

Бейлекчи Д.В., Гусенков С.В.

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
E-mail: kaf-eivt@yandex.ru*

Исследование и разработка программно-аппаратной структуры системы радиоидентификации на основе технологий RFID HF и LoRa

В данной работе проводится исследование и разработка структуры устройств и алгоритмов для аппаратного и программного обеспечения системы радиоидентификации на основе технологий RFID HF и передачи данных по технологии LoRa.

Целью проекта является создание программно-аппаратной системы, позволяющей выполнять одновременную (не менее 50) радиоидентификацию пользователей посредством технологии RFID на частоте 13.56 МГц и обеспечивать беспроводную передачу данных идентификации внешней системе учета с использованием технологии LoRa.

Исходя из используемых технологий, данная система состоит из модуля считывания, который производит считывание RFID метки и отправку на сервер с использованием технологии LoRa и сервера, который принимает данные со считывателей.

Для анализа и оценки программно-аппаратной структуры устройств разрабатываемой системы применена методика, реализующая алгоритм метода, описанного в [1], которая предполагает формирование, оценку программно-аппаратных структур и выбор из набора программных и аппаратных элементов только тех, характеристики параметров которых входят в ограничения, заданные техническим заданием и предпочтениям разработчика.

Модуль считывания представляет собой программно-аппаратный модуль, состоящий из следующих блоков:

- блок приемопередатчика RFID, основанный на микросхеме PN532. Данный подмодуль обеспечивает считывание меток на частоте 13.56 МГц;

Также проведено моделирование модуля приемопередатчика RFID

- блок приемопередатчика LoRa, основанный на SX1276. Данный подмодуль обеспечивает передачу данных по технологии LoRa на сервер;

- блок контроля питания, основанный на INA219. Данный подмодуль обеспечивает контроль параметров электропитания;

- блок управления основанный на STM32F103C8T6. Данный подмодуль обеспечивает взаимодействие всех подмодулей данного модуля.

Программное обеспечение модуля считывания, основывается на алгоритме и стеке протоколов FSM, описанном в [2], и реализован на языке C для архитектуры ARM CortexM.

На рис. 1 представлена общая схема взаимодействия компонентов системы радиоидентификации.



Рис. 1 – Структурная схема системы радиоидентификации на основе технологий RFID HF и передачи данных по технологии LoRa.

Сервер данной системы представляет собой программно-аппаратный модуль, основанный на микрокомпьютере Raspberry Pi. Программное обеспечение написано на языке C++ с использованием кроссплатформенной программной среды Qt.

Обмен данными осуществляется с использованием технологии LoRa [3], позволяющей передавать данные на расстоянии до 1 км.

Данное устройство имеет 2 режима работы: режим конфигурирования и режим опроса.

Алгоритм режима конфигурирования:

1. Сервер отправляет команду считывания/записи конфигурации.
2. Модуль считывателя возвращает результат чтения/записи.
3. Если производилась запись, модуль считывателя перезагружается для применения конфигурации.

В данном режиме возможно одновременно управлять только одним модулем.

Алгоритм режима опроса:

1. Сервер составляет список модулей, которые имеются в сети на основе конфигурации.
2. Сервер отправляет пакет первому в списке считывателю.
3. Считыватель возвращает свое состояние.
4. Если состояние «нет событий», то отправляется запрос следующему считывателю.
5. Если состояние «начало транзакции», подтверждается начало транзакции и ожидаются пакеты с данными.
6. Если транзакция начата и есть еще события, считыватель отправляет описание события. Сервер при этом подтверждает принятия события.
7. Если транзакция начата и нет событий, считыватель посылает команду завершения транзакции. При этом сервер переходит к следующему считывателю.
8. Если время ожидания ответа от считывателя вышло, сервер переходит к следующему считывателю.

Алгоритм обработки меток в модуле считывателя:

1. RFID считыватель производит обнаружение метки, считывание id и типа метки.
2. Если тип метки - Mifare Classic, то происходит загрузка ключа и авторизация на метке.
3. Производится чтение кода с метки.
4. Код RFID-метки с меткой времени опроса записывается на SD-карту.

Используемая методика анализа и оценки программно-аппаратной структуры с применением нейронной сети и алгоритма балансирования весовых коэффициентов критериев обеспечила решение задачи принятия решений по формированию программно-аппаратной структуры системы, без выполнения многокритериального анализа системы с применением большого количества критериев и вычислительных затрат.

