



ТЕХНИЧЕСКИ УНИВЕРСИТЕТ – СОФИЯ

**Инженерно-Педагогически Факултет – Сливен
Катедра „Електротехника, автоматика и информационни
технологии“**

Маг. инж. Димитър Ненов Ненов

**МОДЕЛИРАНЕ НА ГЕНЕТИЧНИ АЛГОРИТМИ С ВРЕМЕВИ
РЕДОВЕ ПРИ ИЗСЛЕДВАНЕ РАБОТАТА НА
ФОТОВОЛТАИЧНИ СИСТЕМИ ЗА АВТОНОМНО
ЗАХРАНВАНЕ НА БИТОВИ ПОТРЕБИТЕЛИ
(В ЮГОИЗТОЧНИ РАЙОНИ)**

А В Т О Р Е Ф Е Р А Т

на дисертация за придобиване на образователна и научна степен
"ДОКТОР"

Област: 4. Природни науки, математика и информатика
Професионално направление: 4.6. Информатика и компютърни науки
Научна специалност: Информатика

Научен ръководител: доц. д-р инж. Екатерина Господинова

СЛИВЕН, 2026г.

Дисертационният труд е обсъден и насочен за защита от Катедрения съвет на катедра „Електротехника, автоматика и информационни технологии“, Инженерно-педагогически Факултет – Сливен на ТУ-София на редовно заседание, проведено на 18.02.2026г.

Публичната защита на дисертационния труд ще се състои на 28.05.2026г. от 15,00 часа в зала 1204 на Инженерно-педагогически Факултет – Сливен, Технически университет – София на открито заседание на научното жури, определено със заповед № ОЖ–4.6–05/04.03.2026 г. на Ректора на ТУ-София в състав:

1. Проф. д-р инж. Диляна Господинова
2. Проф. д.м.н. Гани Стамов
3. Проф. д-р Радослав Йошинов
4. Проф. д-р Евдокия Сотирова
5. Проф. д-р инж. Станислав Симеонов

Рецензенти:

1. Проф. д.м.н. Гани Стамов
2. Проф. д-р Евдокия Сотирова

Материалите по защитата са на разположение на интересуващите се в канцеларията на катедра „Електротехника, автоматика и информационни технологии“, Инженерно-педагогически Факултет – Сливен, ТУ – София.

Дисертантът е самостоятелен докторант към катедра „Електротехника, автоматика и информационни технологии“ на Инженерно-педагогически Факултет – Сливен. Изследванията по дисертационната разработка са направени от автора.

Автор: маг. инж. Димитър Ненов Ненов

Заглавие: Моделиране на генетични алгоритми с времеви редове при изследване работата на фотоволтаични системи за автономно захранване на битови потребители (в югоизточни райони).

I. ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

Актуалност на проблема

Актуалността на изследването е свързана с необходимостта от надеждно прогнозиране на работата на автономни фотоволтаични системи при променливи условия. Работните параметри на тези системи се регистрират като кратки, нестационарни и шумни времеви редове, съдържащи структурни изменения, породени от промени в режима на работа и външната среда. Класическите статистически методи показват ограничена ефективност при подобни данни, което налага използването на алгоритмични подходи, независими от асимптотични предпоставки. В дисертационния труд се разработват генетични алгоритми за изграждане на прогнозни модели, базирани на реални измервания от автономни фотоволтаични системи. Предложените решения осигуряват устойчиво прогнозиране при нелинейност и неопределеност и създават предпоставки за внедряване на адаптивни методи в системи за мониторинг и управление на фотоволтаични системи за автономно хранване на битови потребители.

Цел на дисертационния труд, основни задачи и методи за изследване

Целта е разработване на модели и алгоритми за прогнозиране на кратки времеви редове, описващи работата на малки автономни фотоволтаични системи за хранване на битови потребители, с отчитане на климатичните и географските особености на изследваните обекти, чрез използване на инструменти от теорията на размитите множества и генетичните алгоритми.

За реализиране на поставената цел са формулирани следните задачи:

1. Да се анализира приложимостта на методи от теорията на размитите множества и еволюционната оптимизация (вкл. генетични алгоритми) при изграждане на регресионни и многокритериални модели за прогнозиране на времеви редове.

2. Да се изследват и сравнят методи за идентифициране на структурни трансформации в групи от кратки времеви редове, базирани на клъстерен анализ и фазов анализ, при наличие на нестационарност и шум.

3. Да се разработи интегрирана методика за анализ и прогнозиране на кратки времеви редове, комбинираща размито моделиране и еволюционна оптимизация.

4. Да се разработи регресионен прогнозен модел с оценка на неопределеността, основан на размита регресия с асиметрични параметри и генетичен алгоритъм, приложим за прогнозиране и оптимизиране на режими на електропотребление.

5. Да се разработи алгоритъм за идентифициране на структурни трансформации в групи кратки времеви редове, свързани с експлоатацията на фотоволтаични системи, чрез клъстеризация с размити методи, при отчитане на климатични и географски фактори.

6. Да се разработи алгоритъм за клъстеризация на групи кратки времеви редове чрез йерархично агломеративно клъстеризиране, устойчив при слаба разделимост на клъстерите и приложим за откриване на структурни изменения.

7. Да се разработи универсален прогнозен модел за кратки времеви редове при неопределеност, основан на интервални размити множества от втори тип и генетични алгоритми, с цел постигане на висока точност при проектиране на автономни фотоволтаични централи.

Научна новост

Научната новост в дисертационния труд се състои в разработването на интегриран алгоритмичен подход за анализ и прогнозиране на кратки времеви редове, характеризиращи работата на автономни фотоволтаични системи. Основната задача е количествено оценяване на неопределеността и идентифициране на структурни трансформации в динамиката на електрическите параметри. Реализирано е изчисляване на интервални прогностични оценки чрез прилагане на модел на размита регресия с асиметрични параметри и интервални размити множества от втори тип (FOU), с параметрична оптимизация посредством генетичен алгоритъм.

Практическа приложимост

Получените експериментални резултати, заедно с изведените числени, позволяват да бъде реализирана практическа оценка при избор на инверторни схеми, монтаж и оптимизиране на режимите на електропотребление в автономни фотоволтаични инсталации.

Разработените алгоритми са валидирани чрез обработка на реални експериментални данни и могат да бъдат внедрени в системи за мониторинг и енергийно управление. Те могат да бъдат използвани в учебния процес при

обучение по енергийна електроника, възобновяеми енергийни източници и интелигентни методи за анализ на данни.

Апробация

Дисертационният труд е докладван и обсъден на катедрен съвет на катедра „Електротехника, автоматика и информационни технологии“ при ТУ – София, ИПФ – Сливен. Части от темата са докладвани на:

1. XXVI-та Национална конференция с международно участие „ИНЖЕНЕРНИ И ПРОРОДНИ НАУКИ - 2025“, в гр. Созопол, 21 – 22 Юни, 2025 г.
2. ICEST 2025, 60th International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies, Охрид, 26 – 28 Юни, 2025 г.
3. FQAS 2025, International Conference on Flexible Query Answering Systems, гр.Бургас, 11 – 13 Септември 2025 г.

Резултатите от дисертацията са отразени в пет публикации на английски език. Четири от тях са публикувани в Scopus и Web of science. Една от публикациите е отпечатана в списание Applied Sciences, Switzerland, (Q2) и една е самостоятелна.

Структура и обем на дисертационния труд

Дисертационният труд е в обем от 151 страници, като включва увод, 4 глави за решаване на формулираните основни задачи, списък на основните приноси, списък на публикациите по дисертацията и използвана литература. Цитирани са общо 157 литературни източници, като 149 са на латиница и 5 на кирилица, а останалите са интернет адреси. Работата включва общо 12 фигури в основния текст, 15 фигури в приложенията и 8 таблици. Номерата на фигурите и таблиците в автореферата съответстват на тези в дисертационния труд.

II. СЪДЪРЖАНИЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

СПИСЪК НА ИЗПОЛЗВАНИТЕ СЪКРАЩЕНИЯ	4
УВОД.....	5
ГЛАВА 1 ЛИТЕРАТУРЕН ОБЗОР	8
1.1. Малки автономни фотоволтаични системи за битови приложения	8
1.1.1. Климатични и радиационни условия за фотоволтаично производство в България.....	14
1.1.2. Финансиране и регулаторна рамка	15
1.1.3. Фотоволтаични системи за битови и автономни приложения.....	17
1.1.4. Монтажни системи за соларни инсталации	18
1.1.4.1. Видове монтажни системи за фотоволтаични модули и панели	18
1.1.4.2. Конструктивни съображения при покривен монтаж.....	20
1.1.4.3. Конструктивни съображения при наземен монтаж	21
1.1.4.4. Баластни и релсови системи	22
1.2. Общи аспекти на анализа и прогнозирането на динамичните редове	23
1.3. Приложения на времевите редове и генетичните алгоритми при автономни фотоволтаични системи	27
1.4. Анализ и прогнозиране на времеви редове.....	29
1.4.1. Структури на стационарни времеви редове.....	30
1.4.2. Модели на линейни времеви редове	31
1.4.3. Недостатъци на традиционните подходи за анализ и прогнозиране на времеви редове.....	33
1.4.4. Прогнозиране на времеви редове с помощта на инструменти от теорията на размитите множества	34
1.5. Клъстеризация на времеви редове. Общи аспекти.	37
1.5.1. Алгоритми за клъстеризация на времеви редове	39
1.5.2. Индикатори за качество на клъстеризация	41
1.5.3. Специфика на клъстеризиране на времеви редове	42
Изводи по Глава 1:	46
ЦЕЛ И ЗАДАЧИ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД.....	47
ГЛАВА 2 АЛГОРИТМИ ЗА АНАЛИЗ И МОДЕЛИ ЗА ПРОГНОЗИРАНЕ НА ВРЕМЕВИ РЕДОВЕ С ПОМОЩТА НА ТЕОРИЯ НА РАЗМИТИТЕ МНОЖЕСТВА.....	49
2.1 Алгоритми за анализ на времеви редове при изследване работата на автономни фотоволтаични системи	49
2.2 Модели за прогнозиране на времеви редове, базирани на размити множества.....	51
2.2.1 Алгоритъм за идентифициране на структурни трансформации в групи от времеви редове с използване на инструменти за размито клъстеризиране	52
2.2.2. Алгоритъм за идентифициране на структурни трансформации в групи от времеви редове с използване на инструменти за йерархично клъстеризиране	59

