

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Тольяттинский государственный университет»

Институт математики, физики и информационных технологий

(наименование института полностью)

Кафедра «Прикладная математика и информатика»

(наименование кафедры)

02.03.03 Математическое обеспечение и администрирование
информационных систем

(код и наименование направления подготовки, специальности)

Технология программирование

(направленность (профиль)/специализация)

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

на тему «Разработка алгоритма диагностики сварки, основанного на ассоциативной памяти нейронной сети Хэмминга»

Студент

Я.О. Морозов

(И.О. Фамилия)

(личная подпись)

Руководитель

В.С. Климов

(И.О. Фамилия)

(личная подпись)

Допустить к защите

Заведующий кафедрой к.т.н, доцент, А.В. Очеповский

(ученая степень, звание, И.О. Фамилия)

(личная подпись)

« _____ » _____ 20 _____ Г.

Тольятти 2018

АННОТАЦИЯ

Тема бакалаврской работы: «Разработка алгоритма диагностики сварки, основанного на ассоциативной памяти нейронной сети Хэмминга».

В работе исследуются вопросы применения рекуррентных нейронных сетей для решения задачи диагностики качества сварных соединений.

В данной бакалаврской работе предложен алгоритм классификации качества сварных соединений на основе анализа измеряемых в процессе сварки параметров с помощью нейронной сети Хэмминга. Для этого измеряемые в процессе сварки параметры преобразуются в бинарную матрицу, значения матрицы подаются на вход нейронной сети, которая сравнивает полученные значения с образцами-шаблонами, хранящимися в ее памяти. Нейроны выходного слоя сети указывают на класс качества исследуемого сварного соединения.

Структура бакалаврской работы представлена введением, тремя главами, заключением, списком литературы.

Во введении описывается актуальность проводимого исследования, дается краткая характеристика проделанной работы.

В первой главе проводится обзор методов интеллектуального анализа, применяемых для прогнозирования качества сварных соединений, формулируется цель и ставятся задачи.

Во второй главе описывается предлагаемый алгоритм диагностики сварных соединений, основанный на ассоциативной памяти нейронной сети Хэмминга.

В третьей главе приведены примеры использования предложенных подходов и описано разработанное программное обеспечение.

В заключении представлены выводы по проделанной работе.

В работе использовано 11 таблиц, 25 рисунков, список литературы содержит 20 литературных источников. Общий объем выпускной квалификационной работы составляет 40 страниц.

ABSTRACT

The topic of the bachelor's work: "Development of a welding algorithm based on the associative memory of the Hamming neural network".

The work of the researched questions of application of recurrent neural networks for solving problems of diagnostics of welded joints quality.

In this study, an algorithm is proposed to assess the quality of welded joints based on data analysis in the process of welding parameters using a Hamming neural network. For this, the parameters measured during the welding process are transformed into a binary matrix, the matrix values are fed to the neural network input, which compares the obtained values with the template images stored in its memory. Neurons of the outlet layer of the network indicate the quality class of the welded joint being examined.

The structure of the bachelor's work is represented by an introduction, three chapters, a conclusion, a list of literature.

In the introduction, the urgency of the research is described, a brief description of the work done is given.

The first chapter provides an overview of the methods of intellectual analysis used to predict the quality of welded joints, formulates a goal and sets tasks.

The second chapter describes the proposed algorithm for the diagnosis of welded joints, based on the associative memory of the Hamming neural network.

The third chapter gives examples of the use of the proposed approaches and describes the developed software.

In conclusion conclusions on the work done are presented.

The work uses 11 tables, 25 figures, the list of literature contains 20 literature sources. The total volume of the final qualifying work is 40 pages.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1 АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ВОПРОСА	7
2 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА КЛАССИФИКАЦИИ КАЧЕСТВА СВАРКИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХЭММИНГА	11
2.1 Математический аппарат нейронной сети Хэмминга	11
2.2 Данные процесса контактной точечной сварки.....	17
2.3 Преобразование данных о процессе сварки в бинарную матрицу ..	20
2.4 Алгоритм классификации качества сварки на основе нейронной сети Хэмминга.....	23
3 ПРАКТИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ПРЕДЛОЖЕННЫХ РЕШЕНИЙ.....	28
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	36
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМОЙ ЛИТЕРАТУРЫ	38

ВВЕДЕНИЕ

Контактная сварка применяется на большинстве машиностроительных предприятиях Самарской области для формирования неразъемных соединений различных деталей (корпусов, несущих рам, кузовов автомобилей).

Достоинствами контактной сварки является чрезвычайно высокая производительность (процесс сварки длится десятые доли секунды) и возможность механизации сварки с помощью роботов. Главной нерешенной проблемой контактной сварки является нестабильность получаемых характеристик сварных соединений.

По этой причине актуальной проблемой остается разработка алгоритмов сквозной диагностики соединений (когда сразу после окончания сварки делаются выводы о прочностных характеристиках полученного соединения)

подавляющее большинство алгоритмов сквозной диагностики сварки основано на использовании методов машинного обучения. Применяются такие технологии, как многослойный персептрон, нейронная сеть LVQ, байесовские сети доверия.

При этом не исследована возможность использования нейронных сетей Хэмминга (рекуррентная нейронная сеть) в задаче диагностики качества сварки.

Вопросами использования рекуррентных нейронных сетей для решения практических задач занимаются такие исследователи, как Konstantinos Koutroumbas, Luyuan Fang, William H. Wilson, Fan Zhang, Hongbin Zhang, Petro Gopych, Rafał Grodzicki, Jacek Mańdziuk, Lipo Wang, Eliano Pessa, Carlo Palma, Maria Peitronilla Penna, Rama Murthy Garimella, Ganesh Yaparla, Rhishi Pratap Singh, Norihisa Sato, Masaharu Adachi, Makoto Kotani, P. Tamilselvi, S. K. Srivatsa, Richard C. Wilson, Edwin R. Hancock, Jacek Mazurkiewicz и др [2-18].

В ходе проведенных исследований предложен алгоритм классификации качества сварных соединений на основе анализа измеряемых в процессе сварки параметров с помощью нейронной сети Хэмминга. Для этого измеряемые в процессе сварки параметры преобразуются в бинарную матрицу, значения матрицы подаются на вход нейронной сети, которая сравнивает полученные значения с образцами-шаблонами, хранящимися в ее памяти. Нейроны выходного слоя сети указывают на класс качества исследуемого сварного соединения.

В исследовании проверяется гипотеза о том, возможности построения классификатора качества сварки на основе нейронной сети Хэмминга.

Целью работы является автоматизация процесса диагностики сварки за счет разработки алгоритма классификации качества сварных соединений на основе нейронной сети Хэмминга.

Задачи бакалаврской работы были сформулированы следующим образом:

1. Исследование вопроса использования алгоритмов машинного обучения при решении задачи диагностики качества сварки.
2. Разработка алгоритма классификации качества сварных соединений на основе нейронной сети Хэмминга.
3. Разработка программного обеспечения для апробации предложенных подходов

В ходе выполнения исследований была разработана программа, позволяющая, с использованием предложенных подходов, по данным экспериментальных сварок производить обучение нейронную сеть Хэмминга и производить классификацию качества сварки. Предложенные подходы были протестированы на экспериментальных данных контактной сварки, представленных ООО «ТСК-Штамп». Обученная нейронная сеть Хэмминга позволяет классифицировать качество сварки с точностью 84,75% (правильная классификация на 50 из 59 объектов тестовой выборки).

1 АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ВОПРОСА

Технологию машинного обучения позволяют решать практические задачи на стыки различных областей науки. Например, машинное обучение может использоваться в задачах анализа медицинских изображений. Также машинное обучение может применяться в системах автоматизированного управления и диагностики технологических процессов.

Принцип действия технологий машинного обучения основан на накоплении экспериментальных данных исследуемого физического процесса и их последующий анализ. Благодаря проводимому анализу исходных данных методы машинного обучения позволяют восстанавливать зависимости между наблюдаемыми параметрами и получаемыми характеристиками исследуемого процесса. По этой причине данные методы получили широкое распространение при решении практических задач.

Контактная сварка применяется на большинстве машиностроительных предприятиях Самарской области для формирования неразъемных соединений различных деталей (корпусов, несущих рам, кузовов автомобилей).

Достоинствами контактной сварки является чрезвычайно высокая производительность (процесс сварки длится десятые доли секунды) и возможность механизации сварки с помощью роботов. Главной нерешенной проблемой контактной сварки является нестабильность получаемых характеристик сварных соединений.

По этой причине актуальной проблемой остается разработка алгоритмов сквозной диагностики соединений (когда сразу после окончания сварки делаются выводы о прочностных характеристиках полученного соединения).

Интеллектуальные системы диагностики позволяют проводить сквозную диагностику контактной сварки. С точки зрения математики такие системы решают задачу классификации, когда по измеряемым в процессе

сварки параметрам требуется определить класс качества получившегося соединения.

На основе данных, представленных в отчете [1] были изучены разновидности интеллектуальных систем диагностики:

- Существуют системы диагностики сварки, работа которых основана на использовании деревьев принятия решений. Классификация качества сварки в этом случае осуществляется следующим образом. На основе измеренных параметров сварки начиная от корня дерева, совершая последовательный переход от узла к узлу дерева с учетом располагающихся в них условий, осуществляется спуск к одному из листов. В листе дерева содержится метка предполагаемого класса качества сварного соединения.

- Также существуют исследования по применению нейронных сетей прямого распространения для диагностики качества сварки. Классификация качества сварки в этом случае осуществляется следующим образом. Данные об изменении сопротивления между электродами в процессе сварки подаются в двухслойную нейронную сеть прямого распространения. Во втором слое нейронной сети находится один нейрон выходной сигнал, которого указывает на прогнозируемое значение прочности соединения. В зависимости от прогнозируемой прочности делается заключение о классе качества сварки.

- Другие исследования направлены на использования байесовских сетей доверия. Классификация качества сварки в этом случае осуществляется следующим образом. Характеристики осциллограмм сварочного тока и напряжения и напряжения подаются на вход Байесовские сети доверия. На выходе сети вычисляется вероятность принадлежности соединения к классу качественных сварок.

- Также существуют исследования по применению нейронных сетей LVQ для диагностики качества сварки. Классификация качества сварки в этом случае осуществляется следующим образом. Вектор измеренных

значений сопротивления на участке между электродами подаются на вход нейронной сети. Входные сигналы взвешиваются с помощью весовых коэффициентов и передаются от слоя к слою сети. На выходе нейронной сети активизируется нейрон с номером класса качества сварного соединения.

Существующие интеллектуальные системы диагностики сварки можно классифицировать следующим образом (рисунок 1.1):



Рисунок 1.1 – Обзор существующих интеллектуальных систем диагностики качества сварки

Попадающие большинство алгоритмов сквозной диагностики сварки основано на использовании методов машинного обучения. Применяются такие технологии, как многослойный персептрон, нейронная сеть LVQ, байесовские сети доверия (рисунок 1.1).

При этом не исследована возможность использования нейронных сетей Хэмминга (рекуррентная нейронная сеть) в задаче диагностики качества сварки.

Поэтому целью данной работы является автоматизация процесса диагностики сварки за счет разработки алгоритма классификации качества сварных соединений на основе нейронной сети Хэмминга

Для достижения данной цели требуется решение в бакалаврской работе следующих задач:

1. Исследование вопроса использования алгоритмов машинного обучения при решении задачи диагностики качества сварки.
2. Разработка алгоритма классификации качества сварных соединений на основе нейронной сети Хэмминга.
3. Разработка программного обеспечения для апробации предложенных подходов

2 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА КЛАССИФИКАЦИИ КАЧЕСТВА СВАРКИ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХЭММИНГА

2.1 Математический аппарат нейронной сети Хэмминга

Нейронная сеть Хэмминга состоит из входа X , двух скрытых слоев вычислительных нейронов и выхода Y .

Первый скрытый слой нейронов является подсетью Хэмминга. Данный слой необходим для расчёта расстояния Хэмминга между набором сигналов поданных на вход нейронной сети и шаблонами сигналов, хранящихся в памяти сети. Фактически все запомненные шаблоны хранятся в нейронной сети Хэмминга в виде матрицы весовых коэффициентов связи, соединяющие вход сети и нейроны первого скрытого слоя.

