

где N – число примеров;

d_i – целевое значение вероятности обнаружения объекта i -го примера;

\hat{d}_i – предсказанное значение вероятности обнаружения объекта i -го примера;

D – множество индексов примеров, для которых при $d_i = 1$, $\hat{d}_i \geq 0,5$;

b_x, b_y, b_w, b_h – целевые значения смещения центра и размера рамки объекта i -го примера;

$\hat{b}_x, \hat{b}_y, \hat{b}_w, \hat{b}_h$ – предсказанные смещения центра и размера рамки объекта i -го примера;

M – число классов объектов;

t_{ij} – целевое значение вероятности принадлежности объекта к j -го классу i -го примера;

y_{ij} – предсказанное значение вероятности принадлежности объекта к j -го классу i -го примера.

Обучение проводилось на базах данных *FaceSrub* [5] и *IMDB* [6]. Несмотря на наличие более 350 тысяч обучающих примеров, в указанных базах размечена рамка лица только одного человека даже если людей изображено несколько. Но как оказалось даже в таких условиях свёрточные сети способны обучаться. Для оценки качества обучения использовалась база *Fddb* [7] содержащая 2845 вручную размеченных изображений лиц. Результат тестирования приведен в таблице 1. В качестве метрик использовались точность, полнота, *f1-score* и также пересечение над объединением (англ. *IoU* – *intersection over union*). Пороговым значением вероятности детектирования – 0,5; Пороговое значение *IoU* для алгоритма подавления не максимумов – 0,4 и для фиксирования правильно сдетектированного лица – 0,5.

Таблица 1 – результаты тестирования

Базовая модель	Точность, %	Полнота, %	F1-Score, %	IoU, %
VGG-16	12,02	11,01	11,49	60,59
NasNet	99,07	85,84	91,98	78,07
FaceNet	88,70	80,72	84,52	70,28

Исходя из приведённых результатов можно заключить, что VGG-16 обучилась довольно плохо. К тому же время, затраченное на обучение этой сети, в несколько раз больше времени, затраченного на обучение *NasNet*. С одной стороны *NasNet* имеет меньшее число параметров, но с другой – более сложную архитектуру. Это хорошо показывает, что архитектура нейронной сети оказывает существенное влияние на качество её работы. В настоящее время проводится работа по созданию и обучению собственной архитектуры базовой модели – *FaceNet*. Основной акцент при проектировании делается на возможности применения этой модели на мобильных вычислительных платформах с сохранением высокой точности детектирования.

Список использованных источников:

1. Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi, You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // arXiv preprint, arXiv:1506.02640. – 2015. – 10 p.
2. Joseph Redmon, Ali Farhadi, YOLO9000: Better, Faster, Stronger // arXiv preprint, arXiv:1612.08242 – 2016. – 9 p.
3. Karen Simonyan, Andrew Zisserman, Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition // arXiv preprint, arXiv:1409.1556. – 2014. – 14 p.
4. Barret Zoph, Vijay Vasudevan, Jonathon Shlens, Quoc V. Le, Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition // arXiv preprint, arXiv:1707.07012. – 2017. – 14 p.
5. Hong-Wei Ng, Stefan Winkler, A Data-driven approach to cleaning large face datasets // In Proc. IEEE International Conference on Image Processing – 2014. – pp. 27-30.
6. Rasmus Rothe, Radu Timofte, Luc Van Gool, Deep expectation of real and apparent age from a single image without facial landmarks // International Journal of Computer Vision. – 2016. – pp. 144-157.
7. Vidit Jain, Erik Learned-Miller, Fddb: A Benchmark for Face Detection in Unconstrained Settings // Technical Report UM-CS-2010-009, Dept. of Computer Science, University of Massachusetts. – 2010. – 11 p.

СИСТЕМЫ ФАЗОВОЙ АВТОПОДСТРОЙКИ ЧАСТОТЫ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Дорошкевич М.В., Зайцева А.И., Фоменок А.А.

Качинский М. В. – к.т.н., доцент

Вопросы синхронизации требуют особого внимания, когда речь идет о распространении цифровой информации. При использовании фазоманипулированных сигналов (phase-shiftkeying (PSK)) необходимо различать передаваемые символы по фазе. Однако опорные генераторы на передающей и приемной стороне не могут быть согласованы. Для решения этой проблемы используются следящие контуры (петли), основная задача которых производить подстройку генераторов опорных сигналов для когерентной демодуляции. Такие системы получили название ФАПЧ.

Система фазовой автоподстройки частоты — система автоматического регулирования, которая подстраивает фазу управляемого генератора так, чтобы достиглось равенство с фазой опорного сигнала,

или отличие составляло бы заданную временную функцию. Системы ФАПЧ широко применяются для изменения частотных параметров сигнала, а также для выделения опорного колебания.

Основная схема ФАПЧ представлена на рисунке 1.



Рис. 2— Основная схема ФАПЧ

Как видно на схеме, система состоит из 4 основных компонентов: фазового детектора, фильтра нижних частот (ФНЧ), регулируемого генератора и делителя частоты.

Система ФАПЧ может быть реализована разными способами: с использованием полностью цифровых, полностью аналоговых или смешанных схем.

В настоящее время выделяют следующие разновидности ФАПЧ:

- Аналоговые или линейные (APLL)
- Цифровые (DPPL)
- Полностью цифровые (ADPLL)
- Программные (SPLL)
- Нейронные (NPPL)

Принцип работы цифровой ФАПЧ похож на работу аналоговой, но вместо генератора, управляемого напряжением, используются системные часы и счётчик-делитель. ЦФАПЧ достаточно просты как в реализации, так и в разработке. В отличие от аналоговых ФАПЧ, цифровые менее чувствительны к шумам напряжения, однако обычно она допускает фазовый шум по причине наличия шума квантования при использовании цифрового генератора.

Еще одной важной проблемой систем ФАПЧ является проблема совмещения достаточной ширины полосы захвата с возможностью подавления дрожания фазы. Чем лучше характеристики подавления дрожания фазы, тем уже полоса захвата. Эту задачу можно решить с помощью метода имитационного моделирования с использованием пакета MatLab. В работе рассмотрена система, в которой используется петлевой фильтр нового типа. В этой системе отчасти решена обозначенная проблема.

Система ФАПЧ является одним из основных современных аппаратных узлов. Она позволяет эффективно заменить катушки индуктивности и дроссели при реализации частотной селекции, точной настройки фильтрации.

Список использованных источников:

1. Информационный портал HintFox [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.hintfox.com/>. – Дата доступа: 05.04.2017.
2. Исследование цифровой фазовой автоподстройки частоты/Успенко В. Б.[и др.] – Пермь, Россия: ПНИПУ, 2015 – 20с
3. Цифровые системы фазовой синхронизации/ М.И. Жодзишский [и др.]: Советское радио, 1980. – 208с.: с ил.

ВЕРИФИКАЦИЯ VHDL-МОДЕЛЕЙ КОНЕЧНЫХ АВТОМАТОВ

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Щепанский В.Е.

Бибило П. Н. – д. т. н., профессор

Современная цифровая аппаратура на основе интегральных схем (ИС) представляет собой сложные устройства, проектирование и производство которых требует больших затрат ресурсов. Цена ошибки в аппаратуре может оказаться очень высокой: известный случай замены микропроцессоров IntelPentium с ошибкой деления обошелся компании приблизительно в 500 миллионов долларов. Так как исправление ошибок в уже готовых микросхемах невозможно, поиск и нахождение функциональных ошибок проводится на этапе проектирования HDL-описания устройства. Подобного рода деятельность, состоящая в проверке