Изводи по Глава 2	67
ГЛАВА 3 АНАЛИЗ НА СТРУКТУРАТА НА АВТОНОМНА ФОТОВОЛТАИЧНА ИНСТАЛАЦИЯ	68
3.1. Технологични тенденции при фотоволтаичните панели	68
3.1.1. Иновации при материалите за фотоволтаични преобразуватели (панели)...	69
3.1.2. Видове технологии на фотоволтаичните клетки	70
3.1.2.1. Първо поколение: Кристален силиций (95% на пазара).....	71
3.1.2.2. Второ поколение: Тънкослойни технологии (2-8% пазарен дял)	72
3.1.2.3. Трето поколение: Възникващи технологии	73
3.1.3. Иновации в сегмента на перовскитните клетки	75
3.2. Избор на батерии за фотоволтаични инсталации	76
3.2.1. Основни функции и характеристики на батериите	77
3.2.2. Видове батерии, приложими за ФЕИ	78
3.2.2.1. Литиево-йонни батерии (Li-ion)	79
3.2.2.2. Литиево-желязно-фосфатни батерии (LFP).....	80
3.2.2.3. Натриево-йонни батерии (Na-ion)	81
3.2.2.4. Оловно-киселинни батерии	81
3.2.2.5. Проточно-редукционни батерии (Redox Flow)	82
3.2.2.6. Цинкови и цинк-въздушни батерии	82
3.2.3. Ключови съображения при селекцията на батерии за ФЕИ	83
3.3. Избор на DC/AC преобразувател (инвертор)	84
3.3.1. Основна класификация на инверторите	85
3.3.1.1. Стрингови инвертори (централизирани)	86
3.3.1.2. Микроинвертори (разпределени)	86
3.3.1.3. Хибридни инвертори	87
3.3.1.4. DC/DC оптимизатори на мощност (хибриден подход)	88
3.3.2. Втора Класификация: MPPT или PWM Контролери	88
3.3.2.1. Maximum Power Point Tracking (MPPT)	88
3.3.2.2. Pulse Width Modulation (PWM).....	89
3.3.3. Трета Класификация: Еднофазна или Трифазна система.....	89
3.3.3.1. Еднофазни инвертори.....	89
3.3.3.2. Трифазни инвертори.....	89
3.3.4. Разширени технологии (нововъзникващи - 2025+).....	90
3.3.4.1. Grid-Forming инвертори (GFI)	90
3.3.4.2. Разширена контрола - Virtual Synchronous Machine (VSM):	90
3.3.5. Технически параметри.....	91
3.3.6. Допълнителни съображения при избора на инвертор	92
3.4. Оценка потенциала на слънчевата радиация в България.....	92
Изводи по глава 3:	96
ГЛАВА 4 ГЕНЕТИЧНИ АЛГОРИТМИ ЗА ТЪРСЕНЕ НА ОПТИМАЛНИ СТОЙНОСТИ НА ПАРАМЕТРИТЕ.....	97
4.1. Прогнозни модели, базирани на интервални дискретни размити множества от втори тип	97

4.1.1.	Базов модел.....	97
4.1.2.	Изчисляване на центроида на интервално дискретно разрито множество от втори тип.....	99
4.2.	Модели за прогнозиране на FOU	100
4.2.1.	Реализация на еднокритериален генетичен алгоритъм	101
4.2.2.	Реализация на многокритериален генетичен алгоритъм	102
4.2.3.	Разработване и прилагане на еднокритериален генетичен алгоритъм	104
4.3.	Краткосрочно прогнозиране	113
	Изводи по глава 4:	118
	ИЗПОЛЗВАНА ЛИТЕРАТУРА	119
	Приложение А - Анализ на времеви редове при изследване работата на автономни фотоволтаични системи.....	133
	Приложение Б - Анализ на времеви редове с използване на алгоритмите за идентифициране на структурни трансформации базирани на инструменти за йерархично клъстеризиране.....	144
	ПРИНОСИ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД.....	148
	УЧАСТИЯ В НАУЧНИ КОНФЕРЕНЦИИ	149
	РЕЗЮМЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД	150

ГЛАВА 1. ЛИТЕРАТУРЕН ОБЗОР

1.1. Малки автономни фотоволтаични системи за битови приложения

Автономни фотоволтаични системи са електроенергийни системи за локално производство на електрическа енергия, които функционират независимо от електроразпределителната мрежа. Те преобразуват слънчевата радиация в електрическа енергия чрез фотоволтаични модули и осигуряват захранване на потребители чрез комбинация от преобразователни устройства, системи за управление, а при необходимост - и акумулаторни енергийни хранилища.

Характерна особеност на автономните фотоволтаични системи е наличието на енергийно съхранение, което позволява балансиране между произведената и потребяваната енергия при променливи климатични условия и натоварвания. Управлението на тези системи е насочено към осигуряване на непрекъсваемо електрозахранване и оптимално използване на наличната слънчева енергия.

При оценяване на потенциала на слънчевата енергия за производство на електрическа енергия се отчитат комплекс от технически, пространствени и икономически фактори. При разглеждане на възможностите за изграждане на фотоволтаични енергийни системи с мощности, надвишаващи собственото потребление и позволяващи участие на производителя в търговия с произведената електрическа енергия, съществено значение има техническата възможност за изграждане на съпътстваща инфраструктура за трансформация и пренос. Съгласно налични данни значителна част от територията на страната е заета от горски фонд, обработваеми земи и територии със специален режим на защита, включително природни резервати и зони с ограничен достъп. В резултат на това се приема, че сравнително ограничен дял от територията на страната е потенциално приложим за изграждане на наземни фотоволтаични енергийни системи. Това налага внимателен подбор на подходящи локации и ориентиране към решения, съобразени с пространствените и инфраструктурните ограничения.

Автономните фотоволтаични системи представляват технически обосновано решение за територии в югоизточната част на България, характеризиращи се с относително високи стойности на слънчевата радиация. В настоящия контекст под югоизточни райони се разбират административните области Бургас, Сливен, Ямбол, Стара Загора и Хасково, за които дългосрочните климатични данни показват благоприятни условия за фотоволтаично производство.

1.2. Общи аспекти на анализа и прогнозирането на динамичните редове

Нестационарният характер на кратките времеви редове води до невъзможност за получаване на надеждни прогнозни оценки чрез класически модели и алгоритми. Допълнително усложнение представя необходимостта от отчитане на голям брой влияещи фактори, което прави изграждането на адекватни класически модели практически неприложимо. Поради това възниква необходимост от разработване на нови подходи за анализ и прогнозиране на кратки времеви редове, описващи развитието на автономни фотоволтаични системи за автономно захранване в конкретни региони.

1.3. Приложения на времевите редове и генетичните алгоритми при автономни фотоволтаични системи

Едно от основните направления на приложение на генетичните алгоритми е оптимизацията на параметрите на модели за прогнозиране на слънчевата радиация и произведената електроенергия. Генетичните алгоритми се използват за настройка на параметри на регресионни, размити и хибридни модели, с цел минимизиране на прогнозната грешка и повишаване на устойчивостта на модела при наличие на шум и непълни данни. Особено ефективни са подходите, при които генетичните алгоритми се комбинират с методи на теорията на размитите множества и невронни мрежи.

Друг важен аспект е използването на генетични алгоритми за идентифициране на структурни трансформации във времевите редове, описващи работата на фотоволтаичните системи. Такива трансформации могат да бъдат резултат от сезонни промени, деградация на компонентите, промяна на режима на работа или външни климатични фактори. Генетичните алгоритми позволяват автоматизирано откриване на промени в динамиката на процеса чрез оптимизация на критерии, свързани със сегментация и класификация на времевите редове.

1.4. Анализ и прогнозиране на времеви редове

Целта на анализа на времеви редове е разработването на математически модел, който да описва поведението на изследвания процес въз основа на исторически данни и да позволява прогнозиране на неговото бъдещо развитие [25,61,62]. Приема се, че всеки времеви ред съдържа както детерминирани, така и случайни компоненти. Поради това голяма част от моделите за анализ на времеви редове са насочени към филтриране на случайния компонент (шум, грешка), с цел идентифициране на детерминираната структура на процеса [24].

Най-широко използваните модели за представяне на времеви редове са адитивните и мултипликативните модели.

