

СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ ФИЛЬТРАЦИИ ЦИФРОВЫХ СИГНАЛОВ

Ким Д.В.
Беляев А.С.

Национальный исследовательский Томский политехнический университет
kimdima9701@gmail.com

Введение

При разработке любой современной системы автоматического управления, существует необходимость обработки данных с датчиков, установленных в обратной связи. В связи с необходимостью получения все большей точности, важное влияние начинают оказывать шумы в показаниях датчиков. В российской литературе описываются различные методы фильтрации сигналов, такие как экспоненциальное скользящее среднее [1], фильтр Ланцоша [2], Фильтр Калмана [3], вейвлет-преобразования [4] и т.п.

Однако в связи с увеличением популярности методов искусственного интеллекта и машинного обучения для таких задач как: управление, классификация, определение закономерностей в данных, обработка цифровых изображений и т.п. Появляется вопрос о перспективности использования этих методов для фильтрации данных, поскольку данную задачу на основе классических методов можно свести к поиску закономерностей в данных. Уже имеются работы по использованию методов искусственного интеллекта в качестве цифровых фильтров, например, применение классического перцептрона [5], фильтра Калмана [3], вейвлет-преобразований [4], нейронных сетей прямого распространения [6]. В результате цель данной работы сравнить фильтр, построенный на классическом методе экспоненциального скользящего среднего и фильтра, построенного на основе классических нейронных сетей.

Метод экспоненциального скользящего среднего (далее ЭСС)

В общем виде формула для расчета значения экспоненциального скользящего среднего (далее ЭСС) выглядит следующим образом:

$$EMA_t = \alpha \cdot P_t + (1 - \alpha) \cdot EMA_{t-1}, \quad (1)$$

где α – параметр (коэффициент) сглаживания ($0 < \alpha < 1$), P_t – значение случайной величины (сигнала) в момент времени t , EMA_{t-1} – значение ЭСС в момент времени $t-1$.

Коэффициент α рассчитывается по следующей формуле:

$$\alpha = \frac{2}{N+1}, \quad (2)$$

где N – размер скользящего окна, то есть количество данных для расчета скользящего среднего.

Метод с использованием нейронных сетей (далее НС)

С помощью пакета нейронных сетей NNtool в среде Matlab создадим нейронную сеть и обучим на основе обучающей выборки, сформированной из зашумленного сигнала, полученного из модели, собранной в Simulink.

Для определения показателей качества необходимо сравнить полученный сигнал и исходный. В качестве метода сравнения используется интегральная квадратичная ошибка (ИКО), определяемая по формуле:

$$err = \sum_{i=1}^n (S_i - S_i^{ист})^2, \quad (3)$$

где S_i – значение отфильтрованного сигнала на i -ой итерации, $S_i^{ист}$ – значение истинного сигнала на i -ой итерации.

Исследование метода ЭСС

В работе [1] было проведено исследование фильтра, основанного на методе ЭСС. Было выяснено, что оптимальным выбором порядка ЭСС и размера скользящего окна будет 3 и 4-5 соответственно. На рисунке 1 представлена фильтрация по методу ЭСС.

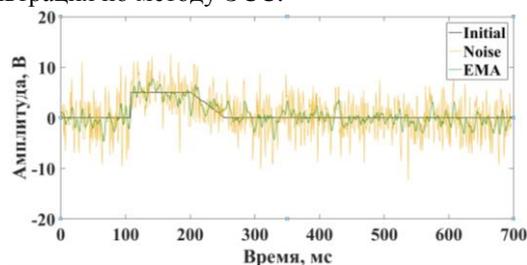


Рис. 1. Фильтрация посредством метода ЭСС

Исследование метода с использованием НС

Для исследования данного метода используем модель, собранную в среде Matlab & Simulink. В качестве тестовых сигналов использовались сигналы различной формы с амплитудой от -1 до 5 В и от 0 до 5 В. На рисунке 2 представлены тестовые сигналы.

