

УДК 004.896

А.Г. Киселёва, Г.Д. Киселёв, канд. техн. наук, А.А. Сергеев, А.В. Шалагинов

Обработка входных данных в мультимодальных приложениях

В статье описана библиотека программ позволяющая повысить достоверности исходных данных в мультимодальных приложениях. Приводится анализ применения различных методов фильтрации и сглаживания временных рядов.

The analysis of methods of smoothing of time series in multimodal applications and estimated parameters of smoothing and a resources consumption of algorithms described in the article.

Ключевые слова: мультимодальность, фильтр Кальмана, экспоненциальное сглаживание, скользящее среднее.

Введение

Мультимодальной называется программная система, в которой обеспечивается эффективный интерфейс с пользователем и с другими программными системами за счет дублирования информации передаваемой по разным информационным каналам [1]. При этом пользователь выбирает доступные для него входные и выходные модальности. Входные модальности воспринимают информационные потоки, идущие от человека (пользователя), а так же от сенсоров, сканирующих окружающее пользователя пространство (речь, звуки, движения тела или частей тела человека, рукописный текст и др.). Выходные модальности формируют информационные потоки, формируемые в системе для пользователя и других программных систем и аппаратных устройств. На физическом уровне входные и выходные информационные потоки переносятся электрическими сигналами.

Сложность решения задач обработки физических сигналов поступающих от различных датчиков обусловлена тем, что для регистрации информационных потоков поступающих от пользователя и снимаемых с датчиков, помимо полезного сигнала, фиксируются электрические и магнитные сигналы от посторонних источников. Такие помехи, неизбежно возникающие в реальных условиях, рассматриваются как аддитивный шумовой компонент, искажающий полезный сигнал. В общем случае, создатели мультимодального интерфейса не имеют данных о характеристиках шумовой компоненты, которые могут изменяться в зависимости от типа сенсоров и условий эксплуатации системы. В

связи с этим, актуальной является задача использования средств выделения полезного сигнала на фоне помехи, используя различные алгоритмы фильтрации и сглаживания сигналов, которые в минимальной степени искажают форму информативных фрагментов физических сигналов. В настоящей статье исследуется один из возможных подходов к решению задачи выбора эффективных алгоритмов фильтрации и сглаживания входных сигналов в распределенных мультимодальных системах, в которых основным потребителем и источником мультимодальной информации является современный многофункциональный мобильный телефон. Для таких систем на алгоритмы подавления шумов накладываются требования по минимизации потребляемых вычислительных ресурсов и времени вычислений.

Оцифрованные входные сигналы от мультимодальных источников входных сигналов, в частности, от датчиков мобильного телефона, описываются в виде временных рядов, членами которых являются вещественные числа. Поэтому, используемые алгоритмы сглаживания и фильтрации сигналов должны эффективно работать с временными рядами.

Предмет исследования

Авторами статьи были разработаны и протестированы программы фильтрации и сглаживания временных рядов для следующих известных методов:

- Метод простого скользящего среднего (ПСС) (SMA — Simple Moving Average);
- Метод двойного скользящего среднего (ДСС) (DMA — Double Moving Average)
- Метод экспоненциального сглаживания (ЭС) (ES — Exponential Smoothing);
- Метод двойного экспоненциального сглаживания (ДЭС) (DES - Double Exponential Smoothing);
- Фильтра Кальмана(КФ)(Filter Kalmana - FK)

Методы скользящего среднего и экспоненциального сглаживания строятся на предположении, что при определении средних значений в некотором числовом ряду случайные отклонения погашаются. При сглаживании этими методами фактические значения членов временного ряда заменяются средними значениями, кото-

рые определяют срединную точку периода скольжения [2].

При реализации метода простого скользящего среднего (ПСС) (рис.2.) используется формула:

$$s_t = \frac{1}{k} \sum_{n=0}^{k-1} x_{t-n} = s_{t-1} + \frac{x_t - x_{t-k}}{k},$$

где k – порядок скользящего среднего или количество предыдущих значений временного ряда, для которых вычисляется среднее значение; x_t – предыдущее зашумленное значение временного ряда; s_t – сглаженное значение очередного элемента временного ряда.

В методе двойного скользящего среднего (ДСС) сглаженное значение элементов временного ряда вычисляется в два этапа. На первом этапе рассчитывается первичное сглаженное значение очередного элемента временного

ряда. На втором этапе это значение уточняется, при этом, каждое зашумленное значение суммируется с рассчитанным на первом этапе сглаженным значением (рис. 3.).

Скользящее среднее не даст точного сглаживания, если временные ряды монотонно возрастают или убывают. Этот метод лучше подойдет для ряда с небольшими случайными отклонениями данных от некоторого постоянного или медленно изменяющегося значения.

В методе простого экспоненциального сглаживания (ПЭС) (рис. 4) весовые коэффициенты предыдущих наблюдаемых значений временного ряда увеличиваются по мере приближения к текущему (по времени) элементу в соответствии с формулой[3]:

$$s_t = \alpha x_t + (1-\alpha)s_{t-1},$$

где α – параметр сглаживания.

