

АВТОРЕФЕРАТ

ЗА ПРИДОБИВАНЕ НА ОБРАЗОВАТЕЛНА И НАУЧНА СТЕПЕН
“ДОКТОР”

НА СТАНИМИР СТОЯНОВ СУРЧЕВ

ТЕМА: **ИЗСЛЕДВАНЕ ПОВЕДЕНИЕТО НА НЕВОРНИ МРЕЖИ ПРИ
ХАОТИЧНИ СИГНАЛИ**

Област на висшето образование: Технически науки
Професионално направление: 5.3. Комуникационна и
компютърна техника

НАУЧНИ РЪКОВОДИТЕЛИ:

1. Доц. Д-р Сотир Сотиров
2. Проф. Войчек Корнета

РЕЦЕНЗЕНТИ:

- 1.
- 2.

Дисертационният труд е обсъден и допуснат до защита на разширено заседание на катедра “Компютърни системи и технологии”, проведено на 15.12.2015 г. в Университет “Проф. д-р Асен Златаров”-Бургас.

Дисертационният труд съдържа 111 страници, от които 61 фигури и 17 таблици. Използвани са 99 литературни източници. Резултатите са публикувани в 6 статии.

Защитата на дисертационния труд ще се състои на2016 г. от ч. в зала в Университет “Проф. д-р Асен Златаров”-Бургас на научно жури в състав:

1. доц. д-р Сотир Сотиров
2. чл.кор. проф. дтн дмн Красимир Атанасов
3. проф. дтн Людмил Даковски
4. доц. д-р Любка Дуковска
5. доц. д-р Таня Пенчева

Материалите по защитата са предоставени за заинтересуваните в кабинет 321 Органичен корпус.

Автор: Станимир Стоянов Сурчев

Заглавие: Изследване поведението на невронни мрежи при хаотични сигнали

Изказвам голямата си благодарност към ръководителите на дисертационния ми труд доц. д-р Сотир Сотиров и проф. Войчек Корнета за знанията, помощта, възможностите и контактите, които ми предоставиха.

Благодаря и на всички колеги от катедра „Компютърни системи и технологии” при Университет „Проф.д-р А.Златаров.

Увод

През последните години от изкуствен интелект се интересуват голяма част от изследователите, които се занимават с разработката на устройства и програмни приложения. Тази област на науката е важна част от усъвършенстването и модернизиранието на технологиите, в които трябва да работят „интелигентно”.

Невронните мрежи са една от областите на изкуствения интелект. Те се използват за прогнозиране, верификация и криптиране на информация, контрол на процеси, разпознаване на обекти и предсказване на събития. Гъвкавостта и разнообразието им позволява използването им в различни сфери като медицината, индустрията, авиацията и още много други.

Изследването на поведението на невронните мрежи при хаотични сигнали способства за повишаване на тяхната приложимост. Хаотичен е сигнал при, който поредица от числа подредени в случаен ред или тяхната зависимост не може да се определи по очевиден начин. Един от генераторите на хаотични сигнали е веригата на Чуа. Това е електрическа верига, източник на хаотични сигнали, която е създаден от Матсумото и Чуа. С нейна помощ са направени изследвания, които използват сигналите на веригите на Чуа като източник на началните тегловни коефициенти и отмествания за невронна мрежа.

Голямата част от процесите в изкуствените невронни мрежи са паралелно протичащи. Това прави използването на апарата на обобщени мрежи един подходящ инструмент за тяхното описание и симулиране.

Съдържание на дисертационния труд

Дисертационният труд е в обем от 111 страници и се състои от увод, четири глави, заключение, декларация за оригиналност на резултатите, списък на публикациите по дисертационния труд, библиография. Дисертационният труд включва 63 фигури и 17 таблица, а библиографията към него – 99 заглавия.

Глава 1. Въведение в обобщените мрежи и извличане на знания от данни

В първа глава е даден обзор на основните понятия и дефиниции от невронните мрежи, обобщените мрежи и веригите на Чуа.

1.1 Невронни мрежи

Тук е дадено въведение в теорията на невронните мрежи. Описани са предавателните функции, структура на невронните мрежи и видове обучаващи методи.

1.2. Основни понятия от теорията на Обобщените мрежи

Тук са дадени основни дефиниции свързани с теорията на обобщените мрежи.

1.3. Основни понятия и описание на веригите на Чуа

Тук са дадени основни понятия и описание на структурата на веригата на Чуа.

1.4 Изводи, нерешени проблеми и задачи

Едно от основните предизвикателства пред учените занимаващи се с невронни мрежи е създаването на възможност да се използват схеми създаващи хаотични сигнали, както и изследването на поведението на невронните мрежи при използването им.

Въпреки съществуващите разработки на обобщеномрежови модели, все още има няколко неизследвани невронни мрежи, чийто модели предстои да бъдат разработени и изследвани.

Дисертационния труд е насочен към разработването на :

- съответстваща на сигналите на веригата на Чуа предавателна функция.
- Метод за първоначално генериране на тегловни коефициенти и отмествания в невронната мрежа в съответствие с получени от веригите на Чуа стойности.
- Разработване на обобщеномрежови модели за многослойна невронна мрежа с право предаване:
 - на процесите нормализация и верификация;

- на обучаващия алгоритъм Левенберг-Маркуардт;
- за разпознаване на цвят, за разпознаване на цветове и визуализация на резултатите чрез символи и за разпознаване на лице.

Глава 2. Алгоритми и процеси на невронни мрежи описани чрез обобщени мрежи

В глава втора са описани обобщеномрежови модели на невронни мрежи. Първите два модела описват методи за подобряване изчисляването на тегловните коефициенти по време на обучаващия процес. Третият обобщеномрежови модел описва обучаващия алгоритъм Левенберг-Маркуардт, а четвъртия описва и симулира чрез програмния продукт Genedit. Последните три модела описват методи за разпознаване на

- цвят;
- цветове и визуализацията им със символи;
- лице в изображение.

