

**Секция
«Телекоммуникационные системы»**

Метод оптимизации аппаратно-программной структуры при проектировании устройств телекоммуникационных систем

В докладе рассматривается проблема принятия решения по выбору оптимальной аппаратно-программной структуры при проектировании устройств телекоммуникационных систем и метод оценки оптимальности структуры с учетом заданных критериев, приводится структура программной системы принятия решения, выполняющей оценку на основе рассмотренного метода, а также результаты, полученные при применении рассмотренного метода для проектируемого устройства передачи аудио данных.

В настоящее время при разработке аппаратного обеспечения микропроцессорных систем, таких как телекоммуникационные системы, микропроцессорные системы сбора и анализа данных, системы громкоговорящей и оперативно-командной связи, применяется множество сложных электронных компонент различных производителей. Такие компоненты, представленные в основном элементами, выполненными в виде микросхем и микромодулей, имеют большой набор характеристик с перекрывающимися диапазонами и различными возможностями, например, производительностью, поддержкой тех или иных стандартов или технологий. Кроме этого, при проектировании микропроцессорных систем, для обеспечения производства конкурентоспособных электронных изделий, необходимо учитывать цену и доступность необходимого количества электронных компонент, а также наличие их аналогов.

Данный этап проектирования телекоммуникационных систем требует от разработчиков больших затрат времени для анализа имеющегося рынка электронных компонент, учета влияния выбранных компонент на соответствие разрабатываемой системы заданным критериям, а также взаимосвязи между выбираемыми компонентами.

Таким образом, актуальной является задача автоматизация процесса анализа имеющейся информации о множестве электронных компонент, синтеза нескольких допустимых в рамках технического задания структур системы с разными аппаратно-программными блоками и принятия решения по выбору оптимальной из них по определенной методики.

Множество электронных компонент может рассматриваться как сложная, слабо структурированная система с большим числом входов. Задачу анализа характеристик и классификации электронных компонент можно формулировать как решение задачи классификации при многокомпонентном критерии. При этом параметры компонент могут быть представлены характеристиками, часто имеющими нечисловую форму представления, например, список поддерживаемых интерфейсов связи. При этом могут существовать критерии, отражающие предпочтения разработчика, не имеющие четкого числового представления, например, критерий выбора производителя компонент. Таким образом, выбор компонент относится к решению задачи принятия решения в нечеткой среде, так как в начале имеется неполное или нечеткое представление о конечном наборе компонент.

Данная задача может быть реализована при помощи адаптивной системы анализа и классификации информации в нечеткой среде. Для разработки методов решения задачи и модели системы могут быть применены элементы теории нечетких множеств и нейросетевых алгоритмов.

Предлагаемый метод предполагает синтез допустимых структур системы и отбор из множества аппаратных и программных средств только тех сочетаний, количественные значения параметров которых удовлетворяют требованиям технического задания (ТЗ) и установкам разработчика (эксперта).

Для исследования и оптимизации рассмотренного метода и построения программных алгоритмов решения анализа синтезируемых структур в зависимости от заданных критериев разработана модель в системе математического моделирования MATLAB с использованием

пакета моделирования процессов Simulink. Критерии классификации формируются экспертом на основе нечетких отношений предпочтения.

Структура программного обеспечения системы реализующий описанный метод приведена на рисунке 1.

Система использует модуль принятия решений, реализованный в виде отдельной динамически подключаемой библиотеки, для обеспечения возможности подключения модулей реализующих различные алгоритмы с целью сравнительного анализа эффективности разрабатываемых методов реализуемых в модели.

Модуль ввода запроса и модуль отображения результатов реализован в виде Web-интерфейса. Это позволяет организовать одновременный сетевой доступ к системе для нескольких пользователей, что необходимо при использовании завершенной системы на предприятиях.

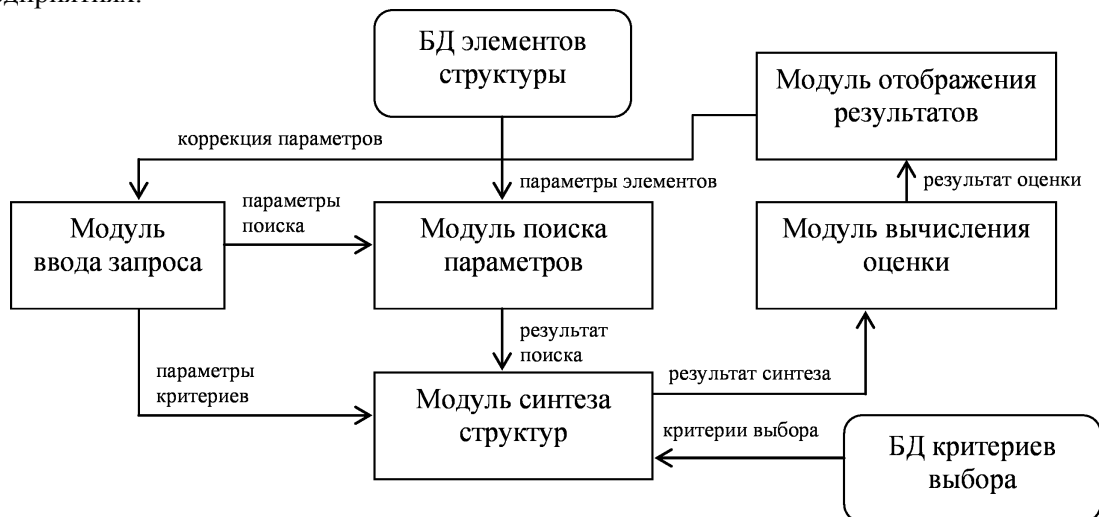


Рис. 1. Структурная схема программного обеспечения оценки аппаратно-программных конфигураций проектируемой системы

Результаты работы предложенного метода получены в процессе проектирования громкоговорящей системы, включающей устройства передачи аудио данных и речевых сигналов по протоколу HTTP.

Для моделирования программных элементов системы в базу данных были введены оценочные показатели требуемой производительности для реализации протоколов передачи данных, а также алгоритмов сжатия потока и также фильтрации в речевого сигнала. Была произведена оценка аппаратных конфигураций, по нескольким критериям основными из которых являются критерий стоимости реализации устройства с учетом требуемой производительности процессора ($G_{j/k}$), а также требуемый объем оперативной памяти ($V_{j/k}$), необходимый для промежуточного хранения принимаемых и передаваемых аудиоданных.

Исследования показали, что система, реализующая описанный метод, выполняет оценку близкую к экспертной с расхождением не более 15%. В ходе дальнейшей разработки устройства были получены данные о том, что полученная оценка системы по критерию стоимости ($G_{j/k}$) ближе, чем экспертная оценка, к реальному показателю на 10-20%.

Таким образом, рассмотренный метод и система позволяет автоматизировать процесс принятия решения по выбору структур телекоммуникационных систем устройств путем синтеза допустимых структур и их оценки в соответствии с введенными экспертом критериями.

Исследование вопроса возможности реализации беспроводной технологии Bluetooth для обмена информацией с мобильными постами системы экологического мониторинга

Сбор данных в системе автоматизированного экологического мониторинга может осуществляться не только с применением стационарных постов контроля за выбросами, но и с применением мобильных постов, с применением беспроводной технологии передачи данных. В настоящее время существует целый ряд разнообразных технологий и способов для обеспечения беспроводного обмена данными с мобильными устройствами: беспроводные радиотехнологии Bluetooth, Wi-Fi, ZigBee, оптическая технология IrDA. Любая из них может быть применена при организации передачи информации от модулей сбора данных об уровнях концентраций загрязняющих веществ к мобильным постам экологического контроля, интегрированным в состав системы автоматизированного экологического мониторинга и прогнозирования. Каждая из приведенных технологий имеет свои особенности, достоинства и недостатки. Однако, во всех случаях основными критериями выбора того или иного интерфейса являются: радиус действия, пропускная способность канала связи, мощность радиотрансивера (либо оптического передатчика), используемые способы защиты передаваемой информации, степень применимости в стандартных мобильных устройствах.

Так, например, обмен информацией по инфракрасным каналам не обеспечивает приемлемой степени мобильности и пропускной способности. Применение технологии Wi-Fi при разработке газоанализатора неоправданно, так как ряд мобильных устройств, которые планируется применять в качестве модулей индикации и управления сбором данных с датчиков загрязняющих веществ (большинство моделей мобильных телефонов и некоторые модели смартфонов) не оснащаются адаптерами Wi-Fi. Кроме этого, программный протокол организации и поддержания Wi-Fi достаточно сложен в реализации. Беспроводная технология ZigBee не отвечает необходимым, сформированным в ходе разработки портативного газоанализатора требованиям по дальности действия.