Разрабатываемая система обеспечит следующие преимущества, по сравнению с аналогами:

1. Идентификацию пользователя на расстоянии до 1 км от сервера.
2. Обмен не менее чем с 50-ю считывателями одновременно.
3. Возможность отслеживать состояние считывателей во время работы.

Система может быть использована для обеспечения бесконтактной идентификации пользователей на мероприятиях, сотрудников предприятий или других объектов на территории с беспроводной выдачей информации на расстояние до 1 км.

Литература

1. Бейлекчи, Д.В. Метод автоматизированной оптимизации структуры аппаратно-программного обеспечения телекоммуникационных систем // Информационные системы и технологии. 2013. - №3. – С. 61-66.
2. Гусенков, С.В. Разработка микропроцессорной системы управлением умным домом // Наука и образование в развитии промышленной, социальной и экономической сфер регионов России. IX Всероссийские научные Зворыкинские чтения: сб. тез. докл. Всероссийской межвузовской научной конференции. Муром, 28 апр. 2017 г.– Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2017. – 965 с.: ил.– [Электронный ресурс] Режим доступа: http://www.mivlgu.ru/conf/molodezh2017/pdf/sec4/sec4_pap2.pdf.
3. Технология беспроводных сетей LoRa. [Электронный ресурс] Режим доступа: <http://lo-ra.ru>.

Обоснование периода дискретизации при формировании математической модели временных рядов данных в системе экологического мониторинга.

В современных системах мониторинга выбросов загрязняющих веществ применяются разнообразные одно- и многокомпонентные датчики загрязняющих веществ, минимально возможный период опроса которых может составлять несколько миллисекунд. Например, в датчиках токсичных и взрывоопасных газов фирмы Detcon, таких как FP-700 или IR-700 программное время опроса устанавливается равным 10 мс. При сборе информации с такой временной задержкой неизбежна высокая избыточность полученной информации, что негативно отразится на дальнейшей обработке полученных данных и интерпретации результатов анализа. В связи с этим встает задача выбора оптимального периода дискретизации сбора данных с датчиков газов, включающая:

- 1) Анализ дублирования значений уровней газовых концентраций с учетом программного выбора частоты и периодичности опроса датчиков.
- 2) Формирование временных табличных функций и построение графиков по каждому из анализируемых компонентов с учетом оптимальной частоты сбора, полученной в п.1.
- 3) Аппроксимация полученных табличных функций степенными полиномами n -го порядка (порядок полинома определяется требованием к погрешности аппроксимации) и формирование графиков аппроксимирующих полиномов.
- 4) Формирование амплитудного спектра сигнала с применением преобразования Фурье, который позволяет получить верхнюю частоту спектра рассматриваемого ряда концентраций газообразных загрязняющих веществ.

- 5) Расчет оптимального периода дискретизации в соответствии с теоремой Котельникова.

Для обеспечения возможности формирования алгоритмов анализа, обработки и дальнейшего прогнозирования данных была получена абстрактная математическая модель временного ряда, с применением математического аппарата вейвлет - анализа.

Временной ряд $x(t_k)$ представляется суммой двух компонент – сигнала о текущем уровне концентрации загрязняющего вещества с датчика и некоторой флуктуации:

$$x(t_k) = u(t)_k + \xi_k, \quad (1)$$

где $u(t)_k$ - уровень сигнала с газового датчика; ξ_k - случайная флуктуация сигнала.

Сигнал $x(t_k)$ на первом уровне вейвлет-обработки можно представить разложенным на множество V^m аппроксимирующих коэффициентов и множество W^m детализирующих коэффициентов. Таким образом, с применением скейлинг (φ) и вейвлет (ψ) функций формируются коэффициенты 1-го уровня разложения: аппроксимирующие C_1 и детализирующие d_1 :

$$C_1 = \frac{1}{p} \cdot (u(t)_k + \xi_k) \cdot \varphi_1(2t - k); \quad d_1 = \frac{1}{p} \cdot (u(t)_k + \xi_k) \cdot \psi_1(2t - k), \quad (2)$$

где p - коэффициент ортонормирования.