2.1. Обобщеномрежов модел на процеса на нормализация при многослойни невронни мрежи

Преобучението на невронната мрежа е често срещан проблем при обучаващия процес. На фиг.1 е представен обобщеномрежови модел, който описва метода нормализация. Той се използва за предпазване на невронната мрежа от преобучение, като коригира стойностите на тегловните коефициенти. Предложения обобщеномрежови метод се състои от 4 прехода и 23 позиции.

$$A = \{Z_1, Z_2, Z_3, Z_4\}$$

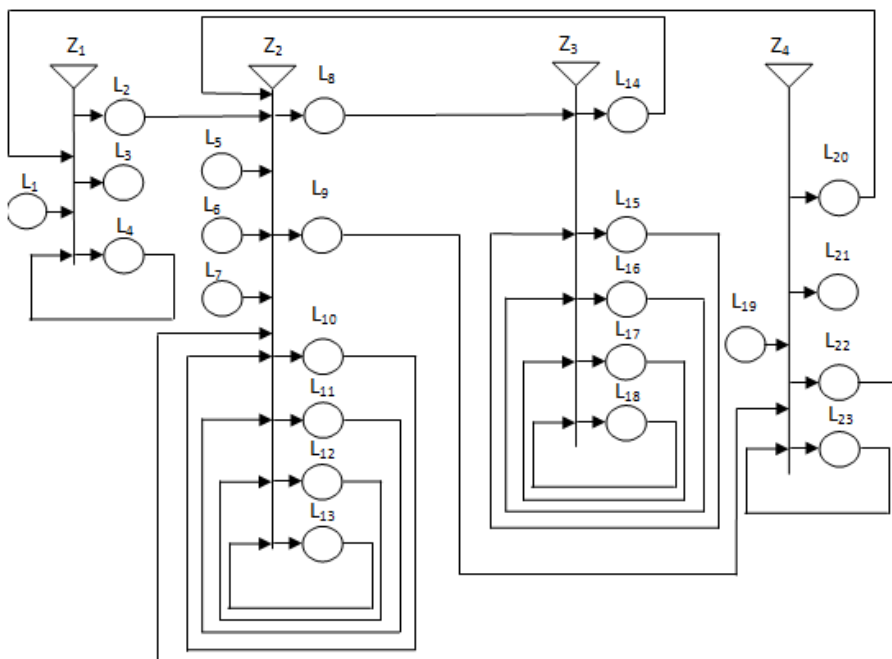
където преходите описват следните процеси:

$Z_1 =$ „Подготовка на данните”;

$Z_2 =$ „Обучение на невронната мрежа”;

$Z_3 =$ „Изчисляване на средно квадратичната грешка чрез нормализация”;

$Z_4 =$ „Корекция на мрежата, в случай на преобучение”;



Фиг.1 Обобщено мрежови модел на процеса нормализация при многослойна невронна мрежа

Дадено е подробно описание на модела.

2.2. Моделиране процеса на верификация в многослойна невронна мрежа чрез обобщена мрежа

Преобучението на невронната мрежа е често срещан проблем при обучаващия процес. На фиг.2 е представен обобщеномрежови модел, който описва метода верификация. Той се използва за предпазване на невронната мрежа от преобучение, като коригира стойностите на тегловните коефициенти. Предложения обобщеномрежови метод се състои от 8 прехода и 28 позиции.

$$A = \{Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5, Z_6, Z_7, Z_8\}.$$

където преходите описват следните процеси:

Z_1 = „Подготовка на данните”

Z_2 = „Присвояване на максималния размер на данните”

Z_3 = „Присвояване на разделящ метод на данните и пропорционалния размер на данните”

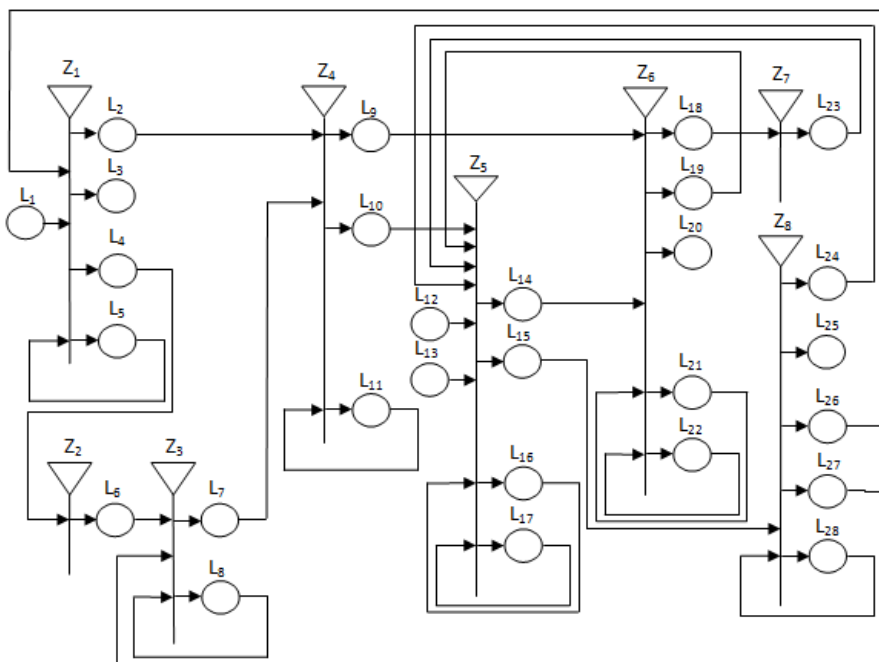
Z_4 = „Разделяне на данните”

Z_5 = „Обучение на невронната мрежа”

Z_6 = „Верификация на невонната мрежа”

Z_7 = „Нулиране на верифициращата проверка”

Z_8 = „Корегиране на верификацията”



Фиг.2 Обобщено мрежови модел на процеса на верификация в многослойна невронна мрежа

Дадено е подробно описание на модела.