Таким образом, в качестве интерфейса взаимодействия между блоками сбора информации и блоком управления и индикации беспроводного портативного газоанализатора предлагается использовать беспроводную технологию Bluetooth. Принцип действия устройств и модулей, интегрирующих данную технологию, базируется на применении радиочастотной передачи на свободных от лицензирования частотах, в распространенном ISM частотном диапазоне, принятом в устройствах, использующихся в промышленности, медицине и научной сфере. В Bluetooth применяется частотный диапазон 2,4-2,4835 ГГц, а также нестандартный для других технологий метод скачкообразных перескоков частоты передачи, позволяющий расширить спектр сигнала, так называемый метод FHSS. Частота передаваемого по Bluetooth сигнала скачкообразно меняется по псевдослучайному механизму ровно 1600 раз в сек., что определяет длительность тайм слота в 625 мкс. В большинстве стран мира применяется 79 частотных полос, шириной 1 МГц, лишь в Германии, Франции и Испании частотный диапазон существенно уже. Передатчики Bluetooth – устройств, организовавших канал связи, могут синхронно перестраиваться с одной несущей частоты на другую по псевдослучайному алгоритму, при этом перестройка частоты позволяет работать одновременно нескольким парам устройств, находящимся в общей зоне видимости друг с другом. Протокол беспроводной передачи Bluetooth поддерживает не только 2-х точечное соединение, но и многоточечные топологии с созданием пикосетей устройств. Последние версии спецификации Bluetooth (3.0. и особенно 4.0) ориентированы на минимизацию энергопотребления, для обеспечения возможности автономной работы беспроводного газоанализатора в составе системы экологического мониторинга в течение нескольких месяцев.

Определение разрядности искусственных нейронных сетей при инженерном проектировании

Как показал обзор отечественных и зарубежных научно-технических публикаций, а также опыт собственного проектирования искусственных нейронных сетей (ИНС), отказоустойчивость и высокая точность работы ИНС в пределах заданных допусков, не обеспечивается автоматически, а в ряде случаев не может быть достигнута принципиально. Кроме того, неизбежным является присутствие искажений в сигнале несущем входную информацию. Все это делает актуальной задачу разработки новых методов инженерного проектирования программных и аппаратных реализаций ИНС.

Структура элементов ИНС и структура обрабатываемой информации оказывает определяющее влияние на качество решения задачи, а так же на эффективность процесса обучения [1].

Таким образом, особенно актуальным направлением совершенствования теории проектирования ИНС является разработка общих универсальных методов обеспечения заданных показателей точности функционирования ИНС, где в качестве инструмента решения обозначенных задач выступает процесс определения оптимальных структур ИНС и обрабатываемой информации.

При определении оптимальной структуры ИНС и обрабатываемой информации большое внимание уделяется разрядности. Разрядность оказывает определяющее влияние на точность и отказоустойчивость ИНС.

На основе общего подхода, авторами был разработан метод оптимизации разрядности входной информации и весовых коэффициентов ИНС, показавшие высокую эффективность при проектировании [2, 3].

В ходе данного исследования произведена оценка возможности применения разработанного метода оптимизации разрядности ИНС при наличии шума, искажающего входную информацию.

В результате проведенных исследований для достижения наилучших показателей точности работы ИНС, аппроксимирующей функцию $\sin(x)$, определены функция обучения, функционирующая на основе метода обратного распространения ошибки с использованием Байесовской регуляризации, и двухслойная структура с тремя нейронами в первом слое.

Изначально разрядность входной информации и весовых коэффициентов равнялась 12. Далее в ходе эксперимента эти два показателя снижались на одну единицу до тех пор, пока их разрядность не достигла единицы. В результате была сформирована таблица 1, показывающая значение относительной погрешности при аппроксимации функции $\sin(x)$ с шумом во входном массиве. Значения, приведенные в таблице, показывают зависимость точности функционирования ИНС от значения разрядности её основных элементов.

Полученные результаты отражают динамику изменения точности аппроксимации созданной ИНС, в зависимости от значений разрядности входной информации и весовых коэффициентов. Уменьшение разрядности входной информации до 4 единиц и весовых коэффициентов до 5 единиц позволяет сохранить относительную погрешность аппроксимации зашумленной функции $\sin(x)$ в пределах 0,1 процента. При менее строгих заданных границах качества функционирования сети, может быть, достигнут более высокий показатель оптимизации разрядности проектируемой ИНС.

Таблица 1. Зависимость относительной погрешности работы нейронной сети от разрядности входной информации и весовых коэффициентов.

		Разрядность входной информации					
		1	2	3	4	5	6
Разрядность весовых коэффициентов	1	1.7444	0.9958	1.2336	0.9998	1.0267	0.9958
	2	1.2444	0.6189	0.7336	0.4998	0.5267	0.4953
	3	0.9671	0.6410	0.4563	0.2225	0.2494	0.2306
	4	0.8518	0.6027	0.3380	0.1062	0.1311	0.1259
	5	0.8011	0.5780	0.2842	0.0535	0.0772	0.0744
	6	0.7766	0.5651	0.2582	0.0285	0.0514	0.0497
	7	0.7646	0.5578	0.2462	0.0157	0.0396	0.0370
	8	0.7582	0.5542	0.2402	0.0097	0.0334	0.0310
	9	0.7554	0.5524	0.2372	0.0068	0.0304	0.0280
	10	0.7539	0.5520	0.2353	0.0054	0.0288	0.0268
	11	0.7532	0.5518	0.2347	0.0048	0.0280	0.0262
	12	0.7529	0.5516	0.2344	0.0045	0.0277	0.0259
		Разрядность входной информации					
		7	8	9	10	11	12
Разрядность весовых коэффициентов	1	1.0132	1.0001	1.0017	0.9985	0.9989	0.9981
	2	0.5132	0.5001	0.5017	0.4985	0.4989	0.4981
	3	0.2359	0.2228	0.2244	0.2212	0.2216	0.2208
	4	0.1176	0.1045	0.1061	0.1043	0.1042	0.1042
	5	0.0638	0.0525	0.0526	0.0526	0.0526	0.0525
	6	0.0383	0.0280	0.0280	0.0280	0.0280	0.0280
	7	0.0264	0.0154	0.0154	0.0154	0.0154	0.0154
	8	0.0202	0.0093	0.0094	0.0094	0.0094	0.0094
	9	0.0172	0.0063	0.0063	0.0063	0.0063	0.0063
	10	0.0156	0.0052	0.0052	0.0052	0.0052	0.0052
	11	0.0149	0.0047	0.0047	0.0047	0.0047	0.0047
	12	0.0145	0.0044	0.0044	0.0044	0.0044	0.0044

Проведенные исследования показали, что предложенная методика оптимизации разрядности весовых коэффициентов и входной информации ИНС позволяет обеспечить заданный на этапе проектирования показатель точности функционирования устройств с нейросетевой архитектурой или работающих в нейросетевом логическом базисе даже при наличии искажений в обрабатываемой информации.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ №13-08-00348.

Литература

1. Добродеев И.П., Паламарь И.Н. Самоорганизация нейронных сетей методом селекции // Информационные системы и технологии, 2010, № 3 (59). – С. 5–8.
2. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Оптимизация точности работы нейронной сети путем изменения разрядности аппаратных средств // Ползуновский альманах, 2010, №2. – С. 19–21.
3. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Оптимизация разрядности аппаратных средств при обеспечении требуемой точности работы нейронных сетей // ВРЭ. Серия ОТ, 2010, №1. – С. 39–43.

Проектирование технических средств с нейросетевой архитектурой при искажении шумами входной информации

В настоящее время нейроинформационные системы находят все более широкое применение. В частности, в автоматизации технологических процессов, адаптивном управлении сложными и распределенными системами, где информация искажается имеющимися во всех технических объектах шумами и помехами [1].

Предметом данного исследования является рассмотрение перспектив применения нейронных сетей в задачах аппроксимации функций при влиянии на входную информацию искажающих факторов. В частности, определение возможности снижения влияния шума, искажающего входную информацию, на качество работы нейронных сетей. Инструментом для проведения исследований является разработанный авторами теоретико-экспериментальный метод, показавший высокую эффективность при проектировании нейронных сетей [2,3].