Второй скрытый слой вычислительных нейронов образует рекуррентную сеть MAXNET. Данная сеть предназначена для определения нейрона, выдающего на выходе сигнал с наибольшим значением. Функциональное назначение второго слоя – определить номер нейрона первого слоя с максимальным сигналом. При этом номер такого нейрона будет указывать на номер шаблона, максимально близкого к сигналу, поданному на вход сети.

Таким образом, нейронная сеть Хэмминга позволяет решать задачу классификации объектов описываемых набором входных сигналов X , путем их сравнения с шаблонами (по одному шаблону для каждого класса). На выходе Y нейронной только у одного нейрона сигнал будет больше 0. Именно этот нейрон будет указывать на наиболее близкий текущему набору входных сигналов шаблон.

Графическое представление нейронной сети Хэмминга представлено на рисунке 2.1.

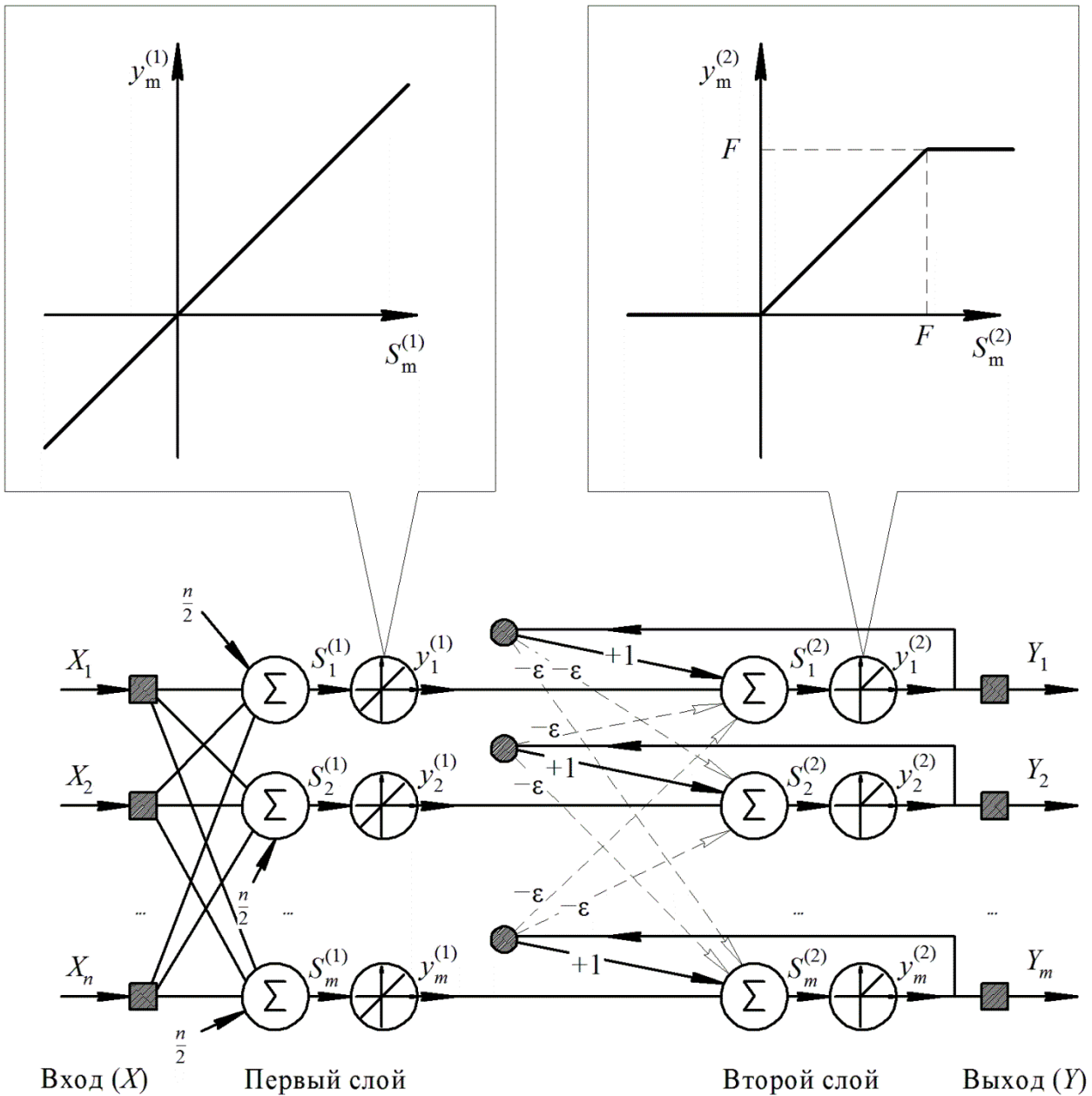


Рисунок 2.1 – Нейронной сети Хэмминга, пунктиром показаны отрицательные обратные связи, закрашенные окружности - точки ветвления, X_n – n -ый входной сигнал, подаваемый на вход нейронной сети, Y_m – m -ый выходной сигнал нейронной сети, n – количество входных сигналов, описывающих исследуемый объект, m – количество шаблонных наборов сигналов (количество классов)

Каждый нейрон первого слоя и второго слоя показан на рисунке 2.1 в виде двух блоков: суммирующего (со знаком Σ) и функционального.

Суммирующий блок вычисляет взвешенную (с помощью весовых коэффициентов) сумму сигналов, подаваемых его вход. На выходе данного блока формируется сигнал суммы $S_m^{(1)}$ для первого слоя и $S_m^{(2)}$ для второго слоя.

Суммирующие блоки первого слоя нейронов дополняются положительным сигналом $\frac{n}{2}$.

Сигнал с суммирующего блока поступает на функциональный блок, который производит преобразование входного сигнала. Функции, реализуемые с помощью функциональных блоков нейронов из первого и второго слоя различны, как это можно видеть на рисунке 2.1. Функциональные блоки нейронов первого слоя не изменяют значение сигналов получаемых ими на входе.

При этом функциональные блоки второго слоя имеют порог F , предохраняющий сигналы от перенасыщения. Также данные блоки имеют порог у значения 0, которые делает невозможным получение отрицательного значения на выходе данного блока.

На выходе функциональных блоков формируются сигналы $y_m^{(1)}$ для первого слоя и $y_m^{(2)}$ для второго.

Схема нейронной сети Хэмминга, благодаря наличию обратных связей, реализует технологию ассоциативной памяти. Основная идея ассоциативной памяти заключается в том, чтобы по отдельным фрагментам данных установить соответствие входного образа с одним из известных шаблонов. Технология ассоциативной памяти используется для распознавания текста, голоса, в системах телеметрии (рисунок 2.2).

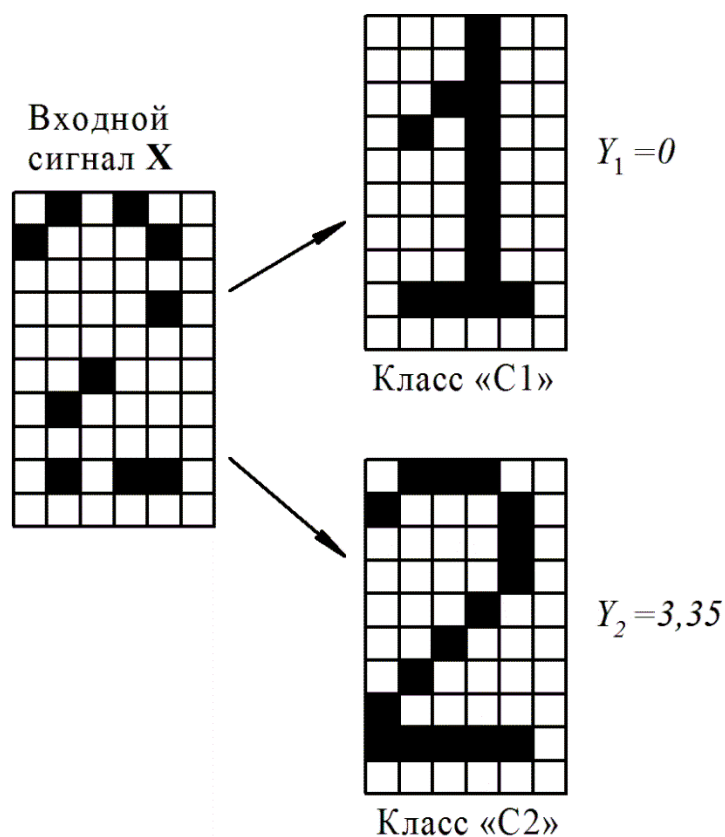


Рисунок 2.2 – Ассоциативная память нейронной сети Хэмминга при распознавании изображений цифр (класс «С1» - изображение цифры 1, класс «С2» - изображение цифры 2, Y_1 и Y_2 – выходные сигналы нейронной сети Хэмминга).

Для правильного распознавания не требуется полное соответствие входного сигнала хранящимся в памяти сети шаблонам. Это свойство ассоциативной памяти и будет использоваться в разрабатываемом алгоритме классификации качества сварки.

Шаблонные образы загружаются в нейронную сеть посредством задания весовых коэффициентов связей, соединяющих входа нейронной сети и первый скрытый слон нейронов. Весовые коэффициенты $\omega_{i,j}$ задаются в соответствии с формулой (2.1) за один вычислительный цикл, после чего нейронная сеть считается настроенной.

$$\omega(.j) = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{pmatrix} \cdot 0,5, \quad j = 1, \dots, m. \quad (2.1)$$

где n - размерность вектора входных сигналов, m – количество шаблонных сигналов, помещаемых в память нейронной сети.

Весовые коэффициенты ε отрицательных обратных связей нейронов второго слоя можно выбрать любое, при из диапазона выраженного неравенством (2.2)

$$0 < \varepsilon < \frac{1}{m}. \quad (2.2)$$

При выборе значение ε равным или больше отношения $\frac{1}{m}$ происходит снижение точности работы нейронной сети.

Вес положительной обратной связи во втором слое нейронов следует всегда выбирать равный 1.

В процессе функционирования на вход нейронной сети подается неизвестный сигнал X_i , исходя из которого, рассчитывается состояние аксонов нейронов первого слоя $y_j^{(1)}$ (2.3):

$$y_j^{(1)} = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} X_i + \frac{n}{2}, \quad j = 1 \dots m \quad (2.3)$$

После этого полученными значениями $y_j^{(1)}$ иницируются значения $y_j^{(2)}$ аксонов второго слоя (2.4):

$$y_j^{(2)} = y_j^{(1)}, \quad j = 1 \dots m \quad (2.4)$$

Затем производится расчет состояния синапсов $s_j^{(1)}$ нейронов второго слоя (2.5):

$$s_j^{(2)}(p+1) = y_j^{(2)}(p) - \varepsilon \sum_{i=1}^m y_j^{(2)}(p), \quad i \neq j, i = 1 \dots n, j = 1 \dots m, \quad (2.5)$$

где p – номер итерации функционирования нейронной сети.

Выходной сигнал с каждого нейрона второго слоя определяется через активационную функцию (2.6):

$$y_j^{(2)}(p+1) = f[s_j^{(2)}(p+1)], \quad j = 1 \dots m, \quad (2.6)$$

где $f(x)$ – активационная функция с порогом F (2.7):

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ x, & 0 \leq x < F \\ F, & x \geq F \end{cases} \quad (2.7)$$

Порог F на практике обычно берется равным количеству m шаблонов.

При дальнейшем функционировании сети выходные сигналы со второго слоя нейронов проверяются на наличие в них изменений за последнюю итерацию. Если выходные сигналы изменились, то они подаются с помощью обратной связи на входы второго слоя нейронов, с этого момента начинается следующая итерация функционирования сети и в соответствии с равенствами (3.7) и (3.8) рассчитываются новые выходные сигналы. Если выходные сигналы второго слоя нейронов за последнюю итерацию не изменились, то они передаются на выход Y нейронной сети (3.10):

$$Y_j = y_j^{(2)}, \quad j = 1 \dots m \quad (2.8)$$

Номер нейрона в выходном слое Y , значение сигнала которого отлично от нуля, соответствует номеру шаблона, наиболее близкого к входному сигналу X .

2.2 Данные процесса контактной точечной сварки

Диагностика качества сварки (как и любого технологического процесса) с точки зрения математики можно представить как задачу классификации.

При этом требуется на основе измеряемых в процессе сварки параметров оценивать класс прочностных характеристик получаемых соединений.