Далее аналогичное разложение происходит лишь с множеством аппроксимирующих коэффициентов предыдущего i -го уровня разложения.

$$C_{i+1} = \frac{1}{p} \cdot C_i \cdot \varphi_{i+1}(2^{i+1}t - k), \quad d_{i+1} = \frac{1}{p} \cdot C_i \cdot \psi_{i+1}(2^{i+1}t - k) \quad (3)$$

Таким образом, математическая модель экспериментального временного ряда концентраций при вейвлет-разложении до уровня n может быть представлена в виде:

$$x_k = \frac{1}{p} [(u(t)_k + \xi_k) \cdot \psi_1(2t - k)] + \sum_{i=1}^n (C_i \cdot \psi_{i+1} \cdot (2^{i+1}t - k)) + C_n \cdot \varphi_n \cdot (2^n t - k). \quad (4)$$

Белов А.А.

Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
e-mail: kaf-eivt@yandex.ru

Применение беспроводных радиointерфейсов и проводных технологий в системе распределенного мониторинга выбросов.

Предложенный в данной работе проект системы мониторинга загрязняющих выбросов промышленных производств обеспечивает возможность проведения как локального, так и дистанционного сбора данных с датчиковой аппаратуры системы, а также удаленного мониторинга состояния воздушной среды на объектах контроля, к которым можно отнести стационарные или мобильные источники выбросов. Система может быть внедрена как на промышленных предприятиях, так и на предприятиях коммунальной сферы, в местах массового скопления людей с целью недопущения опасных ситуаций, связанных с превышением уровней допустимых концентраций загрязняющих газообразных веществ в составе воздушной среды. В состав системы (рис. 1) входят разнообразные компоненты и интерфейсы, в том числе радиointерфейсы, позволяющие обеспечивать интеграцию данных, полученных в ходе мониторинга на конкретном предприятии, в системы мониторинга выбросов в атмосферу как на локальном, так и на региональном уровнях.

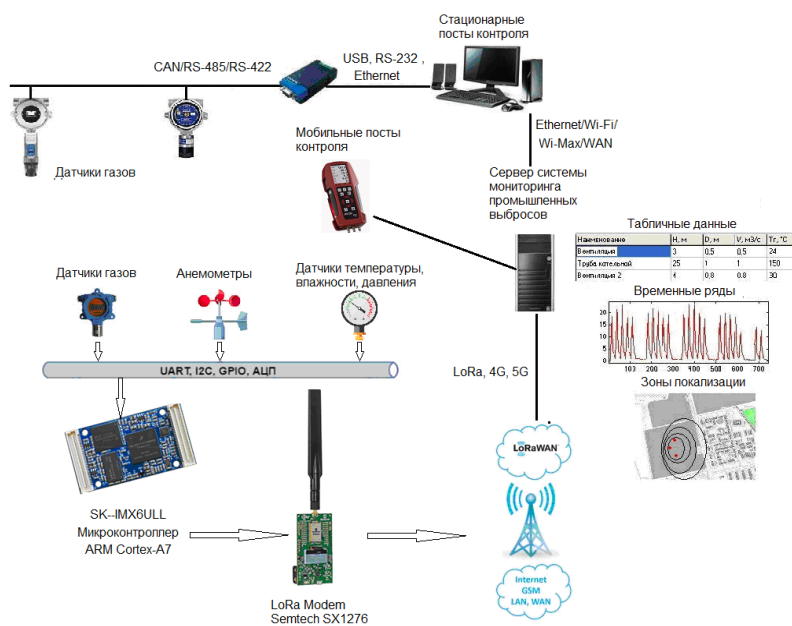


Рис. 1. Структура и элементы распределенной системы контроля за газообразными выбросами опасных веществ.

Полученные в ходе сбора данных с датчиков системы значения концентраций уровней загазованности по широкому перечню газовых примесей (подбирается адаптивно под конкретное предприятие), а также другая необходимая информация (сведения о температуре, влажности, давлении, скорости и направлении ветра и т.д.) служат основой для проведения анализа текущей обстановки в плане загазованности с учетом территориального распределения опасных газообразных примесей на местности или в замкнутых пространствах контролируемых помещений. Предварительная обработка данных с применением методов, на основе аппарата вейвлет-преобразования, делает возможным проведение высокоточного прогнозирования экологического состояния на объекте контроля.

Предложенная структура системы контроля и прогнозирования обладает открытой архитектурой, для обеспечения масштабирования и наращивание её функционала.

Колпаков А.А., Шарапов С.А.

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
E-mail: kaf-eivt@yandex.ru*

Проектирование структуры программного обеспечения программного комплекса цифровой внутриобъектовой оперативно-командной, громкоговорящей и телефонной связи

Целью работы является исследование и разработка программных структур комплекса цифровой внутриобъектовой оперативно-командной, громкоговорящей и телефонной связи.