В качестве примера рассмотрим функцию $y=\sin(x)$. Как показали исследования, наиболее точная аппроксимация функции $\sin(x)$ достигается в сети с тремя входными нейронами и функцией обучения `trainbr`, функционирующей на основе метода обратного распространения ошибки с использованием Байесовской регуляризации. Функция активации нейронов первого слоя тангенциальная (`tansig`) [4].

Для исследования влияния искажений входной информации шумами на точность (качество) работы нейронной сети примем в качестве критерия среднюю квадратичную ошибку (MSE) [4]. Выбор обусловлен типом решаемой задачи и необходимостью получения максимальной отказоустойчивости проектируемой нейронной сети [5].

В качестве фактора внешнего воздействия на рассматриваемый процесс аппроксимации функции принят стационарный шум, спектральные составляющие которого равномерно распределены по всему диапазону задействованных частот – белый шум.

На рисунке 1а) приведен график аппроксимируемой функции $\sin(x)$ с «белым» шумом. Результаты аппроксимации нейронной сетью зашумленной функции $\sin(x)$ представлены на рисунке 1б), на которой нет видимого влияния факторов, искажающих входную информацию.

Нейронная сеть с тремя входными нейронами и функцией обучения `trainbr` аппроксимировала функцию $\sin(x)$ с точностью 0,0258% при искажениях «белым» шумом входной информации на 5%.

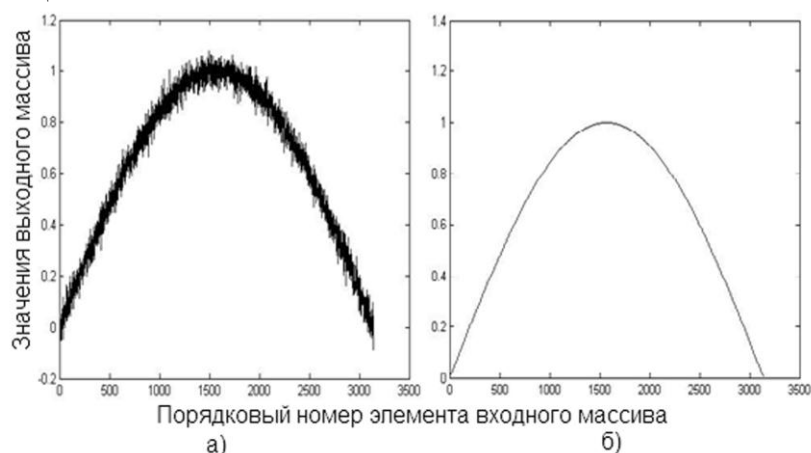


Рис. 1. График функции $\sin(x)$: а) с «белым» шумом б) после аппроксимации нейронной сетью

В результате проведенных исследований для достижения наилучших показателей точности (качества) работы нейронной сети, аппроксимирующей функцию $\sin(x)$, определены функция обучения `trainbr`, функционирующая на основе метода обратного распространения ошибки с

использованием Байесовской регуляризации, и двухслойная структура с тремя нейронами в первом слое.

Показана возможность снижения более чем на два порядка влияния шума, искажающего входную информацию на точность (качество) работы нейронных сетей.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ № № 13-08-00348.

Литература

1. Комашинский В.И., Смирнов Д.А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи. – М.: Горячая линия – Телеком, 2003.
2. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Оптимизация точности работы нейронной сети путем изменения разрядности аппаратных средств // Ползуновский альманах, 2010, Вып. 2. – с. 19-21.
3. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Оптимизация разрядности аппаратных средств при обеспечении требуемой точности работы нейронных сетей // ВРЭ. Серия ОТ. Вып. 1. –М: «ЦНИИ ЭЛЕКТРОНИКА», 2010. – с.39-43.
4. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. МАТЛАБ 6. – М: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002.
5. Данилин С. Н. Исследование влияния выбора показателя качества работы на результат оценки отказоустойчивости устройств с нейросетевой архитектурой // Радиотехнические и телекоммуникационные системы, 2011, № 4. – с. 15-19.

С.Н. Данилин, М.В. Макаров, С.А. Щаников, С.В. Пантелеев*
Муромский институт Владимирского государственного университета
602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, 23
E-mail: nauka-murom@yandex.ru
*Выксунский филиал Нижегородского государственного
технического университета им. Р.Е. Алексеева»
607060, г. Выкса, Нижегородской обл., ул. Корнилова, 125
E-mail ser-panteleev@yandex.ru

Функционирование нейросетевых систем при воздействии дестабилизирующих факторов

В процессе проектирования технических систем на базе искусственных нейронных сетей (ИНС) важнейшей задачей является обеспечение заданных показателей точности их функционирования в реальных условиях эксплуатации. Авторами разработаны методы определения и обеспечения точности работы ИНС [1, 2] в которых для достижения поставленной цели устраняются собственные шумовые и неинформативные признаки ИНС, вызывающие искажение обрабатываемой информации. Кроме того, в процессе эксплуатации ИНС неизбежно происходит влияние внешних дестабилизирующих факторов на входную информацию.

В работе [3] предложено решение, одновременного устранения влияния внешних и внутренних дестабилизирующих факторов на точность функционирования ИНС.

В ходе практических исследований изучался ряд моделей ИНС, выполняющих аппроксимацию математических функций, наиболее часто используемых в системах обработки информации. Применение метода обеспечения требуемой точности функционирования ИНС позволило снизить влияние внешних искажений входной информации на качество ее обработки. Пример снижения влияния искажений входной информации на точность функционирования ИНС представлен на рисунке 1. Применение разработанного метода позволило устранить и собственные шумовые признаки элементов ИНС, что в итоге привело к достижению номинального значения точности для каждой исследуемой модели. Пример обеспечения заданной точности функционирования модели ИНС, выполняющей аппроксимацию дифференциального уравнения представлен на рисунке 2. Полученная после применения метода точность работы ИНС достигла номинального значения.

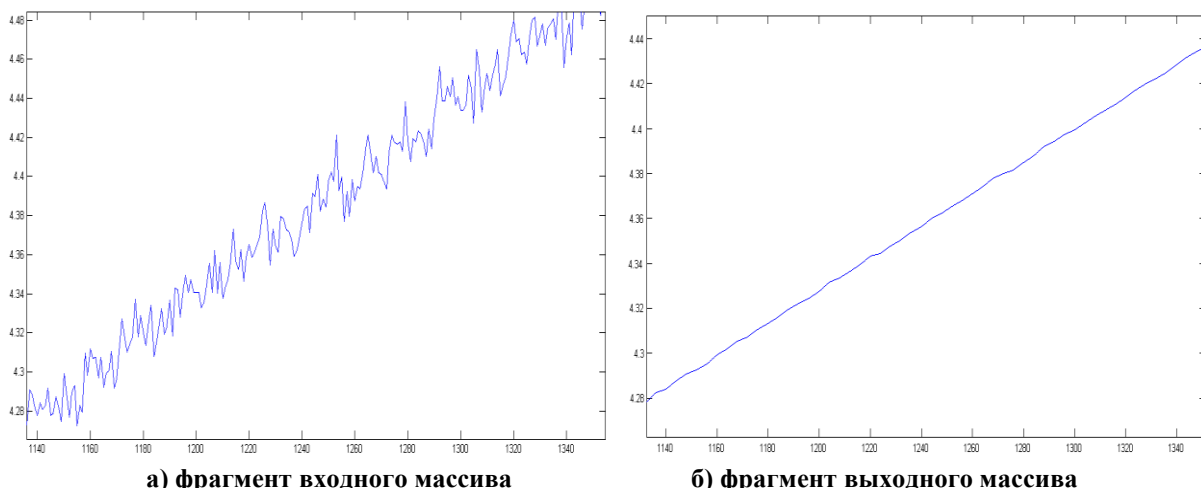
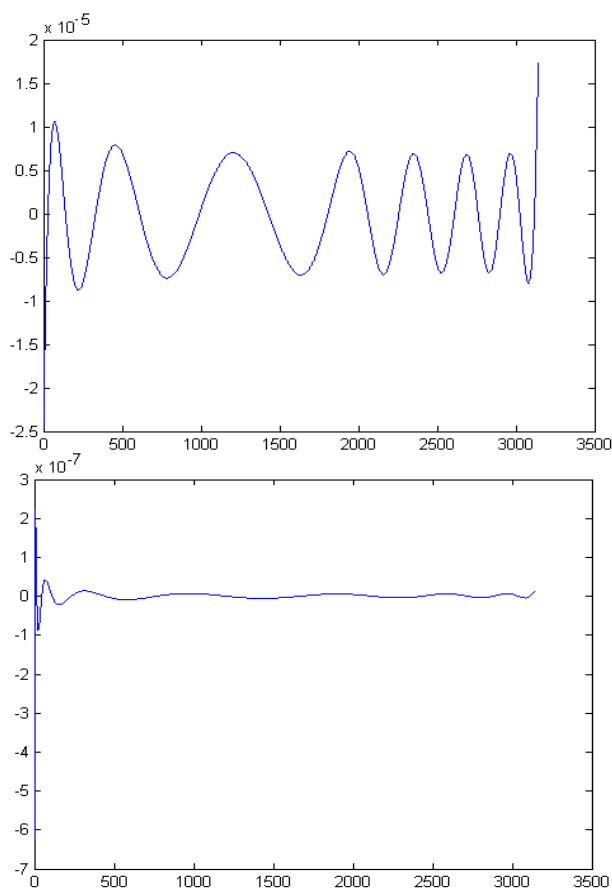