Основным параметром, характеризующим качество контактной сварки, является предельная сила разрушения сварного соединения при испытаниях на срез (рисунок 2.3).

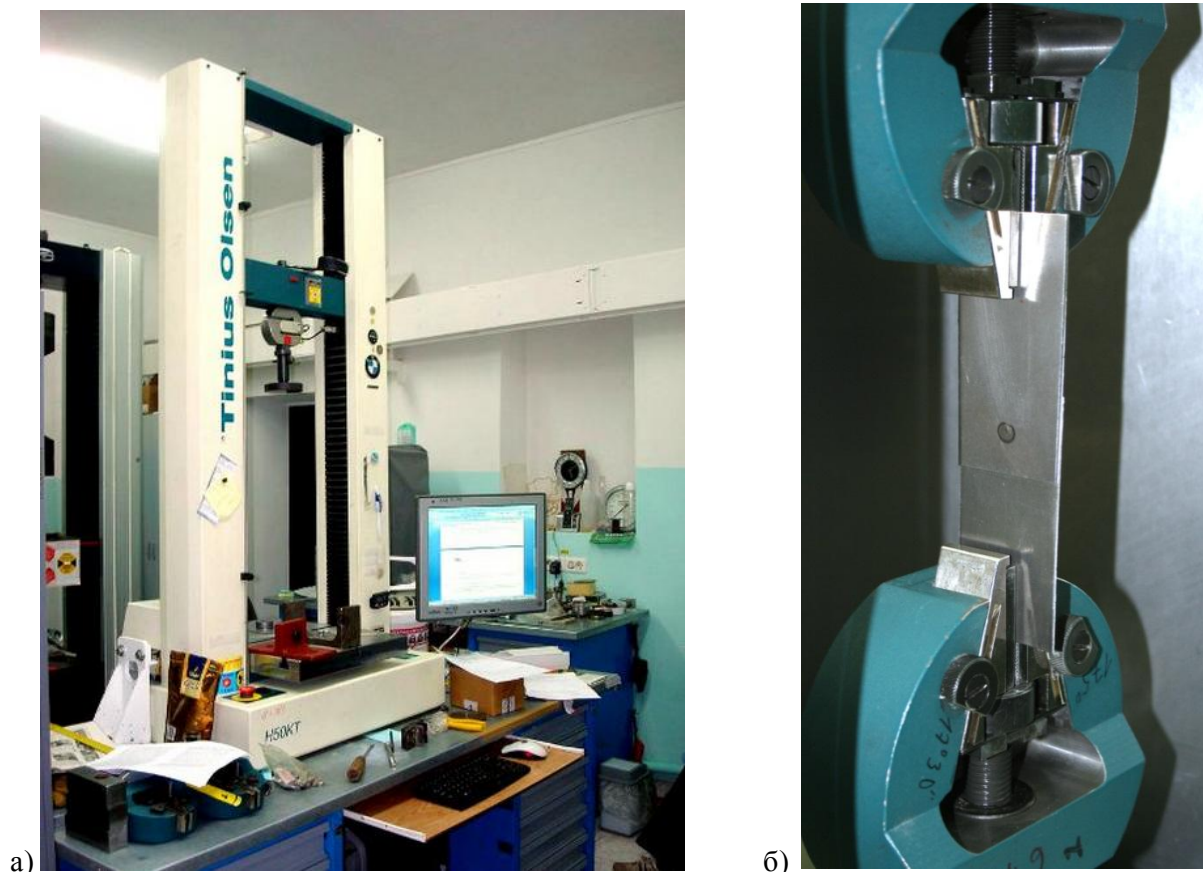


Рисунок 2.3 – Определение силы разрушения: а – разрывная машина, б – сварное соединение подготовленное для проведения испытаний

Измеряемыми в процессе каждой сварки параметрами являются – значения коэффициента мощности $\cos\varphi$ в каждом периоде сетевого напряжения. Т.е. каждая сварка описывается вектором значений $(\cos\varphi_1, \cos\varphi_2, \dots, \cos\varphi_m)$.

Существуют исследования [1], направленные на обоснование связи между динамикой изменения коэффициента мощности $\cos\varphi$ в процессе сварки и металлургическими процессам, происходящими между электродами (нагрев, плавление, кристаллизация). При этом в исследованиях отмечается важность не абсолютных значений $\cos\varphi$, а динамика изменений значений в процессе сварки.

Для того чтобы диагностировать сварку по динамике изменения $\cos\varphi$ в процессе сварки вектор значений $(\cos\varphi_1, \cos\varphi_2, \dots, \cos\varphi_m)$ нормируется в масштабах одной сварки к диапазону от 0 до 100. Таким образом, получаем вектор значений (P_1, P_2, \dots, P_m) , где значение 0 соответствует минимальному значению $\cos\varphi$, а 100 максимальному значению $\cos\varphi$ за сварку (рисунок 2.3).

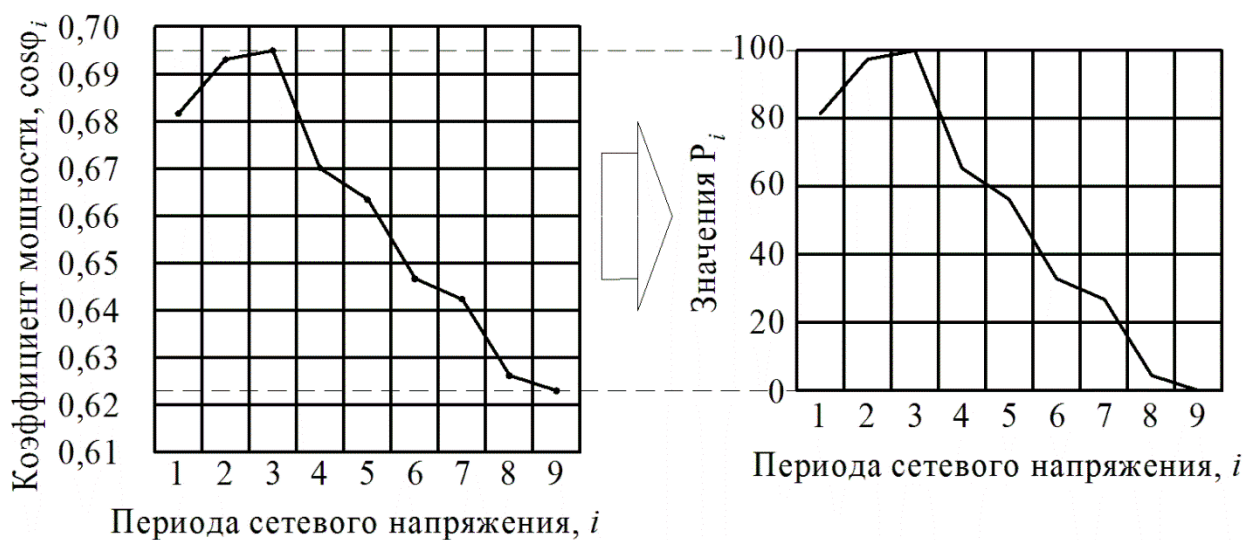


Рисунок 2.3 – Пример нормировки данных сварки

В нашем распоряжении имеются данные сварки пакета заготовок из низкоуглеродистой стали. Пакет состоит из двух листов толщиной по 0,8 миллиметров каждый, расположенные внахлест. При этом длительность сварки – 9 периодов сетевого напряжения (поэтому вектор входных

параметров (P_1, P_2, \dots, P_9) состоит из 9 значений). Все экспериментальные соединения подвергались тестированию на разрывной машине для определения максимальной силы разрушения сварки. Пример экспериментальных данных представлен в таблице 2.1.

Таблица 2.1 – Экспериментальные данные процесса сварки

№	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	F _{пр}
1	80,79	93,89	100	61,72	55,1	48,14	7,91	0	0	5709
2	93,18	58,8	93,18	100	65,87	51,34	51,34	8,49	0	5739
3	100	50,86	64,43	68,62	68,62	42,36	10,61	0	0	5808
4	93,89	100	100	61,72	55,1	48,14	48,14	7,91	0	5906
5	76,27	71,38	100	80,96	76,27	42,13	36,56	30,72	0	6141
6	94,5	100	100	100	64,34	58,33	14,61	7,48	0	6347
7	80,55	97,21	100	60,78	50,59	25,8	21,64	0	12,74	6377
8	94,09	100	100	100	65,05	58,66	15,41	7,88	0	6543
9	94,09	100	100	100	65,05	58,66	15,41	7,88	0	6543
10	100	84,52	80,3	80,3	51,66	46,84	11,73	6,01	0	6553
11	88,56	96,35	100	75,51	67,43	41,84	37,17	5,51	0	6592
12	88,99	100	100	100	63,84	20,71	7,24	0	0	6661
13	74,76	94,61	100	100	63,84	58,03	14,14	7,24	0	6671
14	94,86	83,99	100	83,99	62,36	36,4	29,23	4,33	0	6671
15	81,42	97,33	100	65,5	56,17	32,9	25,12	4,44	0	6671
16	100	94,73	83,15	69,97	8,65	2,63	0	0	0	6690
17	97,97	100	90,99	15,97	2,56	11,86	2,56	0	0	6818
18	83,88	100	76,77	17,29	14,87	14,87	14,87	14,87	0	6867
19	100	100	100	75,18	45,81	36,95	5,3	0	0	7014
20	93,75	100	100	100	75,75	47,47	13,84	4,82	0	7014
21	100	87,75	75,44	62,35	5,86	0	0	0	0	7044
22	68,24	100	76,36	54,28	32,82	27,25	6,77	3,46	0	7063
23	71,3	92,33	100	75,32	46,02	36,84	10,68	0	0	7073
24	91,75	100	86,16	68,06	46,78	24,14	17,87	17,87	0	7073
25	88,58	100	92,07	69,02	18,99	5,34	0	0	0	7073
26	76,54	100	86,11	83,06	62,84	34,79	26,57	4,7	0	7122
27	76,72	100	87,86	69,4	47,7	42,22	21,49	18,22	0	7122
28	89,31	100	22,03	17,78	17,78	17,78	17,78	17,78	0	7132
29	93,17	100	10,16	19,38	19,38	19,38	2,63	0	0	7142
30	100	95,29	95,29	78,55	39,56	28,6	6,91	3,53	0	7240
31	85,78	100	80,68	9,26	12,6	12,6	12,6	0	10,16	7259

32	84,15	100	88,18	70,29	49,32	27,09	20,98	17,73	0	7308
33	94,93	100	85,76	54,77	30,53	25,22	22,39	6,38	0	7308
34	77,2	95,42	100	64	37,08	11,27	3,92	0	0	7348
35	93,96	100	83,68	60,59	55,09	13,09	10,83	10,83	0	7377
36	100	95,51	82	50,98	42,9	25,92	20,9	5,76	0	7387
37	86,05	100	86,05	61,55	35,59	28,64	8,05	0	0	7456
38	90,73	100	1,93	0	0	0	0	0	0	7475
39	93,34	100	100	63,58	36,73	30,62	7,4	3,78	0	7534
40	100	95,74	76,04	62,12	27,91	17,35	4,49	0	0	7534
41	83,54	100	86,05	61,55	35,59	28,64	8,05	0	0	7554
...	...									
118	100	90,12	56,33	48,79	46,71	29,89	8,1	2,81	0	8142

Представленная выборка данных состоит из результатов исследования сварных соединений, полученных в различных условиях.

Цель построения классификатора, научиться на основе значений (P_1, P_2, \dots, P_9) прогнозировать класс прочности сварного соединения.

2.3 Преобразование данных о процессе сварки в бинарную матрицу

Для реализации ассоциативной памяти на основе нейронной сети Хэмминга необходимо разработать алгоритм, представляющий данные о процессе сварки в виде бинарного вектора, компоненты которого принимают значения либо «-1», либо «+1»,

Для этого предложено расположить нейроны входного слоя X в виде сетки с размерностью a столбцов и b строк (рисунок 2.4).

