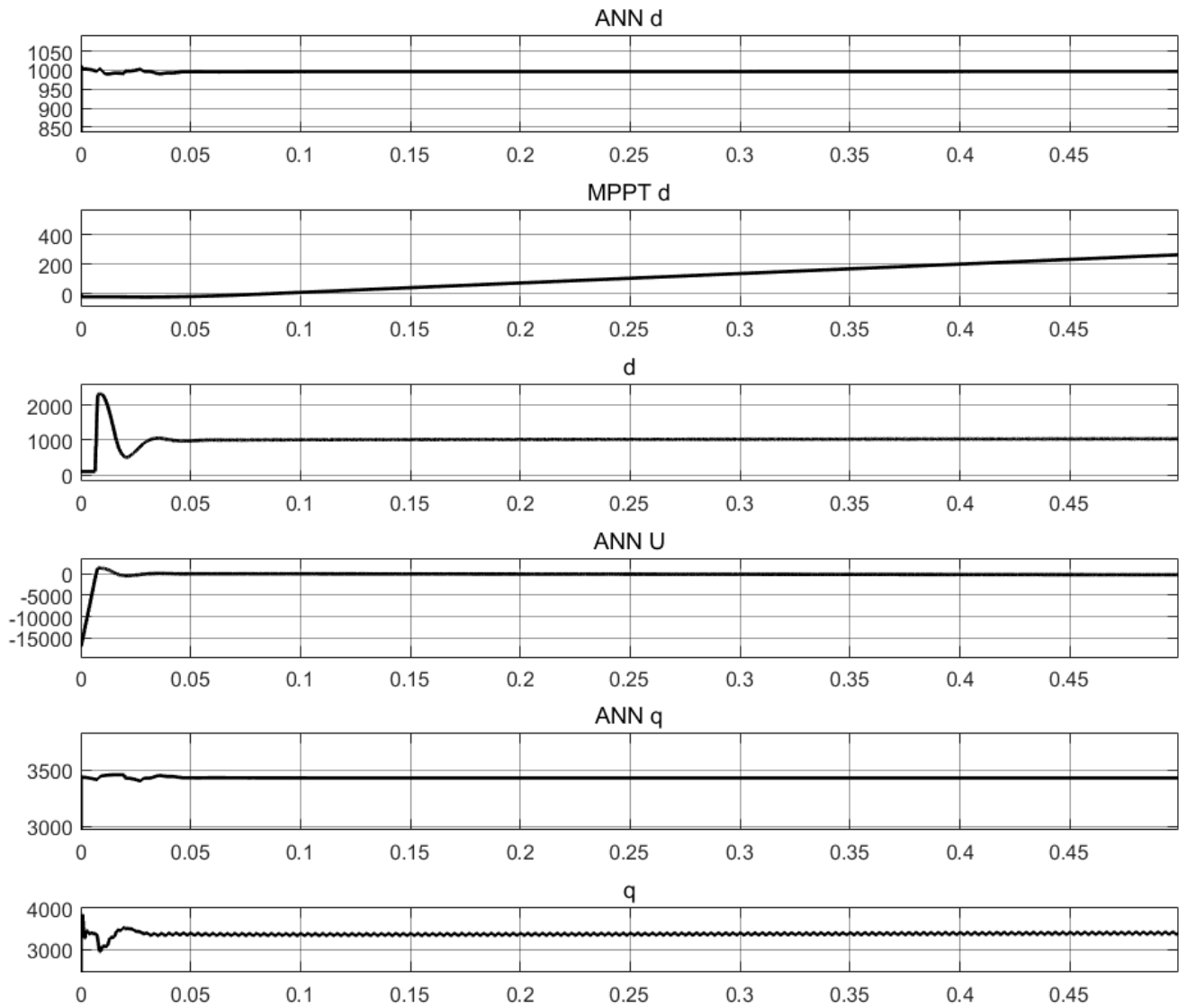


Рисунок 4.31 – Управляющие сигналы системы управления

В качестве выходных характеристик, подтверждающих корректность работы системы управления, на Рисунках 4.32 – 4.33 представлены токи и напряжения на выходе инвертора.

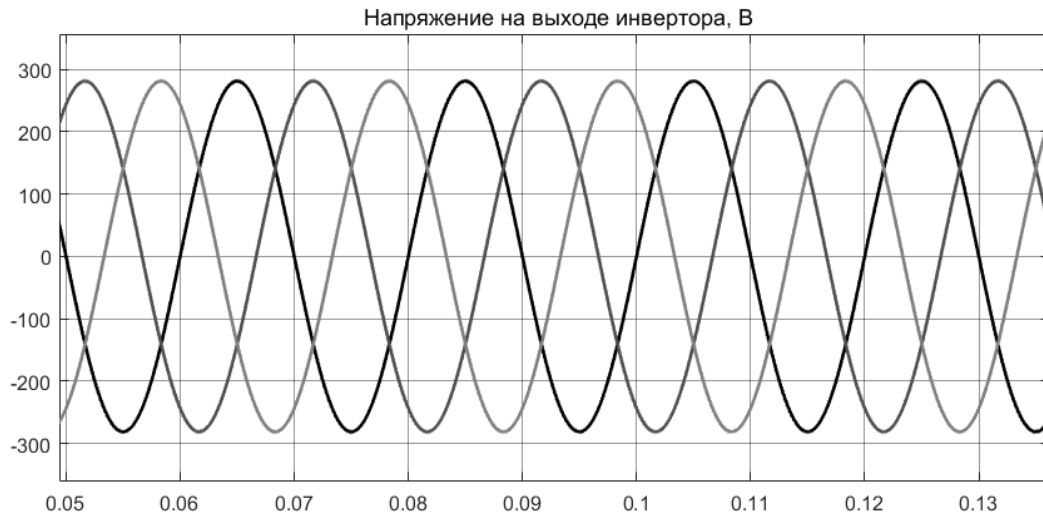


Рисунок 4.32 – Напряжение на выходе инвертора

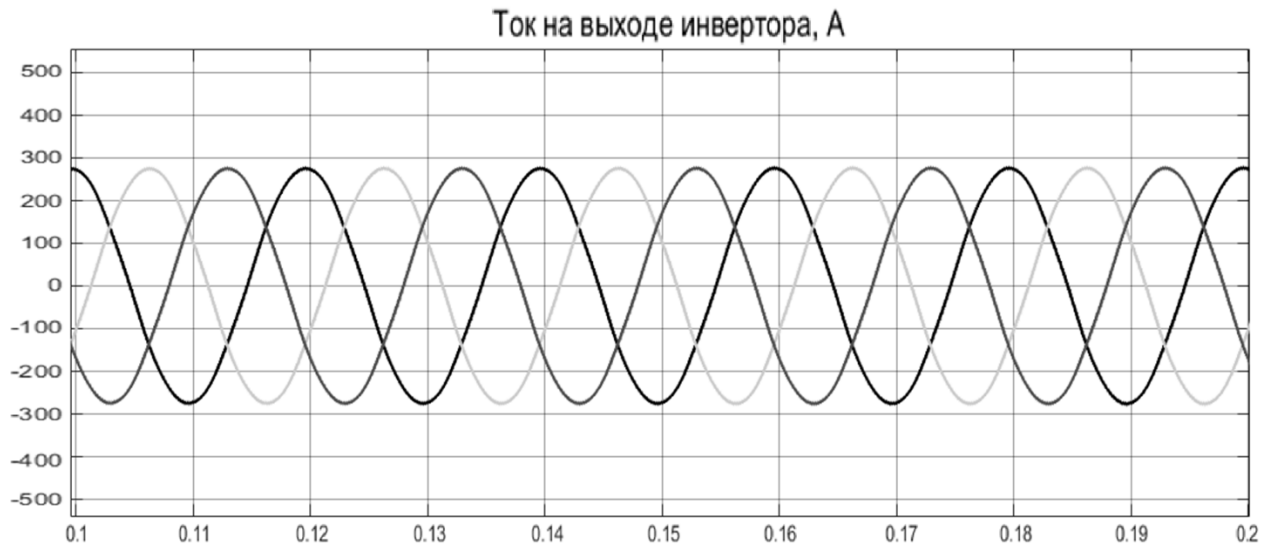


Рисунок 4.33 – Ток на выходе инвертора

Гармонический состав тока и напряжения на выходе инвертора показаны на рисунках 4.34 – 4.35. Основной вклад в искажения вносят 5 и 7 гармоники. Согласно ГОСТ 13109-97 такие параметры гармонического искажения являются допустимыми.

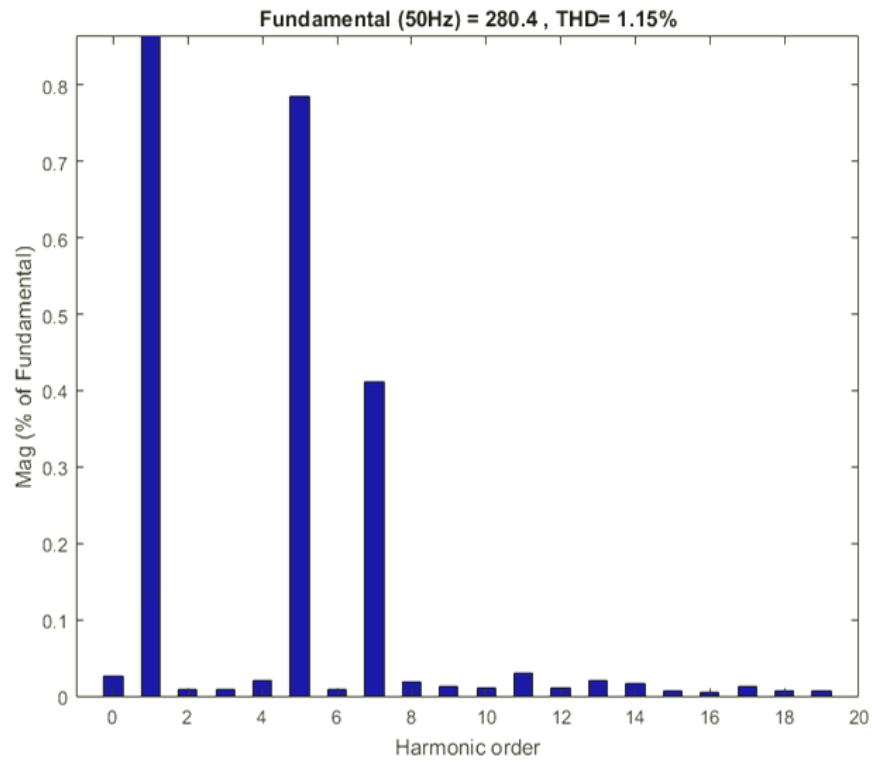


Рисунок 4.34 – Гармонический состав тока на выходе инвертора

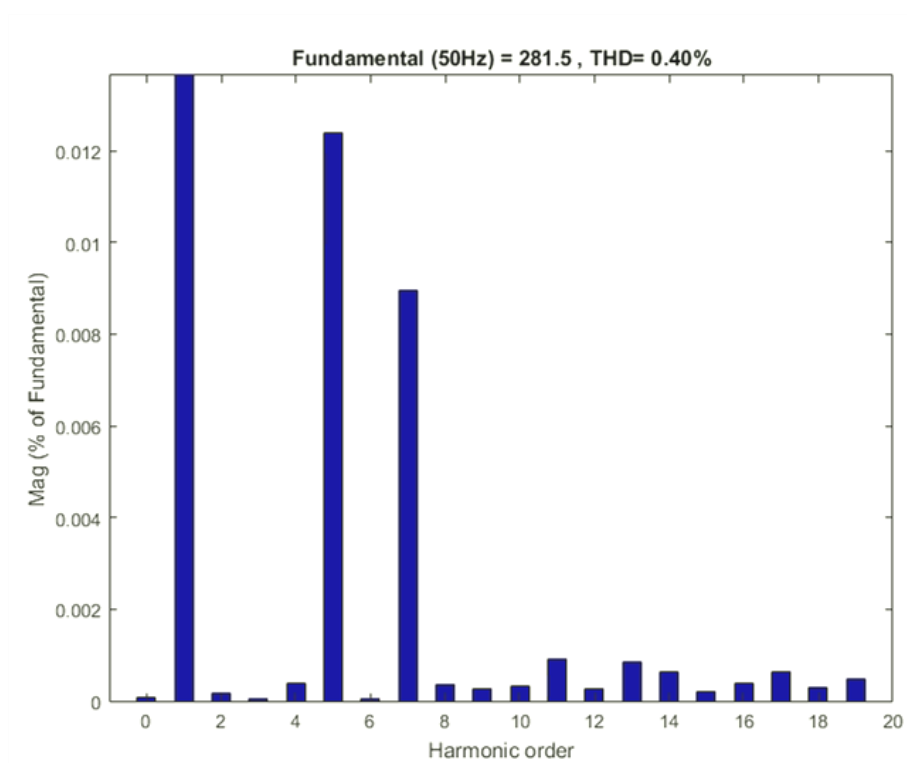


Рисунок 4.35 – Гармонический состав напряжения на выходе инвертора

На Рисунке 4.36 показаны временные диаграммы со скачкообразным изменением освещенности.