Программные модули терминала связи реализуют следующие функции:

- модуль сетевых протоколов видеопотока реализует передачу и прием данных видеопотока;
- модуль кодирования/декодирования видео обеспечивает формирование видеопотока на основе потоковых алгоритмов сжатия видео;
- модуль ввода/вывода видео обеспечивает захват видео с видеоустройств и отображение принимаемых видеоданных в интерфейсе программного терминала связи;
- модуль сетевых протоколов аудиопотока реализует передачу и прием данных видеопотока;
- модуль обработки речевых аудио сигналов реализует преобразование речевых аудиосигналов необходимое для обмена по сети, а также алгоритмы ЦОС, повышающие качество речевого сигнала;
- модуль ввода/вывода аудио обеспечивает ввод аудиосигналов с микрофона и вывод на громкоговоритель или гарнитуру;
- модуль сетевых протоколов сеансов связи обеспечивает передачу команд управления соединением и передачу состояния соединений;
- модуль сетевых протоколов управления обеспечивает удаленное управление и функциональный контроль программного терминала системы связи;
- модуль ввода/вывода команд управления обеспечивает взаимодействие с пользователем программного терминала через графический интерфейс;
- модуль менеджера абонентских подключений реализует алгоритмы управления сеансами связи;
- модуль протоколирования обеспечивает формирование данных о состоянии сеансов связи;
- модуль управления flash-памятью обеспечивает энергонезависимое хранение конфигурационных данных и данных протоколирования сеансов связи;
- модуль конфигурирования загрузку и сохранение конфигурационных данных.

Структура программного обеспечения программного комплекса цифровой внутриобъектовой оперативно-командной, громкоговорящей и телефонной связи представлена на рисунке 1.

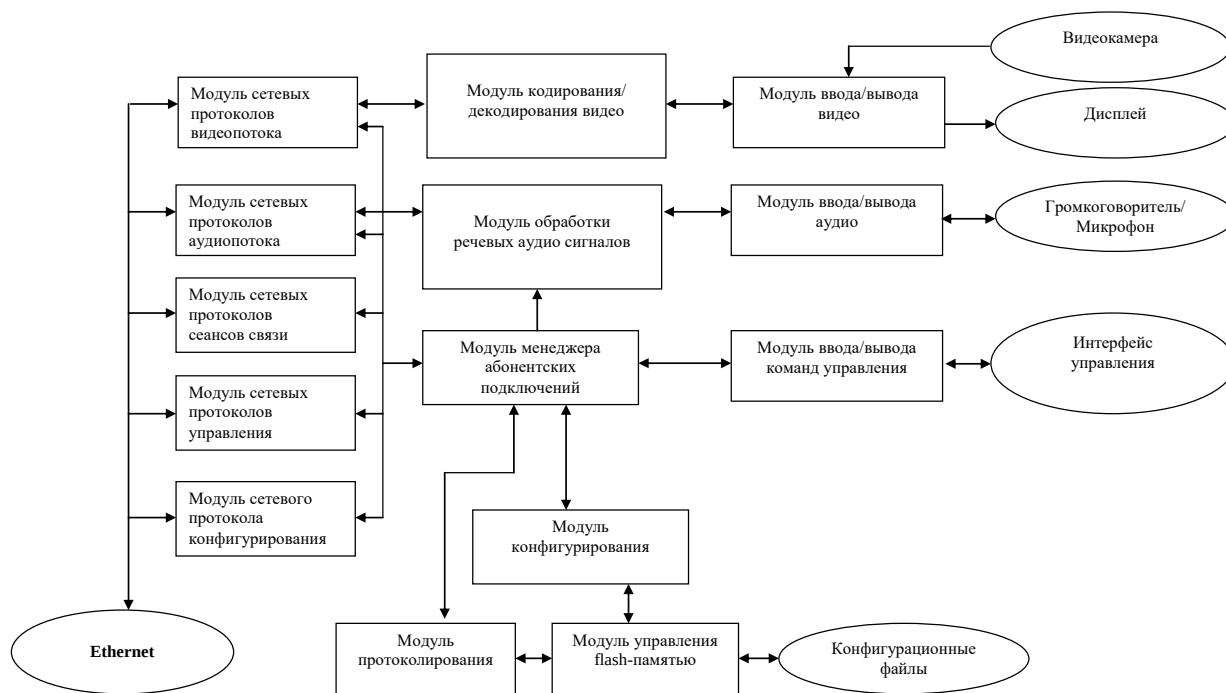


Рис. 1. Структура программного обеспечения программного комплекса цифровой внутриобъектовой оперативно-командной, громкоговорящей и телефонной связи