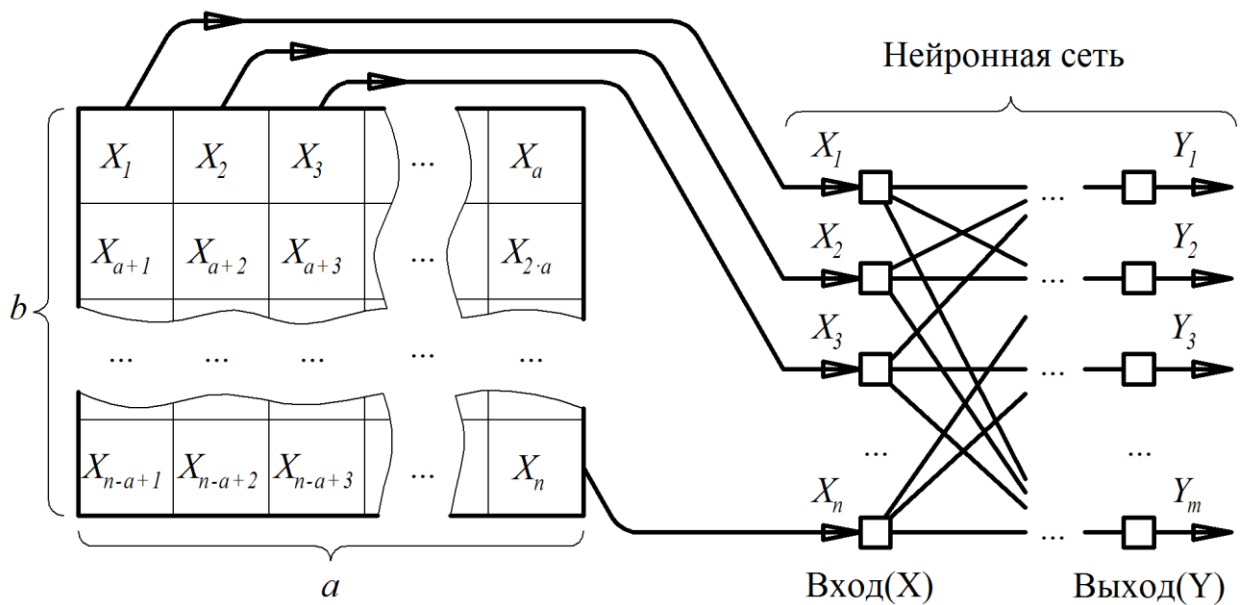


Рисунок 2.4 – Нейроны входного слоя сети, расположенные в виде сетки с размерностью a столбцов и b строк, где n – количество нейронов входного слоя ($n=a \cdot b$), m – количество шаблонов входного сигнала.

При наложении сетки входных нейронов на график изменения параметра P в процессе сварки, в ней активизируется часть нейронов, которые соприкасаются с графиком (рисунок 2.4). Активизированные нейроны входного слоя X хранят и передают в нейронную сеть по каналам связи сигнал со значением «+1», остальные нейроны входного слоя хранят и передают сигнал со значением «-1». Для удобства зрительного восприятия состояния входов сети, активированные нейроны представляют в виде квадратов закрашенного в черный цвет, а не активированные нейроны – в виде белых квадратов (рисунок 2.4 б).

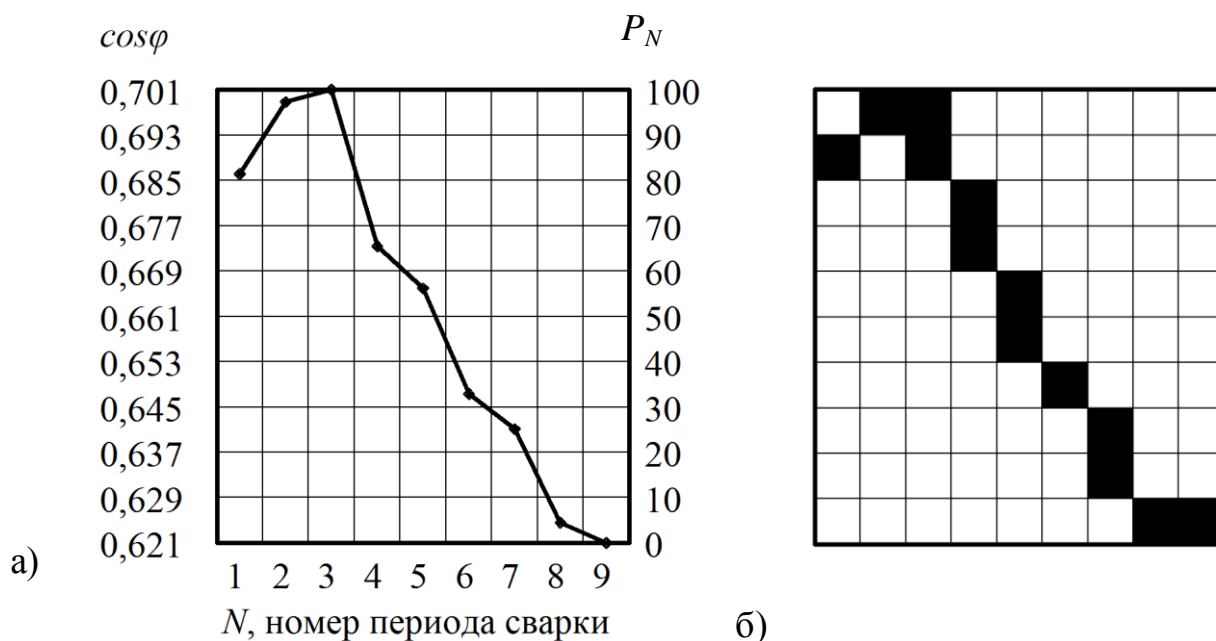


Рисунок 2.4 – Преобразование данных одной сварки в бинарную матрицу (образ), где черным цветом показаны компоненты матрицы равные +1, а белым - -1.

Такой алгоритм позволяет преобразовывать измеряемые в процессе сварки параметры в бинарную матрицу (образ). Количество столбцов бинарной матрицы равно количеству периодов сварки, а оптимальное количество строк необходимо определять опытным путем.

В нашем случае максимальная точность работы нейронной сети была достигнута при количестве строк равном 21.

Результаты исследования точности классификации (5 классов, шаблонные сигналы представлены в таблице 2.2) на тестовой выборке данных состоящей из 59 сварок в зависимости от количества строк в бинарной матрице представлены на рисунке 2.5.

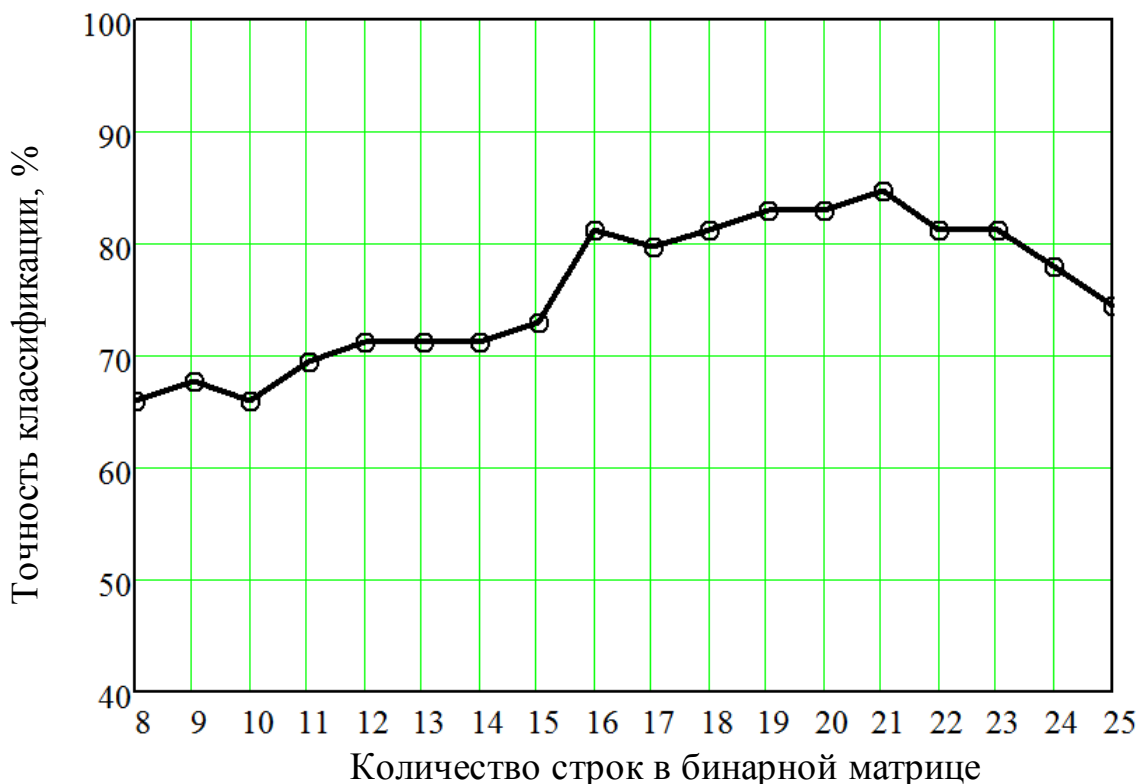


Рисунок 2.5 – Исследование точность классификации качества сварки

2.4 Алгоритм классификации качества сварки на основе нейронной сети

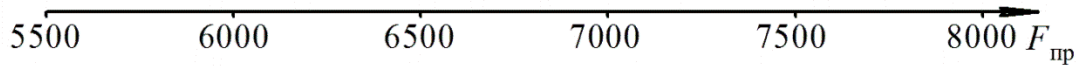
Хэмминга

Предложенный алгоритм классификации качества сварки с помощью нейронной сети Хэмминга состоит из следующих шагов (рисунок 2.6):

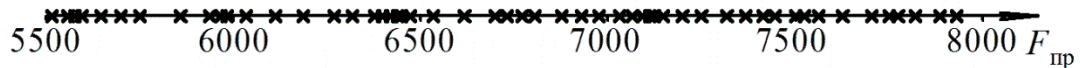
1. Разделение области определения выходного параметра на диапазоны.
2. Расчет среднего образа для каждого диапазона. Средние образы необходимы для того, чтобы использовать их в качестве шаблонных сигналов (под образом понимается бинарная матрица).
3. Загрузка полученных шаблонов в нейронную сеть Хэмминга.
4. Классификация входного сигнала к одному из шаблонов с помощью нейронной сети Хэмминга.
5. Формирование вывода о прочности сварного соединения в зависимости от результатов работы нейронной сети Хэмминга.

Классификация качества сварки с помощью нейронной сети Хэмминга

1. Разделение области определения выходного параметра на диапазоны

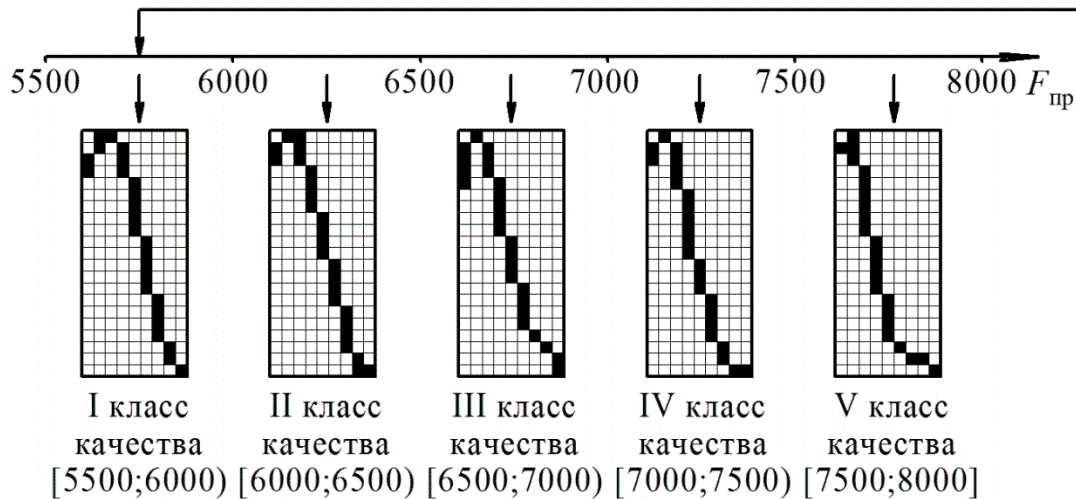


2. Исходное распределение объектов



3. Расчет среднего образа для каждого диапазона

P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	P_9	$F_{пр}$
80,79	93,89	100	61,72	55,10	48,14	7,91	0	0	5709
93,18	58,79	93,18	100	65,87	51,34	51,34	8,49	0	5739
100	50,86	64,43	68,62	68,62	42,36	10,61	0	0	5788
93,89	100	100	61,72	55,10	48,14	48,14	7,91	0	5796