2.3. Обобщеномрежов модел на алгоритма Левенберг-Маркуардт за обучение на невронни мрежи

Обобщеномрежовия модел описва обучаващия алгоритъм Левенберг-Маркуардт за невронни мрежи. Описания модел е представен на Фиг.3 се състои от 8 прехода и 27 позиции.

$$A = \{Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5, Z_6, Z_7, Z_8\}.$$

където преходите описват следните процеси:

Z_1 = “Обучение на невронната мрежа”

Z_2 = “Изчисляване на изходните стойности”;

Z_3 = “Изчисляване на средно квадратичната грешка”;

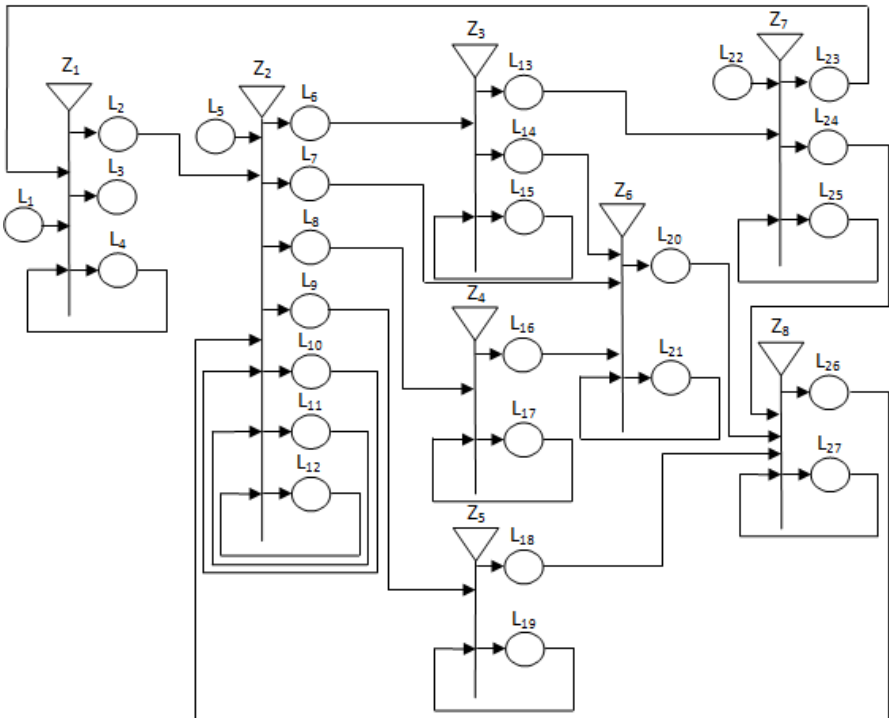
Z_4 = “Изчисляване на чувствителността на Маркуардт”;

Z_5 = “Изчисляване на единичната матрица”;

Z_6 = “Изчисляване матрицата на Якобиан”;

Z_7 = “Изчисляване на комбинационния коефициент”;

Z_8 = “Изчисляване на новите тегловни коефициенти”



Фиг.3 Обобщеномрежов модел на алгоритъма Левенберг-Маркуардт за обучение на невронни мрежи

Дадено е подробно описание на модела.

2.4. Описание и симулация на Левенберг-Маркуардт обучаващ алгоритъм на невронна мрежа с право предаване чрез обобщеномрежов модел

Обобщеномрежовия модел представен на Фиг.4 описва обучаващия алгоритъм Левенберг-Маркуардт за невронни мрежи. Той се използва за симулацията му в програмния продукт – Genedit. Описания модел е представен на Фиг.4 се състои от 4 прехода и 13 позиции.

$$A = \{Z_1, Z_2, Z_3, Z_4\}.$$

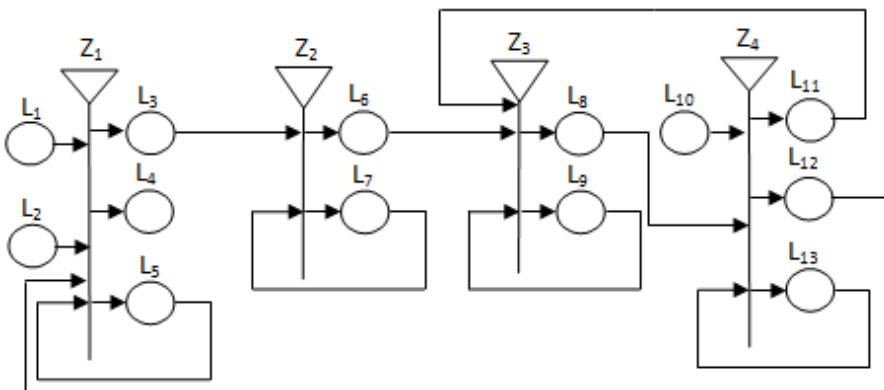
където преходите описват следните процеси:

Z_1 = “Обучаващ процес на Невронната мрежа”;

Z_2 = “Изчисляване на n , a и mse ”;

Z_3 = “Изчисляване на тегловните коефициенти”;

Z_4 = “Сравняване стойностите на старата и новата средно квадратична грешка”;



Фиг.4 Обобщеномрежови модел на обучаващия алгоритъм за невронни мрежи Левенберг-Маркуардт
Дадено е подробно описание на модела.

2.5. Моделиране процеса на разпознаване на цвят с многослойна невронна мрежа

Обобщеномрежовия модел представен на Фиг.5 описва невронна мрежа разпознаваща определен цвят в изображение. Тя се състои от 5 прехода и 15 позиции.

$$A = \{Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5\}$$

където преходите описват следните процеси:

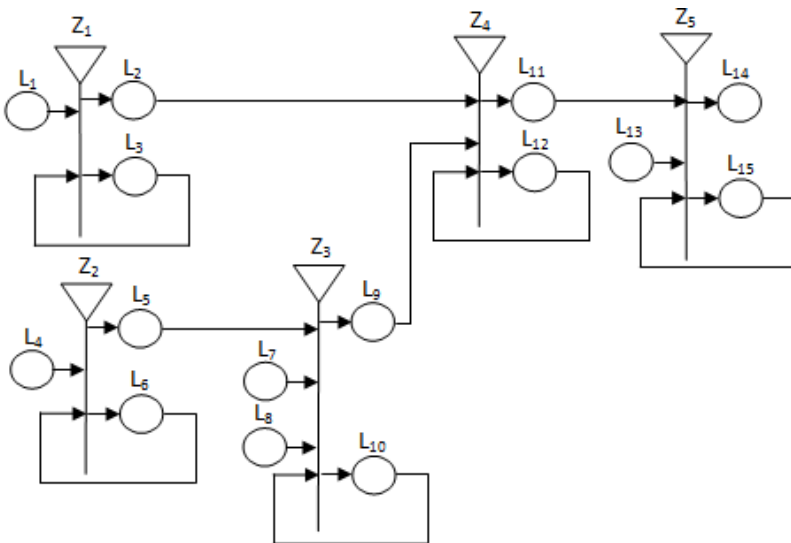
Z_1 = “Конвертиране на входната снимка”;