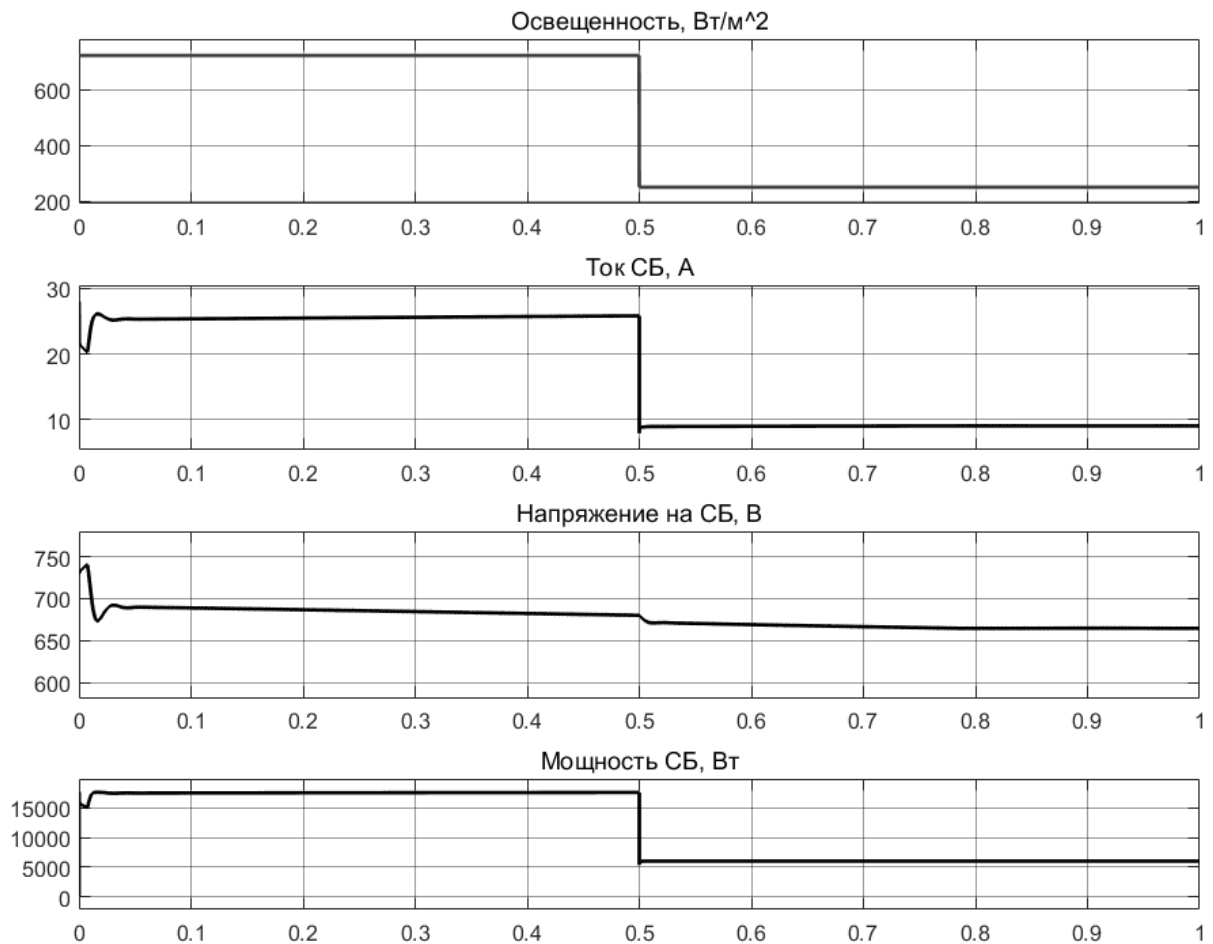


Рисунок 4.36 – Основные характеристики солнечной батареи при скачкообразном изменении освещенности

При изменении освещенности скачком, ток солнечной батареи также мгновенно изменяется, а напряжение нарастает до напряжения в точке максимальной мощности. При этом можно увидеть на графике мощности, что система не выходит из точки максимальной мощности, даже при изменении освещенности скачком. Это достигается трёхуровневым управлением. Изменение параметров управления показаны на рисунке 4.37.

Как можно увидеть на первом графике первым уровнем системы управления является искусственная нейронная сеть по координате d . Данная

нейронная сеть получая на вход данные о мгновенных значениях напряжения СБ, тока СБ, температуры и величины сетевого напряжения, формирует выходной сигнал d . Далее, в работу вступает второй уровень системы управления – модифицированный алгоритм ИНС.

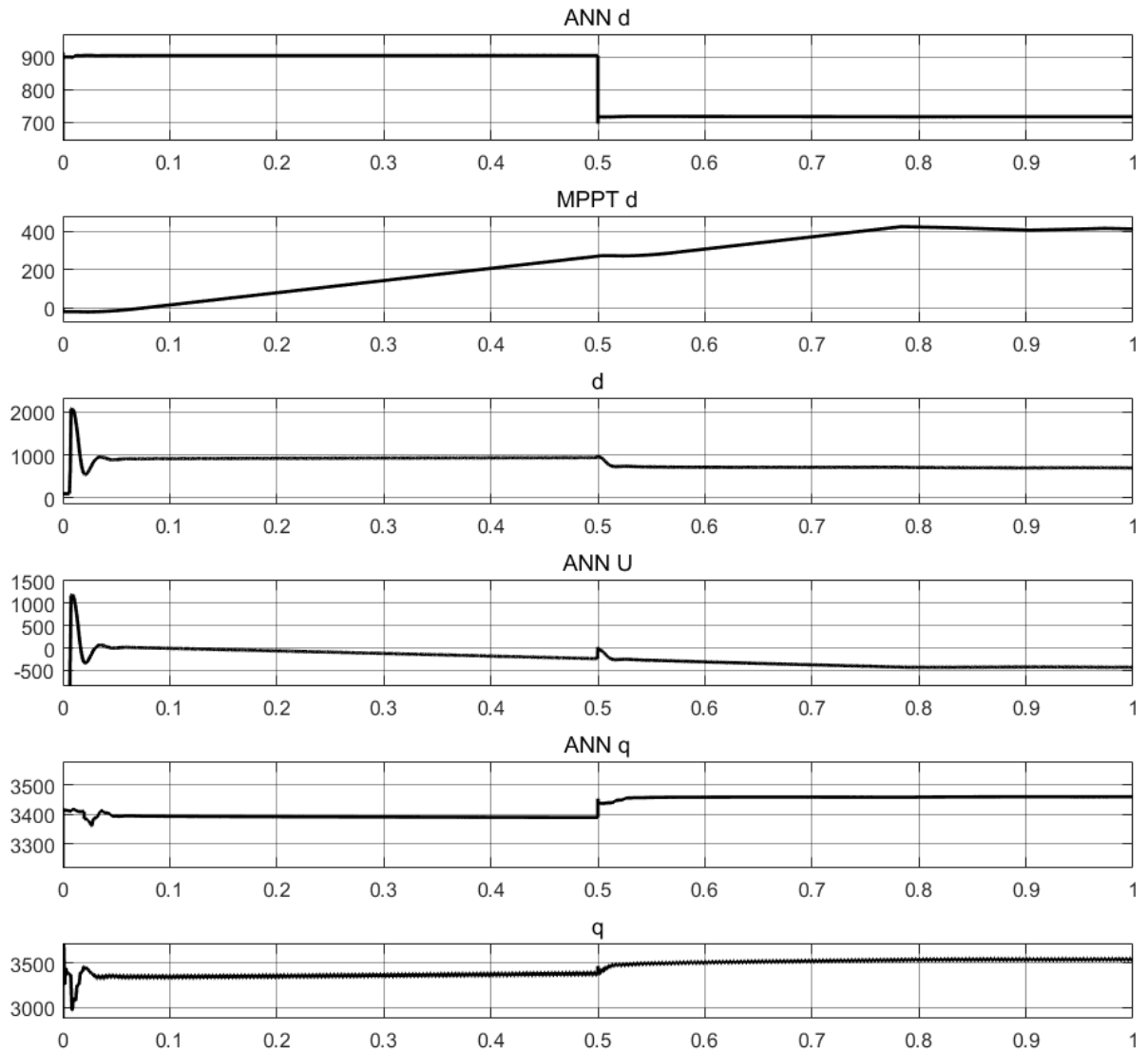


Рисунок 4.37 – Временные диаграммы основных параметров системы управления

Данный алгоритм служит «добавкой» к сигналу искусственной нейронной сети, иными словами, корректирует сигнал ИНС(d). Это необходимо в случае ошибки искусственной нейронной сети, особенно в начале работы, пока сеть не подвергалась онлайн дообучению. Третий уровень – нейронная сеть по

напряжению в точке максимальной мощности солнечной батареи. Она служит для дополнительной стабилизации сигнала управления. Результат работы трехуровневого управления можно увидеть на итоговом графике d. Как можно увидеть сигнал управления достаточно стабильно изменяется со временем без лишних скачков и колебаний.

Второй эксперимент состоял в плавном изменении освещенности. На Рисунке 4.38 показаны временные диаграммы основных параметров солнечной батареи, а на Рисунке 4.39 реакция системы управления. Освещенность изменялась плавно от 950 Вт/м^2 до 630 Вт/м^2 , и далее плавно до 390 Вт/м^2 .