4. Загрузка полученных образов нейронную сеть Хэмминга (5 образов)

5. Классификация объектов с помощью нейронной сети

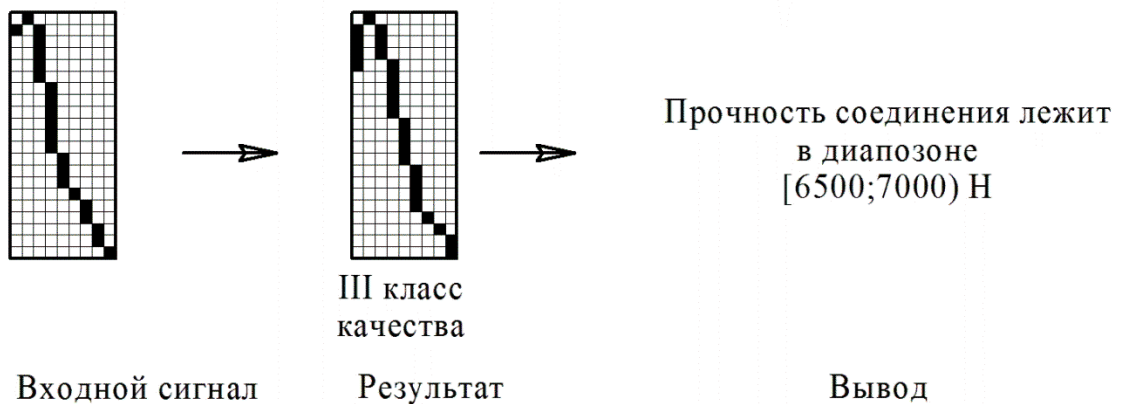
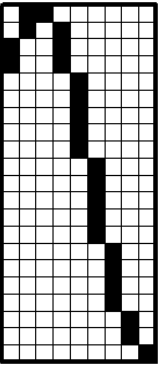
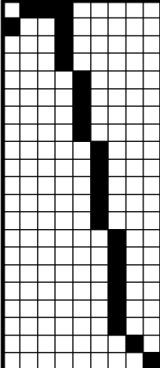
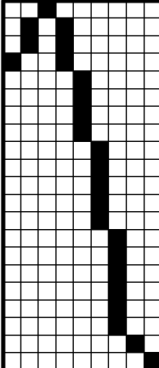
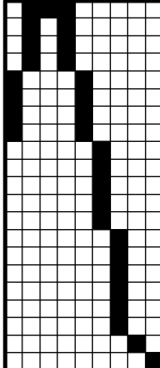
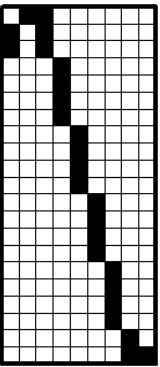
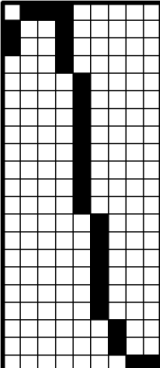
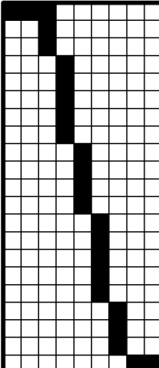
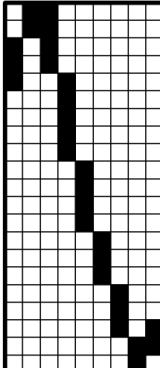
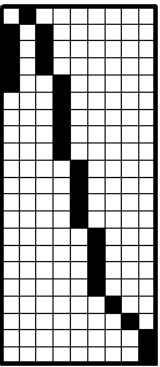
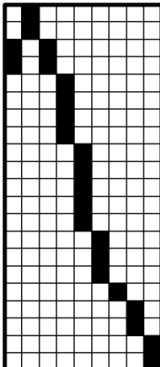
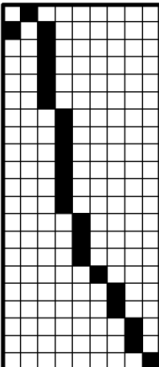
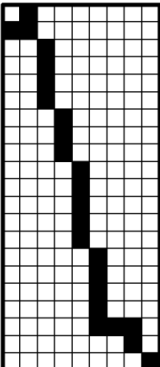
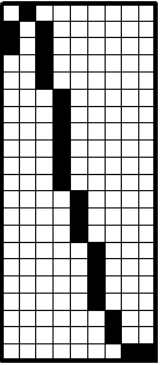
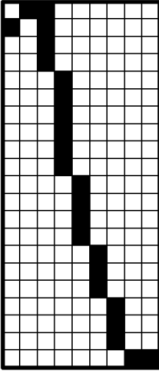
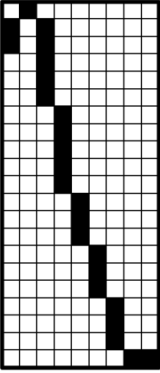
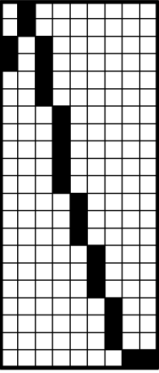
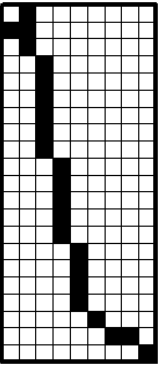
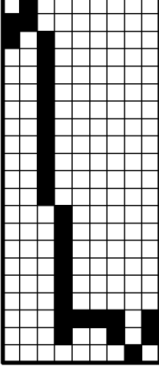
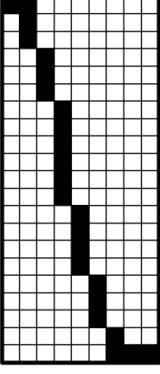
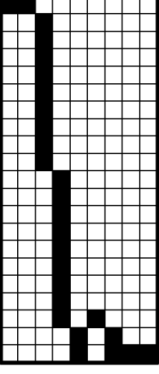


Рисунок 2.6 – Классификация качества сварки

Таблица 2.2 – Примеры результатов классификации данных с использованием нейронной сети Хэмминга

Класс качества (диапазон прочности)	Шаблонный сигнал	По три примера данных сварок, отнесенных нейронной сетью к данному классу
I класс [5500; 6000) Н		<div style="display: flex; justify-content: space-around; align-items: center;"> <div style="text-align: center;">  5552 Н </div> <div style="text-align: center;">  5765 Н </div> <div style="text-align: center;">  5954 Н </div> </div>
II класс [6000; 6500) Н		<div style="display: flex; justify-content: space-around; align-items: center;"> <div style="text-align: center;">  6111 Н </div> <div style="text-align: center;">  6462 Н </div> <div style="text-align: center;">  6488 Н </div> </div>
III класс [6500; 7000) Н		<div style="display: flex; justify-content: space-around; align-items: center;"> <div style="text-align: center;">  6521 Н </div> <div style="text-align: center;">  6692 Н </div> <div style="text-align: center;">  6888 Н </div> </div>

<p>IV класс [7000;7500) Н</p>		 <p>7351 Н</p>	 <p>7454 Н</p>	 <p>7431 Н</p>
<p>V класс [7500;8000)</p>		 <p>7552 Н</p>	 <p>5762 Н</p>	 <p>7653 Н</p>

Таким образом, разработан алгоритм диагностики качества сварки, состоящий из следующих шагов:

- Предварительное накопление экспериментальных данных процесса сварки (обучающая выборка данных).
- Тестирование полученных сварных соединений на соответствие требуемым прочностным характеристикам (в нашем случае – сила $F_{пр}$ разрушения сварного соединения в Ньютонах).
- Группировка полученных данных в зависимости от значения прочности сварного соединения (в нашем случае: I класс – [5500; 6000) Н, II класс – [6000; 6500) Н, III класс – [6500; 7000) Н, IV класс – [7000;7500) Н, V класс – [7500;8000) Н).

- Расчет для каждого класса среднего образа (образ – бинарная матрица)
- Обучение нейронной сети рассчитанным средним образам.
- Диагностика качества сварки путем классификации вектора входных сигналов (в нашем случае к одному из 5 классов) с помощью Нейронной сети Хэмминга.

Проверка точности работы нейронной сети Хэмминга по классификации качества сварки проводилась на тестовой выборке экспериментальных данных контактной сварки.

Тестовая выборка содержала в себе данные 59 сварок - по 10-14 сварок каждого из 5 классов качества.

В результате тестирования в 50 случаях из 59 класс качества сварки были определены нейронной сетью правильно.

Некоторые примеры классификации представлены в таблице 2.2.

Таким образом, точность классификации составила 84,75%.

3 ПРАКТИЧЕСКАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ПРЕДЛОЖЕННЫХ РЕШЕНИЙ

Для апробации предложенных в бакалаврской работе подходов было разработано программное обеспечение, обладающее следующими особенностями:

1. Наличие графического интерфейса.
2. Программное моделирование работы рекуррентной нейронной сети Хэмминга.
3. Поддержка загрузки в нейронную сеть до 7 образов (что позволяет решать задачи классификации объектов с 7 разными классами).
4. Возможность регулирования размерности входных сигналов (размерность бинарной матрицы). Максимальный размер – 96 на 50.
5. Встроенный визуальный редактор для редактирования шаблонов.
6. Расчет сигналов нейронной сети Хэмминга на каждой итерации и вывод их на экран.
7. Поддержка возможности экспорта данных контактной сварки из kvs-файлов.
8. Автоматический расчет на основе данных процесса сварки бинарной матрицы (образа) и последующее их сравнение с шаблонами, хранящимися в нейронной сети Хэмминга.

Главное окно разработанного приложения состоит из:

- Главного меню программы, расположенного в верхней части окна. Содержимое разделов меню программы представлено на рисунках 3.1, 3.2, 3.3.
- Блока графического представления шаблонных сигналов, хранящихся в памяти нейронной сети в данный момент времени, расположенного в верхней части окна под меню.

- Блока графического представления входных сигналов, подаваемых на вход нейронной сети, расположенного в левой нижней части окна программы.
- Графического блока, отображающего распознанный на основе входных сигналов образ, расположенного в центре окна программа
- Таблицы, отображающей данные, измеренные в процессе сварки, расположенной в правой части окна программы.

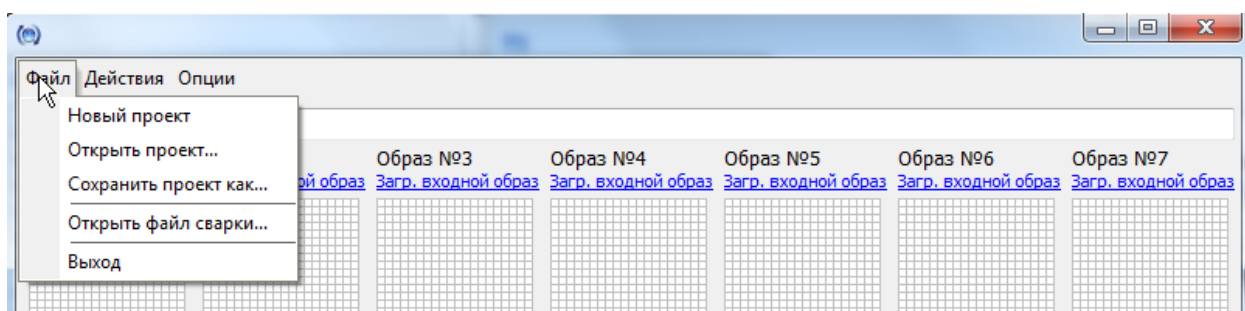


Рисунок 3.1 – Содержание пункта меню «Файл»

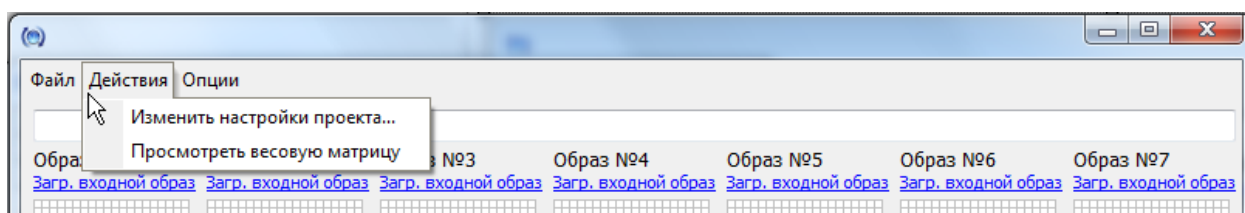


Рисунок 3.2 – Содержание пункта меню «Действия»

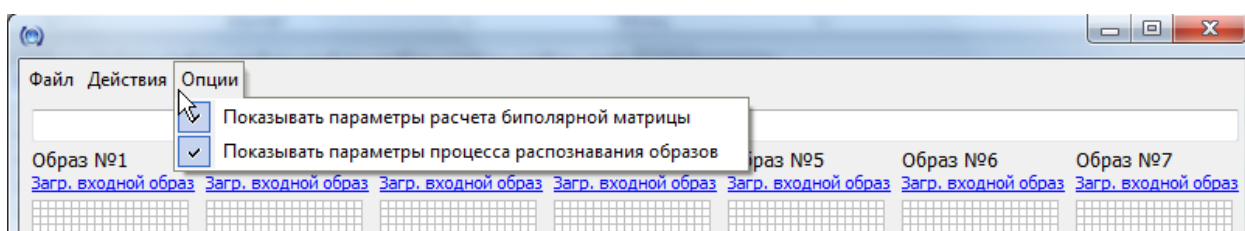


Рисунок 3.3 – Содержание пункта меню «Опции»

Алгоритм работы с программой следующий. Первым шагом необходимо задать параметры нейронной сети Хэмминга. Для этого требуется определить размерность бинарной матрицы, описывающей входные сигналы и шаблоны. В нашем случае размерность бинарного

вектора равна 9 на 21 (см. таблицу 2.2). Также необходимо задать количество шаблонов, которые предполагается хранить в нейронной сети. В нашем случае их количество равно 5.