1.5. Недостатъци на традиционните подходи за анализ и прогнозиране на времеви редове

Основният проблем при разработването на ефективни прогнозни модели за времеви редове, използващи класически методи, произтича от ограниченото количество релевантни статистически данни. В повечето случаи анализираният времеви редове са с малка дължина или съдържат несъпоставими наблюдения към текущия момент. Това се обуславя от силната зависимост на производството на електрическа енергия от слънчева радиация от атмосферните условия и периодичните изменения във времето. Денонощният цикъл и сезонната изменчивост през годината водят до значителна вариабилност на процесите и до нестационарен характер на наблюдаваните данни.

Анализът на подходи, базирани на размити множества, показва, че те предоставят по-гъвкава рамка за описание на неопределеността и вариабилността на данните. Изследването на еволюционните оптимизационни алгоритми показва, че те имат потенциал да преодолеят ограниченията на класическите методи за настройка на параметри.

ГЛАВА 2. АЛГОРИТМИ ЗА АНАЛИЗ И МОДЕЛИ ЗА ПРОГНОЗИРАНЕ НА ВРЕМЕВИ РЕДОВЕ С ПОМОЩТА НА ТЕОРИЯ НА РАЗМИТИТЕ МНОЖЕСТВА

Моделирането и прогнозирането на времеви редове в условия на неточна и несигурна информация представлява съществено предизвикателство при анализа на реални процеси, включително при изследване на работата на автономни фотоволтаични системи. В тази връзка, използването на инструменти от теорията на размитите множества (TRM) предоставя алтернативен подход за моделиране и прогнозиране на ВР, който позволява експлицитно отчитане на неопределеността и неточността на данните.

2.1. Алгоритъм за идентифициране на структурни трансформации в групи от времеви редове с използване на инструменти за размито клъстеризиране

Стъпка 1.

Прилага се групиране на ВР с дължина $(t \rightarrow 1)$ и ВР с дължина t , с цел формиране на клъстери със сходна динамика на развитие. За тази цел се използва размитият алгоритъм fuzzy c-means (FCM) [120], чрез който се идентифицират клъстерните центроиди при фиксирана стойност на броя c на клъстерите. Получените центроиди се използват за анализ и прогнозиране на динамиката на поведението както на групата ВР като цяло, така и на отделните клъстери и времеви редове в тях.

Алгоритъмът FCM реализира итеративна процедура за минимизиране на следната целева функция:

$$J(U, V) = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^t (u_j(s_{i,t}))^m * d(v_{j,t}, s_{i,t}), \quad (2.1)$$

при условие, че

$$\sum_{j=1}^c u_j(s_{i,t}) = 1 (c \in N, c > 1, i = \overline{1, n}), \quad (2.2)$$

където $U = u_j(s_{i,t})$ е размито c -разделение на групата T на ВР въз основа на $u_j(s_{i,t})$, определящи степента на членство на ВР $s_{i,t}$ в j -ти клъстер, $V = [v_1, v_2, \dots, v_n]$ са клъстерни центрове, $d(v_{j,t}, s_{i,t})$ са разстояния между центъра $v_{j,t}$ и ВР $s_{i,t}$, за група ВР с дължина t ; m е фазификатор, който определя размиването на клъстерите ($m \in R; m > 1$; по подразбиране $m = 2$), c е брой клъстери; n е брой ВР, $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, c}$.

Това също така изисква да бъдат изпълнени следните условия:

$$\sum_{i=1}^n u_j(s_{i,t}) > 0 (j = \overline{1, c}), \quad (2.3)$$

$$\sum_{i=1}^n u_j(s_{i,t}) > 0 (j = \overline{1, c}, i = \overline{1, n}). \quad (2.4)$$

Обикновено за изчисляване на разстоянието $d(v_{j,t}, s_{i,t})$ се използва евклидовата метрика:

$$d(v_{j,t}, s_{i,t}) = (\sum_{l=1}^n (v_{j,t}^l - s_{i,t}^l)^2)^{0.5}, \quad (2.5)$$

където $v_{j,t}^l$ е l -та координата на j -тия клъстер за ВР с дължина t (l -ти елемент от центроида на ВР с дължина t), $s_{i,t}^l$ е l -тият елемент от j -тия ВР с дължина t .

Член-функция $u_j(s_{i,t}) > 0 (j = \overline{1, c}, i = \overline{1, n}, t$ е текущата дължина на ВР), характеризираща степента на членство на ВР $s_{i,t}$ в j -ти клъстер се изчислен като:

$$u_j(s_{i,t}) = \frac{1}{\sum_{p=1}^c \left(\frac{d(v_{j,t}, s_{i,t})}{d(v_{p,t}, s_{i,t})} \right)^{2/(m-1)}} \quad (2.6)$$

Координатите $v_{j,t}^l$ ($l = \overline{1, t}$, $j = \overline{1, c}$, t е текущата дължина на ВР) на центроидите на размитите клъстери се изчисляват, като:

$$v_{j,t}^l = \frac{\sum_{i=1}^n (u_j(s_{i,t}))^m * s_{i,t}^l}{\sum_{i=1}^n (u_j(s_{i,t}))^m} . \quad (2.7)$$

В резултат на решаването на задачата за групиране на група от времеви редове с помощта на алгоритъма FCM се реализира минимизиране на отклоненията на всички ВР от центроидите на размитите клъстери, пропорционално на стойностите на функциите на принадлежност на тези ВР към съответните размити клъстери.

Индексът Хіе–Вені се изчислява по следния начин [105,121]:

$$XB = \frac{\sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n (u_j(s_{i,j}))^m * \|s_{i,j} - v_j\|^2}{n * \min_{k \neq j} \|v_k - v_j\|^2} \quad (2.8)$$

където m е фазификатор, n е брой ВР, c е брой клъстери, $(u_j(s_{i,j}))$ е степен на принадлежност на ВР $s_{i,j}$ на j -ти клъстер, v е центърът на j -тия клъстер.

Оптимален брой c^* клъстери съответства на минималната стойност на ХВ-индекс. В този случай резултатите от групирането се считат за приемливи, ако FPC коефициентът се изчислява като [105,118]:

$$FPC = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n (u_j(s_{i,j}))^m , \quad (2.9)$$

където m е фазификатор, n е брой ВР, c е брой клъстери; $u_j(s_{i,j})$ е степен на принадлежност на ВР $s_{i,j}$ на j -ти клъстер.

Стъпка 2.

Извършва се сравнителен анализ на оптималните числа клъстери c_{t-1} и c_t за групи ВР с дължина съответно $(t-1)$ и t .

- Ако $c_{t-1} = c_t$, се приема, че липсват големи структурни трансформации в групата ВР.
- Ако $c_{t-1} \neq c_t$, се взема решение за наличие на големи структурни трансформации.

В случай че $c_{t-1} < c_t$, се идентифицират ВР, за които се е формирал нов клъстер. Ако $c_{t-1} = c_t$, се определят клъстерите, които са отпаднали. След това се извършва сравнителен анализ на съдържанието на клъстерите за групите ВР с дължини $(t-1)$ и t .

Ако $c_{t-1} = c_t$, се извършва анализ на състава на клъстерите. При наличие на промени в тяхното съдържание се приема наличие на средни структурни

трансформации в групата ВР. При липса на такива промени се приема, че средни структурни трансформации не са налице.

Ако $c_{t-1} = c_t$ и не са установени средни структурни трансформации, се проверява наличието на малки структурни трансформации. За целта ВР в рамките на всеки клъстер се подреждат в низходящ ред според разстоянието до центроида на съответния клъстер. Ако подреждането не се променя при преминаване от група ВР с дължина $(t-1)$ към група с дължина t , се приема липса на малки структурни трансформации. В противен случай се взема решение за наличие на малки структурни трансформации. След това се преминава към Стъпка 3.

Стъпка 3.

Вземат се решения въз основа на резултатите от анализа на групата ВР. При лоша разделимост на клъстерите се оценява целесъобразността от използване на йерархични алгоритми за клъстеризиране, след което алгоритъмът се прекратява.

При получаване на задоволителни резултати от групирането с алгоритъма FCM възниква възможност за прогнозиране на тенденциите в развитието на групата ВР и за предварително идентифициране на бъдещи структурни трансформации. За тази цел могат да се разработят прогнозни модели за клъстерните центроиди, използващи например модели, базирани на двоични дървета или модифицирани алгоритми за клонова селекция. Те позволяват описание на динамиката на поведение, асоциирана с центроида на клъстера и уточняване на параметрите на модела за конкретен ВР, принадлежащ към съответния клъстер.

2.2. Алгоритъм за идентифициране на структурни трансформации в групи от времеви редове с използване на инструменти за йерархично клъстеризиране

Решението на проблема с клъстеризирането на ВР може да се получи с помощта на различни алгоритми за клъстерен анализ, едно от основните изисквания на които е добрата разделимост на клъстерите един от друг. Често групата от ВР, които трябва да бъдат групирани, е такава, че включените в нея ВР не са достатъчно отделими един от друг и следователно алгоритмите за клъстерен анализ като алгоритъма k-средни или размития алгоритъм с-средни (FCM), се затрудняват да определят оптималния брой c^* клъстери, значително по-

малко от броя на ВР, и се предполага, че оптималният брой кълъстери s^* е равен на броя на ВР, тъй като именно с този брой кълъстери се достига екстремумът на използвания показател за качество на кълъстеризирането.