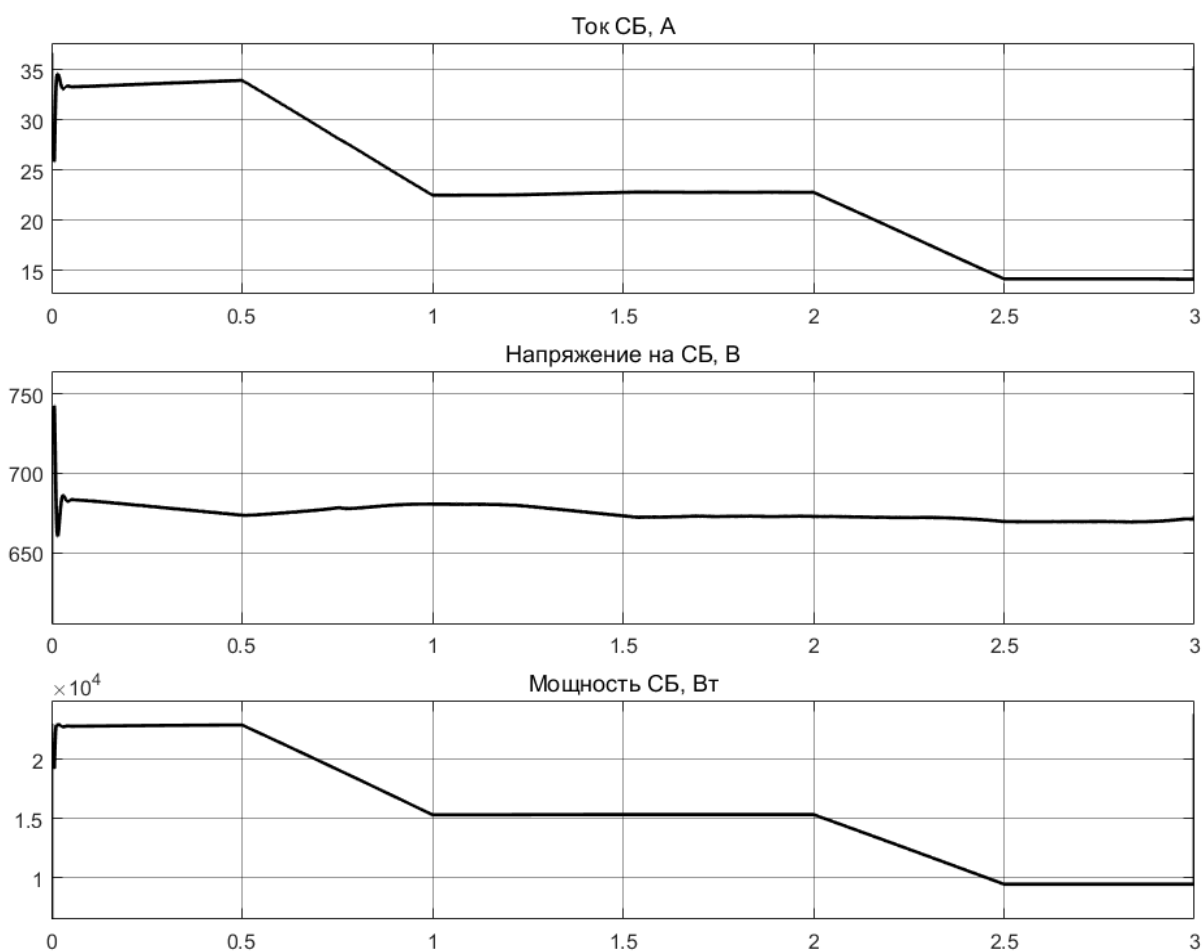


Рисунок 4.38 – Основные характеристики солнечной батареи при плавном изменении освещенности

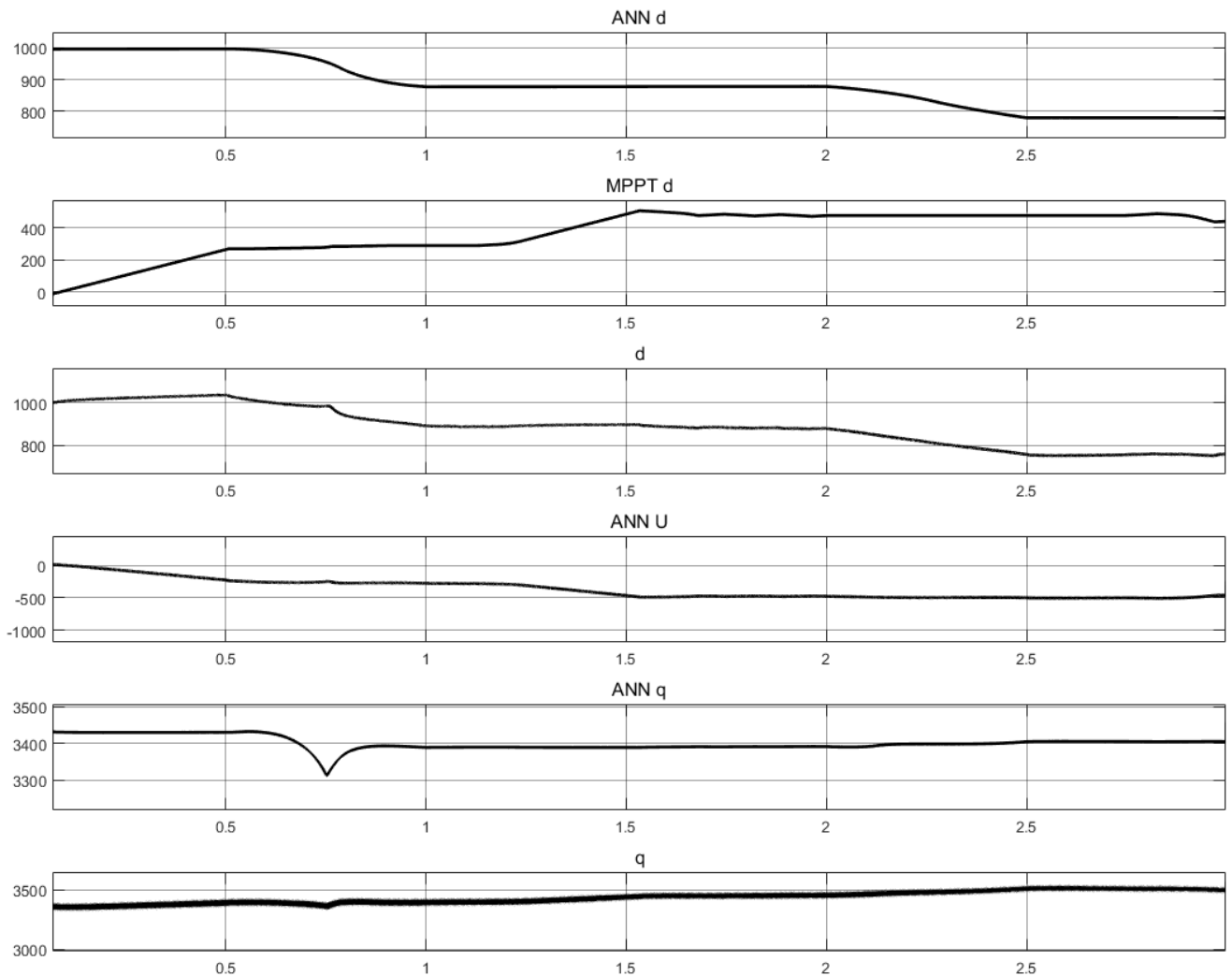


Рисунок 4.39 – Временные диаграммы основных параметров системы управления при плавном изменении освещенности

При плавном изменении освещенности не возникает никаких колебаний в мощности солнечной батареи, системы выходит в точку максимальной мощности при любом значении освещенности солнечной батареи. Также в системе управления присутствует искусственная нейронная сеть координате q . Которая не дает отстать реактивному значению и предотвращает колебания в системе управления, которые могут повлиять на мощность, отбираемую от массива солнечных батарей.

На Рисунках 4.40 и 4.41 можно увидеть диаграммы, на которых изображены: выходной ток инвертора и напряжение на выходе трансформатора

при плавном изменении освещенности солнечной батареи. Как можно увидеть, плавное изменение мощности системы не влияют на выходные параметры инвертора.

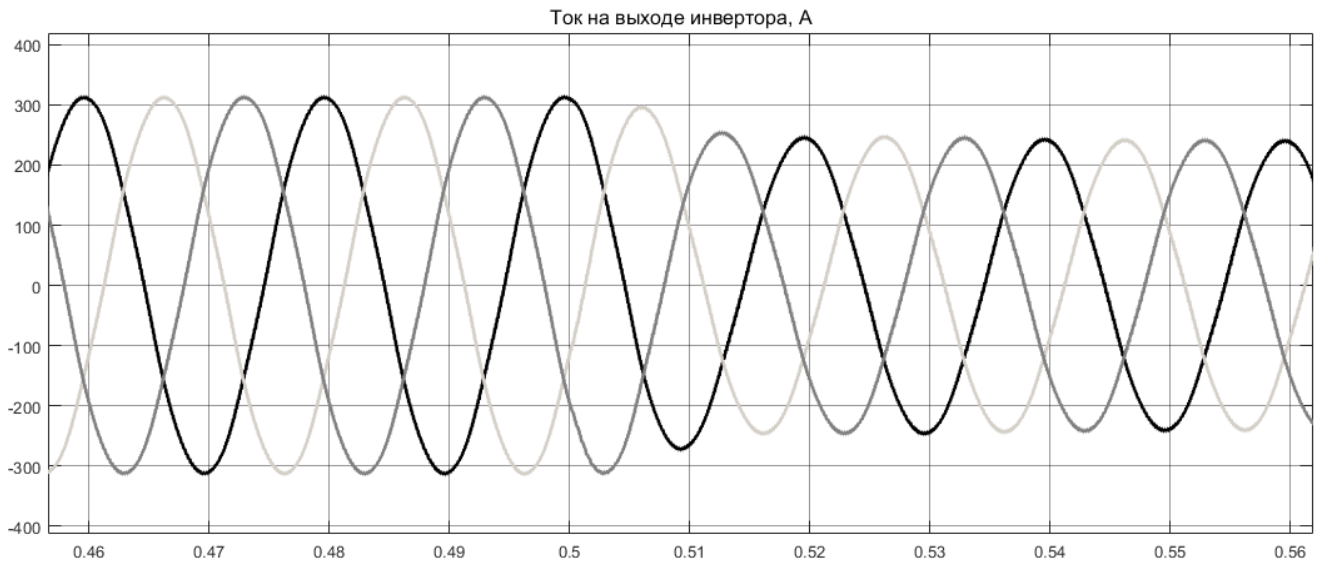


Рисунок 4.40 – Временные диаграммы выходных токов инвертора



Рисунок 4.41 – Временные напряжения на вторичной обмотке трансформатора

Выводы по четвертой главе

Моделирование показало, фотоэлектрическая система генерирования на базе полупроводникового трехпортового преобразователя, в систему управления которого включена искусственная нейронная сеть, является перспективным направлением исследований и решает такие проблемы, как: надежность (в многопортовой схеме количество элементов сокращается за счет того, что некоторые элементы будут работать по-разному в зависимости от режима); точность и скорость (нейронная сеть в системе управления выполняет не только функцию системы отслеживания точки максимальной мощности солнечной панели, но и быстро определяет режим работы схемы).

Но при использовании системы управления с помощью нейронных сетей следует учитывать некоторые особенности: если при увеличении мощности автономной установки используются однотипные солнечные батареи, то в зависимости от подключения необходимо пропорционально изменить параметры ИНС. Если один тип солнечных элементов заменяется другими, то необходимо обучать искусственную нейронную сеть с новыми входными данными. После обучения нейронную сеть можно использовать в различных устройствах для расчета точки максимальной мощности. Остальную часть автономной системы можно легко рассчитать для любой установленной мощности.

Отказ датчика освещенности не ухудшает работу ИНС, так как количество нейронов увеличилось. Это решение существенно не усложняет аппаратную реализацию, но позволяет избавиться от внешнего датчика, который может работать некорректно.

Как показали результаты моделирования, напряжение в точке максимальной мощности может быть спрогнозировано нейронной сетью с точностью 99,2%.

Следовательно, полученные результаты свидетельствуют об эффективности данного метода регулирования.

Системы управления с алгоритмом отслеживания точки максимальной мощности на основе искусственных нейронных сетей являются одними из

наиболее эффективных и перспективных способов повышения энергоэффективности как автономных электростанций, так и подключенных к сети.

К преимуществам можно отнести быстрое реагирование на любые изменения внешних условий за счет практически мгновенной генерации сигнала, поступающего от нейронной сети.

Процент погрешности между напряжением максимальной мощности, определяемой нейронной сетью, и напряжением солнечной панели в определенный момент времени составляет 0,7%. В этом случае ошибка мощности оказывается примерно в 4 раза меньше, что является хорошим результатом, поскольку получение максимальной мощности является основной проблемой.

Как правило, отслеживание точки максимальной мощности солнечной батареи осуществляется в звене постоянного тока, а стабилизация напряжения и преобразование в переменное напряжение осуществляется инвертором. Но такой способ, несмотря на его преимущества, сопровождается потерями из-за многозвенного преобразования.