Эти параметры задаются в окне настроек, вызываемым путем выбора подпункта «Изменить настройки проекта» в пункте меню «Действия». Окно для изменения настроек проекта представлено на рисунке 3.4.

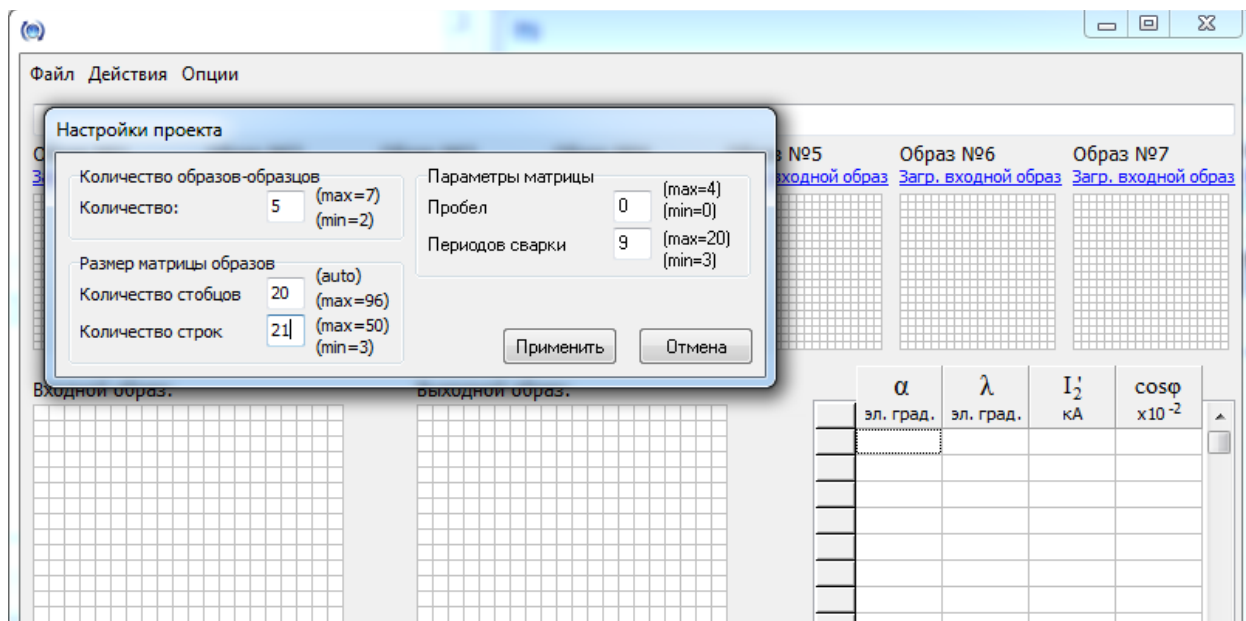


Рисунок 3.4 – Окно для изменения настроек проекта

После того, как заданы основные параметры нейронной сети, можно приступать к загрузке шаблонных сигналов в ее память.

Это можно сделать, воспользовавшись встроенным в приложение визуальным редактором образов. Задавая с помощью мыши в «блоке входной образ» требуемый вид входного сигнала и затем загружая его в память нейронной сети, нажимая ссылку «Загр. входной образ».

Пример загрузки шаблонного образа представлен на рисунке 3.5.

В процессе загрузки образов в нейронную сеть осуществляется пересчет матрицы весовых коэффициентов первого слоя.

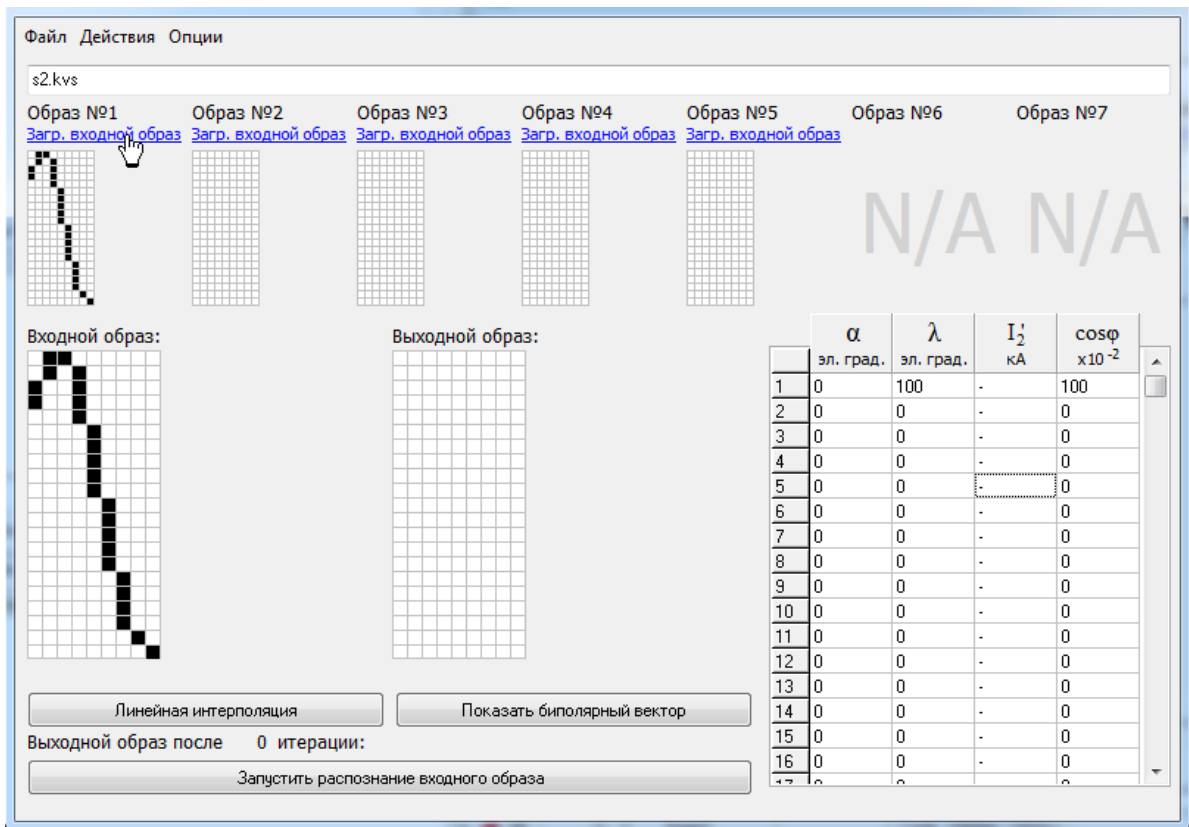


Рисунок 3.5 – Загрузка шаблонов в нейронную сеть Хэмминга

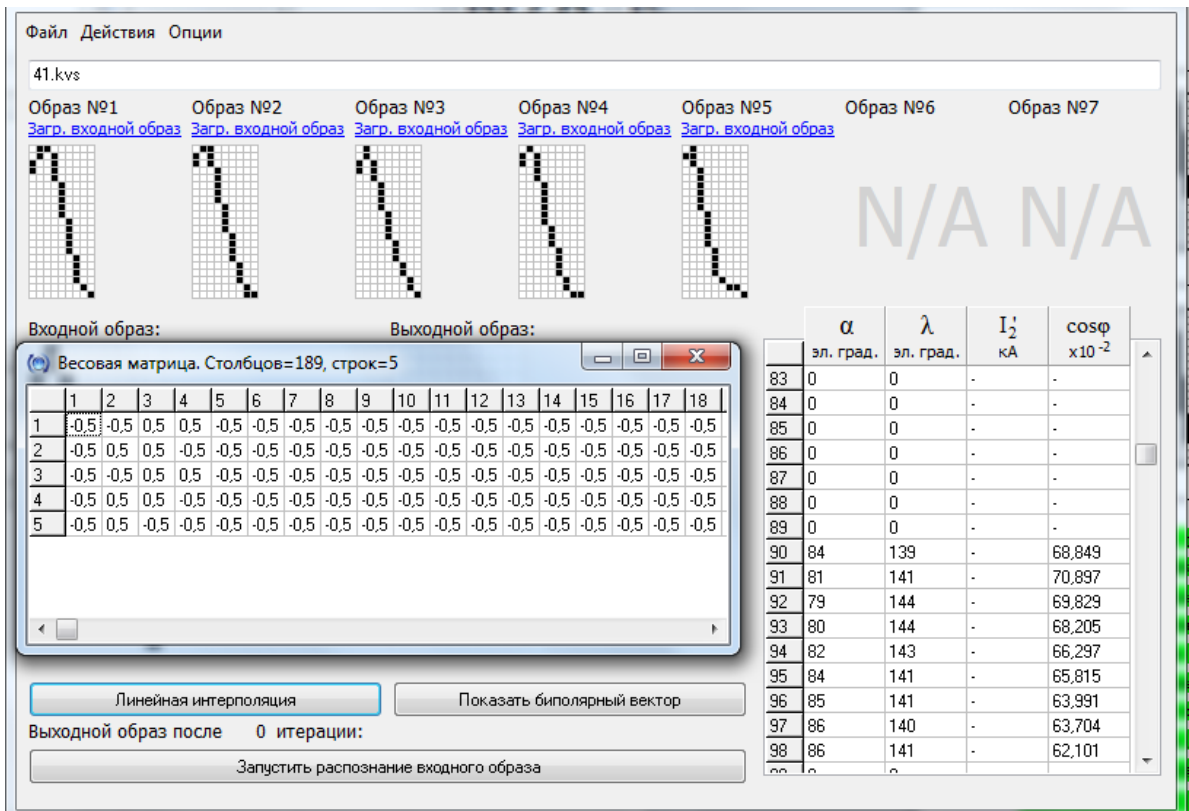


Рисунок 3.6 – Просмотр матрицы весовых коэффициентов первого слоя нейронов

Текущее состояние весовых коэффициентов нейронов первого слоя при необходимости можно просматривать.

Для этого необходимо выбрать в пункте меню «Действия» подпункт «Просмотреть весовую матрицу». В результате на экране отобразится окно с таблицей содержащей значения весовых коэффициентов. В нашем случае отобразиться окно, представленное на рисунке 3.6.