Список используемых источников:

1. Kropotov Y.A., Kolpakov A.A. On the transmission of asynchronous data streams over packet switched networks with random multiple access // International Journal of Computer Networks & Communications (IJCNC), 2018, Vol.10, No.1, P. 107-117 (DOI: 10.5121/ijcnc.2018.10108).
2. Колпаков А.А., Кротов Ю.А. Методы повышения производительности гетерогенных компьютерных систем: монография - Palmarium Academic Publishing, Saarbrücken, Deutschland, 2017. - 130 с. ISBN 978-3-659-72392-6
3. Мирошник И.В., Никифоров В.О., Фрадков А.Л. Нелинейное и адаптивное управление сложными динамическими системами. – СПб.: Наука, 2000. – 549 с.
4. Ben-Tal A., Nemirovski A. Lectures on Modern Convex Optimization: Analysis, Algorithms and Engineering Applications. SIAM, Philadelphia, 2001. – 505 p.
5. Ермолаев В. А., Кротов Ю. А., Проскуряков А. Ю. Построение моделей систем обмена информацией с дискретным и распределённым запаздыванием и задержанной обратной связью // Компьютерная оптика. 2020. №3. С. 454-465.

Проскуряков А.Ю., Потоппина К.А.

Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
e-mail: kaf-eivt@yandex.ru

Рекуррентные нейронные сети в задачах прогнозирования временных рядов

Нейронные сети являются одним из направлений в разработке концепций искусственного интеллекта для анализа данных [1, 2]. При этом, в анализе данных могут исследоваться изменения временных рядов и непрерывных функций с использованием методов декомпозиции процессов на эмпирические моды и методы параметрического прогнозирования, основанные на представлении временного ряда обобщённым многочленом по системе линейно независимых функций [3]. В задачах распознавания речи, текста и других последовательностей важное значение имеет положение элемента информации в общем потоке данных. Традиционные нейронные сети с независимыми входами и выходами зачастую не могут решать указанные задачи с необходимой точностью. В подобных задачах рекуррентные нейронные сети с зависимостью от соседних элементов, как представлено на рис. 3, демонстрируют более высокие по эффективности результаты.

Рекуррентная нейронная сеть (Recurrent Neural Networks, RNN) – это класс искусственных нейронных сетей, в которых соединения между узлами образуют ориентированный граф вдоль временной последовательности, что позволяет сети демонстрировать динамическое поведение во времени. RNN, полученные из нейронных сетей, могут использовать свое внутреннюю память, чтобы обрабатывать последовательности входных данных переменной длины [5].

В настоящее время разработано много программных пакетов, которые имитируют нейронные сети. Одним из них является Keras — открытая среда глубокого обучения, написанная на языке Python [6]. Программа нацелена на оперативную работу с нейросетями и является модульным, компактным и расширяемым решением, подходящим для небольших научно-исследовательских проектов.

Создание RNN выглядит следующим образом: слой RNN использует цикл for для итерации по упорядоченной по времени последовательности, при этом сохраняя закодированную информацию о шагах во внутреннем состоянии.

В Keras имеется три слоя RNN, встроенные в программу[6]:

- `tf.keras.layers.SimpleRNN` – полносвязная RNN, выход предыдущего временного шага которой должен передаваться в следующий шаг.
- `tf.keras.layers.GRU` – изучение представлений фраз для статистического машинного перевода с использованием кодера-декодера RNN.
- `tf.keras.layers.LSTM` – сети долгой краткосрочной памяти.

В 2015 году появились реализации Gated Recurrent Units (GRU) и Long short-term memory (LSTM) с открытым исходным кодом на Python[5].