Во второй части данной главы была исследована фотоэлектрическая система генерирования переменного тока. Как показал эксперимент, применение искусственных нейронных сетей в системах переменного тока является перспективной задачей. Даже в сложной системе искусственные нейронные сети хорошо справляются со своей задачей и позволяют осуществлять отслеживание точки максимальной мощности с высокой точностью и без затяжных переходных процессов, что является явным преимуществом. Экспериментальное моделирование показало хорошие результаты. Единственным недостатком такой системы является ее сложность при программной реализации, так как не любой микропроцессор может справиться с подобной задачей.

ГЛАВА 5 АЛГОРИТМ ОНЛАЙН-КОРРЕКЦИИ КОЭФФИЦИЕНТОВ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Перед эксплуатацией фотоэлектрической системы, с системой управления, включающей в себя искусственную нейронную сеть, необходимо проводить настройку сети под необходимые параметры. Так как солнечные батареи, используемые для обучения искусственной нейронной сети, вероятнее всего, будет отличаться от тех батарей, с которыми ей придется работать. Следовательно, так как нейронная сеть была обучена в лабораторных условиях начало ее работы должно сопровождаться онлайн настройкой параметров. Также онлайн-корректировка искусственной нейронной сети связана с проблемами деградации солнечных батарей.

5.1. Деградация солнечных батарей

Как правило, фотоэлектрические станции устанавливаются в летний период и в случае предложенного алгоритма отслеживания точки максимальной мощности имеется первично обученная нейронная сеть по исходным ВАХ, полученным при моделировании либо в лабораторных условиях. Корректно настроенная и обученная система будет с успехом работать, пока не пройдет определенное время, и характеристики солнечной батареи не изменятся, т.е. пока не она не начнет деградировать. Для этого в памяти системы управления должны храниться таблицы со значениями температуры, максимальной мощности и напряжением в точке максимальной мощности.

Несмотря на стремительно растущую популярность солнечной энергетики, производители и пользователи сталкиваются не только с проблемой низкой эффективности, но и с такой проблемой, как деградация фотопанелей.

Общепринято выделять два вида деградации солнечных батарей — это естественная деградация под действием солнечного излучения и деградация, возникающая во время работы модулей при высоком напряжении.

Естественная деградация, более известна как Light Induced Degradation (LID) – потеря производительности под действием солнечного излучения. Этот вид деградации можно объяснить тем, что структуре кремния есть следы кислорода, включенного в расплавленный кремний во время процесса Чохральского. Под действием экспозиции света они могут диффундировать через решетку кремния и создавать комплексы с акцепторами легирующей примеси бора. Борно-кислородные комплексы создают свои собственные энергетические уровни в кремниевой решетке и могут захватывать электроны и дырки, которые уже не участвуют в фотоэффекте [84], [85].

Средний процент потерь мощности в течении первого года обычно регламентируется производителем и составляет около 3%. В последующие годы около 0,8%. Авторами статьи [86], был проведен эксперимент, 58 модулей разных производителей были подвержены интенсивному солнечному излучению 25 кВтч/м² в течение 3 дней. Эксперимент показал, что около 57% тестируемых модулей потеряли в мощности более 3%.

Второй вид деградация при работе на высоком напряжении или Potential Induced Degradation (PID) – этот вид деградации обычно возникает, когда внешний потенциал прикладывается к солнечной батарее непрерывно, в стекле генерируются ионы Na⁺, которые создают электромагнитное поле между стеклом и ячейкой. Таким образом, медленно, после нескольких месяцев или лет эксплуатации в этих условиях, слой изоляции ослабевает. Положительные ионы накапливаются в передней части ячейки создавая локализованные короткие замыкания.

Проводящие электроны, присутствующие в ячейке из-за фотоэлектрических эффектов, перетекают из ячейки к металлической раме. Металлический каркас обычно соединен с землей по соображениям безопасности, поэтому образовывается небольшая утечка тока, и после нескольких месяцев или лет в этих условиях эффект PID становится макроскопическим.

Официальной статистики PID нет. Аккредитованная лаборатория Photovoltaik-Institut Berlin (PI Berlin) [87] опубликовала карту (Рисунок 5.1). Анализ данных показал, что PID чаще возникает в климате с:

- высокой температурой
- высокой влажностью
- высоким содержанием соли в воде

Но и в континентальных районах (например, Центральная Германия) солнечные батареи также подвержены PID.



Рисунок 5.1 – Распределение крупных фотоэлектрических станций на карте Европы

Авторы статьи [88] утверждают, что все известные PID-эффекты имеют одну общую характеристику: деградация зависит от полярности и уровня потенциала между ячейкой и землей. Для того, чтобы лучше понять причину PID-эффекта, авторами были рассмотрены три уровня солнечной батареи – система в целом, панель, фотоэлемент. Проведя такой анализ, авторы сделали вывод, что

несмотря на то, что наибольшее воздействие находится на уровне фотоэлемента PID-эффект можно минимизировать и даже избежать.

Авторы статьи [89] изучили и провели обзор работ посвященный деградации солнечных батареи по информации из разных стран. Оценка получилась разная, но в среднем около 1% в год. Подводя итоги, авторы статьи приводят гистограмму, показанную на рисунке 5.2.

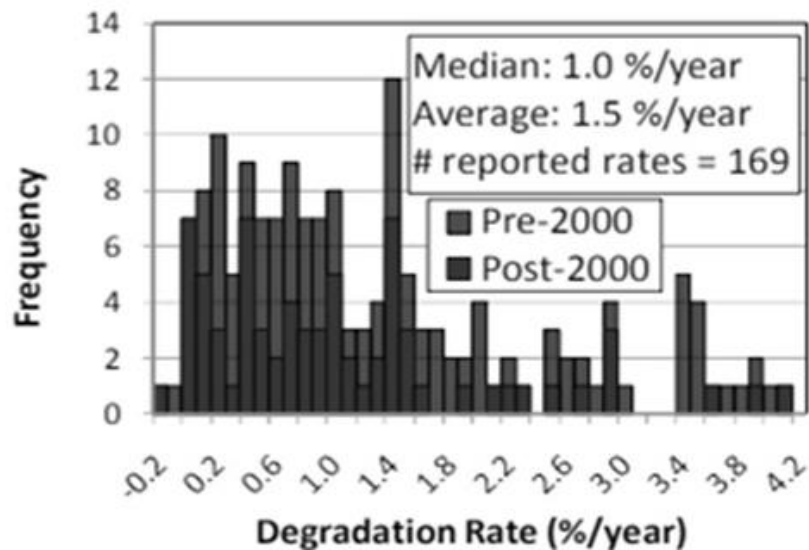


Рисунок 5.2 – Гистограмма зарегистрированных скоростей деградации. Медиана, средний процент деградации и количество установок указаны в легенде

Так как официальной статистики последствий PID нет и процент деградации может быть любым, в данном исследовании будет рассмотрена только LID-деградация.

5.2. Место нейронной сети в системе преобразования

Система преобразования электрической энергии от солнечных батарей, рассматриваемая в данной работе, показана на Рисунке 5.3. Система состоит из массива солнечных батарей, трехпортового преобразователя постоянного тока и системы управления. Более подробно система рассмотрена четвертой главе данной работы.

Основным компонентом системы управления является блок, обеспечивающий работу преобразователя в точке максимальной мощности. Отслеживание точки максимальной мощности является очень важной задачей при работе с преобразователем энергии от солнечных батарей. Так как функцию отслеживания точки максимальной мощности выполняет искусственная нейронная сеть, она будет являться объектом исследования.

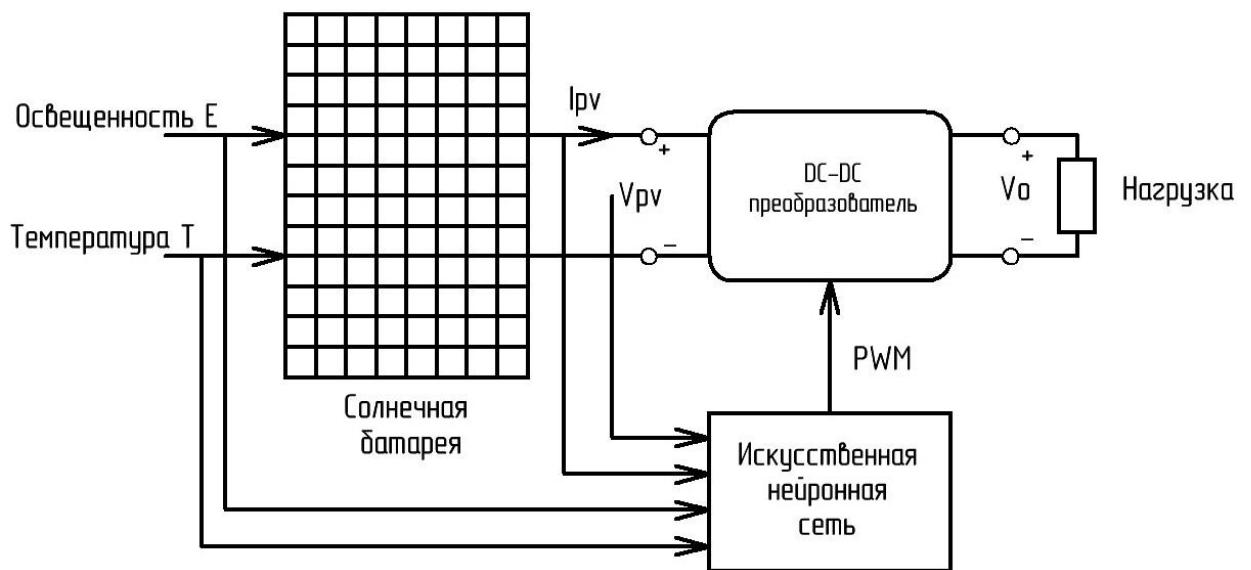


Рисунок 5.3 – Блок-схема фотоэлектрической системы с алгоритмом управления нейронной сетью

Данные для обучения были получены путем снятия вольт-амперных характеристик модели солнечного модуля при различной освещенности и температуре. На Рисунке 5.4 показана плоскость освещенностей и температур. Обучающие данные были разделены по сезонам, границы которых представлены на Рисунке 5.4.

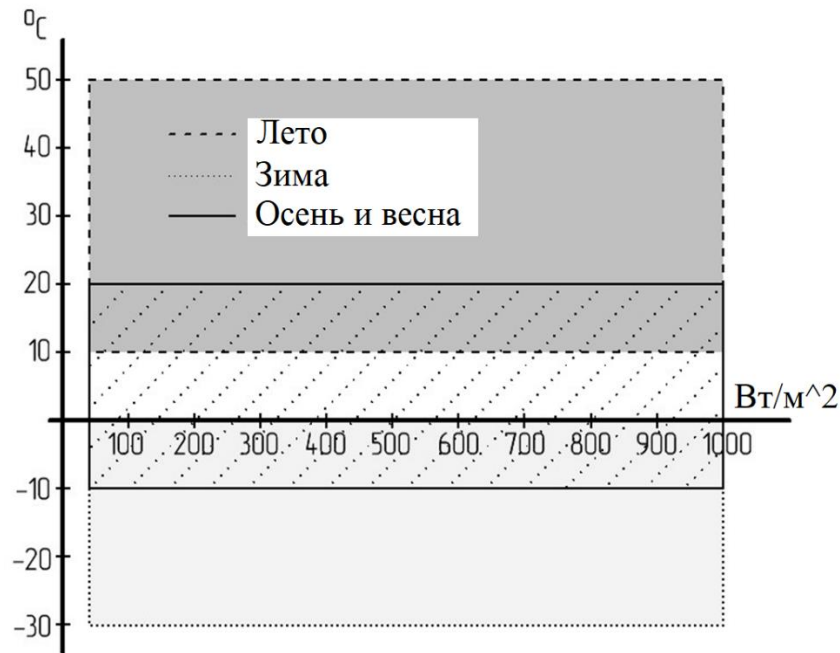


Рисунок 5.4 – Разделение блока освещенностей и температур на зоны

Нейронная сеть содержит входной слой, один скрытый слой и один выходной. Входными данными сети являются: Температура, напряжение и ток солнечного модуля. Сигнал выходного нейрона равен напряжению, при котором достигается максимальная мощность солнечного модуля.