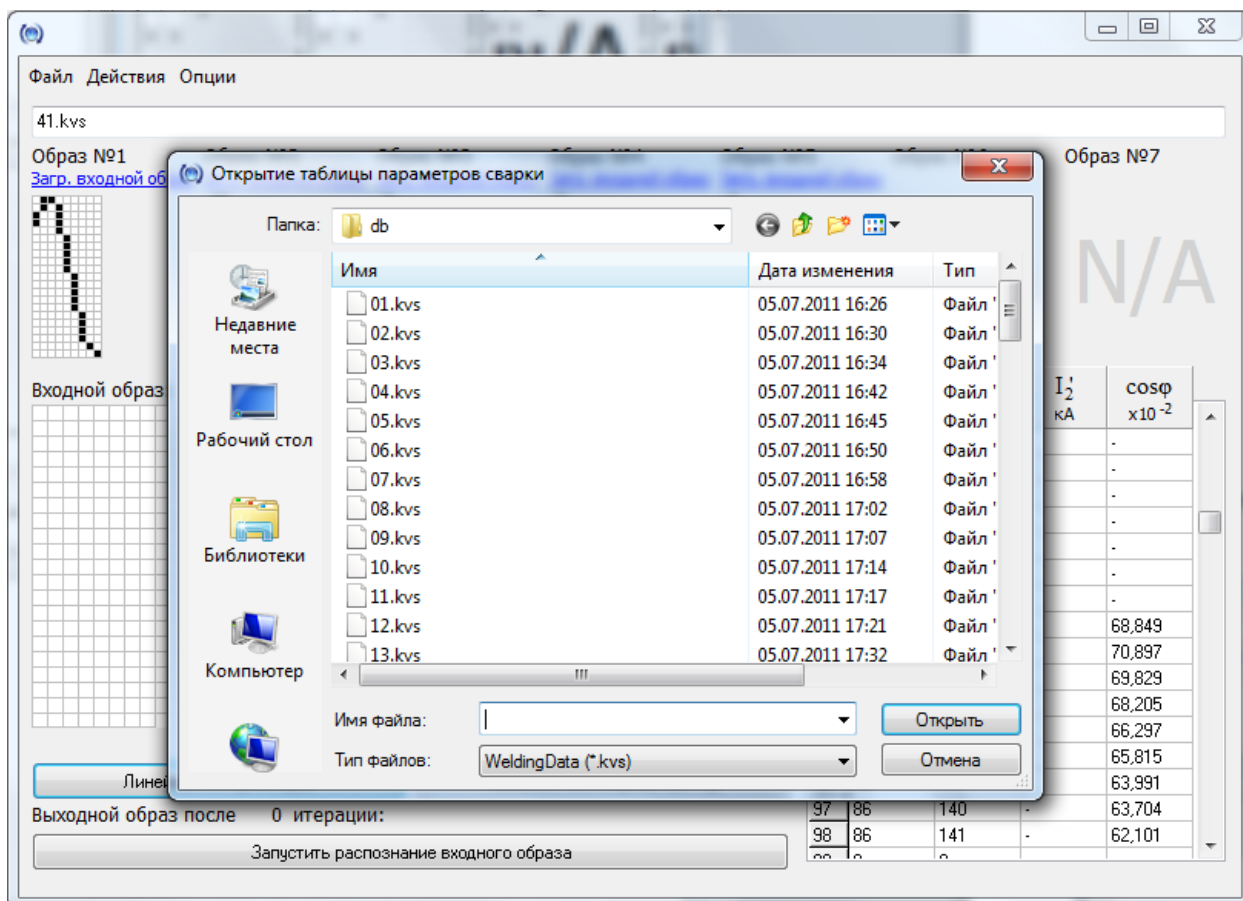


Рисунок 3.7 – Выбор файла с данными одной сварки

Как только нейронная сеть настроена, можно переходить к классификации данных процесса сварки. Программа поддерживает экспорт данных сварной точки из kvs-файлов.

Для экспорта данных одной сварной точки необходимо в пункте меню «Файл» выбрать подпункт «Открыть файл сварки». В результате данного действия на экране отобразиться окно выбора файла, представленное на

рисунке 3.7. После выбора файла с данными сварки, в таблице на главном окне программы отобразятся данные, хранящиеся в выбранном файле.

При нажатии на кнопку «Показать биполярный вектор» данные процесса сварки будут преобразованы в бинарную матрицу (образ) в соответствии с алгоритмом, представленным в пункте 2.3 бакалаврской работы.

Результат выполнения данного шага представлен на рисунке 3.8.

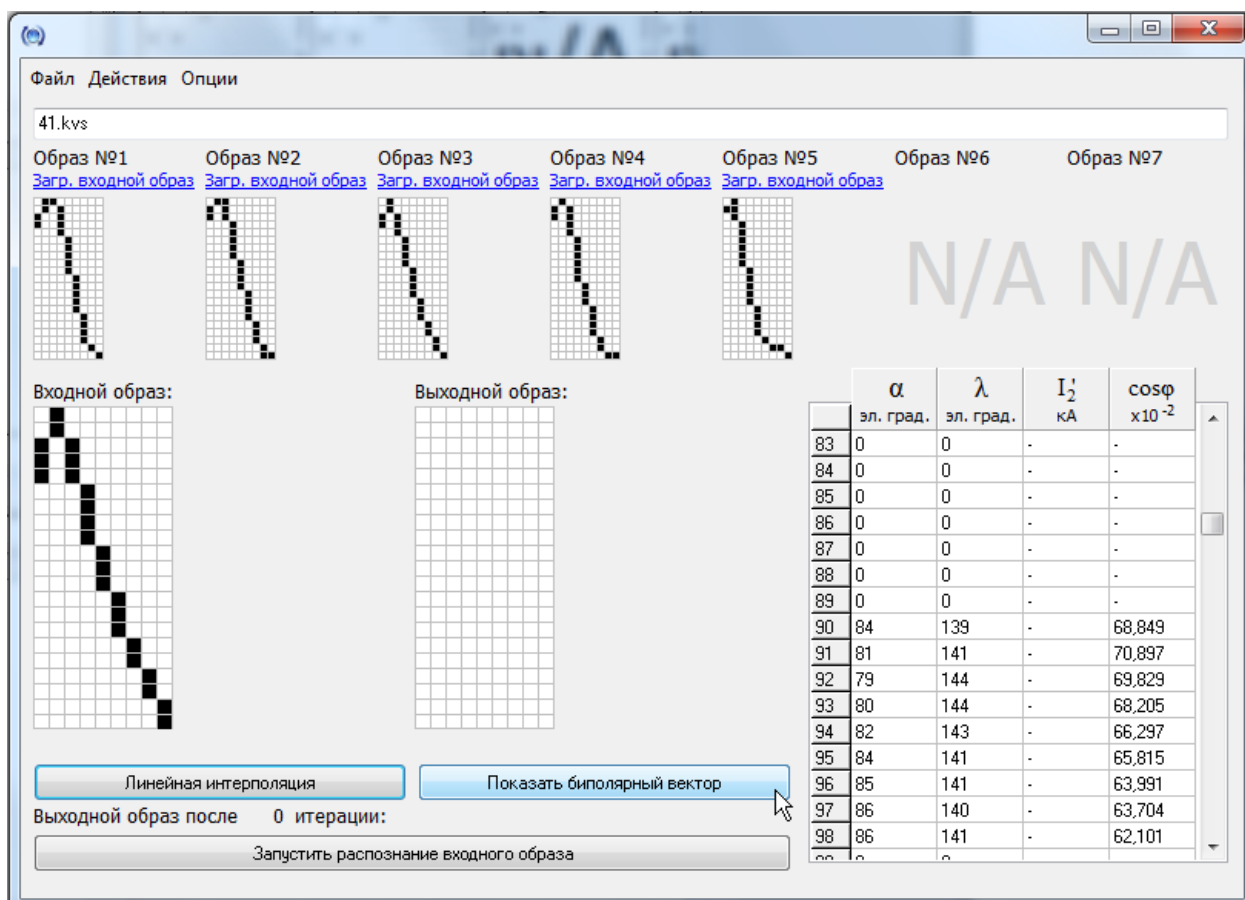


Рисунок 3.8 – Расчет входного образа по данным сварки

Теперь можно приступать к сравнению полученного образа с шаблонами, хранящимися в памяти нейронной сети.

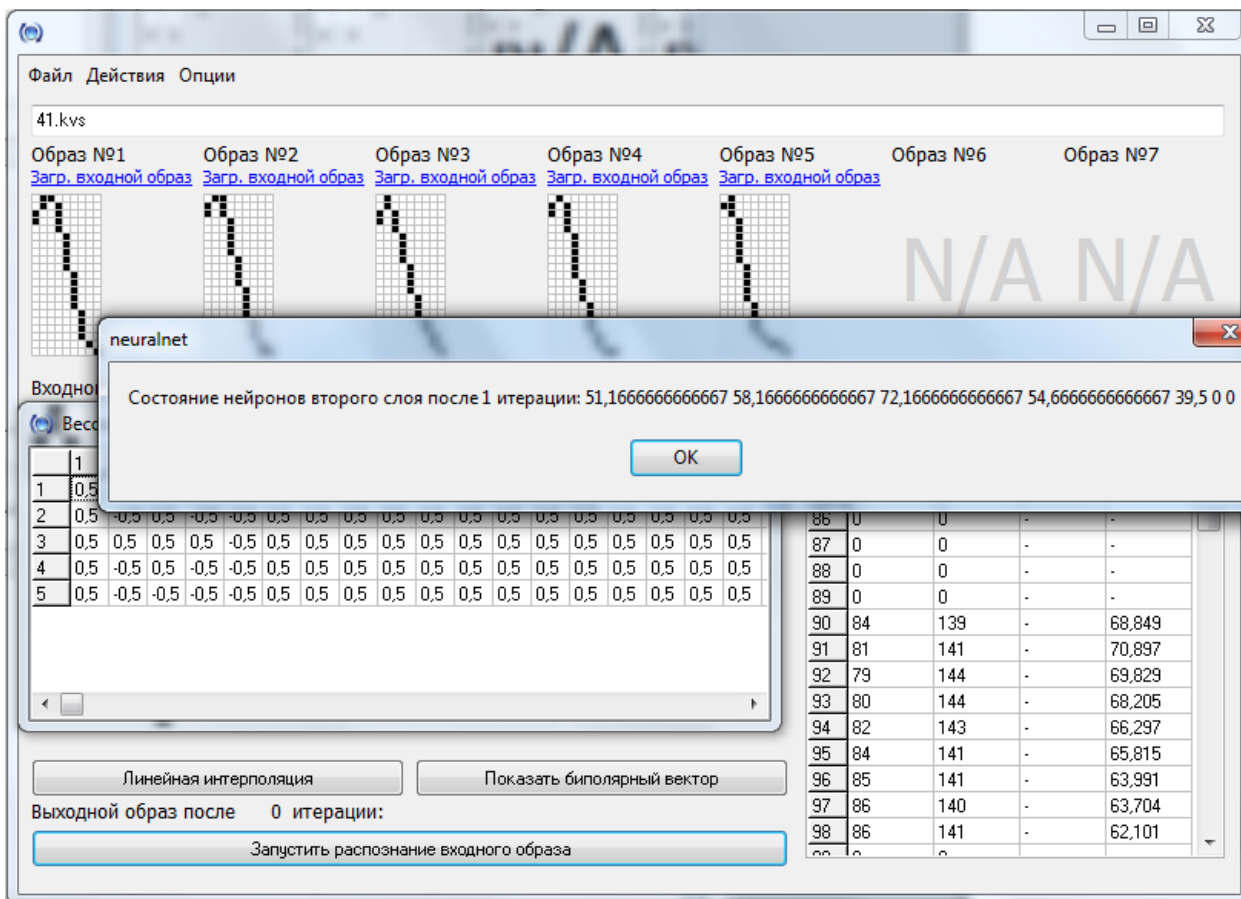


Рисунок 3.9 – Логирование процесса распознавания входного образа

Для этого необходимо в главном окне программы нажать кнопку «Запустить распознавание входного образа» (расположена в нижней части окна).

Это запустит процесс моделирования работы нейронной сети Хэмминга. На каждой итерации работы нейронной сети на экран будет выводиться информация о текущем состоянии выходных сигналов нейронов второго слоя (рисунок 2.1).

Как только процесс поиска подходящего под входные сигналы шаблона завершится, в средней части главного окна программы будет отображен напильный шаблон.

Для случая, представленного на рисунке 3.10, было найдено соответствие входного образа с третьим шаблоном (III класс, таблица 2.2). Это

означает, что прочность исследуемого сварного соединения лежит в диапазоне [6500; 7000) Н.