Z_2 = “Подготовка на обучаващите двойки”;

Z_3 = “Обучение на невронната мрежа”;

Z_4 = “Използване на невронната мрежа за разпознаване”;

Z_5 = “Възобновяване на снимката”



Фиг.5 Обобщеномрежов модел на процеса на разпознаване на цвят
чрез невронна мрежа

Дадено е подробно описание на модела.

2.6. Обобщеномрежов модел на процеса на разпознаване на цвят чрез многослойна невронна мрежа и визуализация на резултатите чрез символи

Обобщеномрежовия модел представен на Фиг.6 описва невронна мрежа разпознава основните три цвята – син , червен и зелен в изображение. Разпознатите цветове се заместват със символи и се визуализират в изображение. Обобщеномрежовия модел се състои от 5 прехода и 18 позиции.

$$A = \{Z_1, Z_2, Z_3, Z_4, Z_5\}$$

където преходите описват следните процеси:

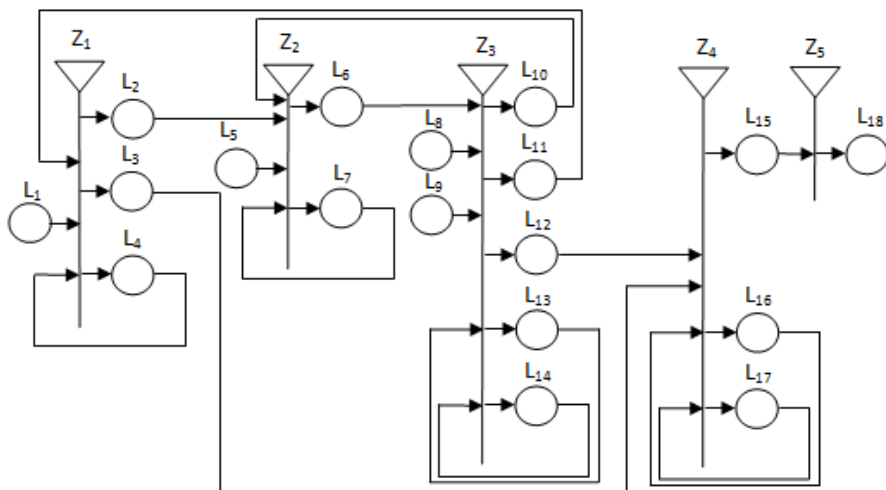
Z_1 = “Създаване на входни и целеви вектори и изчисляване броя на цветовете”

Z_2 = “Създаване и обучение на невронната мрежа”

Z_3 = “Тестване на невронната мрежа”

Z_4 = “Нормализиране на резултатите и добавяне на символи”

Z_5 = “Визуализация”



Фиг.6 Обобщеномрежови модел на процеса на разпознаване на цветовете чрез невронна мрежа и тяхната визуализация със символи

Дадено е подробно описание на модела

2.7. Моделиране процеса за разпознаване на лице чрез Pattern невронна мрежа използвайки Обобщена мрежа

Обобщеномрежовия модел представен на Фиг.7 описва невронна мрежа разпознава лице в изображение. Той се състои от 4 прехода и 26 позиции.

$$A = \{Z_1, Z_2, Z_3, Z_4\}$$

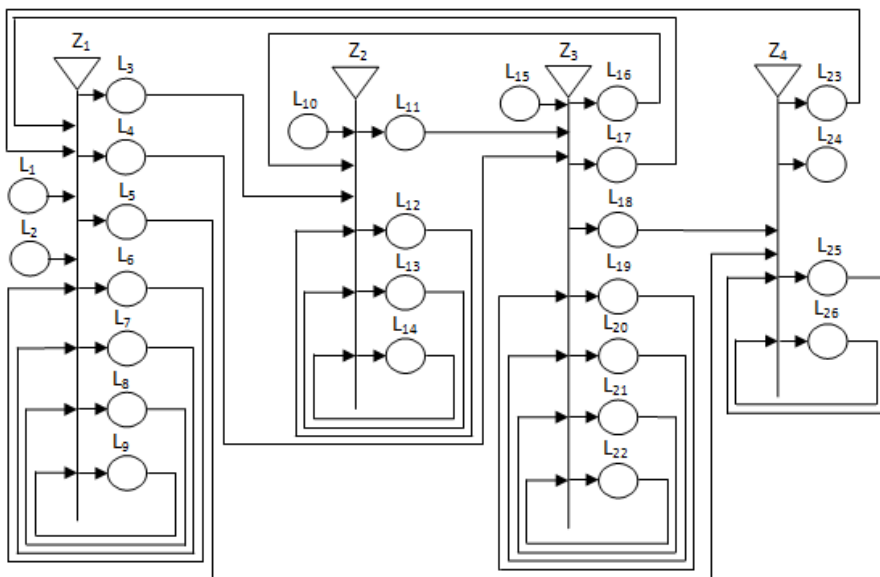
където преходите описват следните процеси:

Z_1 = „Създаване и конвертиране на снимките”;

Z_2 = „Обучение на невронната мрежа”;

Z_3 = „Тестване на невронната мрежа”;

Z_4 = „Визуализация”.



Фиг.7 Обобщеномрежов модел на разпознаване на лице чрез невронна мрежа

Дадено е подробно описание на модела

2.8 Изводи

В глава втора са разработени седем обобщеномрежови модела, описани в следните глави.

В глава 2.1 е реализиран обобщеномрежов модел описващ процеса нормализация при многослойна невронна мрежа. Разглежда се всяка една стъпка на действие на оптимизационния процес.