При прилагането на алгоритъм за агломеративно кълъстеризиране всеки обект първо се счита за отделен кълъстер. Освен това, за всеки два едноелементни кълъстера U и V , състоящи се съответно от обекти x_i и x_j ($i = \overline{1, n}; j = \overline{1, n}, n$ е брой обекти), разстоянието между кълъстерите се изчислява с помощта на метриката за разстояние [124]:

$$D(U, V) = d(x_i, x_j), \quad (2.10)$$

където за показател $d(x_i, x_j)$ може да се избере една или друга метрика за изчисляване на разстоянието между обектите.

Например за изчисление на разстоянието между обектите $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,p})$ и $x_j = (x_{j,1}, x_{j,2}, \dots, x_{j,p})$ в p -мерно пространство могат да бъдат използвани следните метрики [34,122]:

- ✓ Метрика на Евклидовото разстояние:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^p (x_{i,r} - x_{j,r})^2}, \quad (2.11)$$

- ✓ Метрика на квадрата на Евклидовото разстояние:

$$d(x_i, x_j) = \sum_{r=1}^p (x_{i,r} - x_{j,r})^2, \quad (2.12)$$

- ✓ Метрика на разстоянието Манхатън:

$$d(x_i, x_j) = \sum_{r=1}^p |x_{i,r} - x_{j,r}|, \quad (2.13)$$

- ✓ Метрика на разстоянието на Чебишев:

$$d(x_i, x_j) = \max |x_{i,r} - x_{j,r}|, \quad (2.14)$$

- ✓ Метрика на разстоянието на Минковски:

$$d(x_i, x_j) = (\sum_{r=1}^p |x_{i,r} - x_{j,r}|^h)^{1/h}, \quad h \geq 1, \quad (2.15)$$

- ✓ метрика за косинусово разстояние:

$$d(x_i, x_j) = \frac{\sum_{r=1}^p (x_{i,r} - x_{j,r})}{\sqrt{\sum_{r=1}^p x_{i,r}^2 * \sum_{r=1}^p x_{j,r}^2}}. \quad (2.16)$$

След това се извършва итерационен процес на сливане на клъстери, при който на всяка итерация, на базата на двата най-близки клъстера U и V , се формира нов клъстер $W = U \cup V$.

Стъпка 1. Задайте номер на стъпка на сливане l равен на 1. Инициализирайте набор от единични клъстери, състоящи се от обекти на клъстеризация: $C^l = \{\{x_1\}, \{x_2\}, \dots, \{x_n\}\}$.

Стъпка 2. Изчислете матрицата на разстоянията между сингълтонните клъстери по формула (2.10).

Стъпка 3. Увеличете броя на стъпката на сливане l с 1. Намерете в множеството C^{l-1} два най-близки клъстера U и V и след това ги комбинирайте в един клъстер: $W = U \cup V$.

Премахнете клъстерите U и V от набора C^{l-1} . Добавете към множеството клъстери C^{l-1} нов клъстер W : $C^l = (C^{l-1} \setminus \{U, V\}) \cup \{W\}$.

Стъпка 4. За всички клъстери $S \in C^l$ изчислете разстоянието $D(W, S)$, като използвате формулата на Ланс-Уилямс (2.17).

Стъпка 5. Ако броят на клъстерите в набора C^l е по-голям от 1, преминете към стъпка 3, в противен случай прекратете алгоритъма.

Получените резултати и анализи формират методологична основа за последващо разработване на прогнозни модели и алгоритми, насочени към подпомагане на решения при проектиране и експлоатация на автономни фотоволтаични системи.

ГЛАВА 3. АНАЛИЗ НА СТРУКТУРАТА НА АВТОНОМНА ФОТОВОЛТАИЧНА ИНСТАЛАЦИЯ

В глава 3 е извършен систематичен обзор на основните компоненти на фотоволтаичните системи за автономно захранване, като е поставен акцент върху системите за съхранение на енергия и инверторните технологии като ключови фактори за надеждността и ефективността на системата. Представена е актуална класификация на съвременните технологии за съхранение на електрическа енергия, като е показано, че батерийните системи доминират при битовите фотоволтаични приложения поради високата си енергийна ефективност, мащабируемост и технологична зрялост. Извършеният е сравнителен анализ на основните типове електрохимични батерии.

3.1. Технологични тенденции при фотоволтаичните панели

Съвременните фотоволтаични модули постигат среден коефициент на преобразуване на слънчевата радиация в електрическа енергия от приблизително 20%, като водещите научни разработки в последното десетилетие демонстрират лабораторно потвърдена ефективност, достигаща до 50%. Реализацията на подобни технологии в промишлен мащаб се разглежда като постижима перспектива при осигуряване на оптимален баланс между иновации, производствени разходи и инвестиционна подкрепа.

Интегрираните сградни фотоволтаични системи (BIPV) представляват ключова иновация, която позволява естетично вграждане на модули в покриви, фасади, навеси и капандури без допълнителни носещи структури. Тънкослойните технологии подобряват енергийната ефективност на сгради и намаляват въглеродния им отпечатък [116,136,137].

Соларните прозорци с интегрирано фотоволтаично остъкляване преобразуват слънчевата светлина в електроенергия, без да компрометират естетиката, осигурявайки рентабилно хранване на вътрешни уреди. Еластичните покрития позволяват адаптация, включително на затревени повърхности.

Микроинверторите с MPPT (Maximum Power Point Tracking) за индивидуално управление на панели повишават общата ефективност при оптимизирани разходи.

3.2. Избор на батерии за фотоволтаични инсталации

Съхранението на електрическа енергия представлява стратегически приоритет за нарастващ брой битови и промишлени потребители, интегриращи възобновяеми енергийни източници в своите системи.

Таблица 3.2. Сравнение на основните батериини технологии (2025г.)

Показател / Технология	Li-ion	LFP	Na-ion	Оловно-киселинна	Проточно-редукционна	Цинкова / Цинк-въздушна
Енергийна ефективност	85–90%	~90%	80–85%	70–85%	70–80%	70–80%
Жизнен цикъл	3000 – 5000	6 000 – 8000	2 000– 4 000	500 – 1 500	> 10 000	500 – 3 000
Енергийна плътност	Висока	Средна	Ниска	Ниска	Много ниска	Висока (цинк-

Показател / Технология	Li-ion	LFP	Na-ion	Оловно- киселинна	Проточно- редукционна	Цинкова / Цинк- въздушна
						въздух)
Безопасност	Средна	Висока	Висока	Средна	Много висока	Висока
Цена (\$/kWh)	100–120	100–150	60–100	50–100	150–250	80–140
Поддръжка	Ниска	Ниска	Средна	Висока	Средна– висока	Средна
Основни материали	Li,Co	Fe, Li, P	Na	Pb	V/Fe	Zn
Пазарна зрялост	Масова	Масова	Възниква	Залязва	Възниква	Прототип

Ключови съображения при селекцията на батерии за ФЕИ

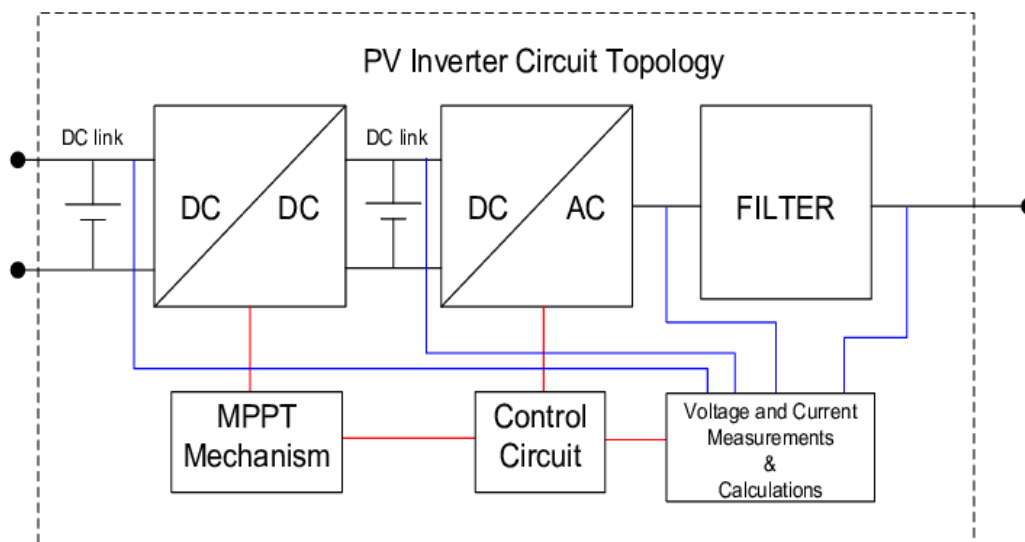
От първостепенно значение при селекцията на батериен акумулатор за конкретна фотоволтаична система е точното дефиниране на оперативните параметри на приложението — място на монтаж (открито/закрито), температурни условия, пространствени ограничения и профил на захранваните консуматори. Тези фактори определят необходимите размери, капацитет и технологичен тип на системата.

При инвестиционно планиране ключови са максималната и номиналната мощност (в W или kW), съобразени с профила на товара — краткотрайна пикова мощност или продължително базово захранване. При едновременна работа на множество или висококапацитетни консуматори е необходима система с повишена разрядна мощност.

3.3. Избор на DC/AC преобразувател (инвертор)

В контекста на интензивното развитие на фотоволтаичните технологии пазарът предлага значително разнообразие от решения за основните компоненти на инсталациите. Инверторът представлява критичния елемент във всяка битова, търговска или индустриална фотоволтаична система (ФЕИ), като универсално решение с абсолютна приложимост остава недостижимо. При инвестиционно планиране на конкретен модел задължително е комплексно вземане предвид на системните характеристики и оперативните изисквания.