На рис. 1 приведены примеры модели, которая прогнозирует временные ряды с помощью сети LSTM.

```

1 from pandas import DataFrame
2 from pandas import Series
3 from pandas import concat
4 from pandas import read_csv
5 from pandas import datetime
6 from sklearn.metrics import mean_squared_error
7 from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
8 from keras.models import Sequential
9 from keras.layers import Dense
10 from keras.layers import LSTM
11 from math import sqrt
12 from matplotlib import pyplot
13 import numpy
14
15 # date-time parsing function for loading the dataset
16 def parser(x):
17     return datetime.strptime('190'+x, '%Y-%m')
18

```

Рис.1. Пример модели, которая прогнозирует временные ряды с помощью сети LSTM

При выполнении примера печатаются ожидаемые и прогнозируемые значения для каждого из 12 месяцев в тестовом наборе данных рис.2.

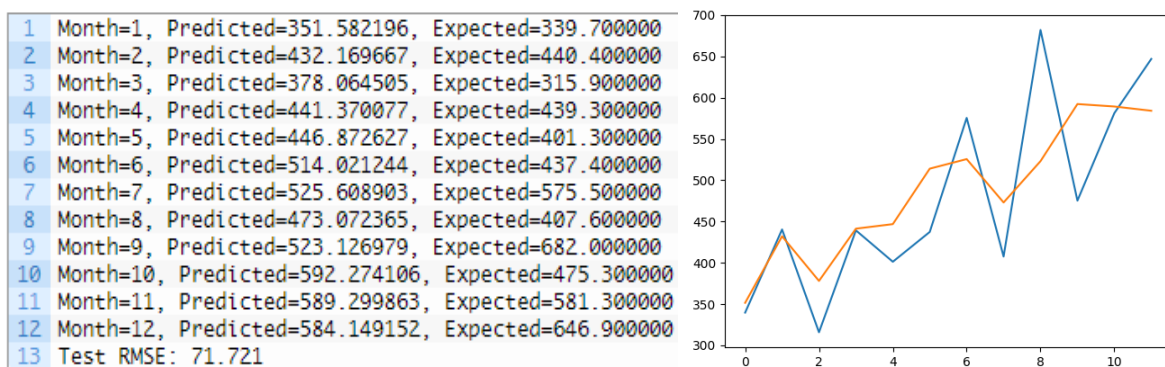


Рис.2. Ожидаемые и прогнозируемые значения и линейный график прогноза

На рисунке 2 показан линейный график тестовых данных (синий) и прогнозируемых значений (оранжевый), предоставляющий контекст для навыков модели.

Другим инструментом для создания искусственных нейронных сетей является математическая среда программирования MATLAB с пакетом Neural Network Toolbox [1]. Преимущество MATLAB – отсутствие ограничений моделями нейросетей и параметрами, которые жестко заложены в нейронном симуляторе Keras.

Рекуррентные нейронные сети аналогичны сетям с прямой связью, однако каждый уровень имеет повторяющееся соединение с связанной с ним задержкой касания. Это позволяет сети иметь бесконечный динамический отклик на входные данные временного ряда [1].

Функция `layrecnet(layerDelays,hiddenSizes,trainFcn)` возвращает рекуррентную нейронную сеть, где

- `layerDelays` - Вектор-строка увеличения 0 или положительных задержек (по умолчанию = 1:2),
- `hiddenSizes` - Вектор-строка одного или нескольких размеров скрытого слоя (по умолчанию = 10),
- `trainFcn` – Функция обучения (по умолчанию = 'trainlm').

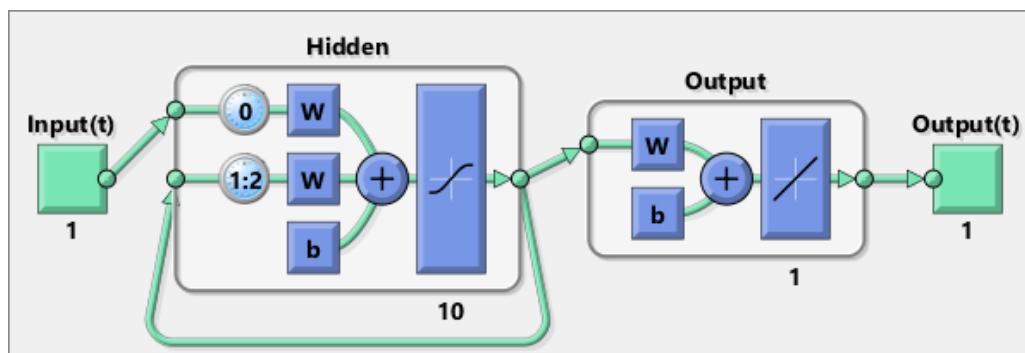


Рис.3. Рекуррентная нейронная сеть

На рис.3 представлена часть кода программы использования рекуррентной нейронной сети слоя для решения задачи прогнозирования временных рядов[4].