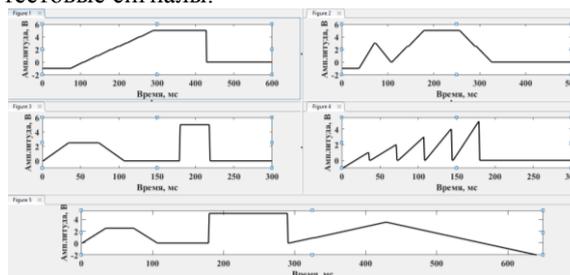


Рис. 2. Тестовый сигнал

На основе представленных тестовых сигналов была сформирована обучающая выборка, имеющая размерность $[N \times M]$, где N – размер скользящего окна, M – суммарная размерность тестовых сигналов.

На основе сформированной выборки были обучены следующие типы нейронных сетей:

- Cascade-Forward backprop (НС с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки),
- Elman backprop (рекуррентная НС или сеть Элмана с обратным распространением ошибки),
- Feed-Forward backprop (сеть прямого распространения сигнала с обратным распространением ошибки),
- Layer recurrent (линейная рекуррентная НС).

Основными параметрами нейронных сетей являются количество слоев и количество нейронов в каждом слое. Для решения нашей задачи были выбраны следующие параметры: 3 слоя с 25 нейронами в первом и 15 нейронов во втором с логарифмической функцией активацией, а третий слой является выходным и содержит 1 нейрон и линейную функцию активации. На рисунке 3 представлен отфильтрованный тестовый сигнал посредством НС.

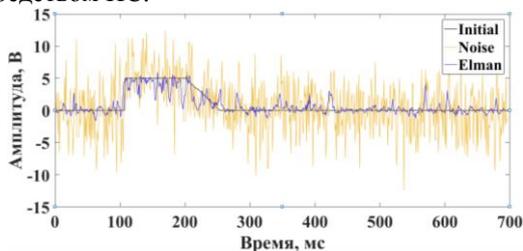


Рис. 3. Фильтрация посредством НС

Для сравнения качества фильтрации различных фильтров посчитаем их ИКО. Сравнение методов фильтрации представлено на рисунке 4.

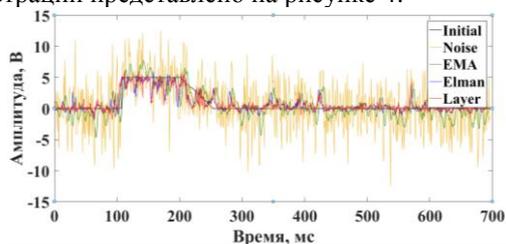


Рис. 4. Сравнение методов фильтрации

Сравнительные результаты ИКО метода ЭСС и метода НС представлены в таблице 1.

Таблица 1. Сравнение ИКО различных методов фильтрации

	ЭСС	Cascade	Feed Forward	Layer	Elman
ИКО	$1.44 \cdot 10^3$	264.6	280.99	294.5	258.9

Заключение

В ходе данной работы была выявлена возможность использования нейронных сетей для фильтрации цифровых данных, что подтверждают представленные ранее графики и результаты. Однако существует проблема обучения нейронной сети, поскольку в реальных условиях нет возможности получить не зашумлённый (чистый) сигнал, в результате чего ошибка фильтрации нейронной сети должна увеличиться.

Список использованных источников

1. Belyaev Alexander; Tutov Ivan; Butuzov Denis «Analysis of noisy signal restoration quality with exponential moving average filter», 2016 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON), 2016.
2. A S Belyaev; I A Tutov; S A Maykov «Analysis of noisy signal restoration quality with Lanczos filter»
3. C. J. Ran and Z. L. Deng, “Two average weighted measurement fusion Kalman filtering algorithms in sensor networks,” in Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), 2008, pp. 2387–2391.
4. Болдырев С. В. «Фильтрация сигналов посредством вейвлет-преобразования в нейросетевых системах классификации образов» [Электронный ресурс] / disserCat – электронная библиотека диссертаций. – URL: <http://www.dissercat.com/content/filtratsiya-signalov-posredstvom-veivlet-preobrazovaniya-v-neirosetevykh-sistemakh-klassifik> (дата обращения 17.05.2017).
5. Le T.T. Mason J.S. «Artificial neural networks for nonlinear time-domain filtering of speech. IEE Proc on Vis Image Signal Processing», vol. 143, No 3, pp 149-154, 1996.
6. В. А. Волохов, А. А. Ипатов, А. Л. Приоров «Алгоритм фильтрации цифровых изображений на основе нейронной сети прямого распространения», 8-я научно-техническая конференция Техническое Зрение в системах управления-2017, 2017.