Селекцията на инвертор за конкретно фотоволтаично приложение зависи от архитектурните параметри: тип на инсталацията (наземна/покривна), режим на работа (мрежов/автономен) и наличие на система за енергийно съхранение . Мрежовите (on-grid) инвертори доминират в свързаните към мрежата системи, експортирайки излишъка директно в електроразпределението.



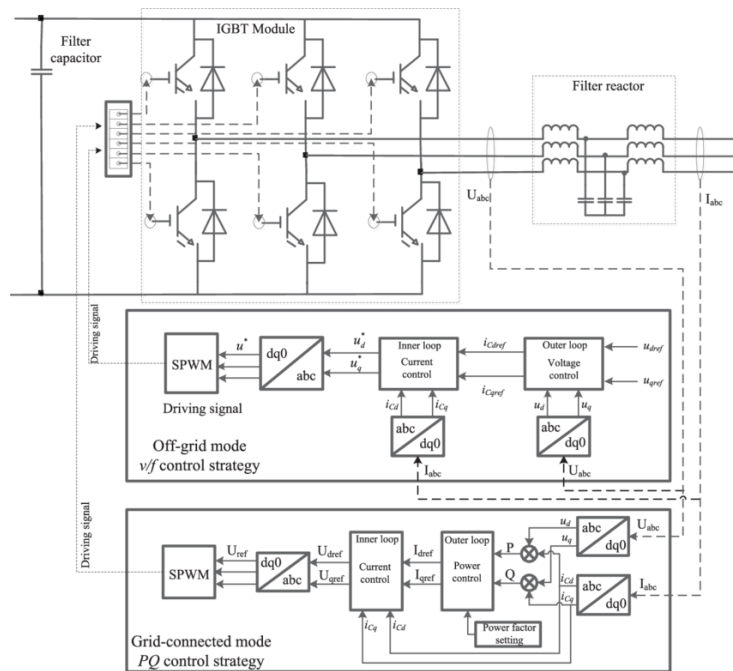
Фигура 3.3. Блокова диаграма на DC/AC конвертор (инвертор)

3.3.1. Разширени технологии (нововъзникващи - 2025+)

Grid-Forming инвертори (GFI)

Технология: Инверторът създава своя собствена AC мрежа, а не разчита на мрежовото присъединяване. Функция: Наподобява синхронни генератори, осигурявайки стабилизация на мрежата. На фиг.3.4 инвертора в режим off-grid сам генерира AC амплитудите на напрежение, с фазово изместване и честота. Мониторира честота и напрежение на мрежата. Съвпада с вътрешно генерираната мрежа в милисекунди. Осигурява инерционна поддръжка на мрежата.

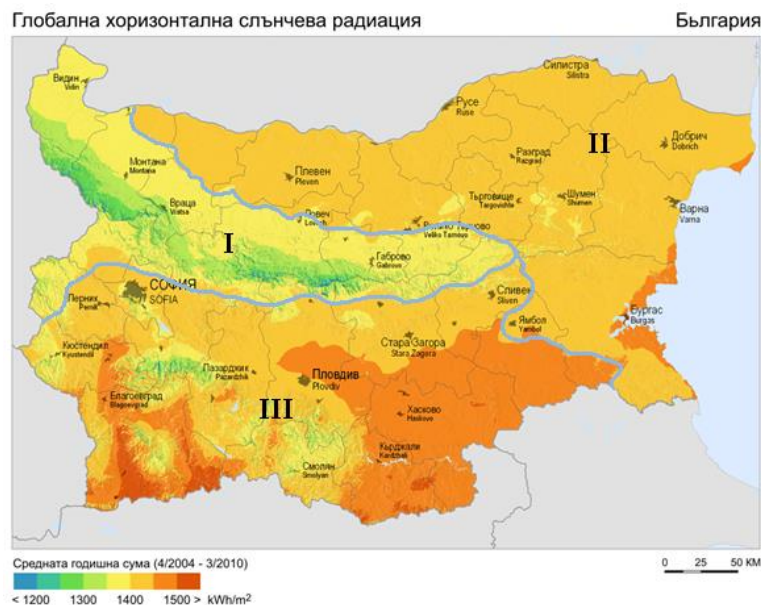
Правилната архитектура на инвертора трябва да балансира начални разходи, дълготрайност (гаранция), системно производство под реални условия и готовност за бъдещи надстройки (батерии, EV зареждане). През 2030 г., се очаква хибридните инвертори с grid-forming възможност да станат базови по всички пазарни сегменти, отразявайки преход към енергийни системи, които не само генерират енергия, но и я съхраняват, управляват и стабилизират мрежата [151].



Фигура 3.4. Инвертор с off-grid функция (GFI)

3.4. Оценка потенциала на слънчевата радиация в България

България притежава значителен соларен енергиен потенциал, характеризиран със средногодишна продължителност на слънчевото греене от около 2150 часа и агрегирана радиация 1517 kWh/m².



Фиг. 3.5. Карта на хоризонтална слънчевата радиация

Теоретично годишното количество слънчева енергия, инцидентно върху националната територия, възлиза на 13 103 ktoe, докато реалистично усвоимият ресурс се оценява на приблизително 390 ktoe.

Югоизточен и Югозападен регион (III) – 40% от територията на страната, долините по поречието на р.Марица, р.Струма и р.Тунджа, планинските райони и южната граница на страната. Областите Перник, Кюстендил, Благоевград, Пазарджик, Пловдив, Ст.Загора, Хасково, Кърджали, Смолян, Сливен и Ямбол. Средногодишната продължителност на слънчевото греене е от 1500 h до 1750 h – съответно най-високата радиация - 1650 kWh/m² годишно.

Направените изводи показват, че правилният избор и конфигуриране на батерийните и инверторните компоненти е пряко свързан с качеството на анализа и прогнозиране на енергийните показатели, което обосновава необходимостта от използване на усъвършенствани математически и интелигентни методи за моделиране и оптимизация, разгледани в следващите глави на дисертационния труд.

ГЛАВА 4. ГЕНЕТИЧНИ АЛГОРИТМИ ЗА ТЪРСЕНЕ НА ОПТИМАЛНИ СТОЙНОСТИ НА ПАРАМЕТРИТЕ

4.1. Прогнозни модели, базирани на интервални дискретни размити множества от втори тип

Повечето реални процеси, които могат да бъдат свързани с модели на времеви редове, се характеризират с известна неопределеност. Елементите на времевите редове могат да бъдат свързани с размити променливи и съответстващи функции на принадлежност. Използването на размити отношения и размити правила за извод позволява изграждането на ефективни краткосрочни модели за прогнозиране на времеви редове в приемлив срок.

Това изследване разглежда еднофакторни прогнозни модели, т.е. прогнозни модели, чието разработване използва стойностите на елементите на единична времева серия, представляваща определен прогнозиран фактор.

4.1.1. Базов модел

Нека времевият ред $d(t)$ ($t = 0, 1, 2, \dots, m$) е времевата проекция, базирана на действителните стойности на прогнозирания фактор, а $\Delta d(t)$ ($t = 0, 1, 2, \dots, m$) е времевата проекция, базирана на стойностите на нарастването на този фактор. Тогава:

$$\Delta d(t) = d(t) - d(t - 1). \quad (4.1)$$

Използването на времева проекция, базирана на стойностите на нарастването на фактора, ни позволява да увеличим точността на разработвания

модел за прогнозиране [57,61]. Нека дискретната област на дискурса X, върху която е дефинирана времевата проекция $\Delta d(t)$ е дефиниран като:

$$X = [D_{min} - D_1, D_{max} + D_2], \quad (4.2)$$

където D_{min} и D_{max} са минималните и максималните стойности на елементите на времевата проекция $\Delta d(t)$ ($t = 0, 1, 2, \dots, m$) съответно $D_{min} = \min_{t=1,m} \Delta d(t)$, $D_{max} = \max_{t=1,m} \Delta d(t)$, а D_1 и D_2 са реални числа, чието използване ни позволява да разделим дискурса X на n интервала с еднаква дължина x_1, x_1, \dots, x_n . Тогава ИДРМТ2 \tilde{A} , определено от дискурса X, може да бъде представено като:

$$\tilde{A} = u_{\tilde{A}}(x_1), u_{\tilde{A}}(x_2)/x_2, \dots, u_{\tilde{A}}(x_n)/x_n, \quad (4.3)$$

където $u_{\tilde{A}}(x) = \underline{u}_{\tilde{A}}(x), \bar{u}_{\tilde{A}}(x)$; $\underline{u}_{\tilde{A}}(x), \bar{u}_{\tilde{A}}(x)$ са функции на принадлежност на ИДРМТ2, върху интервала X и характеризират отпечатъка на неопределеността FOU.