5.3. Онлайн обучение искусственной нейронной сети

Экспериментальная часть данной статьи заключается в проектировании, обучении, настройке и последующей корректировке коэффициентов искусственной нейронной сети. Более подробно процесс создания и обучения ИНС был рассмотрен во второй главе данной работы.

При проектировании ИНС в качестве функции активации была использована функция Эллиотт [75].

Нейронная сеть обучалась на данных, которые включали в себя 100 вольт-амперных характеристик в диапазоне освещенностей от 10 до 1000 Вт/м² и температур от -30 до +50 °C.

При проектировании искусственной нейронной сети в реальных условиях границы освещенности и температуры будут изменяться в соответствии с климатическими условиями рассматриваемой области.

В качестве первоначального критерия адекватности обучения была использована средняя квадратичная ошибка (MSE). Результаты нескольких итераций обучения отражены в Таблице 7.

Таблица 7 – Выбор количества нейронов по средней квадратичной ошибке

Количество нейронов	MSE
8	0.0583
10	0.0267
12	0.0192
14	0.0173
16	0.0102
18	0.0066

Так как нейронная сеть каждый сезон будет дообучаться новым данным и для того, чтобы не потерять в точности работы, выбираем наибольшее количество нейронов в скрытом слое. Структура нейронной сети показана на Рисунке 5.5.

Исходя из представленного обзора литературы в разделе 5.1, будем считать, что солнечная батарея деградирует за один год на 2%. Это, примерно, по 0.5% в сезон. На Рисунке 5.6, в укрупненном масштабе, показаны вольт-ваттные характеристики солнечной батареи после деградации.

Как показано на Рисунке 5.6, после деградации солнечной батареи на 2%, напряжение в точке максимальной мощности падает на 14 В, следовательно, с каждым годом мы будем терять все больше мощности.

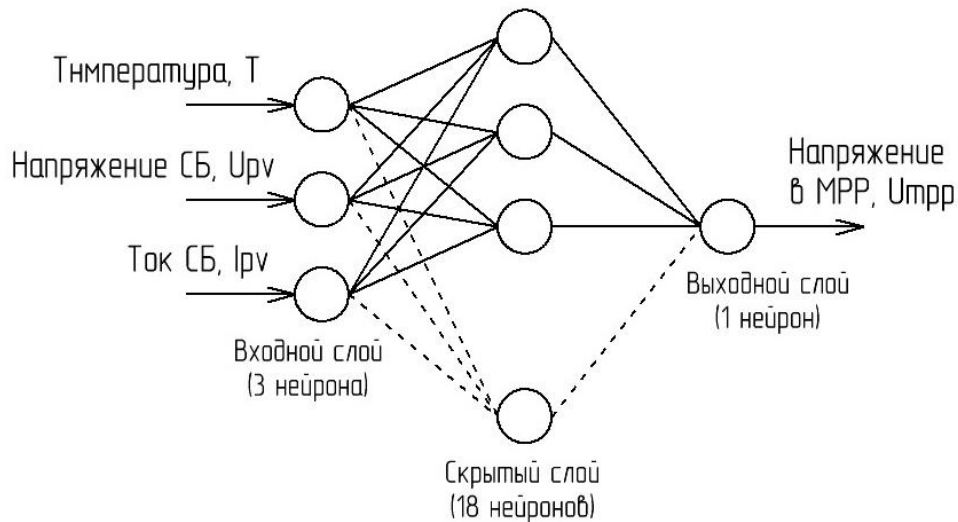


Рисунок 5.5 – Топология искусственной нейронной сети

Для того чтобы избежать данной проблемы, искусственную нейронную сеть необходимо подвергать дополнительному обучению после деградации.

Для этого календарный год был поделен на зоны, когда погодные условия, так или иначе, повторяются.

Как правило, фотоэлектрические станции устанавливаются в летний период и в случае предложенного алгоритма отслеживания точки максимальной мощности имеется первично обученная нейронная сеть по исходным ВАХ, полученным при моделировании либо в лабораторных условиях.

Как уже отмечалось ранее, обучающий массив должен охватывать все сезоны по освещенности и температуре. Корректно настроенная и обученная система будет с успехом работать, пока не пройдет определенное время, и характеристики солнечной батареи не изменятся, т.е. пока не она не начнет деградировать. Для этого в памяти системы управления должны храниться таблицы со значениями температуры, максимальной мощности и напряжением в точке максимальной мощности (таблица имеет ограниченный размер равный количеству ВАХ участвующих при исходном обучении).

Далее происходит следующее: когда система находится в установившемся режиме, на блок управления поступает команда на сравнение текущих значений температуры, максимальной мощности и напряжения в точке оптимума.

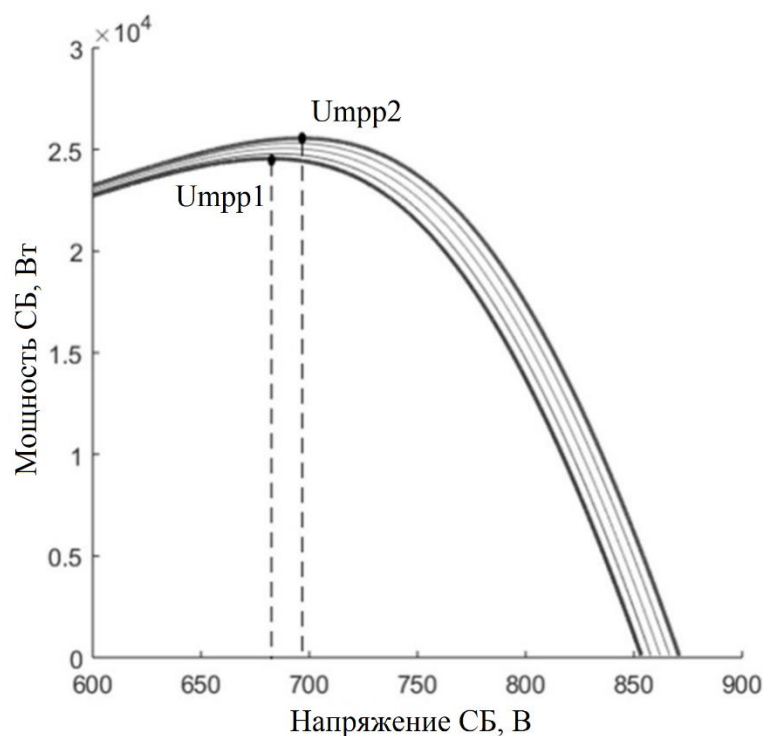


Рисунок 5.6 – вольт-ваттные характеристики солнечной батареи после деградации

Если в зоне данного сезона находится строчка с наиболее близкими значениями этих параметров и данные по оптимальному напряжению давно не обновлялись, то система переходит в режим снятия вольт-амперной характеристики, которая заменяет предыдущие значения в обучающем массиве для дальнейшего формирования нового обучающего массива данных с последующей онлайн-корректировкой коэффициентов искусственной нейронной сети.

Такой эксперимент проводился в программном обеспечении Matlab.

5.3.1. Посезонное обучение

В данном эксперименте ВАХ деградированной солнечной батареи снимались и одновременно заменялись в исходной обучающей таблице. Следовательно, новая обучающая таблица включала в себя данные о поведении деградированной солнечной батареи в текущем сезоне и исходные данные, которые хранят информацию о других сезонах.

Таким образом, при постепенной деградации 0,5% в сезон, дообучаем ИНС. В качестве результатов, по которым можно оценить адекватность обучения, в Таблице 8 приведена среднеквадратичная ошибка по каждому сезону.

Таблица 8 – Среднеквадратичная ошибка по всем календарным сезонам.

Сезон	Деградация	MSE
Лето	Исходная	0.0066
Осень	0,5%	1.3797
Зима	1%	1.3861
Весна	1,5%	5.4978
Лето	2%	1.0481

При таком варианте онлайн-настройки коэффициентов искусственной нейронной сети можно отметить, что точность работы искусственной нейронной сети снижается. Наихудший результат получается весной т.к. практически все данные уже обновлены с деградацией в 1,5%, но ИНС все еще хранит первоначальные данные о летнем сезоне, которые существенно отличаются.

Есть несколько вариантов причин данной проблемы:

1. Влияние множества точек данных каждой ВАХ солнечной батареи. Иными словами, большое количество точек снятых с одной вольт-амперной характеристики сильно увеличивает размер обучающей выборки, что может привести к снижению точности работы ИНС. Если учесть, что не все точки ВАХ важны для поиска точки максимальной мощности, то можно предположить, что прореживание в местах вольт-амперной характеристики, где точки наиболее удалены от точки оптимума, поможет снизить количество данных в обучающем массиве и увеличить важность точек в точке максимальной мощности;

2. На точность работы ИНС при дообучении также влияют устаревшие данные, которые нейронная сеть все еще хранит в своей памяти. Следовательно, предлагается снижать их влияние путем прореживания. При этом устаревшие данные будут слабо влиять на точность работы сети после деградации солнечной

батареи, но прореживание позволит обеспечить адекватную работы ИНС вне текущего сезона;

3. Увеличение количества нейронов для повышения точности работы искусственной нейронной сети может привести к переобучению или повлечет за собой необходимость увеличения количества примеров в обучающей выборке. Чтобы не прибегать к увеличению количества нейронов, повысить точность и минимизировать риск переобучения используется регуляризация [90]:

$$E(w) = E_0(w) + \frac{\lambda}{2} \|w\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (d_i - w^T x_i)^2 + \frac{\lambda}{2} \|w\|^2 \quad (25)$$

где $E_0(w)$ – функция, определенная как квадрат ожидаемых ошибок, суммированных по N экспериментальным трассам в среде; λ – параметр регуляризации.

Регуляризация предназначена для предотвращения переобучения искусственной нейронной сети. Такой приём улучшает эффективность обучения и качество результата. Более обученные нейроны получают в сети больший вес.

5.3.2. Посезонное обучение с прореживанием

В данном эксперименте предлагается перед онлайн-корректировкой текущего сезона проводить прореживание обучающей выборки.

Подготовка данных для онлайн-коррекции коэффициентов происходит следующим образом:

- исходный массив данных необходимо проредить, для увеличения важности точек, находящихся вблизи точки максимальной мощности, т.е. чем дальше точка комбинации тока и напряжения на ВАХ от точки максимальной мощности, тем больше вероятность, что она не попадет в обучающий массив (данное прореживание происходит с фиксированной вероятностью);

- снятые ВАХ на текущем сезоне заменяют данные в обучающем массиве, снятые в прошлом году, тем самым обновляя обучающий массив для текущей стадии деградации;
- далее, запускается процесс прореживания получившегося массива обучающих данных с определенной вероятностью для того, чтобы уменьшить количество данных снятых при другом значении деградации и повысить точность работы нейронной сети в текущем сезоне;
- далее, формируем новую обучающую выборку удаляя старые данные и добавляем новый сезон после деградации.

Все действия по каждому сезону повторяются после деградации.

В данном эксперименте был применён метод прореживания с различной вероятностью одновременно с изменением регуляризации. Для каждой степени прореживания регуляризация изменялась от $1e-4$ до $1e-9$.

Результаты представлены в таблицах 9 – 12. Наилучшие результаты по каждому сезону выделены в таблицах серым цветом.

Таблица 9 – Результаты обучения по осеннему сезону.