В работе рассмотрены рекуррентные нейронные сети и используемое программное обеспечение для их разработки. Применение приведенных инструментов позволит повысить эффективность систем мониторинга и прогнозирования в прикладных областях экономики, где требуется анализ больших массивов данных с целью выявления закономерностей, определенных природой исследуемого процесса. Реализация и внедрение подобных систем в свою очередь обеспечит улучшение производственной и народно-хозяйственной деятельности в эпоху все больше распространяющейся цифровой экономики.

Литература

1. Ефименко Г.А., Сеница А.М.: Нейронные сети в MatLab [Электронный ресурс] // Digiratory. 2017 г. URL: <https://digiratory.ru/508>
2. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.Ж Горячая линия-Телеком, 2002. 382 с.
3. Кропотов Ю.А., Проскуряков А.Ю. Прогнозирование изменения параметров временных рядов и непрерывных функций. Сборник трудов III международной конференции ИТНТ-2017. Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева. 2017. С. 1902-1910.
4. Семиохин С. И. Обзор современных подходов к прогнозированию временных рядов. [Электронный ресурс]. – URL: <http://ainsnt.ru/doc/863957.html>
5. Neuronus.com: Обучение нейронной сети [Электронный ресурс]. – URL: <https://neuronus.com/theory/nn/238-obucheniya-nejronnoi-seti.html>.

Холкина Н.Е.

Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
e-mail: kaf-eivt@yandex.ru

Аппроксимация гистограммы плотности вероятностей акустического речевого сигнала.

При аппроксимации гистограмм плотности вероятностей акустических речевых сигналов полиномами по системам экспоненциальных и гауссовых функций, указанные многочлены могут быть представлены в следующем виде:

$$\rho(x) = \sum_{k=1}^M A_k e^{-\frac{(x-C_k)^2}{B_k}}, \quad \rho(x) = \sum_{k=1}^M A_k e^{-\frac{|x-C_k|}{B_k}}. \quad (1)$$

При использовании систем гауссовых и экспоненциальных функций решение задачи минимизации функции невязки попадает в класс нелинейных регрессионных задач.

Анализ найденной в работе функции плотности вероятностей показал, что она одномодальная и симметричная, и исследуемую функцию можно представить как математическое ожидание для рассматриваемого случайного процесса. Его оценка может быть проведена с применением выражения вида

$$C_k = \overline{x(nT)} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(nT).$$

Когда принимается, что для рассматриваемой выборки отсчетов речевого сигнала $\overline{x(nT)} \approx 0$ либо при условии вычитания оценки $\overline{x(nT)}$, анализируемый процесс станет возможным отнести к процессу, имеющему математическое ожидание, равное 0, при этом выражение (1) может быть представлено в виде

$$\rho(x) = \sum_{k=1}^M A_k e^{-\frac{|x|}{B_k}}. \quad (2)$$

При наличии гладкой восстанавливаемой функции плотности обеспечение заданной погрешности аппроксимации происходит с помощью многочлена (2). Главной задачей в таком случае является подбор такого вида полинома, чтобы он имел минимально возможный порядок.

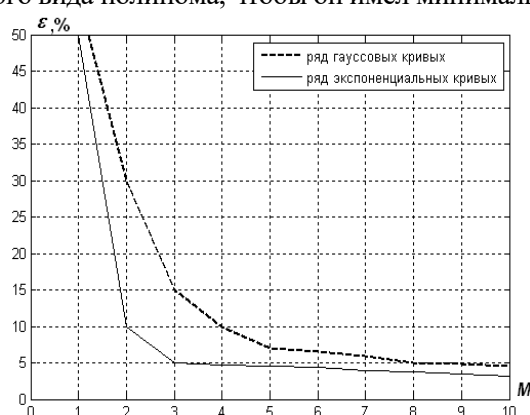


Рис.1. Зависимость погрешности аппроксимации от вида и порядка многочлена

По рис. 1 видно, что более оптимальным является подход к аппроксимации на основе полинома, построенного с применением экспоненциальных функций, который при значении порядка, равного 3, позволяет получить погрешность представления менее 5%. Для обеспечения восстановления функции плотности вероятностей, может быть применим метод локальной аппроксимации многочленами, полученными в соответствии с (1).