Лингвистичните термини $\tilde{A}(r = \overline{1, n})$, базирани на ИДРМТ2, могат да бъдат представени като:

$$\begin{aligned} \tilde{A}_1 &= \frac{1}{x_1} + \frac{\Lambda}{x_2} + \frac{0}{x_3} + \dots + \frac{0}{x_{n-1}} + \frac{0}{x_n}, \\ \tilde{A}_2 &= \frac{\Lambda}{x_1} + \frac{1}{x_2} + \frac{\Lambda}{x_3} + \dots + \frac{0}{x_4} + \frac{0}{x_n}, \\ \tilde{A}_3 &= \frac{0}{x_1} + \frac{\Lambda}{x_2} + \frac{1}{x_3} + \dots + \frac{\Lambda}{x_4} + \frac{0}{x_n}, \\ &\dots\dots\dots \\ \tilde{A}_n &= \frac{0}{x_1} + \frac{0}{x_2} + \dots + \frac{0}{x_{n-2}} + \frac{\Lambda}{x_{n-1}} + \frac{1}{x_n}, \end{aligned} \quad (4.4)$$

където $\Lambda = \alpha_{lower}, \alpha_{upper}$; $\alpha_{lower}, \alpha_{upper}$ са съответно долна функция на принадлежност $\underline{u}_{\tilde{A}}(x)$ и горна функция на принадлежност $\bar{u}_{\tilde{A}}(x)$ за интервала $x_r, (r = \overline{1, n})$.

Ако стойността на нарастването на фактора принадлежи към интервала x_1 , тогава съответният отпечатък на неопределеност FOU_1 има вида:

$$FOU_1 = \frac{1}{\tilde{A}_1} + \frac{\Lambda}{\tilde{A}_2} (\Lambda = \alpha_{lower}, \alpha_{upper}) \quad (4.5)$$

Ако стойността на нарастването на фактора принадлежи към интервала $x_r, (r = \overline{2, n-1})$, тогава съответният отпечатък на неопределеност FOU_r има вида:

$$FOU_r = \frac{\Lambda}{\tilde{A}_{r-1}} + \frac{\Lambda}{\tilde{A}_r} + \frac{\Lambda}{\tilde{A}_{r+1}} (\Lambda = \alpha_{lower}, \alpha_{upper}) \quad (4.6)$$

Ако стойността на нарастването на фактора принадлежи към интервала x_n , тогава съответната размита стойност FOU_n има вида:

$$FOU_n = \frac{\Lambda}{\bar{A}_{n-1}} + \frac{\Lambda}{\bar{A}_n} (\Lambda = \alpha_{lower}, \alpha_{upper}) \quad (4.7)$$

Модел за прогнозиране FOU, базиран на алгоритъма ИДРМТ2, може да бъде конструиран по следния начин:

- нека FOU_j и FOU_t са дефинирани съответно за t -тата и $(t + 1)$ времеви извадки от времевия ред. Тогава за t -тата и $(t + 1)$ времеви извадки може да се формира размита логическа зависимост (РЛЗ) от първи ред: $FOU_j \rightarrow FOU_t$
- РЛЗ от k -ти ред се формират по подобен начин.

4.1.2. Изчисляване на центроида на интервално дискретно размито множество от втори тип

Центроидът на дискретни размити множества тип 1 е среднопретеглена стойност (използвайки метода на центъра на тежестта за едноелементни множества) и се изчислява като:

$$y(t + 1) = \sum_{r=1}^n w_r(t + 1) \chi_r / \sum_{r=1}^n w_r(t + 1), \quad (4.8)$$

където n е броят на интервалите x_r , ($r = \overline{1, n}$), χ_r е средната точка на r -тия интервал x_r , w_r е степента на принадлежност за r -тия интервал на полученото дискретно размито множество тип 1 за $(t+1)$ времева извадка от дясната страна на РЛЗ. Центроидът $C_{\bar{A}}$ на ИДРМТ2 се изчислява чрез центроиди, вградени в отпечатъка на неопределеността FOU:

$$C_{\bar{A}} = \frac{\int_{z_1 \in Z_1}^z \dots \int_{z_n \in Z_n}^z \int_{w_1 \in W_1}^w \dots \int_{w_n \in W_n}^w \frac{1}{\sum_{r=1}^n w_r(t+1)} z_r}{\sum_{r=1}^n w_r(t+1)} = [y_{left}, y_{right}], \quad (4.9)$$

където Z_r ($r = \overline{1, n}$) е дискретно размито множества тип 1, което има center и $spread > 0$, w_r ($r = \overline{1, n}$) е дискретно размито множества тип 1, което има център h_r и $spread \Delta_r$ ($\Delta_r > 0$), z_r е средна точка на r -тия интервал.

В резултат на прилагането на формула (4.9) се определя интервал $[y_{left}, y_{right}]$, въз основа на стойностите на неговите граници, като се изчислява отделената стойност $y(t + 1)$ за $(t + 1)$ времева извадка:

$$y(t + 1) = [y_{left} + y_{right}] / 2. \quad (4.10)$$

По този начин, за да се изчисли центроидът $C_{\bar{A}}$ е необходимо да се намерят две крайни точки на интервала y_{left}, y_{right} , които определят неговите граници.

Стойността на центроида $C_{\bar{A}}$ може да се изчисли с помощта на добре познатия итеративен алгоритъм на Карник-Мендел, както и чрез прилагане на някои други специални алгоритми, което може значително да намали изчислителните разходи.

4.2. Модели за прогнозиране на FOU

При разработването на модел за прогнозиране на FOU (footprint of uncertainty), задачата е намирането на оптимални стойности на параметрите на модела за прогнозиране, които да са с максимална точност. Такива параметри на FOU са: реални числа D_1 и D_2 , използвани при коригиране на границите на универсума X , броя на интервалите на разделяне n на X , реда k на модела за прогнозиране, степените на принадлежност α_{lower} долна и α_{upper} горна. Използването на генетичен алгоритъм позволява значително намаляване на времето за търсене на оптимални стойности на параметрите на FOU, например прогнозен модел чрез решаване на оптимизационния проблем на някои адекватно избрани съгласувателни функции. Параметрите на модела трябва да бъдат избрани, както следва: десните страни на всички групи от размити логически зависимости (ГРЛЗ), получени въз основа на размита логическа зависимост (РЛЗ) при $t \leq m$. За модела за прогнозиране на FOU, хромозомата в ГА се дефинира в интервал [155]:

$$S=(D_1, D_2, n, k, \alpha_{lower}, \alpha_{upper}), \quad (4.11)$$

За всеки елемент на хромозомата се задава диапазон на изменение за D_1 – $[0, dl_1]$, за D_2 – $[0, dl_2]$, за n – $[2; n_{max}]$, за α_{lower} и α_{upper} $[0; 1]$, за k – $[2; k_{max}]$, където dl_1 и dl_2 са положителни числа равни на $dl_i = D_{max} - D_{min}$, $i = 1, 2$; n_{max} е естествено число $n_{max} \leq m - 1$; m е число, отчитащо време и k_{max} е естествено число $k_{max} \leq m - 1$.

4.2.1. Реализация на еднокритериален генетичен алгоритъм

Особеността на такъв ГА е, че както при създаването на първоначалната популация от хромозоми, така и при създаването на потомствени хромозоми за всеки нов набор ($D_1, D_2, n, k, \alpha_{lower}, \alpha_{upper}$) е необходимо да се провери възможността за формиране на група от размити логически зависимости (ГРЛЗ) с непразни десни страни.

Ако изискването за възможност за формиране на ГРЛЗ с непразни десни страни се изпълнява, тогава функцията за съответствие на еднокритериален ГА се изчислява въз основа на следната формула:

$$AFER = \frac{\sum_{t=k+2}^m (f(t) - d(t)) / D(t)}{m} * 100\%, \quad (4.12)$$

където AFER е средната грешка при прогнозиране, $f(t)$ и $d(t)$ са прогнозирани и реални стойности за t -тото отчитане на времето, m е брой ВР (брой времеви отброявания), k е ред на модела за прогнозиране и наборът $(D_1, D_2, n, k, \alpha_{lower}, \alpha_{upper})$ се добавя към качество на хромозомите в популацията. В противен случай $(D_1, D_2, n, k, \alpha_{lower}, \alpha_{upper})$ е отхвърлен като „нежизнеспособен“.

Когато се прилага ГА, е необходимо да се гарантира, че е изпълнено следното условие: $\alpha_{lower} \geq \alpha_{upper}$, т.е. числата α_{lower} долни и α_{upper} горни определят съответно „долните“ и „горните“ стойности на ИДРМТ2. Всеки от комплектите $(D_1, D_2, n, k, \alpha_{lower})$ и $(D_1, D_2, n, k, \alpha_{upper})$ се проверяват за „жизнеспособност“. Ако поне един от тях е признат за „нежизнеспособен“, тогава съответната хромозома $(D_1, D_2, n, k, \alpha_{lower}, \alpha_{upper})$ също се признава за „нежизнеспособна“. За хромозома използваме итеративният алгоритъм на Карник–Мендел, който изчислява стойността на функцията за съответствие въз основа на формула (4.12), която определя средната относителна грешка при прогнозиране на AFER.