В глава 2.2 е реализиран обобщеномрежов модел на процеса на верификация при многослойна невронна мрежа. Процесите верификация и нормализация са алгоритми, които се използват за предпазване на невронната мрежа от преобучение.

В глава 2.3 е реализиран обобщеномрежов модел на обучаващия алгоритъм на невронни мрежи - Левенберг-Маркуардт. Той е един от основните алгоритми, който се използва за обучение на невронни мрежи с право предаване.

В глава 2.4 е реализиран обобщеномрежов модел на симулационния процес на обучаващия алгоритъм Левенберг-Маркуардт. Използван е симулатора за тестване на обобщеномрежови модели – Genedit.

В глава 2.5 е реализиран обобщеномрежов модел на невронна мрежа за разпознаване на цвят. Създадената невронна мрежа позволява разпознаване на конкретен цвят.

В глава 2.6 е реализиран обобщеномрежов модел на невронна мрежа за разпознаване на цветове и визуализация им чрез символи. Определянето на цвят от изображение се определя от подредбата на символите в изображението. Те са в черен цвят разположени на бял фон.

В глава 2.7 е реализиран обобщеномрежов модел за разпознаване на лице невронна мрежа за разпознаване на модели. Реализацията и позволява откриването на определен човек в изображение.

Глава 3. Изследване поведението на невронни мрежи при хаотични сигнали

Един от най-използваните източници на хаотични сигнали са веригите на Чуа. Тук са предложени няколко възможности за използването им като източник на хаотични сигнали в изкуствените невронни мрежи. Основна цел на разработката е изследване на поведението на невронните мрежи при хаотични сигнали.

Създаването на електрически схеми и измерването на техните параметри е една от стъпките, която е необходима за намирането на

специфична зависимост и използваемост на схемите. Успоредно на тези изследвания са разучени конструкциите и функционалността на изкуствените невронни мрежи.

3.1 Измерване на волт-амперна характеристика

Представена е измерена волт-амперна характеристика на изградения диод на Чуа, за да се представи неговата коректна функционалност.

3.2 Измевания върху стойностите получени при единична спирала

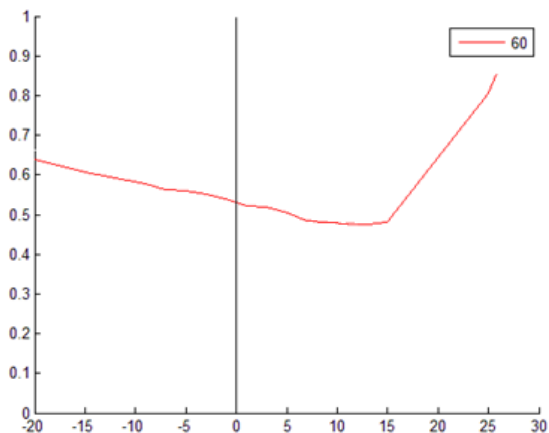
При реализация на автономни самообучаващи се системи като невронните мрежи от голямо значение са началните стойности на тегловните коефициенти и отмествания.

Получаването на хаотичните сигнали показани в предишните две графики могат да се използват за реализация на получените хаотични стойности като първоначални тегловни коефициенти и отмествания.

Разработена е невронна мрежа, която използва веригите на Чуа като източник на хаотични сигнали. Стойностите на напреженията от веригите на Чуа са зададени като инициализиращи стойности за тегловни коефициенти и отмествания

3.3 Измервания върху стойностите получени при двойна спирала

Проведените изследвания върху поредиците от отчети при единична спирала не са подходящ метод за създаване на предавателна функция. Използван е друг подход върху данните от двойна спирала. Направени са изследвания върху постоянната съставка и Tu/T . Тяхната зависимост е представена на фиг.8.



Фиг.8 Зависимост на времето в положителния диапазон и цялото време към постоянната съставка на сигнала

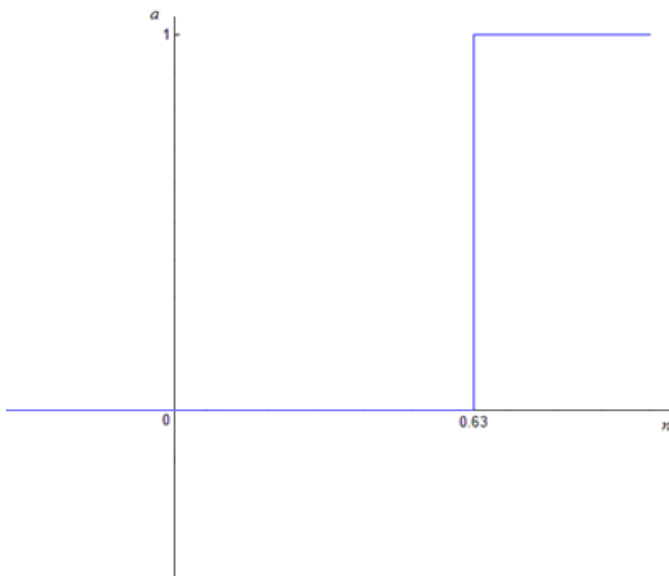
3.3.1 Създаване на предавателна функция

На Фиг.8 се наблюдава основна промяна в графиката при стойности на постоянната съставка -20mV и 20mV . Проверени са стойностите на T_u/T , при която се наблюдава промяна в характеристиката. Получената стойност на T_u/T е $0,63$.

Определената стойност позволява да се използва като праг за превключване в невронната мрежа. При подаване на стойност n над прага на превключване, стойността на a се приема за единица, а при стойност на n по-малка или равна на прага на превключване – стойността на a приема стойност нула.

$$\begin{aligned} a &= 0 & \text{за} & n \leq 0.63 \\ a &= 1 & \text{за} & n > 0.63 \end{aligned} \quad (3.1)$$

На Фиг.9 е показано графичното представяне на предавателната функция.



Фиг.9 Графично представяне на получената предавателна функция.
 При стойност на n по-малка или равна на 0,63, стойността на a е равна на 0, в противен случай a приема стойност 1.

3.3.2 Тестване на предавателната функция върху невронна мрежа

За тестване на DSTCC е създадена невронна мрежа, в която тя се използва като предавателна функция в скрития слой.