Рег. λ	Степень прореживания. Сезон – осень							
	80	70	60	50	40	30	20	10
$1e-4$	1.58	1.43	2.65	1.78	1.76	1.58	1.67	2.77
$1e-5$	1.77	1.09	2.50	1.59	1.75	1.46	1.63	2.69
$1e-6$	1.27	0.88	2.39	1.45	1.62	1.27	1.58	2.63
$1e-7$	1.29	0.74	1.98	1.46	1.52	1.36	1.48	2.61
$1e-8$	1.19	0.77	2.48	1.41	1.40	1.12	1.48	2.53
$1e-9$	1.44	0.60	2.34	1.42	1.79	1.36	1.18	2.49

Таблица 10 – Результаты обучения по зимнему сезону.

Рег. λ	Степень прореживания. Сезон – зима							
	80	70	60	50	40	30	20	10
1e-4	0.32	1.43	0.64	1.31	1.19	1.71	1.16	1.62
1e-5	0.29	1.38	0.64	1.32	1.19	1.62	1.10	1.33
1e-6	0.23	1.21	0.48	0.42	1.03	1.32	1.01	1.19
1e-7	0.18	0.82	0.28	0.28	1.13	1.23	1.00	1.28
1e-8	0.21	0.93	0.45	0.31	1.12	1.12	1.02	1.27
1e-9	0.19	0.75	0.40	0.46	1.14	1.14	0.98	1.19

Таблица 11 – Результаты обучения по весеннему сезону.

Рег. λ	Степень прореживания. Сезон – весна							
	80	70	60	50	40	30	20	10
1e-4	0.58	1.64	0.76	2.21	1.78	8.86	3.97	5.78
1e-5	0.57	1.68	0.83	2.12	1.27	7.20	3.13	4.70
1e-6	0.37	0.82	0.65	1.31	1.17	6.51	3.25	4.79
1e-7	0.19	0.83	0.59	1.16	1.03	6.46	3.08	4.96
1e-8	0.26	1.11	0.49	1.09	1.08	7.14	2.81	4.96
1e-9	0.21	0.88	0.50	1.11	1.03	5.77	3.26	4.64

Таблица 12 – Результаты обучения по летнему сезону.

Рег. λ	Степень прореживания. Сезон – лето							
	80	70	60	50	40	30	20	10
1e-4	0.74	0.94	1.01	1.68	1.13	1.71	1.39	1.43
1e-5	0.72	1.00	0.75	1.59	0.87	1.08	1.24	0.86
1e-6	0.71	0.66	0.78	1.28	0.83	1.19	1.14	0.79
1e-7	0.69	0.79	0.79	1.38	0.80	1.06	1.07	0.77
1e-8	0.66	0.91	0.77	1.28	0.72	1.11	1.05	0.68
1e-9	0.64	0.58	0.69	1.00	0.81	1.09	1.04	0.77

Исходя из результатов, показанных в таблицах, можем сделать вывод, что чем меньше старых данных осталось при переобучении, тем лучше обучается нейронная сеть. Так как среднеквадратичная ошибка считалась на тестовых данных, которые не входили в обучающее множество, можно заметить, что коэффициент регуляризации не имеет какого-либо определенного значения.

При проектировании системы управления для преобразователя переменного тока будет использован аналогичный способ онлайн-коррекции коэффициентов ИНС.

Алгоритм онлайн-коррекции коэффициентов искусственной нейронной сети будет работать согласно блок-схеме, представленной на Рисунке 5.7.

Алгоритм работает следующим образом: для начала система должна определить, имеется ли достаточное количество освещенности, далее, когда система находится в установившемся режиме, на блок управления поступает команда на измерение d , q и напряжения в точке максимальной мощности. Если в зоне данного сезона находится строчка с наиболее близкими значениями этих параметров и данные по оптимальному напряжению давно не обновлялись, то система переходит в режим снятия вольт-амперной характеристики, которая заменяет предыдущие значения в обучающем массиве для дальнейшего формирования нового обучающего массива данных с последующим дообучением.

Для системы переменного тока алгоритм будет отличаться только количеством искусственных нейронных сетей, а, соответственно, количеством параметров и таблиц, которые необходимо хранить в памяти микропроцессора.

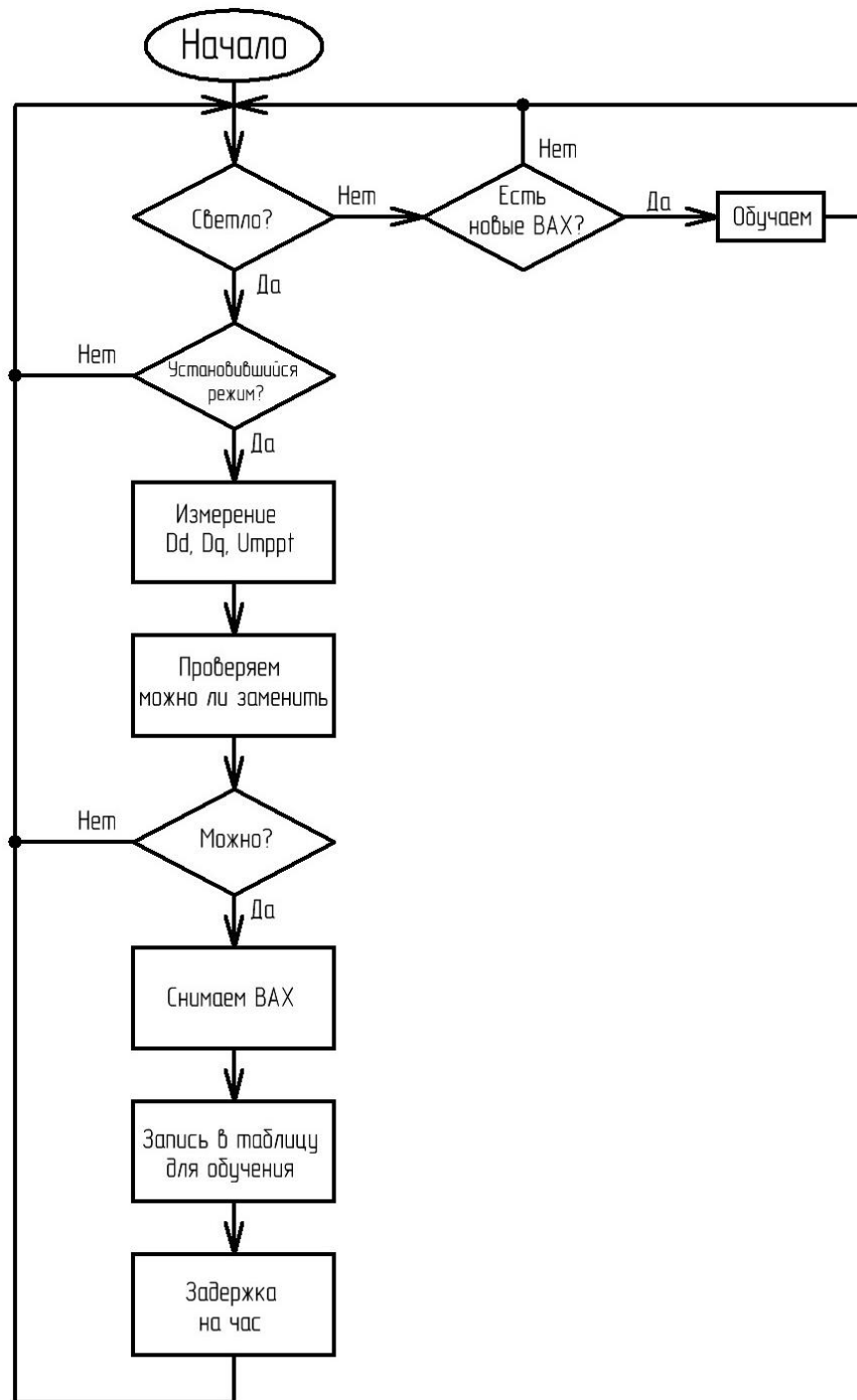


Рисунок 5.7 – Блок-схема онлайн-коррекции коэффициентов искусственной нейронной сети

Выводы по пятой главе

Моделирование показало, что искусственная нейронная сеть может подвергаться онлайн-настройке коэффициентов и хорошо справляется со своей задачей даже при изменении параметров солнечной батареи. При этом, чтобы

добиться оптимальной точности работы искусственной нейронной сети необходимо прореживать новый обучающий массив данных.

Данный алгоритм онлайн-коррекции коэффициентов ИНС может быть применен не только при работе с солнечной батареей, но и в любой другой системе управления, где параметры объекта управления изменяются со временем.

Также можно отметить, что в данной работе климатические зоны были заданы упрощенным способом, т.е. при настройке реальной системы должны быть определены и заданы климатические зоны определенного участка местности, в которой данная система будет работать. При этом результаты могут отличаться в зависимости от выбранной зоны.

Что касается обучения искусственной нейронной сети, был выбран упрощенный вариант, когда нейронная сеть обучается новому сезону по всем ВАХ одновременно. В реальном же времени может происходить по-другому, например, раз в неделю. Т.е. в течение недели происходит сбор и хранение данных о ВАХ после текущей деградации солнечной батареи, а в конце недели, происходит онлайн-настройка искусственной нейронной сети. При этом процесс обучения может пойти иначе и будет отличаться от представленных результатов, поэтому предлагается рассмотреть этот вариант в следующем исследовании данной системы.

Вследствие данного эксперимента был сформирован алгоритм онлайн-коррекции коэффициентов ИНС, который показал хороший результат и может быть успешно использован при моделировании фотоэлектрических систем генерирования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе изложены результаты исследования, направленные на повышение энергетической эффективности фотоэлектрических систем генерирования.

В процессе выполнения были решены следующие задачи:

1. Произведен анализ существующих способов отслеживания точки максимальной мощности солнечных батарей в фотоэлектрических системах генерирования. Выделены основные проблемы существующих алгоритмов. Обосновано решение использовать искусственную нейронную сеть в качестве алгоритма отслеживания точки максимальной мощности солнечных батарей.

2. Проанализирована методика создания и обучения искусственной нейронной сети. Разработана улучшенная методика создания и обучения искусственной нейронной сети для задачи отслеживания точки максимальной мощности массива солнечных батарей фотоэлектрических систем генерирования;

3. Разработана методика создания имитационной модели солнечной батареи на основе искусственной нейронной сети;

4. Предложена система управления для фотоэлектрической системы генерирования на базе многопортового преобразователя постоянного тока с участием искусственной нейронной сети, позволяющая отслеживать точку максимальной мощности массива солнечных батарей с точностью около 99%. Проведен сравнительный анализ с ранее существующими алгоритмами отслеживания точки максимальной мощности СБ;

5. Предложена структура системы управления инвертором на основе искусственных нейронных сетей для отслеживания точки максимальной мощности массива солнечных батарей;

6. Рассмотрена проблема деградации солнечных батарей и связанные с этим проблемы проектирования интеллектуальной системы управления с участием искусственной нейронной сети;

7. Разработан алгоритм онлайн-настройки коэффициентов искусственной нейронной сети после деградации солнечной батареи или при первоначальной настройке.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

MPPT – отслеживание точки максимальной мощности;

MPP – точка максимальной мощности;

MPPT – maximum power point tracking;

MPP – maximum power point;

СБ – солнечная батарея;

СУ – система управления;

ИНС – искусственная нейронная сеть;

ВАХ – вольт-амперная характеристика;

ВВХ – вольт-ваттная характеристика;

P&O – perturb and observe;

INC – incremental conductance;

LID – Light Induced Degradation;

PID – Potential Induced Degradation.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] “Renewable Energy Capacity Statistics 2021” // [Электронный ресурс]. URL: <https://www.irena.org>
- [2] E. Kabir, P. Kumar, S. Kumar, A. A. Adelodun, and K.-H. Kim, “Solar energy: Potential and future prospects,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 82, pp. 894–900, 2018.
- [3] D. Gielen, F. Boshell, D. Saygin, M. D. Bazilian, N. Wagner, and R. Gorini, “The role of renewable energy in the global energy transformation,” *Energy Strategy Rev.*, vol. 24, pp. 38–50, 2019.
- [4] H. Wu *et al.*, “Photocatalytic and Photoelectrochemical Systems: Similarities and Differences,” *Adv. Mater.*, vol. 32, no. 18, 2020.
- [5] T. Haas, R. Krause, R. Weber, M. Demler, and G. Schmid, “Technical photosynthesis involving CO₂ electrolysis and fermentation,” *Nat. Catal.*, vol. 1, no. 1, pp. 32–39, 2018.
- [6] Сколково. Угольная генерация: новые вызовы и возможности. // [Электронный ресурс]. URL: <https://energy.skolkovo.ru>.
- [7] Петровичев, М. А. Система энергоснабжения бортового комплекса космических аппаратов: учеб. пособие / М. А. Петровичев, А. С. Гуртов ; Федер. агентство по образованию, Самар. гос. аэрокосм. ун-т им. С. П. Королева. - Самара : Изд-во СГАУ, 2007.
- [8] F. Valenciaga and P. F. Puleston, “Supervisor control for a stand-alone hybrid generation system using wind and photovoltaic energy,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 20, no. 2, pp. 398–405, 2005.
- [9] R. Chedid and S. Rahman, “Unit sizing and control of hybrid wind-solar power systems,” *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 12, no. 1, pp. 79–85, 1997.
- [10] T. T. Chow, “A review on photovoltaic/thermal hybrid solar technology,” *Appl. Energy*, vol. 87, no. 2, pp. 365–379, 2010.