4.2.2. Реализация на многокритериален генетичен алгоритъм

Основният модел за прогнозиране на FOU е еднокритериален: използва средната относителна грешка на прогнозата AFER като критерий за оценка на качеството на модела за прогнозиране (4.11). Качеството на основния модел за прогнозиране на FOU може да бъде подобро чрез въвеждане на допълнителен критерий за оценка, например на индикатор за тенденции, който трябва да бъде сведен до минимум [155]:

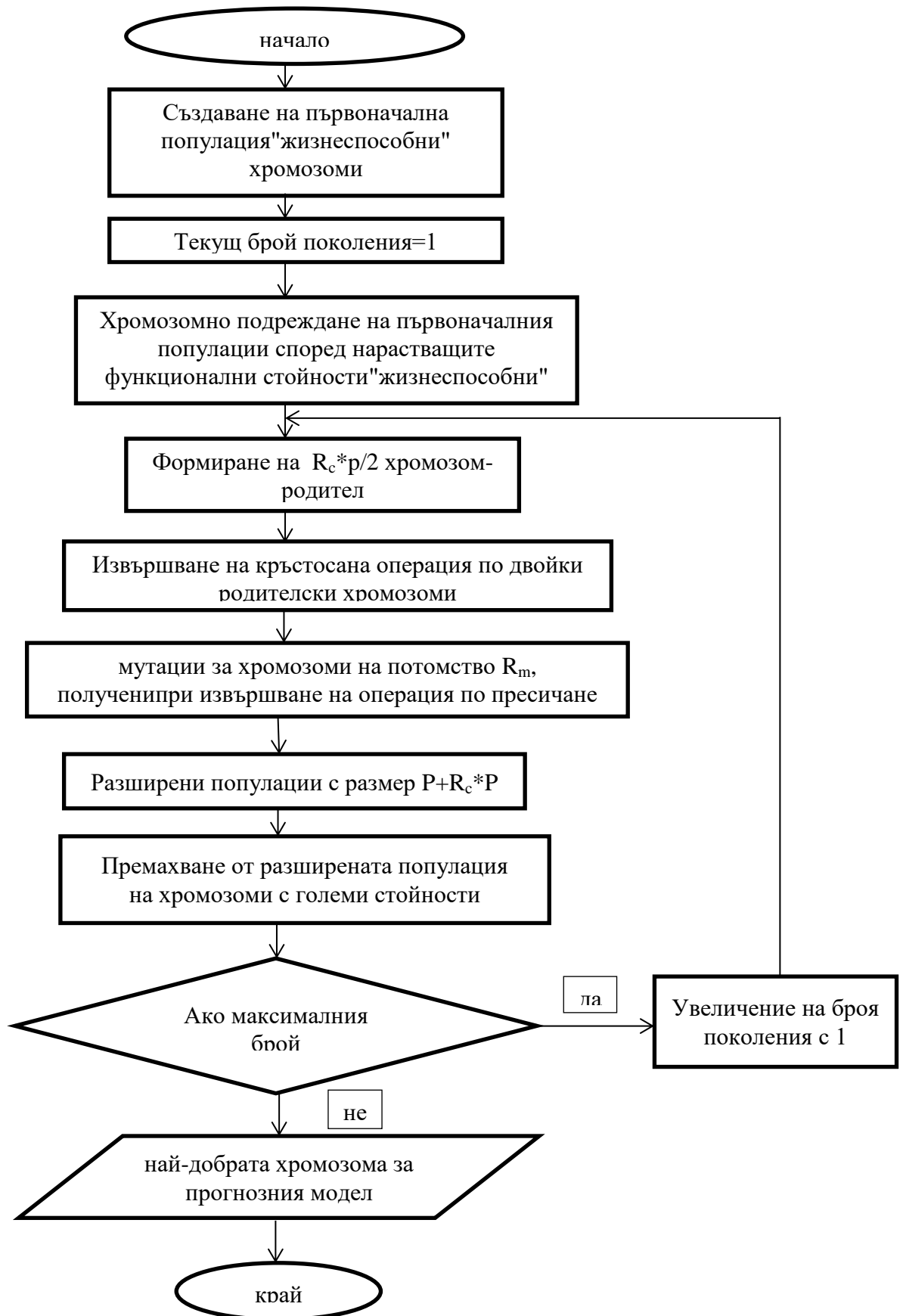
$$\text{Tendency} = \frac{H}{m-k-1}, \quad (4.13)$$

където H е броят на отрицателните проби $(f(t-1) - f(t)) * (d(t-1) - d(t))$ при $t = \overline{k+2, m}$; $f(t)$ и $d(t)$ са прогнозирани и реални стойности на елементите на ВР за t - обратно отброяване на времето; m е брой времеви отброявания; k е ред на модела за прогнозиране; $m - k - 1$ са общ брой проби.

Критериите за оценка на качеството на прогнозния модел (4.11) и (4.13) позволяват да се систематизира сходството между прогнозираните и реалните стойности на известните елементи на анализирания времеви ред, но се основават на различни принципи на оценка. Критерий (4.11) позволява да се оцени сходството между прогнозираните и действителните стойности на известните

елементи на ВР, докато критерий (4.13) оценява сходството на посоките на изменение в прогнозираните и реалните стойности.

4.2.3. Разработване и прилагане на еднокритериален генетичен алгоритъм



Нека P е размерът на популацията, R_c и R_m са съответно коефициентите на кръстосване и мутация, а $\text{Fit}(s_1)$ е стойността на функцията за съответствие на най-добрата хромозома s_1 , т.е. хромозомата, заемаща първо място в списъка на хромозомите на текущата популация, подреден по нарастващи стойности на използваната функция за съответствие. $C \varepsilon$ се означава прагова минимална стойност на функцията за съответствие.

4.3. Краткосрочно прогнозиране

Проведено е проучване на възможностите на многокритериални FOU прогнозни модели, използващи действителни стойности на краткосрочни прогнозни показатели, характеризиращи различни аспекти на поведението на домашни фотоволтаични централи в Югоизточните региони на България. Всички прогнозни модели са разработени с помощта на данни от 16 времеви точки в периода от 2021 г. до 2025 г.

Резултатите от краткосрочното прогнозиране са сравнени с действителните стойности на показателите. Разработени са прогнозни модели, характеризиращи фактори като средномесечно електропотребление за зимен и летен период, позиция и местоположение на слънчевите панели за зимен и летен период, производителност на панелите според позицията им:

T („Средномесечен номинал на електропотреблението за зимен период) =
=[3094.9; 4028.1; 4964.8; 6149.7; 7677.1; 9796.6; 12686.3; 13439.5; 15288.9;
16717.7; 19098.4; 21796.5; 24280.2; 25481.6; 27261.2; 29129.5; 31966.80];

T (Средномесечен номинал на електропотреблението за летен период) =
=[54711,60; 66314,20; 79927,70; 84849,80; 103180,40; 126103,40; 149710,30;
152805,80; 173526,00; 210435,50; 230873,80; 278731,80; 304282,30; 318128,20;
336973,80; 351950,40; 360600,00];

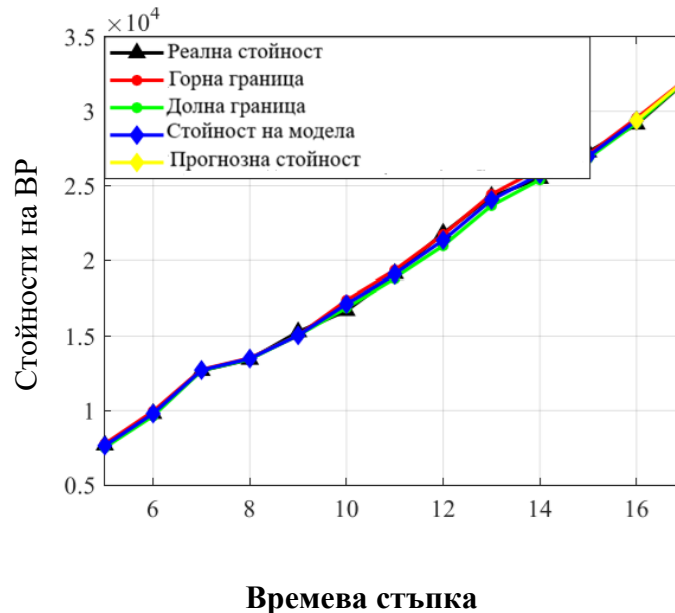
T (производителност на слънчевите панели според позицията им) =
=[12364,3; 12211,3; 14712,3; 16483,4; 19199,8; 18862; 26506,20; 27233,20;
26773,70; 31021,3; 34112,80; 38811,80; 46060,00; 54440,80; 52636,1; 57158,2;
51586,80].

Прогнозните резултати с отклонение не повече от 5% от действителните стойности се считат за приемливи от гледна точка на анализа (в противен случай причините за по-големите отклонения трябва да бъдат обосновани).

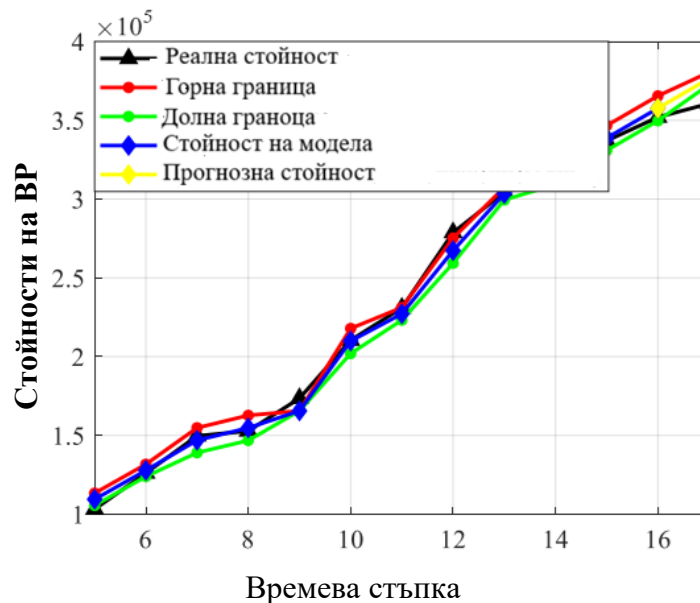
Експертното обяснение за незадоволителните прогнозни резултати за периода, характеризиращ фактора производителност е, че има неблагоприятни

метеорологични условия. Анализът е извършен с използване на популация от 50 хромозоми за брой поколения, равни на 3000. Коефициентите на мутация и кръстосване са избрани да бъдат равни на 0,7.