Рис. 1. Пример снижения влияния искажений входной информации на точность ИНС



а) исходная погрешность **б) полученная погрешность**
Рис. 2. Пример обеспечения заданной точности функционирования ИНС

Результаты проведенных исследований показали эффективность разработанного метода обеспечения заданных показателей точности функционирования технических систем с нейросетевой архитектурой или работающих в нейросетевом логическом базисе в условиях внешних и внутренних дестабилизирующих воздействий.

Работа выполнена при поддержке грантов РФФИ № 12-08-31064 и № 13-08-00348

Литература

1. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Методы определения точности работы устройства с нейросетевой архитектурой // Методы и устройства передачи и обработки информации. 2011, №12. – С. 68–73.
2. Данилин С.Н., Макаров М.В. Метод определения минимальной разрядности искусственных нейронных сетей // Радиотехнические и телекоммуникационные системы, 2013, №3. – С. 71–75.
3. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Алгоритм проектирования нейронных сетей с минимальной разрядностью // Известия ТулГУ. Технические науки. 2013, №1. – С. 245-251.

С.Н. Данилин, М.В. Макаров, С.А. Щаников, С.В. Пантелеев*
 Муромский институт Владимирского государственного университета
 602264 г. Муром, Владимирской обл., ул. Орловская, 23
 E-mail: nauka-murom@yandex.ru
 *Выксунский филиал Нижегородского государственного
 технического университета им. Р.Е. Алексеева»
 607060, г. Выкса, Нижегородской обл., ул. Корнилова, 125
 E-mail ser-panteleev@yandex.ru

Оценка амплитуды гармонических сигналов в присутствии шума с помощью нейросетевых алгоритмов

Широкий круг научных и технических задач связан с обработкой и преобразованием сигналов. Одно из направлений теории сигналов раскрывает вопросы оценки их неизвестных информативных параметров (амплитуда, частота, фаза и т.д.). В силу того, что значение сигнала в тот или иной момент времени носит случайный характер из-за влияния внутренних или внешних шумовых воздействий, оценка параметров осуществляется с помощью методов статистической теории радиотехнических систем (РТС). Задача оценки формулируется следующим образом [1]: пусть на интервале времени $[0, T]$ принимается реализация $y(t)$ (1), представляющая собой аддитивную функцию сигнала $S(t, \lambda, \mu)$ и помехи $n(t)$.

$$y(t) = S(t, \lambda, \mu) + n(t), \quad t \in [0, T], \quad (1)$$

где λ и μ – векторы информативных и неинформативных параметров сигнала.

В статистической теории РТС данная задача решается с помощью ряда методов (метод максимального правдоподобия, байесовское решение, не байесовское решение и т.д.) имеющих свои области применений, особенности и преимущества [1]. Эти методы связаны со значительными программно-аппаратурными затратами и зачастую сложно формализуемы.

Эффективность решения задачи оценки параметров сигналов искусственными нейронными сетями (ИНС) обусловлена тем обстоятельством, что нейросетевые алгоритмы представляют собой частный случай реализации методов распознавания образов (дискриминантного анализа, методов кластеризации и т.д.) [2]. Отличительной особенностью решения задач в нейросетевом логическом базисе является относительный подход к задаче в целом без разделения на частные подзадачи. Кроме того существует ряд работ зарубежных авторов, например [3,4], в которых отражены наработки по решению задачи оценки параметров сигналов с помощью искусственных нейронных сетей для разных практических применений.

Авторами разработаны нейросетевые алгоритмы оценки параметров сигналов с учетом влияния шумовой составляющей. В основе работы лежат результаты проведенных авторами исследования [5,6], а так же разработанный подход к определению и обеспечению точности функционирования ИНС в условиях внутренних и (или) внешних дестабилизирующих воздействий [7,8,9].

В ходе выполнения работы изучался ряд моделей ИНС выполняющих оценку \hat{A} амплитуды A гармонических сигналов (2). Показателем точности работы искусственных нейронных сетей в номинальном режиме является среднеквадратическое отклонение (СКО), при дестабилизирующих воздействиях – комплексный показатель качества работы ИНС [5]. На рисунке 1 приведены примеры графиков изменения значений СКО (σ) оценки амплитуды устройством оптимального оценивания функционирующего на основе метода максимального правдоподобия, а так же с помощью многослойного персептрона с различным количеством нейронов в первом слое (n) при отношении сигнал/шум $q_{с/ш} \in [0; 10]$.

$$\frac{\partial}{\partial A} \left[\frac{2A}{N_0} \int_0^T f(t) \cos(\omega_0 t + \varphi_0) \left(S(t) - \frac{A}{2} f(t) \cos(\omega_0 t + \varphi_0) \right) dt \right]_{A = \hat{A}} = 0, \quad (2)$$

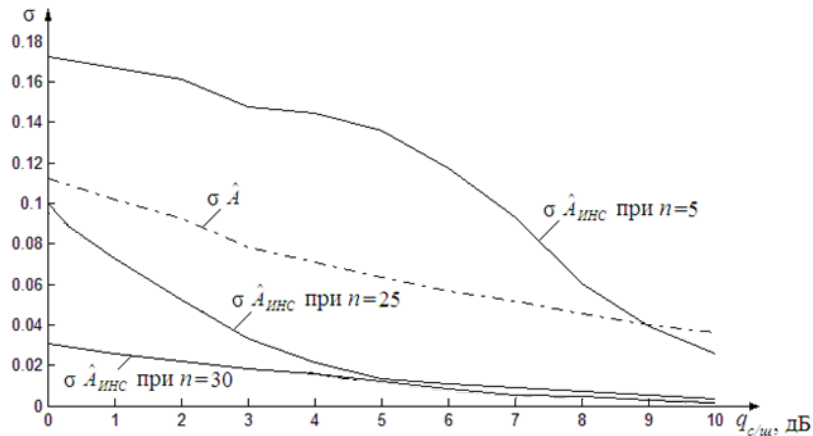


Рис. 1 . Пример зависимости СКО оценки амплитуды сигнала от отношения сигнал/шум

В ходе проведенных исследований были получены результаты, свидетельствующие об эффективности применения искусственных нейронных сетей для оценки амплитуды гармонических сигналов с учетом влияния шумовой составляющей. Кроме того разработанные методы и алгоритмы [7,8,9] позволили выбрать оптимальные параметры для исследуемых ИНС, обеспечивающие точность их функционирования на всем интервале внутренних и внешних дестабилизирующих воздействий.