За данните за тестване на невронната мрежа се използва една от базите от данни на университета в Калифорния [54] за определени белези на цвете (клас Ирис Перуника). Параметрите от базата данни са:

1. Дължина на чашелистчето в сантиметри;
2. Ширина на чашелистчето в сантиметри;
3. Дължина на венчелистчето в сантиметри;
4. Ширина на венчелистчето в сантиметри;
5. Iris Setosa – 1;
6. Iris Versicolour – 2;
7. Iris Virginica – 3.

Параметрите 1, 2, 3 и 4 се подават на входа на невронната мрежа, а за цели са използвани 5, 6, и 7.

Параметрите на невронната мрежа са както следва:

- Тип на невронната мрежа: Невронна мрежа с право предаване
- Предавателна функция в изходния слой: purelin
- Обучаващ алгоритъм: ЛМ
- Максимален брой итерации: 1000
- Минимална стойност на функцията на грешката: $1e-10$
- Минимална стойност на градиента: $1e-05$
- Тестови вектори: Табл.1

Табл.1 Тестови вектори и целевата стойност, на която отговарят

Тест вектори				Целева стойност
5	3.6	1.4	0.2	1
6.5	2.8	4.6	1.5	2
6.5	3	5.8	2.2	3

Обучение на невронна мрежа с предварително зададени тегловни коефициенти и отмествания.

Тествана е невронната мрежа с инициализиращи стойности на тегловните коефициенти и отместванията със стойност 0,1. Направени са изследвания с предавателните функции DSTCC и tansig.

В Табл.2 са броя итерации след обучение на невронната мрежа. Проведени са изследвания при различен брой неврони в скрития слой.

Табл.2 Брой итерации след обучението на невронната мрежа при различен брой неврони в скрития слой

Неврони	Брой итерации	
	DSTCC	tansig
30	1000	37
50	1000	32
70	1000	31
100	1000	31
150	1000	41

В Табл.3, Табл.4 и Табл.5 са показани резултатите от тестването на тестовите вектори от Табл.2.

Табл.3 Тестване на вектор от първа група в обучената невронна мрежа при различен брой неврони в скрития слой

Неврони	tansig	DSTCC
30	0,999228	1,304271
50	0,999943	0,909827
70	1,000557	1,208023
100	0,996704	1,130097
150	0,99691	1,430101

Табл.4 Тестване на вектор от втора група в обучената невронна мрежа при различен брой неврони в скрития слой

Неврони	tansig	DSTCC
30	2,097334	2,530042
50	2,021325	2,503062
70	2,031774	2,54357
100	1,906913	2,517838
150	2,064602	1,430101

Табл.5 Тестване на вектор от трета група в обучената невронна мрежа при различен брой неврони в скрития слой

Неврони	tansig	DSTCC
30	2,936796	2,530042
50	2,88528	2,503062
70	3,170773	2,54357
100	2,981529	2,517838
150	2,994827	2,940261

Винаги настъпва преобучение на крайните резултатите при тестването на DSTCC с предварително зададени коефициенти, които имат една и съща стойност за всички тегловни коефициенти и отмествания.

Обучение на невронна мрежа със случайно зададени тегловни коефициенти и отмествания.

В Табл.6, Табл.7, Табл.8 и Табл.9 са показани резултатите от тестването на DSTCC и резултатите от tansig при случайно зададени стойности на тегловните коефициенти и отмествания, като:

- Табл.6 показва минималния брой итерации при обучението на невронната мрежа;
- Табл.7 показва максималния брой итерации при обучението на невронната мрежа;
- Табл.6 показва средно аритметичен брой итерации при обучението на невронната мрежа;

В Табл.7 преобучението на невронната мрежа е определено по следните критерии:

- При тестването на вектор от първа група, който не попада в границите от 0,9 до 1,1
- При тестването на вектор от втора група, който не попада в границите от 1,9 до 2,1
- При тестването на вектор от трета група, който не попада в границите от 2,9 до 3,1

Данните във всяка една от таблиците представят резултатите от шест тествания на невронната мрежа при всеки един от изброените брой неврони в скрития слой. Пълната информация от тестванията е приложена в приложения диск към дисертационния труд във файл: Приложение2.xlsx.

Табл.6 Минимален брой итерации след обучението на невронната мрежа при различен брой неврони в скрития слой

Неврони	Брой итерации	
	DSTCC	tansig
30	21	657
50	24	570
70	34	665
100	19	510
150	12	557

Табл.7 Максимален брой итерации след обучението на невронната мрежа при различен брой неврони в скрития слой

Неврони	Брой итерации	
	DSTCC	tansig
30	48	1000
50	44	1000
70	57	1000
100	54	1000
150	52	1000

Табл.8 Средно аритметичен брой итерации след обучението на невронната мрежа при различен брой неврони в скрития слой

Неврони	Брой итерации	
	DSTCC	tansig
30	38	904
50	37	941
70	48	936
100	34	816
150	30	764

Табл.9 Брой на преобучените вектори след обучението на невронната мрежа при различен брой неврони в скрития слой

Неврони	Брой преобучени невронни мрежи	
	DSTCC	tansig
30	2	2
50	5	7
70	4	8
100	6	7
150	9	7

3.4 Изводи

При тестване на невронна мрежа с данните от веригата на Чуа при наблюдаване на единична спирала при различни нива на шум могат да се направят следните изводи:

- Елементът на Чуа може да се използва като електрически източник на стойности на тегловни коефициенти и отмествания на невронна мрежа, което се потвърждава от показаните резултати. Обучението чрез данните от сигналите на веригите на Чуа обучават невронната мрежа до 10 пъти по-бързо от функцията за генериране на случайни числа на МАТЛАБ.
- Преобучение на невронната мрежа се наблюдава в случаите, когато има нисък брой итерации (под 13) и относително ниска стойност на функцията на грешката (стойност по-голяма от 0,01).