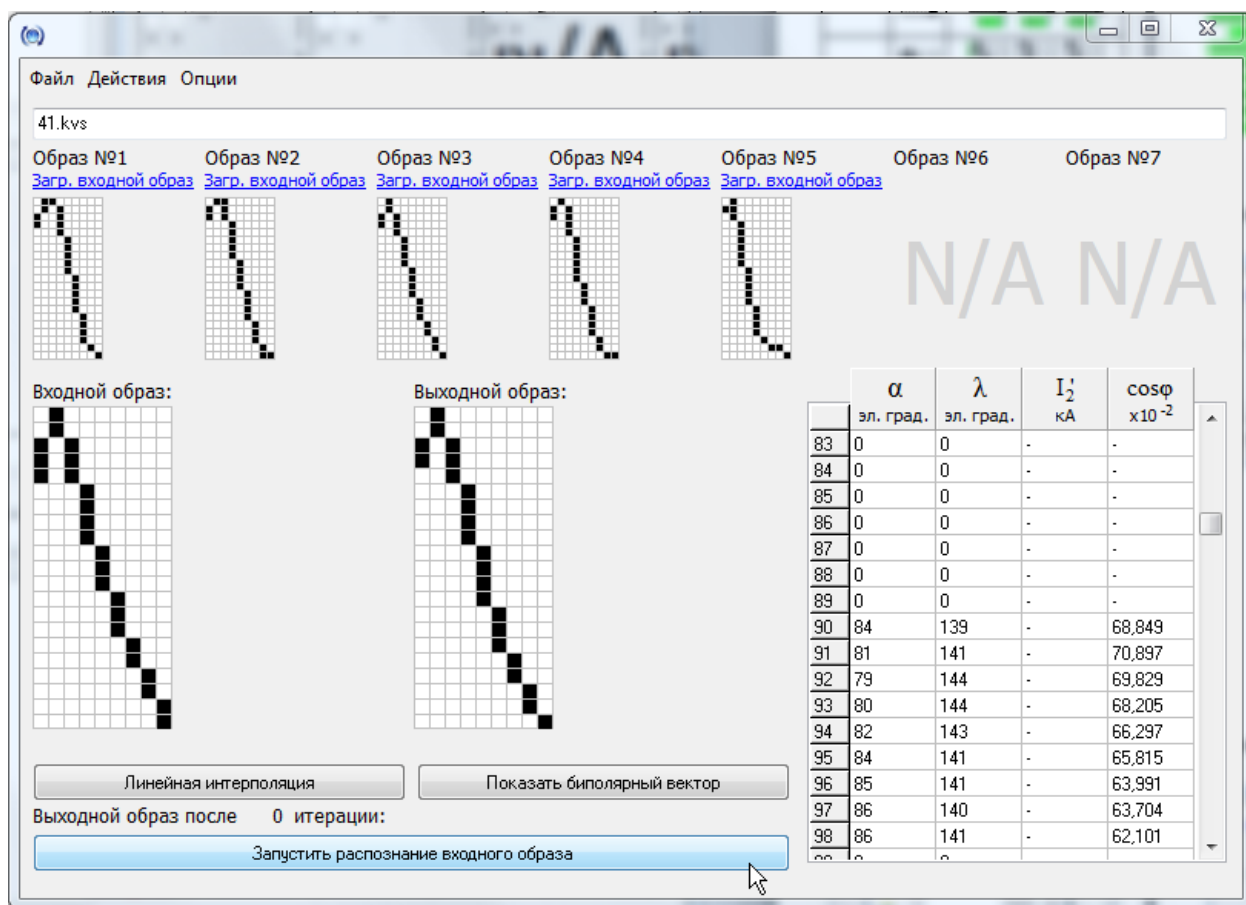


Рисунок 3.10 – Результат распознавания входного образа (в данном случае нейронной сетью найдено соответствие с третьим шаблоном)

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенные в бакалаврской работе исследования позволяют сделать следующие выводы:

1. Системы диагностики качества развиваются благодаря использованию в них различных технологий машинного обучения. Процесс синтеза интеллектуальных систем диагностики носит автоматизированный характер благодаря свойству алгоритмов машинного обучения самостоятельно искать закономерности в экспериментальных данных и восстанавливать зависимости между измеряемыми параметрами и получаемыми прочностями характеристиками соединений.

2. Нейронная сеть Хэмминга благодаря наличию обратных связей позволяет реализовать технологию ассоциативной памяти, с помощью которой можно решать задачи классификации. В нашем случае решается задачи классификации качества сварки.

3. Предложен алгоритм преобразования данных о процессе сварки в бинарную матрицу. Благодаря этому алгоритму данные о процессе сварки можно рассматривать как образ и использовать нейронную сеть Хэмминга для сравнения входного образа с образами-шаблонами, хранящимися в ее памяти.

4. Разработан алгоритм диагностики качества сварки, состоящий из следующих шагов:

- Предварительное накапливание экспериментальных данных процесса сварки (обучающая выборка данных).
- Тестирование полученных сварных соединений на соответствие требуемым прочностным характеристикам (в нашем случае – сила $F_{пр}$ разрушения сварного соединения в Ньютонах).
- Группировка полученных данных в зависимости от значения прочности сварного соединения (в нашем случае: I класс – [5500; 6000) Н, II

класс – [6000; 6500) Н, III класс – [6500; 7000) Н, IV класс – [7000;7500) Н, V класс – [7500;8000) Н).

- Расчет для каждого класса среднего образа (образ – бинарная матрица)
- Обучение нейронной сети рассчитанным средним образам.
- Диагностика качества сварки путем классификации вектора входных сигналов (в нашем случае к одному из 5 классов) с помощью Нейронной сети Хэмминга.

5. Алгоритм классификации качества сварки был апробирован на реальных данных контактной сварки. При тестировании работы классификатора на тестовой выборке данных (данные 59 сварок) точность составила 84,75%

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Управление тепловыми и металлургическими процессами при контактной сварке с применением систем искусственного интеллекта : отчет о НИР (промежуточ.) / Тольяттинский государственный университет; рук. Климов В. С. – Тольятти, 2016. – 50 с. – Исполн.: Климов А. С., Кудинов А. К. – № ГР 115020230051.

2. Koutroumbas, K. A Hamming Maxnet That Determines all the Maxima [Text] / Konstantinos Koutroumbas // 5th Hellenic Conference on Artificial Intelligence: Theories, Models and Applications, SETN 2008, Syros, Greece, October 2-4, 2008 (SETN 2008). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008. – pp. 135-147.

3. Fang, L. Character pattern recognition on a computational neural network [Text] / Luyuan Fang, William H. Wilson // 2nd Australian Joint Artificial Intelligence Conference Adelaide, Australia, November 15–18, 1988 (AI 1988). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1988. – pp. 423-431.

4. Zhang, F. Image Watermarking Capacity Analysis Using Hopfield Neural Network [Text] / Fan Zhang, Hongbin Zhang // 5th Pacific Rim Conference on Advances in Multimedia Information Processing, Tokyo, Japan, November 30 - December 3, 2004 (PCM 2004). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2004. – pp. 755-762

5. Gopych, P. Neural Network Computations with Negative Triggering Thresholds [Text] / Petro Gopych // 15th International Conference on Artificial Neural Networks: Biological Inspirations, Warsaw, Poland, September 11-15, 2005, Part I (ICANN 2005). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005. – pp. 223-228

6. Grodzicki, R. A Improved Multilabel Classification with Neural Networks [Text] / Rafał Grodzicki, Jacek Mańdziuk, Lipo Wang // 10th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, Dortmund,

Germany, September 13-17, 2008 (PPSN 2008). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008. – pp. 409-416

7. Pessa, E. Cellular Neural Networks for Realizing Associative Memories [Text] / Eliano Pessa, Carlo Palma, Maria Peitronilla Penna // Proceedings of the Second Conference on Cellular Automata for Research and Industry, Milan, Italy, 16–18 October 1996 (ACRI '96). – Springer-Verlag London Limited, 1997. – pp. 127-134

8. Garimella, R.M. Optimal Spherical Separability: Artificial Neural Networks [Text] / Rama Murthy Garimella, Ganesh Yaparla, Rhishi Pratap Singh // 14th International Work-Conference on Artificial Neural Networks, IWANN 2017, Cadiz, Spain, June 14-16, 2017, Proceedings, Part I (IWANN 2017). – Springer International Publishing AG, 2017 – pp. 327-338

9. Sato, N. Control of Associative Chaotic Neural Networks Using a Reinforcement Learning [Text] / Norihisa Sato, Masaharu Adachi, Makoto Kotani // International Symposium on Neural Networks, Dalian, China, August 2004, Proceedings, Part I (ISNN 2004). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2004 – pp. 395-400

10. Tamilselvi, P. Performance Analysis of Case Based Word Sense Disambiguation with Minimal Features Using Neural Network [Text] / P. Tamilselvi, S. K. Srivatsa // 4th International Conference on Global Trends in Computing and Communication Systems, ObCom 2011, Vellore, TN, India, December 9-11, 2011. Proceedings, Part I (ObCom 2011). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2012. – pp. 687-696

11. Wilson, R.C. Storage capacity of the exponential correlation associative memory [Text] / Richard C. Wilson, Edwin R. Hancock // International Work-Conference on Artificial and Natural Neural Networks, IWANN'99 Alicante, Spain, June 2–4, 1999 Proceedings, Volume I (IWANN 1999). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1999. – pp. 301-310

12. Mazurkiewicz, J. Systolic Simulation of Hamming Neural Network [Text] / Jacek Mazurkiewicz // Proceedings of the Sixth International Conference on Neural Networks and Soft Computing, Zakopane, Poland, June 11–15, 2002. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2003. – pp. 867-872
13. Acosta, O.J. Classification of Biomedical Signals Using a Haar 4 Wavelet Transform and a Hamming Neural Network [Text] / Orlando José Arévalo Acosta, Matilde Santos Peñas // Second International Work-Conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation, IWINAC 2007, La Manga del Mar Menor, Spain, June 18-21, 2007, Proceedings, Part II (IWINAC 2007). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007. – pp. 637-646
14. Muselli, M. Building Neural and Logical Networks with Hamming Clustering [Text] / Marco Muselli // Proceedings of the 11th Italian Workshop on Neural Nets, Vietri Sul Mare, Salerno, Italy, 20–22 May 1999 (WIRN Vietri-99). – Springer-Verlag London Limited, 1999. – pp. 278-283
15. Hüning, H. A node splitting algorithm that reduces the number of connections in a Hamming distance classifying network [Text] / H. Hüning // International Workshop on Artificial Neural Networks (New Trends in Neural Computation), IWANN '93 Sitges, Spain, June 9–11, 1993 Proceedings (IWANN 1993). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1993. – pp. 102-107.
16. Santos-García, G. The Hopfield and Hamming Networks Applied to the Automatic Speech Recognition of the Five Spanish Vowels [Text] / Gustavo Santos-García // Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms in Innsbruck, Austria, 1993. – Springer-Verlag Wien New York 1993. – pp. 235-242.
17. Arabfard, M. Recognition of Isolated Handwritten Persian Characterizing Hamming Network [Text] / Masoud Arabfard, Meisam Askari, Milad Asadi, Hosein Ebrahimpour-Komleh // First International Conference of Innovative Computing Technology, INCT 2011, Tehran, Iran, December 13-15,

2011. Proceedings (INCT 2011). – Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2011. – pp. 293-304.

18. Tarkov, M.S. Crossbar-Based Hamming Associative Memory with Binary Memristors [Text] / Mikhail S. Tarkov // 15th International Symposium on Advances in Neural Networks, Minsk, Belarus, June 25–28, 2018, Proceedings (ISNN 2018). – Springer International Publishing AG, 2018. – pp. 380-387

19. Saffih, F. Pre-coding & Testing Technique for Interfacing Neural Networks Associative Memory [Text] / Fayçal Saffih, Wan Abdullah, Zainol Ibrahim // 13th International Symposium on Advances in Neural Networks, ISNN 2016, St. Petersburg, Russia, July 6-8, 2016, Proceedings (ISNN 2016). – Springer International Publishing Switzerland 2016. – pp. 698-705

20. Creteanu, D.O. Systolic Pattern Recognition Based on Neural Network Algorithm [Text] / D. O. Creteanu, V. Beiu, J. A. Peperstraete, R. Lauwereins // Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms in Innsbruck, Austria, 1993. – Springer-Verlag Wien New York, 1993. – pp. 137-144