Работа выполнена при поддержке грантов РФФИ № 12-08-31064 и № 13-08-00348

Литература

1. Перов, А.И. Статистическая теория радиотехнических систем / А.И. Перов. – М.: Радиотехника, 2003. – 400 с.
2. Галушкин, А.И. Нейронные сети: основы теории / А.И. Галушкин. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 496 с.
3. Бабенко, А.В. Нейросетевой подход к оценке параметров сигналов в электроэнергетических системах / А.В. Бабенко, И.П. Плисс, С.В. Попов, И.И. Гетманенко // Системы обработки информации. 2010, №2 (83). – С.10-15.
4. Adaptive neural networks for robust estimation of signal parameters / A. Cichocki, P. Kostyla, T. Lobos, Z. Wa-clawek // Proc. IFAC-IFIP-IMACS Conf. “Control of Industrial Systems”. – Belfort, France, 1997. Vol. 1/3. –Р. 621-626.
5. Данилин, С.Н. Исследование влияния значения весовых коэффициентов нейронов на уровень отказоустойчивости нейронных сетей / С.А. Щаников, С.Н. Данилин, М.В. Макаров // Вопросы радиоэлектроники. 2010, №1(т.1). – С. 34–38.
6. Данилин, С.Н. Исследование зависимости результата оценки отказоустойчивости от выбора показателя качества работы нейронных сетей / С.А. Щаников, С.Н. Данилин, М.В. Макаров // Проектирование и технология электронных средств. 2010, №1. – С. 2–5.
7. Данилин, С.Н. Комплексный показатель качества работы нейронных сетей / С.А. Щаников, С.Н. Данилин, М.В. Макаров // Информационные технологии. 2013, №5. – С. 57–59.
8. Данилин, С.Н. Алгоритм контроля отказоустойчивости нейронных сетей / С.Н. Данилин, С.В. Пантелеев // Информационные технологии. 2013, №1. – С. 67–70.
9. Данилин С.Н., Макаров М.В., Щаников С.А. Алгоритм проектирования нейронных сетей с минимальной разрядностью // Известия ТулГУ. Технические науки. 2013, №1. – С. 245-251.

Проблемы повышения разборчивости речи, реверберация и компенсация эхосигналов и акустических помех

Разборчивость является одной из характеристик качества речевых сигналов, к которым кроме того могут предъявляться требования по естественности восприятия и узнаваемости говорящего. Особая роль разборчивости возникает из потребностей обмена информацией в сложной акустической обстановке, характерной для систем управления техническими объектами. В таких условиях существует и потребность в подавлении акустической обратной связи, могущей привести к самовозбуждению канала обмена информацией.

Проблема разборчивости имеет при этом многоплановый характер. Во-первых, это проблема обеспечения надежного функционирования устройств автоматического распознавания и преобразования сигналов в условиях мощных акустических помех и эха, а во-вторых – это улучшение условий восприятия информации. Возникающие в этой связи задачи заключаются при этом в подавлении акустических помех на микрофонном входе и гашении шума в области нахождения абонента [1, 2].

Решению задачи повышения разборчивости посвящено множество научных публикаций и монографий, например, [3, 4]. Рассматриваются вопросы применения фильтров Винера и Калмана, статистической обработки сигналов, методы ортогональных разложений и др. В этом плане представляется, что до конца не раскрыты возможности применения теории стохастических дифференциальных систем и, в частности, возможности фильтров В.С. Пугачева [5].

Решение первой проблемы основывается на методах оптимальной фильтрации и адаптивной компенсации помех. Сложность решения этой проблемы обуславливается нестационарным характером речевого сигнала, на который к тому же может оказаться наложенной встречная речь. По этой причине применяемые при ее решении методы адаптивной компенсации должны быть дополнены алгоритмами сегментации. Кроме того, в силу нелинейных искажений сигналов в трактах их передачи при компенсации необходимым становится применение нелинейных адаптивных фильтров [6], фильтров Винера, Гаммерштейна и Вольтерра. Влияние нелинейных искажений на уровень адаптации показано на рис. 1. При этом нелинейные искажения вводились по формуле $y(n) = \text{th}(\varepsilon \cdot u(n))$, $\varepsilon > 0$, где $h(q)$ – функция Хевисайда.

Вторая проблема – проблема активного гашения шума может быть реализована похожими способами только в ограниченной области пространства, что приводит к необходимости применения головных телефонов, оснащенных соответствующими средствами адаптивной обработки сигналов. Естественно, в этом случае предполагается, что в распоряжении имеется измерительный канал помехи.

До конца не решенным является вопрос выбора критерия разборчивости. Известно, что фазовые искажения сигнала не влияют как на разборчивость речи, так и на качество восприятия классической музыки. Поэтому, например, среднеквадратическая оценка может считаться излишне жестким критерием. Возможно, более естественным следует считать критерий, основанный на спектральных характеристиках сегментов речи. Требуемая при этом сегментация речевого сигнала играет и самостоятельную роль при оценке степени подавления реверберации и эха на интервалах пассивности [7]. Выделение таких интервалов возможно, например, с помощью сглаживающих фильтров [8] (рис. 2).

В принципе явления реверберации и эха имеют общую природу, обусловленную множественными отражениями от стен помещений и присутствующих в них объектов [1]. Процесс распространения и затухания звука в первом приближении можно рассмотреть в рамках лучевой теории [1], дополненной его диффузией вдоль фронта [9].

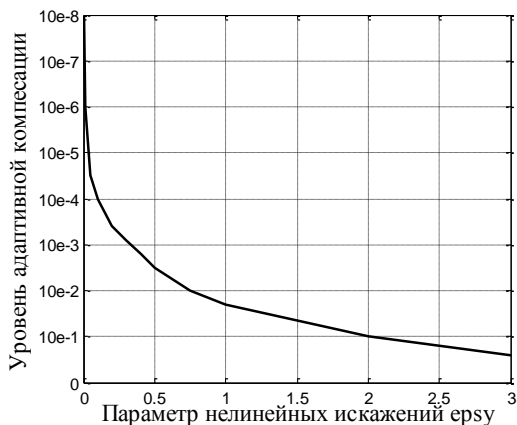


Рис. 1. Зависимость уровня компенсации от нелинейных искажений

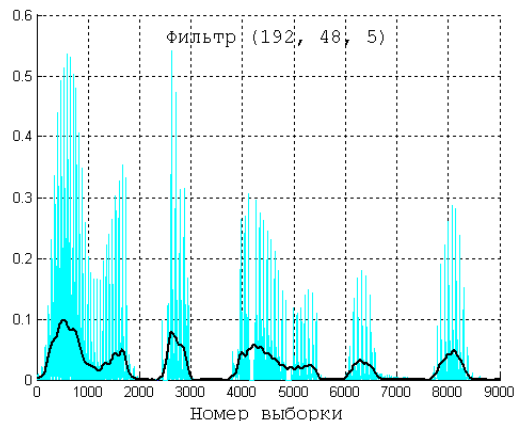


Рис. 2. Сегментация речи с помощью сглаживающего фильтра

Строго говоря, ответ на вопрос о разборчивости речи необходимо искать в механизмах, протекающих в нейронных сетях, относящихся к особому классу нелинейных динамических систем [10] – системах с огромным числом связей, обуславливающих возможность сосуществования множества аттракторов в многомерном пространстве перцептивных параметров. Динамические процессы, протекающие в сети, собственно и отвечают за восприятие информации, включая разборчивость речи. Если вдуматься, то восприятие есть процесс «ожидания образов названного», процесс «дорисовывающий образы», процесс «эмпирической нормализации». Нельзя также не учитывать квантовые законы природы, которые неизбежно должны принимать участие в процессах сознания – процессах обучения, восприятия, опознавания и предсказания.

Из приведенного материала следуют перспективные задачи дальнейшего развития – задачи стохастической фильтрации и адаптивной нелинейной компенсации, задачи анализа и обучения нейронных сетей, задачи сегментации и оценивания разборчивости. Большое значение имеют до конца не раскрытые связи нейронных сетей с нелинейными системами Вольтерра и в этом плане возможности моментных и кумулянтных функций случайных процессов.

Литература

1. Ермолаев В.А., Кропотов Ю.А. Методы обработки и моделирования сигналов в информационно-управляющих системах – Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2013.
2. Speech processing in modern communication. / I. Cohen, J. Benesty, S. Canot (Eds.). – Berlin Heidelberg: Springer, 2010.
3. Speech enhancement / J. Benesty, S. Makino, J. Chen (Eds) – Berlin Heidelberg New York: Springer, 2005.
4. Benesty J., Chen J., Huang Y. Speech enhancement in the Karhunen-Loeve expansion domain – Morgan & Claypool, 2011.
5. Пугачев В.С., Сеницын И.Н. Стохастические дифференциальные системы. Анализ и фильтрация – М.: Наука, 1990.
6. Ogunfunmi T. Adaptive nonlinear system identification: The Volterra and Wiener model approaches. – New York: Springer, 2007.
7. Зверев В.А. Слепая дереверберация речевого сигнала // Акустический журнал, том 54, № 2. – с. 307–314.
8. Кропотов Ю.А., Ермолаев В.А., Карасев О.Е. Метод интерполяционной фильтрации в задачах обработки речевых сигналов во временной области // Вестник компьютерных и информационных технологий, 2008, № 7. – с. 12 – 17.
9. Малюжинец Г.Д. Развитие представлений о явлениях дифракции // Успехи физических наук, т. 49 (1959, октябрь), № 2, с. 321–334.
10. Ермолаев В.А., Проскуряков А.Ю. Нейрокомпьютерные системы – Муром: Изд.-полиграфический центр МИ ВлГУ, 2011.