При изследването на данните от веригата на Чуа при наблюдаване на двойна спирала при различни нива на шум могат да се направят следните изводи:

- Може да се създаде предавателна функция, която да бъде използвана в скрития слой на невронната мрежа.
- При нейното тестване с предварително зададени фиксирани стойности на тегловните коефициенти, винаги настъпва преобучение на невронната мрежа, което се обяснява с малката начална стойност на предварително зададените стойности 0,1.

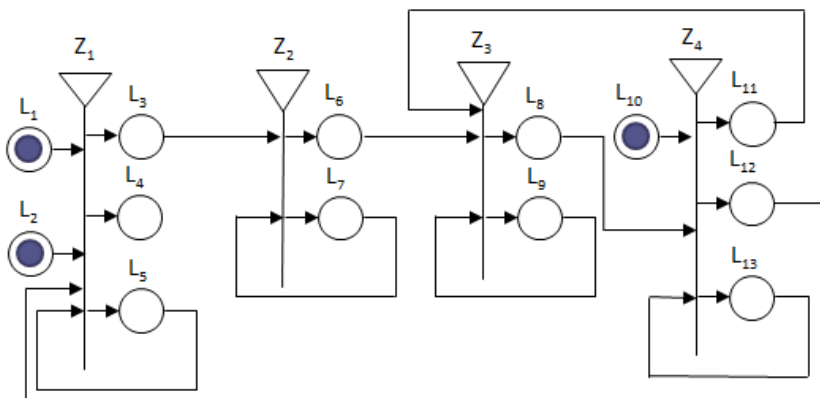
При обучение със случайно зададени стойности на тегловните коефициенти и отмествания невронната мрежа използваща DSTCC се обучава по-бързо от предавателната функция tansig .

Глава 4. Приложения

В четвърта глава са дадени резултатите от реализираните невронни мрежи от втора глава.

4.1 Симулация на Левенберг-Маркуардт обучаващ алгоритъм на невронна мрежа с право предаване чрез обобщеномрежов модел

Тука са представени резултатите от тестването на реализираната невронната мрежа чрез обобщена мрежа от глава 2.5



Фиг.10 Симулация на обобщеномрежовия модел и обучаващ алгоритъм за невронни мрежи Левенберг-Маркуардт

На Фиг.11, Фиг.12 и Фиг.13 са визуализирани инициализиращи стойности и променливи, които са подадени на входа на обобщеномрежовия модел в симулатора.

```

alpha_{1}
  p = [13, 40]
  t = [1, 2]
  w1_old = [1, 1]
  w2_old = [1.5, 1.5]
  b1_old = [2, 2]
  b2_old = 1
  f1 = logsig
  f2 = pureline
  N1 = 2
  N2 = 1.0
  mse_old = 1
  mu = 0.01
  w1_new = 0
  w2_new = 0
  b1_new = 0
  b2_new = 0
  mse_new = 0
  n11 = [0, 0]
  n12 = [0, 0]
  n2 = [0, 0]
  a11 = [0,0]
  a12 = [0,0]
  e1 = [0]
  e2 = [0]
  current_iteration = 0
  
```

Фиг.11 Инициализиращи стойности на характеристиките на ядрото Alpha1

```

alpha_{2}
  max_iteration = 5
  min_mu = 0.000000000001
  min_mse = 0.000001
  
```

Фиг.12 Инициализиращи стойности на характеристиките на ядрото Alpha2

```
alpha_{3}
  mu_inc = 10
  mu_dec = 0.1
```

Фиг.13 Инициализиращи стойности на характеристиките на ядрото Alpha3

Параметрите, които са използвани в инициализиращите ядра са:

За ядрото Alpha1:

- p – входни вектори;
- t – целеви вектори;
- $w1_old$ – тегловни стойности на скрития слой;
- $w2_old$ – тегловните стойности на изходния слой;
- $b1_old$ – стойности на отместванията на скрития слой;
- $b2_old$ – стойностите на отместванията на изходния слой;
- $N1$ – брой на невроните в скрития слой;
- $N2$ – броя на невроните в изходния слой;
- $f1$ – предавателна функция на скрития слой;
- $f2$ – предавателна функция на изходния слой;
- mse_old – стойност на средно квадратичната грешка;
- mu – стойността на μ ;
- $w1_new$ – възможни нови стойности на тегловните коефициенти на скрития слой;
- $w2_new$ - възможни нови стойности на тегловните коефициенти на изходния слой ;
- $b1_new$ – възможни стойности на отместванията на скрития слой;
- $b2_new$ – възможни стойности на отместванията на изходния слой;
- mse_new – възможна нова стойност на средно квадратичната грешка;
- $n11$ – изходна стойност на първия неврон на скрития слой преди да е изпълнена предавателната функция;
- $n12$ – изходната стойност на втория неврон на скрития слой преди да е изпълнена предавателната функция;
- $n2$ – изходната стойност на неврона на изходния слой преди да е изпълнена предавателната функция;
- $a11$ – изходната стойност на първия неврон на скрития слой след изпълнение на предавателната функция;
- $a12$ - изходната стойност на втория неврон на скрития слой след изпълнение на предавателната функция;

- $e1$ – стойността на грешката на първия вектор;
- $e2$ – стойността на грешката на втория вектор;
- $current_iteration$ – текущ брой итерации.

Параметри на ядрото Alpha2 са:

- $max_iteration$ – максимален брой на итерациите;
- min_mu – минимална стойност на mu ;
- min_mse – минимална средно квадратична грешка.

Параметри на ядрото Alpha3 са:

- mu_inc – увеличаваща стъпка на стойността на mu ;
- mu_dec – намаляваща стъпка на стойността на mu .

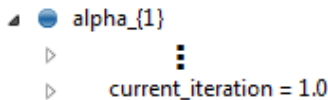
Промени в характеристиките на ядрата Alpha1, Alpha2 и Alpha3 в мрежата по време на процеса на симулация са следните:

Ядрата Alpha1 и Alpha2 влизат в позиция L_5 , където характеристиката “ $current_iteration$ ” се увеличава (Фиг.14). Ядрото Alpha1 влиза в позиция L_4 когато $W_{5,4}$ е истина или в позиция L_3 , ако е лъжа.

Ядрото Alpha1 влиза в позиция L_7 характеристиките описани на Фиг.4.5 са изчислени чрез уравненията (1.4) и (2.5).