- [11] H. Yang, W. Zhou, L. Lu, and Z. Fang, "Optimal sizing method for stand-alone hybrid solar-wind system with LPSP technology by using genetic algorithm," *Sol. Energy*, vol. 82, no. 4, pp. 354–367, 2008.
- [12] W. Li and X. He, "Review of nonisolated high-step-up DC/DC converters in photovoltaic grid-connected applications," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 4, pp. 1239–1250, 2011.
- [13] J. C. Rosas-Caro, J. M. Ramirez, F. Z. Peng, and A. Valderrabano, "A DC-DC multilevel boost converter," *IET Power Electron.*, vol. 3, no. 1, pp. 129–137, 2010.
- [14] A. Amir, A. Amir, H. S. Che, A. Elkhateb, and N. A. Rahim, "Comparative analysis of high voltage gain DC-DC converter topologies for photovoltaic systems," *Renew. Energy*, vol. 136, pp. 1147–1163, Jun. 2019.
- [15] Колтун М. М., Солнечные элементы / М. М. Колтун. - Москва: Наука, 1987. - 191 с.
- [16] J. A. Gow and C. D. Manning, "Development of a photovoltaic array model for use in power-electronics simulation studies," *IEE Proc. - Electr. Power Appl.*, vol. 146, no. 2, pp. 193–200, Mar. 1999.
- [17] L. Lu and H. X. Yang, "A Study on Simulations of the Power Output and Practical Models for Building Integrated Photovoltaic Systems," *J. Sol. Energy Eng.*, vol. 126, no. 3, pp. 929–935, Jul. 2004.
- [18] M. A. de Blas, J. L. Torres, E. Prieto, and A. García, "Selecting a suitable model for characterizing photovoltaic devices," *Renew. Energy*, vol. 25, no. 3, pp. 371–380, Mar. 2002.
- [19] Башмакова И.А. Энергетика мира: уроки будущего / И.А. Башмакова. – М.: МТЭА, 1992. 355-380 с.
- [20] Стребков Д.С. Энергосбережение и возобновляемые источники энергии / Д.С. Стребков, В.П. Муругов. // Вестник сельскохозяйственной науки. Агропромиздат, 1991, №2, - С. 117-125.
- [21] J. Yuan *et al.*, "Single-Junction Organic Solar Cell with over 15% Efficiency Using Fused-Ring Acceptor with Electron-Deficient Core," *Joule*, vol. 3, no. 4, pp. 1140–1151, 2019.

- [22] L. Meng *et al.*, “Organic and solution-processed tandem solar cells with 17.3% efficiency,” *Science*, vol. 361, no. 6407, pp. 1094–1098, 2018.
- [23] Q. Liu *et al.*, “18% Efficiency organic solar cells,” *Sci. Bull.*, vol. 65, no. 4, pp. 272–275, 2020.
- [24] E. H. Jung *et al.*, “Efficient, stable and scalable perovskite solar cells using poly(3-hexylthiophene),” *Nature*, vol. 567, no. 7749, pp. 511–515, 2019.
- [25] F. Sahli *et al.*, “Fully textured monolithic perovskite/silicon tandem solar cells with 25.2% power conversion efficiency,” *Nat. Mater.*, vol. 17, no. 9, pp. 820–826, 2018.
- [26] M. Jeong *et al.*, “Stable perovskite solar cells with efficiency exceeding 24.8% and 0.3-V voltage loss,” *Science*, vol. 369, no. 6511, 2020.
- [27] Нго Сян Кьонг. Повышение эффективности солнечных батарей с помощью следящей системы // Известия ТулГУ. Технические науки – 2013.-Вып. 1. – С. 19.
- [28] H. Mousazadeh, A. Keyhani, A. Javadi, H. Mobli, K. Abrinia, and A. Sharifi, “A review of principle and sun-tracking methods for maximizing solar systems output,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 13, no. 8, pp. 1800–1818, 2009.
- [29] S. Abdallah and S. Nijmeh, “Two axes sun tracking system with PLC control,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 45, no. 11–12, pp. 1931–1939, 2004.
- [30] M. J. Currie, J. K. Mapel, T. D. Heidel, S. Goffri, and M. A. Baldo, “High-efficiency organic solar concentrators for photovoltaics,” *Science*, vol. 321, no. 5886, pp. 226–228, 2008.
- [31] M. G. Debije and P. P. C. Verbunt, “Thirty years of luminescent solar concentrator research: Solar energy for the built environment,” *Adv. Energy Mater.*, vol. 2, no. 1, pp. 12–35, 2012.
- [32] R. Faranda and S. Leva, “Energy comparison of MPPT techniques for PV Systems,” *J Electromagn Anal Appl*, vol. 3, Jan. 2008.
- [33] M. W. Rahman, C. Bathina, V. Karthikeyan, and R. Prasanth, “Comparative analysis of developed incremental conductance (IC) and perturb observe (P&O)

- MPPT algorithm for photovoltaic applications,” in *2016 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO)*, Jan. 2016, pp. 1–6.
- [34] L. Piegari, R. Rizzo, I. Spina, and P. Tricoli, “Optimized Adaptive Perturb and Observe Maximum Power Point Tracking Control for Photovoltaic Generation,” *Energies*, vol. 8, no. 5, pp. 3418–3436, Apr. 2015.
- [35] S. Selvan, “Modeling and Simulation of Incremental Conductance MPPT Algorithm for Photovoltaic Applications,” *Int. J. Sci. Eng. Technol.*, vol. 2, pp. 2277–1581, Aug. 2013.
- [36] T. Esum and P. L. Chapman, “Comparison of Photovoltaic Array Maximum Power Point Tracking Techniques,” *Energy Convers. IEEE Trans. On*, vol. 22, pp. 439–449, Jul. 2007.
- [37] D. Sera, L. Mathe, T. Kerekes, S. V. Spataru, and R. Teodorescu, “On the Perturb-and-Observe and Incremental Conductance MPPT Methods for PV Systems,” *IEEE J. Photovolt.*, vol. 3, no. 3, pp. 1070–1078, Jul. 2013.
- [38] H. Su and J. Bian, “Maximum power point tracking algorithm based on fuzzy Neural Networks for photovoltaic generation system,” 2010, vol. 1, pp. 1353–1357.
- [39] Y. T. Chu, L. Q. Yuan, and H. H. Chiang, “ANFIS-based maximum power point tracking control of PV modules with DC-DC converters,” in *2015 18th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS)*, Oct. 2015, pp. 692–697.
- [40] J. Zhang, T. Wang, and H. Ran, “A maximum power point tracking algorithm based on gradient descent method,” in *2009 IEEE Power Energy Society General Meeting*, Jul. 2009, pp. 1–5.
- [41] E. Bianconi *et al.*, “Perturb and Observe MPPT algorithm with a current controller based on the sliding mode,” *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 1, no. 44, pp. 346–356, 2013.
- [42] N. Femia, G. Petrone, G. Spagnuolo, and M. Vitelli, “Optimization of perturb and observe maximum power point tracking method,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 20, no. 4, pp. 963–973, Jul. 2005.

- [43] F. Sedaghati, A. Nahavandi, M. A. Badamchizadeh, S. Ghaemi, and M. Abedinpour Fallah, "PV Maximum Power-Point Tracking by Using Artificial Neural Network," *Mathematical Problems in Engineering*, 2012.
- [44] I. H. Witten, E. Frank, and M. A. Hall, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques.*, 3rd Edition. Morgan Kaufmann, 2011.
- [45] J. Ahmed and Z. Salam, "A Modified P and O Maximum Power Point Tracking Method with Reduced Steady-State Oscillation and Improved Tracking Efficiency," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 7, no. 4, pp. 1506–1515, 2016.
- [46] K. Sundareswaran, V. Vigneshkumar, P. Sankar, S. P. Simon, P. Srinivasa Rao Nayak, and S. Palani, "Development of an Improved P&O Algorithm Assisted Through a Colony of Foraging Ants for MPPT in PV System," *IEEE Trans. Ind. Inform.*, vol. 12, no. 1, pp. 187–200, 2016.
- [47] R. B. A. Koad, A. F. Zobaa, and A. El-Shahat, "A Novel MPPT Algorithm Based on Particle Swarm Optimization for Photovoltaic Systems," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 8, no. 2, pp. 468–476, 2017.
- [48] M. S. Jamri, A. M. Kassim, and M. R. Hashim, "A voltage mode control maximum power point tracking for stand-alone photovoltaic system," *Appl. Mech. Mater.*, vol. 313–314, pp. 503–507, 2013.
- [49] K. L. Lian, J. H. Jhang, and I. S. Tian, "A Maximum Power Point Tracking Method Based on Perturb-and-Observe Combined With Particle Swarm Optimization," *IEEE J. Photovolt.*, vol. 4, no. 2, pp. 626–633, Mar. 2014.
- [50] J. J. Nedumgatt, K. B. Jayakrishnan, S. Umashankar, D. Vijayakumar, and D. P. Kothari, "Perturb and observe MPPT algorithm for solar PV systems-modeling and simulation," in *2011 Annual IEEE India Conference*, Dec. 2011, pp. 1–6.
- [51] A. K. Abdelsalam, A. M. Massoud, S. Ahmed, and P. N. Enjeti, "High-Performance Adaptive Perturb and Observe MPPT Technique for Photovoltaic-Based Microgrids," *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 26, no. 4, pp. 1010–1021.
- [52] A. Safari and S. Mekhilef, "Implementation of incremental conductance method with direct control," in *TENCON 2011 - 2011 IEEE Region 10 Conference*, Nov. 2011, pp. 944–948.