Применение теории нечётких множеств для обработки видеoinформации в телекоммуникационных системах

В рамках вероятностной трактовки значение $\mu_A(x)$ функции принадлежности нечеткого множества A для любого элемента $x \in X$ понимается как вероятность того, что элемент x относится к множеству A .

Каждый цвет c_k представляется нечетким множеством C_k . Для любого возможного цвета c цветового пространства степень принадлежности нечеткому множеству C_k есть $\mu_{C_k}(c)$, и она отображает вероятность цвета c относительно цвета c_k , то есть их подобие восприятия.

Сформулируем проблему фильтрации цветного изображения для одного элемента. Пусть дан набор цветовых векторов. Необходимо найти цветовой вектор с наибольшей вероятностью. Искомый вектор и будет на выходе фильтра. Данное положение обусловлено необходимостью нахождения цветового вектора, максимально приближенного к центру нечеткого множества.

Поскольку цвета представлены в виде троек CIE Lab, расстояние между ними определяется как евклидово, то есть $d = \|c_k - c\|$. Степень принадлежности можно определить следующим образом:

$$\mu_{C_k}(c) = \begin{cases} 1, & \text{если } d \leq JND \\ 0, & \text{если } d \geq (\beta + 1) \cdot JND \\ 1 - \frac{1}{\beta} \cdot \left(\frac{d}{JND} - 1 \right), & \text{иначе} \end{cases}$$

Так как все цвета представляют собой нечеткие множества, их объединение также будет нечетким множеством. Степень принадлежности любого цвета вновь сформированному множеству может быть вычислена с помощью дизъюнкции степеней принадлежности всех цветов, входящих в это множество.

Пусть $\{c_1, c_2, \dots, c_N\}$ – N цветовых векторов, находящихся в окне фильтра. Для каждого из них, c_k , $k = 1, \dots, N$, вычисляем вероятность s_k относительно набора оставшихся цветовых векторов множества C_k следующим образом:

$$s_k = \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^N \mu_{C_i}(c_k).$$

На выходе фильтра должен быть цвет, имеющий наибольшую вероятность в пределах исходного набора, то есть

$$y = c_j, \quad j = \arg \max\{s_i\}, \quad i = 1, \dots, N.$$

При сравнении с векторным медианным фильтром представленный алгоритм при удалении импульсного шума показал лучший результат по средней цветовой ошибке.

Оптимизация генетических алгоритмов для использования в системах с массово-параллельной архитектурой

Многие генетические алгоритмы требуют больших объемов вычислений, которые можно выполнять параллельно (например, вычисления значений функции приспособленности различных особей). В данной статье анализируется задача о нахождении нулевого битового вектора и две технологии (CUDA и OpenCL) параллельных вычислений с использованием видеокарт. Целью работы является исследование изменения эффективности работы алгоритма при использовании различных аппаратных решений.

В связи с особенностями архитектуры, видеокарты имеют значительно больше вычислительных элементов (ядер), чем центральный процессор. Правда, сами ядра имеют сравнительно простую архитектуру и для программирования их необходимо использовать специализированные языки программирования и среды разработки.

Технологии вычисления на видеокартах хорошо зарекомендовали себя во многих областях. Поэтому возникает вопрос о применимости этих технологий для реализации генетических алгоритмов.

Существуют работы, посвященные исследованию применимости технологии CUDA для генетических алгоритмов. Кроме того, некоторые исследователи пытались совместить использование распределенных систем и технологию CUDA. Во многих случаях был получен значительный прирост производительности по сравнению с традиционной реализацией.

В то же время, некоторые исследователи скептически относятся к столь большому приросту производительности. В частности, в статье показано, что во многих случаях эффективное использование ресурсов современных процессоров позволяет сократить разрыв в производительности до 2,5 раз.

Задача настоящей работы состоит в экспериментальном исследовании реализации генетических алгоритмов с использованием технологий CUDA и OpenCL. Постановка задачи подразумевает:

1. Отказ от рассмотрения распределенных систем.
2. Небольшие расходы на модификацию кода для последующего запуска на видеокарте.
3. Предсказание рациональности приложенных усилий по переносу кода на видеокарту.
4. Обозначение возможных проблем.
5. Сравнение технологий CUDA и OpenCL. Источники

В данной работе по большей части использовались одни из самых бюджетных вариантов устройств. Например, пиковое значение производительности видеокарты Nvidia 9300M GS всего в два раза превышает аналогичный показатель для CPU. Если учесть многолетнюю оптимизацию работы процессоров для вычислений общего назначения и молодой возраст технологий вычисления на видеокартах, становится ясно, что на указанном оборудовании прироста в производительности добиться практически невозможно. Лишь достаточно мощная видеокарта GTX460 в полной мере раскрыла потенциал технологии CUDA.

При кажущейся простоте получения прироста производительность, для получения существенных результатов необходимо хорошее знание архитектуры видеокарты. Кроме того, производители видеокарт оптимизируют свою продукцию для нужд игровой индустрии, а внутренняя архитектура практически не стандартизирована. Поэтому гарантировать прирост производительности можно лишь в случае мощного устройства и использовании сложных арифметических операций для получения значения функции приспособленности.

Кроме всего прочего, следует избегать большого размера особей. Последнее связано с тем, что при повышении размера особи, возрастают расходы на пересылку данных между оперативной памятью и памятью видеокарты. По закону Амдала проблемы такого рода могут

практически свести на нет использование большого числа вычислительных устройств. Именно это явилось причиной поражения видеокарты.

Как и ожидалось, в некоторых случаях использование видеокарты позволяет получить существенный прирост производительности без необходимости существенно модифицировать программный код.

Интересным результатом является возможность применения технологии OpenCL для более полного использования ресурсов CPU. В то же время данная технология позволяет переносимым образом использовать различные многоядерные устройства, в том числе графические процессоры.

Литература

1. Langdon W.B. A Many Threaded CUDA Interpreter For Genetic Programming // EuroGP. 2010, – С. 146-158.
2. Harding S.L., Banzhaf W. Fast genetic programming on GPUs // LNCS: Proceedings of the 10th European Conference on Genetic Programming. 2007, Vol. 4445. – С. 99-101.
3. Harding S.L., Banzhaf W. Distributed genetic programming on GPUs using CUDA // WPABA: Proceedings of the Second International Workshop on Parallel Architectures and Bioinspired Algorithms. 2009. – P. 1-10.
4. Колпаков А.А. Оптимизация генетических алгоритмов при использовании вычислений на графических процессорах на примере задачи нулевых битовых векторов // Информационные системы и технологии. 2013, №2(76) – С. 22-28
5. Догадина Е.П., Кропотов Ю.А., Суворова Г.П. Математическая модель определение вероятностей системы обслуживания // Радиотехника, 2009. №11. – С.103-105.
6. Колпаков А.А. Теоретическая оценка увеличения производительности вычислений при распараллеливании процессоров вычислительных систем // В мире научных открытий, 2012. №1. – С. 51-52.
7. Догадина Е.П., Суворова Г.П., Кропотов Ю. А. Оценка параметров вычислительных процессов при циклическом планировании // Информационные системы и технологии, 2010. №3(59). – С. 12-19.
8. Колпаков А.А., Кропотов Ю.А. Аспекты оценки увеличения производительности вычислений при распараллеливании процессоров вычислительных систем // Методы и устройства передачи и обработки информации, 2011. №1(13). – С.124-127.

Критерии оценки эффективности передачи аудиоинформации речевыми сообщениями в телекоммуникационных системах обмена информацией.