Ядрото Alpha1 влиза в позиция L_9 характеристиките, които са показани на Фиг.16 са изчислени чрез уравненията - (2.11), (2.12), (2.10) и [31]. След изчисляване на характеристиките, ядрото Alpha1 влиза в позиция L_8 .

Ядрото Alpha1 влиза в позиция L_{13} от позиция L_8 , където характеристиките описани на Фиг.17 са изчислени чрез уравнението (2.5). Ако $W_{13,12}$ е истина, ядрото Alpha1 влиза в позиция L_{12} Фиг.18, където стойността на характеристиката “ mu ” е увеличена. Ако $W_{13,12}$ е лъжа, Alpha1 влиза в позиция L_{11} Фиг.19, където стойността на характеристиката “ mu ” е намалена.



Фиг.14 Променяща се характеристика в позиция L_5


```
alpha_{1}
  >
  > mu = 1.0000000000000005E-9
  >
```

Фиг.19 Променяща се характеристика в позиция L_{11}

Обобщеномрежовия модел е съставен от четири прехода и като резултат получаваме обучена невронна мрежа. Нейното обучение спира, когато е достигната една от следните стойности: максимален брой итерации, минимална стойност на функция на грешката и минимална стойност на μ .

4.2 Тестване на невронна мрежа за разпознаване на цвят от глава 2.5

Тука са представени резултатите от тестването на реализираната невронната мрежа чрез обобщена мрежа от глава 2.5.



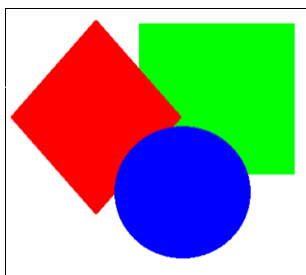
Фиг. 11.Оригинална снимка



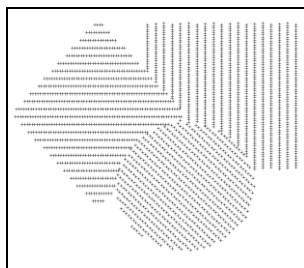
Фиг.12 Резултатна снимка

4.3 Тестване на невронна мрежа за разпознаване на цветове от глава 2.6

Тука са представени резултатите от тестването на реализираната невронната мрежа чрез обобщена мрежа от глава 2.6.



Фиг.13 Цветна снимка



Фиг.14 Снимка със символи

4.4 Тестване на невронната мрежа за разпознаване на лица от глава 2.7

Тука са представени резултатите от тестването на реализираната невронната мрежа чрез обобщена мрежа от глава 2.7.



Фиг.15 Цветна снимка



Фиг.16 Черно/бяла снимка



Фиг.17 Тествана снимка

4.5 Изводи

В глава 4.1 е описана софтуерно реализираната невронна мрежа, която е моделирана чрез обобщена мрежа. За постигането на тази задача, изградения обобщеномрежов модел е въведен в симулатора Genedit, който позволява наблюдение върху работата на зададения процес.

В глава 4.2 е описана софтуерно реализираната невронна мрежа, която позволява да се открие определен цвят в изображения. Тя е използвана успешно за откриването на огън в изображение.

В глава 4.3 е описана софтуерно реализираната невронна мрежа, която позволява да се разпознае повече от един цвят в изображение. С допълнителна обработка се изгражда ново изображение от символи, чиято подредба дава информация за всеки един от цветовете. Този подход може да е полезен за създаването на снимки за незрящи хора, или за разпечатване на снимки на чернобял фон.

В глава 4.4 е описана софтуерно реализираната невронна мрежа, която разпознава лицето на човек в изображение. За функционалността на тази невронна мрежа се прилагат допълнителни обработки върху изображението.

Приноси към дисертационния труд

Приноси в дисертационния труд имат научно –приложен и приложен характер.

Научно –приложните приноси могат да се формират по следния начин:

1. Предложена е съответстваща на сигналите на веригата на Чуа предавателна функция.

2. Предложена е метод за първоначално ранжиране на теглови коефициенти и отмествания в невронна мрежа в съответствие с получени от вериги на Чуа стойности.

3. Предложени са следните обобщеномрежови модели за многослойна невронна мрежа с право предване:

- на процесите нормализация и верификация;
- на обучаващия алгоритъм Levenberg-Marquardt;
- за разпознаване на цвят, за разпознаване на цетове и визуализация на резултатите чрез символи;
- за разпознаване на лице.

Към приноси с приложен характер могат да се отнесат:

- реализираната програма на предложената, съответстваща на сигналите на веригата на Чуа предавателна функция;
- реализираните програмни симулации към всички обобщеномрежови модели;
- получените от тях резултати и изводи.

Списък на публикациите по дисертационния труд

1. Surchev S., S. Sotirov, W. Korneta, Bio-inspired Artificial Intelligence: A Generalized Net Model of the Regularization Process in MLP, Int. J. Bioautomation, 2013, 17(3), 151-158 (SJR 0.228)
2. Surchev S., S. Sotirov - Modeling verification process in Neural Network Multilayer Perceptron with Generalized net, Annual of "Informatics" Section Union of Scientists in Bulgaria, Vol 6, 2013, Burgas, 39-45
3. Surchev S., S. Sotirov, M. Krawczak, Iv. Vardeva, "Generalized net model of the Levenberg-Marquardt training algorithm of neural networks." Issues in IFS and GNs, Vol. 11, Warsaw, 2014, 32-41
4. Surchev S., S. Sotirov, Modelling the process of color recognition using multilayer neural network, Issues in Intuitionistic Fuzzy Sets and Generalized Nets, Warsaw, Vol.10, 143-151
5. Surchev S., S. Sotirov, Modeling the process of the color recognition with MLP using symbol visualization, IWIFSGN'2013 Twelfth International Workshop on Intuitionistic Fuzzy Sets and Generalized Nets, Warsaw, October 11, 2013, 115-123
6. Surchev S., S. Sotirov, "Modeling the Process of Face Recognition with Pattern Neural Network Using a Generalized net", Advances in Intelligent Systems and Computing, Springer, Volume 322, 2015, 693-702 (SJR 0.149)