- [53] A. Safari and S. Mekhilef, "Simulation and Hardware Implementation of Incremental Conductance MPPT With Direct Control Method Using Cuk Converter," *Ind. Electron. IEEE Trans. On*, vol. 58, pp. 1154–1161, May 2011.
- [54] M. A. Abdourraziq, M. Maaroufi, and M. Ouassaid, "A new variable step size INC MPPT method for PV systems," in *2014 International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS)*, Apr. 2014.
- [55] R. Rajesh and M. C. Mabel, "Efficiency analysis of a multi-fuzzy logic controller for the determination of operating points in a PV system," *Sol. Energy*, vol. 99, pp. 77–87, 2014.
- [56] A. E. Khateb, N. A. Rahim, J. Selvaraj, and M. N. Uddin, "Fuzzy-Logic-Controller-Based SEPIC Converter for Maximum Power Point Tracking," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 50, no. 4, pp. 2349–2358, Jul. 2014.
- [57] R. Khanaki, M. A. Mohd Radzi, and M. H. Marhaban, "Artificial Neural Network Based Maximum Power Point Tracking Controller for Photovoltaic Standalone System," *Int. J. Green Energy*, vol. 13, p. 140516111758009, May 2014.
- [58] I. A. Belova, M. V. Martinovich, and V. A. Skolota, "Application of photovoltaic cells with an intelligent control system for railway transport," in *2016 13th International Scientific-Technical Conference on Actual Problems of Electronics Instrument Engineering (APEIE)*, Oct. 2016, vol. 03, pp. 64–68.
- [59] K. Punitha, D. Devaraj, and S. Sakthivel, "Artificial neural network based modified incremental conductance algorithm for maximum power point tracking in photovoltaic system under partial shading conditions," *Energy*, vol. 62, no. Supplement C, pp. 330–340, Dec. 2013.
- [60] M. A. A. M. Zainuri, M. A. M. Radzi, A. C. Soh, and N. A. Rahim, "Development of adaptive perturb and observe-fuzzy control maximum power point tracking for photovoltaic boost dc-dc converter," *IET Renew. Power Gener.*, vol. 8, no. 2, pp. 183–194, Mar. 2014.
- [61] A. K. Rai, N. D. Kaushika, B. Singh, and N. Agarwal, "Simulation model of ANN based maximum power point tracking controller for solar PV system," *Sol. Energy Mater. Sol. Cells*, vol. 95, no. 2, pp. 773–778, Feb. 2011.

- [62] M. Farhat, “Photovoltaic Maximum Power Point Tracking Based on ANN Control,” *Int. Rev. Model. Simul. IREMOS*, vol. 7, pp. 114–120, Apr. 2014.
- [63] A. Chaouachi, R. M. Kamel, and K. Nagasaka, “A novel multi-model neuro-fuzzy-based MPPT for three-phase grid-connected photovoltaic system,” *Sol. Energy*, vol. 84, no. 12, pp. 2219–2229, Dec. 2010.
- [64] L. Magnier and F. Haghghat, “Multiobjective optimization of building design using TRNSYS simulations, genetic algorithm, and Artificial Neural Network,” *Building and Environment 2010*, pp. 739–746.
- [65] Q. Al-Shayea, “Artificial Neural Networks in Medical Diagnosis”.
- [66] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, 2 edition. Upper Saddle River, N.J: Prentice Hall, 1998.
- [67] Г. В. Викторович и Ф. В. Ахатович, “Формирование обучающей выборки при использовании искусственных нейронных сетей в задачах поиска ошибок баз данных,” *Инженерный Вестник Дона*, Т. 25, № 2 (25), 2013.
- [68] А. А. Барсегян, М. С. Куприянов, М. С. Кузнецов, В. В. Степаненко и И. И. Холод, *Технологии анализа данных: Data Mining, Visual Mining, Text Mining, OLAP*, 2-е изд. перераб. и доп., СПб: БХВ- Петербург, 2007.
- [69] Г. А. Фуатович и Г. Ф. Мубаракович, “Искусственные нейронные сети и приложения” // [Электронный ресурс]. URL:https://repository.kpfu.ru/?p_id=187099.
- [70] “Intelligent Semantic-Based System for Corpus Analysis through Hybrid Probabilistic Neural Networks | 8th International Symposium on Advances in Neural Networks // [Электронный ресурс]. URL:https://dl.acm.org/doi/abs/10.1007/978-3-642-21105-8_11
- [71] “Intelligent Opinion Mining and Sentiment Analysis Using Artificial Neural Networks.” // [Электронный ресурс]. URL:https://www.researchgate.net/publication/284859215_Intelligent_Opinion_Mining_and_Sentiment_Analysis_Using_Artificial_Neural_Networks.

- [72] E. I. Papageorgiou and K. Poczęta, “A two-stage model for time series prediction based on fuzzy cognitive maps and neural networks,” *Neurocomputing*, vol. 232, pp. 113–121, Apr. 2017.
- [73] I. Sutskever, J. Martens, G. Dahl, and G. Hinton, “On the importance of initialization and momentum in deep learning,” in *International Conference on Machine Learning*, Feb. 2013, pp. 1139–1147.
- [74] В. В. Круглов и В. В. Борисов, *Искусственные нейронные сети. Теория и практика*, 2-е изд. Изд. М.: Горячая линия-Телеком, 2002.
- [75] D. L. Elliott, “TECHNICAL RESEARCH REPORT,” p. 4.
- [76] D. L. Elliott and D. L. Elliott, “A better Activation Function for Artificial Neural Networks.” 1993.
- [77] Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления : Учеб. для студентов вузов, обучающихся по машиностроит. и приборостроит. специальностям / [К.А. Пупков, Н.Д. Егупов, А.И. Гаврилов и др.]; Под ред. Н.Д. Егупова. - М. : Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2001. - 743 с.
- [78] Г. К. Вороновский, К. В. Махотило, С. Н. Петрашев, and С. А. Сергеев, *Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности*. ОСНОВА, 1997.
- [79] E. Karatepe, M. Boztepe, and M. Colak, “Neural network based solar cell model,” *Energy Convers. Manag.*, vol. 47, no. 9, pp. 1159–1178, Jun. 2006.
- [80] N. Zhang, D. Sutanto, and K. Muttaqi, “A review of topologies of three-port DC–DC converters for the integration of renewable energy and energy storage system,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 56, pp. 388–401, Apr. 2016.
- [81] Z. Qian, O. Abdel-Rahman, H. Al-Atrash, and I. Batarseh, “Modeling and Control of Three-Port DC/DC Converter Interface for Satellite Applications,” *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 25, no. 3, pp. 637–649, Mar. 2010.
- [82] A. Subramanian and S. Kr, “Review of multiport isolated bidirectional converter interfacing renewable and energy storage systems,” *Int. J. Power Electron. Drive Syst. IJPEDS*, vol. 11, no. 1, Art. no. 1, Mar. 2020.

- [83] T. Esram and P. L. Chapman, "Comparison of Photovoltaic Array Maximum Power Point Tracking Techniques," *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 22, pp. 439–449, Jul. 2007.
- [84] "A call for quality. Power loss from crystalline module degradation causes a big headache for the industry," *PHOTON International*, pp. 106–111, Mar. 2018.
- [85] A. Rivaton, S. Chambon, M. Manceau, J.-L. Gardette, N. Lemaître, and S. Guillerez, "Light-induced degradation of the active layer of polymer-based solar cells," *Polym. Degrad. Stab.*, vol. 95, no. 3, pp. 278–284, 2010.
- [86] E. B. on 10 M. 2017 V. clear explanation on simple way U. so many P. plant owners not familiar with this problem A. well I. suggest to add material for P. repairing Reply, "PID & LID: Devastating Phenomena for PV plants," *Sinovoltaics - Your Solar Supply Network*, Sep. 28, 2015.
- [87] "PI-Berlin." // [Электронный ресурс]. URL:<http://www.pi-berlin.com/en>
- [88] S. Pingel *et al.*, "Potential Induced Degradation of solar cells and panels," in *Conference Record of the IEEE Photovoltaic Specialists Conference*, Jul. 2010, pp. 002817–002822.
- [89] D. C. Jordan and S. R. Kurtz, "Photovoltaic Degradation Rates-an Analytical Review: Photovoltaic degradation rates," *Prog. Photovolt. Res. Appl.*, vol. 21, no. 1, pp. 12–29, Jan. 2013.
- [90] S. S. Haykin and S. S. Haykin, *Neural networks and learning machines*, 3rd ed. New York: Prentice Hall, 2009.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Акт и справка о внедрении результатов диссертационной работы

УТВЕРЖДАЮ

Проректор по учебной работе НГТУ
канд. экон. наук, доцент
С.С. Чернов
03 _____ 2022 г.



СПРАВКА

о внедрении в учебный процесс результатов диссертационной работы
Беловой И.А.

Мы, ниже подписавшиеся, заведующий кафедрой электроники и электротехники, д.т.н., профессор С.А. Харитонов и декан факультета радиотехники и электроники, к.т.н., доцент С.А. Стрельцов составили настоящую справку о том, что научные результаты диссертационной работы И.А. Беловой на тему «Фотоэлектрическая система генерирования на базе полупроводникового преобразователя с нейросетевой системой управления» внедрены в учебный процесс и используются в курсе «Силовая электроника для возобновляемой энергетики» для магистрантов направления 11.04.04 «Электроника и нанoeлектроника» по магистерской программе «Промышленная электроника и микропроцессорная техника».

Заведующий кафедрой
электроники и электротехники,
доктор тех. наук, профессор

_____ С.А. Харитонов
«04» 03 2022 г.

Декан факультета радиотехники и
электроники, канд. тех. наук,
доцент

_____ С.А. Стрельцов
«04» 03 2022 г.

УТВЕРЖДАЮ

ИО Генеральный директор

ООО «Системы постоянного тока»



В. Колесников

2022 г.

УТВЕРЖДАЮ

Проректор НГТУ

в диссертационной работе, д.т.н., доцент



С.В. Брованов

2022 г.

СПРАВКА

об использовании результатов диссертационной работы Беловой И.А.

Мы, ниже подписавшиеся, главный инженер ООО «Системы постоянного тока» Перетяtko П.В. и представитель НГТУ, заведующий кафедрой электроники и электротехники, д.т.н., профессор Харитонов С.А. составили настоящую справку о том, что результаты диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук Беловой И.А. на тему «Фотоэлектрическая система генерирования на базе полупроводникового преобразователя с нейросетевой системой управления» использованы при проведении НИОКР по разработке и изготовлению конструктивных образцов инверторов напряжения для сетевых солнечных электростанций.

В рамках реализации проекта Беловой И.А. были предложены и реализованы алгоритмы управления инвертором напряжения, обеспечивающие отбор максимально возможной мощности от солнечных батарей, с помощью искусственных нейронных сетей.

Предложенный алгоритм при работе в системе электроснабжения на основе инвертора напряжения позволили обеспечить выполнение требований ГОСТ 32144-2013 по качеству электроэнергии.

Главный инженер ООО «Системы
постоянного тока»

П.В. Перетяtko

«17» 03 2022 г.

Заведующий кафедрой ЭЭ,
доктор тех. наук, профессор

С.А. Харитонов

«18» 03 2022 г.

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Патент и свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



ПАТЕНТ

НА ИЗОБРЕТЕНИЕ
№ 2678153

Схема нейрона

Патентообладатель: **ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ
БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ "НОВОСИБИРСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ"
(RU)**

Авторы: **Сколота Владимир Александрович (RU), Белова Ирина
Анатольевна (RU), Мартинович Мирослав Владимирович
(RU)**

Заявка № 2017120077
Приоритет изобретения 07 июня 2017 г.
Дата государственной регистрации в
Государственном реестре изобретений
Российской Федерации 23 января 2019 г.
Срок действия исключительного права
на изобретение истекает 07 июня 2037 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Ивлиев



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2021619551

Формирование массива значений освещенности и температуры

Правообладатель: **ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ «НОВОСИБИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ» (RU)**

Авторы: **Белова Ирина Анатольевна (RU), Мартинович Мирослав Владимирович (RU)**

Заявка № 2021618936

Дата поступления 15 июня 2021 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 15 июня 2021 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат Выдана: 05.06.2021 14:02:46.2F8B92E8A118
Владелец: Ильяев Григорий Петрович
Действителен с 16.01.2021 по 16.01.2036

Г.П. Ильяев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2021612372

**Сбор данных о вольт-амперных характеристиках
модели солнечной батареи**

Правообладатель: **ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ
БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ «НОВОСИБИРСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ» (RU)**

Авторы: **Белова Ирина Анатольевна (RU), Мартинович
Мирослав Владимирович (RU)**

Заявка № 2021611423

Дата поступления **11 февраля 2021 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **16 февраля 2021 г.**

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат: 0102458F81C8D1A3C670442A2F08852E7A118
Владелец: **Ивлиев Григорий Петрович**
Действителен с 16.01.2021 по 15.01.2035

Г.П. Ивлиев