Основным критерием оценки эффективности передачи аудиоинформации речевым сообщением телекоммуникационной системой обмена информацией, в соответствии с ГОСТами [1, 2] и рекомендациями ITU – T [3, 4] передачи речи по трактам связи, радиотелефонной связи, передачи речи по цифровым каналам, является слоговая разборчивость S % или оценка качества речи по шкале MOS. Телекоммуникационная система является эффективной, если обеспечивается обмен речевой информацией со слоговой разборчивостью $S \geq (86-93)$ % или обеспечивается оценка качества речевого сигнала $\geq 3,5 \div 4,5$ по шкале MOS.

Для оценки слоговой разборчивости может быть использован инструментально-расчетный метод, основанный на результатах экспериментальных исследований и не требующий проведения артикуляционных измерений.

Значение интегрального индекса артикуляции R определяется выражением

$$R = \sum_{i=1}^N R_i . \quad (1)$$

Спектральный индекс артикуляции вычисляется по выражению

$$R_i = p_i \cdot k_i , \quad (2)$$

где p_i – коэффициент восприятия формант,

k_i – весовой коэффициент вероятности наличия формант речи в i -ой полосе.

Значение весового коэффициента $k(f)$ формантного распределения по частоте вычисляется в соответствии со следующим выражением.

$$k(f) = \begin{cases} 2,57 \cdot 10^{-8} \cdot f^{2,4}, & \text{если } 100 < f \leq 400 \text{ Гц;} \\ 1 - 1,074 \cdot \exp(-10^{-4} \cdot f^{1,18}), & \text{если } 400 < f \leq 10000 \text{ Гц} \end{cases} \quad (3)$$

Результаты вычислений весовых коэффициентов вероятности формантной речи в i -ой полосе представлены в таблице 1.

Таблица 1

k_i	$k(f_e)-k(f_n)$	$k(f_{ei})-k(f_{ni})$	k_i
k_1	$k(355)-k(180)$	0,04-0,01	0,03
k_2	$k(710)-k(355)$	0,18-0,04	0,14
k_3	$k(1400)-k(710)$	0,36-0,18	0,18
k_4	$k(2800)-k(1400)$	0,63-0,36	0,37
k_5	$k(5600)-k(2800)$	0,92-0,63	0,29

Вычисления спектрального индекса артикуляции R_i проводится по формуле (2). Вычисление интегрального индекса артикуляции [5] проводится по формуле (1). Результаты вычисления интегрального индекса артикуляции в зависимости от q , а также соответствующие интегральному индексу артикуляции значения слоговой разборчивости в зависимости от отношения с/ш, сведены в таблицу 2.

Таблица 2

q_i сигнал/ шум	0 дБ	3 дБ	6 дБ	10 дБ	20 дБ	30 дБ
R	0,273	0,348	0,4455	0,5323	0,7952	0,9589
$S_{англ.}$	48 %	61 %	73 %	82%	96%	99%
$S_{рус.}$	25%	35 %	53 %	65 %	93%	98,5%

График функции интегрального индекса артикуляции R и слоговой разборчивости S в зависимости от отношения сигнал/шум представлены на рис. 1.

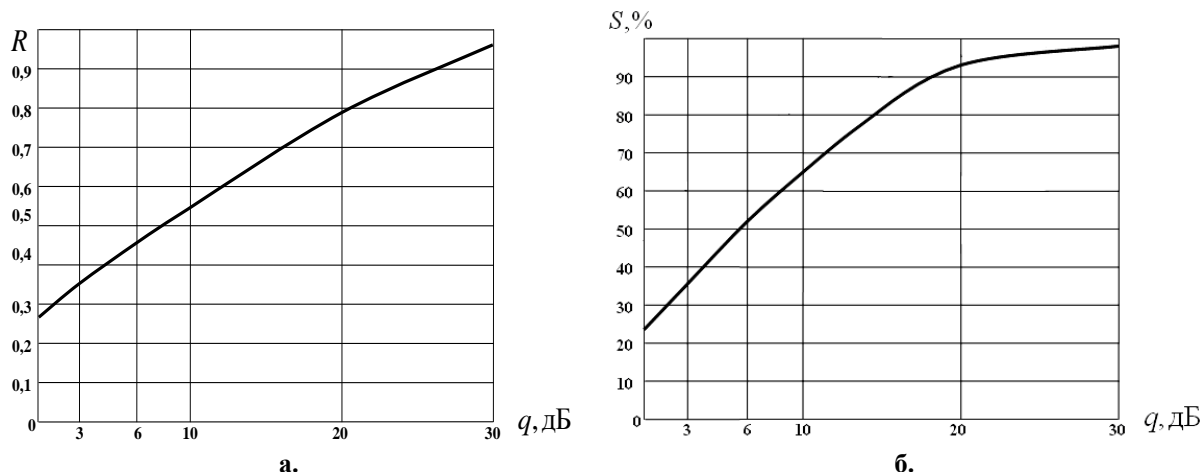


Рис. 1. График зависимости значения интегрального индекса артикуляции R «а» и слоговой разборчивости S «б» от отношения сигнал/шум – q

Как видно из графиков на рис. 1, при отношении сигнал/шум $q \geq 20$ дБ обеспечивается слоговая разборчивость $S \geq 93\%$.

Таким образом, для эффективной передачи речевой информации оперативно-командной системой телекоммуникаций, для получения соответственно слоговой разборчивости $S \geq 93\%$, в системе при передаче речевых сообщений, на стороне приема сообщений необходимо обеспечить отношение сигнал/шум $q \geq 20$ дБ.

Литература

1. ГОСТ Р 50840-95. Передача речи по трактам связи. Методы оценки качества, разборчивости и узнаваемости.
2. ГОСТ 16600-72. Передача речи по трактам радиотелефонной связи. Требования к разборчивости речи и методы артикуляционных измерений.
3. ITU-T Recommendation P.800. Methods for subjective determination of transmission quality.
4. ITU-T Recommendation P.862. Perceptual Evaluation of Speech Quality.
5. Кропотов Ю.А. Исследование влияния отношения сигнал/шум на значение слоговой разборчивости в системе телекоммуникаций // Радиопромышленность, 2012. Вып. 1. – С. 81-89.

Методика расчёта преобразователя уровня аналогового сигнала

Постановка задачи. В микроконтроллерной системе измерения есть встроенный АЦП, позволяющий измерять однополярный сигнал в диапазоне от 0 до +5В. Требуется разработать для данного АЦП схему нормирования (согласующее устройство) измеряемого аналогового сигнала, изменяющегося в диапазоне от -10В до +10В.

Расчёт схемы нормирования. Структурная схема согласующего устройства приводится на рис. 1. Схема нормирования должно сформировать напряжение 5В на входе АЦП, когда с датчика на вход схемы поступает максимальное входное напряжение 10В, и 0В на входе АЦП при входном напряжении с датчика в -10В. Чтобы выполнить такое преобразование, входной сигнал должен быть умножен на масштабирующий коэффициент, и, кроме того, должно быть создано напряжение смещения. В данной схеме нормирования операцию масштабирования выполняет блок **К**, и его выходной сигнал суммируется с сигналом смещения **В**.



Рис. 1. К расчету схемы нормирования

Для решения поставленной задачи составим два уравнения с двумя неизвестными, чтобы описать работу схемы преобразователя уровней напряжения $\pm 10\text{В}$ в уровни $(0-5)\text{В}$:

$$V_{2\max} = V_{2\min} * K + B$$

$$V_{1\max} = V_{1\min} * K + B$$

Нетрудно установить, что $V_{1\min} = -10\text{В}$, а $V_{2\min} = +10\text{В}$, в то время как $V_{1\max} = 0\text{В}$ и $V_{2\max} = 5\text{В}$. Подставим эти значения в нашу систему уравнений:

$$5 = 10 * K + B \qquad 5 = 10 * 0.25 + 2.5 \qquad 5 = 5$$

$$0 = (-10) * K + B \qquad 0 = (-10) * 0.25 + 2.5 \qquad 0 = 0$$

В результате решения системы получим масштабный множитель **К** = 0.25, и напряжение смещения **В** = 2.5В. Далее реализуем схему преобразователя уровня на ОУ с коэффициентом передачи 0.25, и добавим напряжение смещения в 2.5 В.