Фигура 4.3 представя графично резултатите от разработването на FOU модела за прогнозиране за период 2021 г, до 2024 г., съответстващи на 17-та времева точка за ВР, характеризираща фактора средномесечна номинална електро-производителност - зимен период.

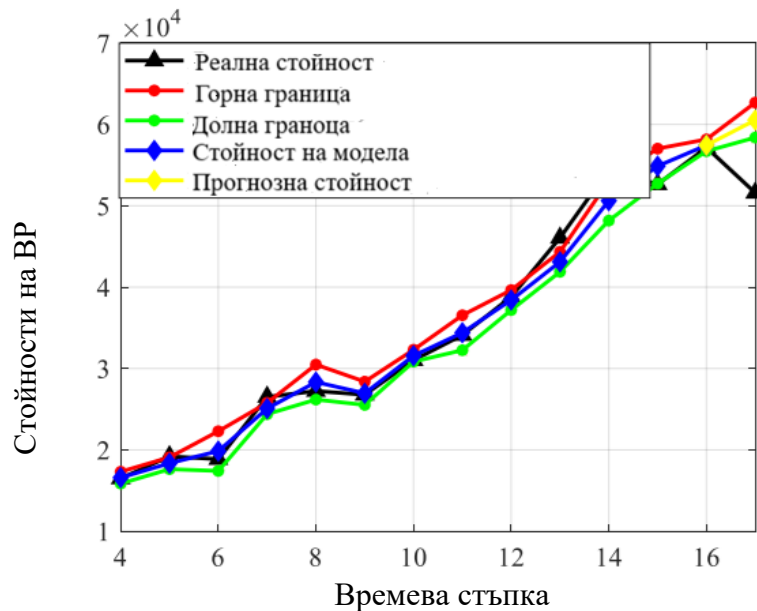


Фиг. 4.3 Резултати от прогнозния модел FOU за средномесечно зимно електропотребление



Фиг. 4.4 Резултати от прогнозния модел FOU за средномесечно лятно електропотребление

Фигура 4.4 представя графично резултатите от разработването на FOU модела за прогнозиране за период от 2021 г. до 2024г., съответстващ на 17-та времева точка за ВР, характеризираща фактора средномесечна номинална електро-производителност – летен период.



Фиг. 4.5 Резултати от прогнозния модел FOU за производителност на слънчевите панели според позицията им

Фигура 4.5 представя графично резултатите от разработването на FOU модела за прогнозиране, съответстващи на 17-та времева точка за ВР, характеризираща фактора производителност на слънчевите панели според позицията им.

Два от разработените FOU модели са от трети ред (Фиг. 4.3 и Фиг. 4.4), докато третият модел (Фиг. 4.5) е от втори ред. Очевидно е, че прогнозният модел за първия времеви ред (Фиг. 4.3) демонстрира по-висока точност в сравнение с модела за третия времеви ред (Фиг. 4.5). При част от изследваните показатели се наблюдават широки интервали на неопределеност в FOU моделите, чиято ширина варира значително във времето. В резултат на това прогнозирането в съответните времеви интервали чрез предложените модели е затруднено, аналогично на ограниченията, характерни и за класическите, утвърдени методи за прогнозиране.

Анализът на резултатите от разработването на FOU модели и прогнозиране показва, че за третия фактор се наблюдава значителна грешка при

едностъпковото прогнозиране, въпреки относително ниската стойност на показателя AFER. Този резултат има обективно обяснение, свързано с външни фактори, а именно зависимостта от метеорологичните условия.

За останалите два времеви редове резултатите от разработването на FOU модели и едностъпковото прогнозиране могат да бъдат оценени като приемливи и математически обосновани.

Сравнителният анализ показва, че оптимизацията на параметрите на FOU прогнозните модели чрез многокритериален генетичен алгоритъм води до подобри прогнозни резултати в сравнение с базови модели с интуитивно избрани параметри, като същевременно се запазва контрол върху компромиса между различните критерии за качество.

Всички числени експерименти, оптимизационни процедури, както и визуализацията на резултатите (графики на FOU моделите, Парето-фронтове и еволюция на критериите) са реализирани в средата **MATLAB**, използвайки вградени средства за числена оптимизация, генетични алгоритми и графично представяне на данни. Тестването на предложените алгоритми е представено в приложение А и приложение Б на дисертационния труд.

НАУЧНО-ПРИЛОЖНИ И ПРИЛОЖНИ ПРИНОСИ

Научно-приложни приноси

1. Разработена е интегрирана методологична рамка за анализ и прогнозиране на кратки времеви редове при наличие на неопределеност, нестационарност и априорна информация, приложима към автономни фотоволтаични системи.
2. Извършен е систематичен анализ на работата на автономна фотоволтаична система, основан на измерени времеви редове, като е показано влиянието на геометрични, конструктивни, климатични и експлоатационни фактори върху динамиката на електропроизводството и електропотреблението.
3. Предложен е алгоритмичен подход за идентифициране на структурни трансформации в групи от кратки времеви редове, базиран на размито клъстеризиране и сравнителен анализ на клъстерната структура при различни времеви мащаби.

4. Разработен е регресионен прогнозен модел с оценка на неопределеността, основан на размита регресия с асиметрични параметри и генетичен алгоритъм за оптимизация, позволяващ надеждно прогнозиране при шумни и кратки данни.
5. Създаден е алгоритъм за клъстеризация на кратки времеви редове, базиран на йерархично агломеративно клъстеризиране, който осигурява устойчиво откриване на структурни изменения при слаба разделимост на данните.

Приложни приноси

1. Осъществено е експериментално изследване на автономна фотоволтаична система. Определено е влиянието на фактори върху структурните изменения в кратките времеви редове на електрическите параметри.
2. Разработен е универсален прогнозен модел, базиран на интервални размити множества от втори тип (FOU) и генетични алгоритми, осигуряващ повишена точност на прогнозите при приемлива изчислителна сложност.

СПИСЪК НА ПУБЛИКАЦИИТЕ ПО ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

1. Gospodinova, E., Nenov, D., Forecasting Models and Genetic Algorithms for Researching and Designing Photovoltaic Systems to Deliver Autonomous Power Supply for Residential Consumers, Applied Sciences Switzerland, 2025, 15(9), 5033. (Q2)
2. Gospodinova, E., Nenov, D., Semantic Model and Architecture in Inframobility System, Wseas Transactions on Systems, 2025, 24, pp. 182–191. (Q3).
3. Gospodinova, E., Nenov, D., Metodieva, I., Algorithms for Time Series Forecasting in the Design of a Photovoltaic System for Powering Small Objects, 60-th International Scientific Conference on Information Communication and Energy Systems and Technologies ICEST, 2025.
4. Gospodinova, E., Nenov, D., Mathematical Modeling based on Neural Network Learning for Object Recognition in Automated Systems, Wseas Transactions on Systems and Control, 2024, 19, pp. 427–435. (Q3)
5. Dimitar Nenov, Analysis of Solar Energy in Bulgaria By Designing Photovoltaic System for Autonomous Power Supply of Household Users, *for the XXVI-th International Conference on Engineering and natural sciences, Sozopol, 2025.*

MODELING OF GENETIC ALGORITHMS WITH TIME SERIES IN STUDYING THE OPERATION OF PHOTOVOLTAIC SYSTEMS FOR AUTONOMOUS POWER SUPPLY OF HOUSEHOLD USERS (IN SOUTHEASTERN REGIONS)

Author: M.Sc. Eng. Dimitar Nenov Nenov

Abstract

This dissertation centers on advancing and assessing algorithmic techniques for analyzing and predicting time series generated by autonomous photovoltaic systems. The research is motivated by the need for reliable methods for working with short, non-stationary, and noisy data that reflect the real behavior of such systems in variable external environments and dynamic operating modes.

In the context of the work, time series are considered the primary representation of the observable dynamics of photovoltaic systems. The analysis focuses on extracting structural information from measured data without directly modeling physical processes, enabling generalization of the results and their application to a wide range of real objects. Particular attention is paid to the influence of geometric, constructive, climatic, and operational factors on the shape, variability, and non-stationarity of time series.

Different approaches to short-time series analysis have been studied and compared, and it has been shown that classical methods lack the robustness and flexibility required in the presence of limited information and structural transformations. In this regard, methods based on fuzzy sets have been developed, allowing for the adequate representation of uncertainty and transient regimes in the dynamics of systems. Cluster methods have been used to identify structural changes and group time series with similar behavior, including under conditions of weak data separation.

The present dissertation aims to develop forecasting models that optimize parameters using evolutionary optimization algorithms. This ensures the models' adaptability and effective forecasting under various operating conditions. Both first-type fuzzy set models and more general second-type interval fuzzy set models have been considered, thereby enabling a better assessment of forecast uncertainty.

The results show that the combined use of fuzzy models, cluster analysis, and evolutionary optimization is an effective approach for analyzing and predicting short time series describing the operation of autonomous photovoltaic systems. The developed algorithms and models provide a basis for supporting decisions in the design, adjustment, and operation of such systems. They can be adapted for application in other areas with similar data types and dynamics.