На рис. 2 показана схема преобразователя уровня, реализованная на прецизионном ОУ ОР183 фирмы Analog Devises. Напряжение смещения формируется с помощью делителя на резисторах R2 и R3 из прецизионного опорного напряжения V_{ref} (номиналы резисторов зависят от напряжения V_{ref}). Напряжение смещения на выходе ОУ определяется исходя из выражения: $U_{\text{см}} = U_{\text{д}} + [U_{\text{д}} \times K]$, где **К** - коэффициент передачи усилителя ($K=R4/R1=0.25$). Номиналы резисторов делителя напряжения необходимо подобрать как можно точнее, чтобы получить напряжение смещения на выходе ОУ близкое к половине опорного напряжения или половине входного диапазона АЦП. Зная, что максимальное входное напряжение ($\pm 10\text{В}$) преобразуется в $\pm 2,5\text{В}$ то, с учетом смещения и допуска резисторов получается, что напряжение на выходе ОУ будет изменяться в диапазоне $0,0602...2,4398\text{ В}$, т.е. находится в пределах $0...V_{\text{ref}}$. Из чего следует, что при любом значении входного сигнала в указанном диапазоне $\pm 10\text{В}$ на входе АЦП никогда не будет переполнения.

Получившаяся статическая ошибка преобразования в $\pm 0,0602\text{В}$ элементарно компенсируется программно вводом калибровочного поправочного коэффициента $K_{\text{попр}}$, на который умножается каждое полученное значение входного напряжения.

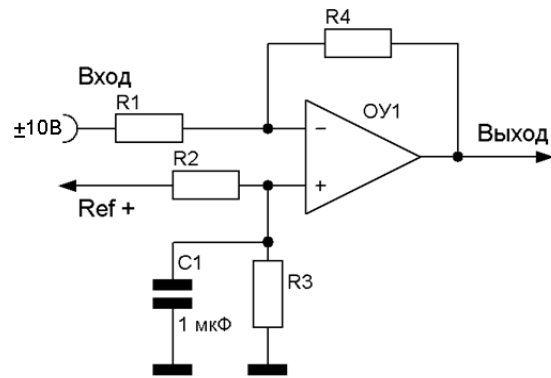


Рис. 2. Схема нормирования на операционном усилителе

При работе системы измерения после преобразования входного напряжения, встроенным в микроконтроллер АЦП, мы должны выполнить пересчет кода оцифровки, чтобы получить фактически измеренное входное напряжение. Эта операция выполняется с помощью программного обеспечения.

Проблемы построения распределенных вычислительных систем реального времени для экологического контроля

Контроль за окружающей средой промышленного предприятия проводится с использованием территориально распределенного оборудования. Территории, на которых распределено оборудование, представленные планами производственных цехов предприятия измеряются определенным расстоянием от десятков до сотен метров. Управление такими объектами производится в реальном масштабе времени и требуется, чтобы результат обработки мог использоваться для своевременного воздействия на протекание процессов в объекте.

Одной из основных задач проектирования вычислительных систем реального времени является определение структуры сети и ее топологическая привязка к оборудованию распределенного объекта. Назовем территории, на которых указаны источники загрязнений с указанием координат расположения датчиков и исполнительных механизмов систем управления, топологическим полем. На топологическом поле фиксируются координаты расположения датчиков информации и автономные устройства систем управления, пунктов сбора и обработки первичных данных. Точки с координатами датчиков называют терминальными точками. Информация с терминальных точек поступает на станции, в качестве которых могут использоваться программируемые контроллеры или микроЭВМ, которые объединяются локальной сетью в многопроцессорную вычислительную систему.

Информационные потоки данных можно представить в виде графа потока данных (ГПД). Такое определение ГПД вводится в работе [1]. ГПД является двудольным графом, в котором имеются вершины двух типов – фрагменты алгоритмов и данные. Соответственно, дуги связывают фрагменты и данные. В общем случае ГПД описывает алгоритм функционирования объекта управления. Основным критерием функционирования систем реального времени является время реакции или время ответа на входные воздействия.

Для выбора структурной организации ВС, обеспечивающей требуемое среднее время ответа для заданного комплекса задач, исходными данными являются характеристики используемых технических средств и характеристики решаемых задач.

Математическим аппаратом для стохастического моделирования компьютерной обработки данных является теория систем массового обслуживания (СМО). В вычислительной системе можно выделить следующие ресурсы, которые будем рассматривать как СМО: ВЗУ для хранения данных, с которыми работают задачи (ресурс S_1); ВЗУ для хранения программ решаемых задач (ресурс S_2); центральный процессор вместе с оперативной памятью (ЦП-ОП, ресурс S_3); устройства ввода/вывода (УВВ), являющиеся источниками запросов на решение задач и получателями результатов решения (ресурс S_4) [2].

Исходными данными для определения временных характеристик являются: N - число задач решаемых в реальном масштабе времени; λ_{zi} - интенсивность обслуживания прибором решаемой задачи; Q_{Mi} - число машинных операций для решения задачи; D_i - число обращений к данным; Q_{npi} - объем программы; $Q_{дан}$ - объем обрабатываемых данных; t_i - допустимое время ответа.

Определим основные характеристики вычислительной системы.

1. задается интенсивность входных потоков в ресурсах λ_i , $i = \overline{1,3}$;
2. Рассчитываются времена обслуживания в ресурсах:

$$v_i = \delta_i (T_y + T_3 + T_{nep}), \quad T_{nep} = \frac{w_i}{Q_{доп}}, \quad i = \overline{1,2},$$

где T_{nep} - время передачи, T_y – время установки, T_3 – время задержки вращения. Для дисковой памяти процесс обращения к записи на диске включает в себя: установку головок чтения – записи, поиск записи на дорожке, передача данных.

Значение b_i определяется следующим образом:

а) для фазы S_1 b_1 - это средний объем данных, передаваемых за одно обращение к ресурсу: $b_1 = \overline{Q}/\overline{D}$;

б) для фазы S_2 b_2 - это средний объем программы Q_{np} . Если $\overline{Q_{np}} > \overline{Q_{дор}}$, где $\overline{Q_{дор}}$ - максимальный размер дорожки диска, то $b_2 = \overline{Q_{дор}}$, $T = \tau$, $\delta_2 = \overline{Q_{np}} / \overline{Q_{дор}}$.

3. Время обслуживания в канале S_3 рассчитывается как:

$$v_3 = \frac{\overline{Q_M}}{(\overline{D} + 2)V_n(1 - k_c)};$$

где V_n - быстродействие выбранного процессора, k_c - коэффициент системного времени $k_c \in [0.1, 0.2]$.

4. Рассчитывается загрузка ресурсов:

$$\rho_i = \frac{\lambda_i v_i}{K_i}; i = \overline{1, 3},$$

где K_i - число каналов обслуживания в ресурсе. Число каналов обслуживания выбирается из условия, обеспечивающего коэффициент загрузки в пределах $\rho_i \leq 0,6 \div 0,7$.

Если одноканальный ресурс S_3 не обеспечивает условие по загрузке, то необходимо использовать многоядерный или многопроцессорный комплекс;

5. Рассчитываются времена пребывания «средней» задачи в каждом из ресурсов t_{ni} , $i = \overline{1, 3}$

согласно $t_{ni} = \alpha_i v_i \left[1 + \frac{(k_i)^{k_i-1} (\rho_i)^{k_i} \pi_{0i}}{(k_i)!(1 - \rho_i)^2} \right];$

6.. Рассчитывается среднее время ответа согласно $T_{омв} = \sum_{i=1}^3 t_{ni};$

7. Проверяется условие $T_{омв} \leq \overline{T_{дон}}$. Если условие не выполняется, то, анализируя этапы 5 и 6, определяется, какой ресурс требует модификации для обеспечения требуемого времени ответа.

Работы, поступающие в систему, разделяются в зависимости от приоритетов. Различным дисциплинам обслуживания соответствуют различные значения времени ожидания. Минимальное значение быстродействия процессора, при котором может быть найдена дисциплина обслуживания, удовлетворяющая ограничениям на время ожидания заявок, рассматривается как нижняя оценка быстродействия процессора.

Рассматриваемые методы оценки характеристик вычислительной системы, такие как быстродействие процессора, объем оперативной памяти, объем дисковой памяти обеспечивают синтез структуры вычислительного комплекса автоматизированной системы мониторинга вредных выбросов.

Литература

1. Погребной, В.К. Автоматизированное проектирование распределенных систем реального времени: учебное пособие / В.К. Погребной; Томский политехнический университет. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2011. – 312 с.
2. Суворова, Г.П. Вопросы анализа структурной организации специализированной вычислительной системы реального времени // Радиопромышленность. 2012, вып. 1. – с. 160-165.