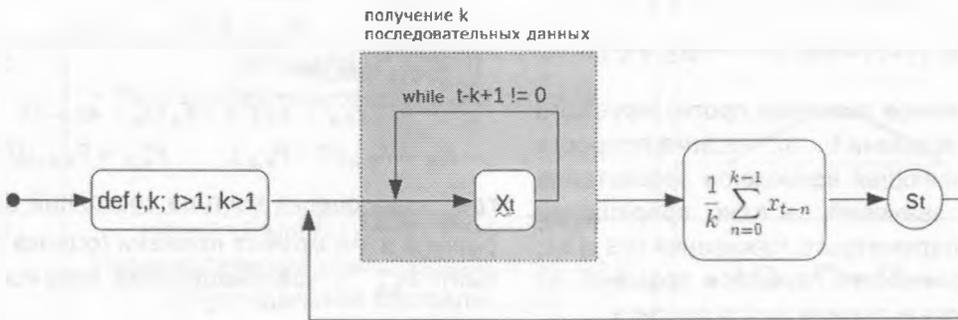


Рис. 2. функциональная схема алгоритма вычисления простого скользящего среднего

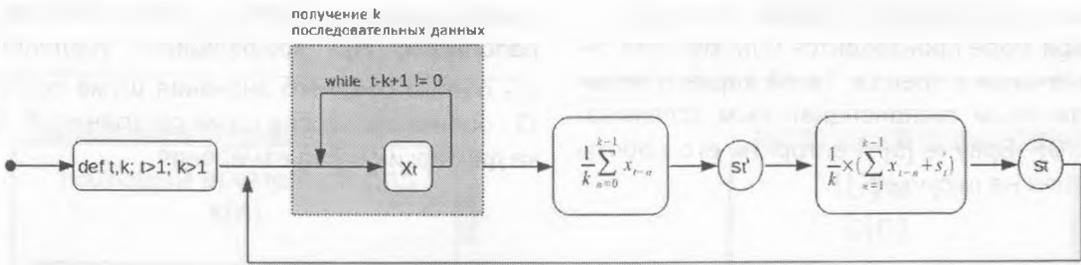


Рис. 3. функциональная схема алгоритма вычисления двойного скользящего среднего

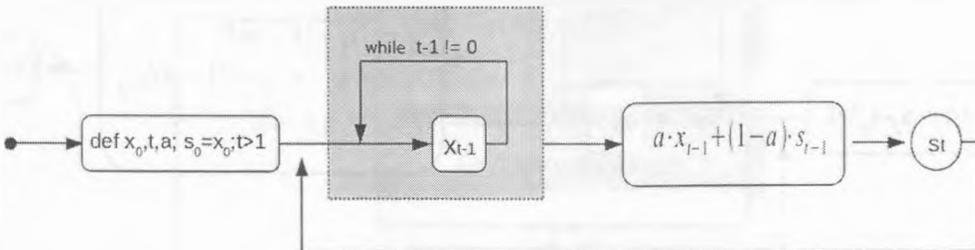


Рис. 4. функциональная схема алгоритма вычисления экспоненциального сглаживания

Выбор параметра сглаживания α представляет собой достаточно сложную проблему. Чем ближе параметр сглаживания к единице, тем больше влияние последних наблюдений и тем больше скорость убывания весов предыдущих наблюдений. Однако, если высокочастотная (шумовая) компонента ряда имеет достаточно большую дисперсию, не следует использовать большие значения параметра сглаживания из-за ухудшения качества прогноза.

Метод экспоненциального сглаживания не дает удовлетворительных результатов, если значения временного ряда монотонно возрастают или убывают. В таких случаях может быть применен метод экспоненциального сглаживания с учетом тренда. В частности, модель Хольта [4], в которой используется два уравнения – первое для сглаживания элементов ряда и второе для сглаживания тренда:

$$s_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(s_{t-1} + b_{t-1}) \quad 0 \leq \alpha \leq 1,$$

$$b_t = \gamma(s_t - s_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad 0 \leq \gamma \leq 1,$$

где S_t — сглаженное значение прогнозируемого элемента для времени t ; b_t - оценка прироста тренда, показывающая возможное возрастание или убывание значений за одно приращение времени; α , γ - параметры сглаживания ($0 \leq \alpha \leq 1$; $0 \leq \gamma \leq 1$); k - количество периодов времени, на которые на которые производится прогноз.

Параметры сглаживания α и γ выбираются. Чем больше значения параметров, тем большему сглаживанию подвергаются данные. При $\alpha = \gamma$ имеет место особый случай, поскольку в одинаковой мере производится сглаживание текущего значения и тренда. Такой вариант называется двойным экспоненциальным сглаживанием (ДЭС) Брауна [5] и алгоритм его работы представлен на рисунке 5.

Фильтр Кальмана (ФК), для расчета сглаженного значения очередного элемента временного ряда, использует его зашумленное значение, которое пересчитывается с использованием уточняемого для каждого последующего значения временного ряда параметра ошибки [6]. Достоинства ФК:

- имеет рекуррентную формулу;
- легко обобщается для многомерных и нестационарных временных рядов;
- легко модифицируется на случай ненулевого математического ожидания шума и коррелированных шумов.

Уравнения ФК имеют вид:

начальные условия:

$$P_{k,k} = P_{k,k-1}(I - K_k); \quad x_{1,1} = z_1, \quad x_{2,1} = z_2,$$

$$P_{1,1} = R$$

экстраполяция:

$$\bar{x}_{k,k-1} = \bar{x}_{k-1,k-1} + q$$

$$P_{k,k-1} = P_{k-1,k-1} + Q$$

фильтрация:

$$\bar{x}_{k,k} = \bar{x}_{k,k-1} + K_k(z_k - \bar{x}_{k,k-1});$$

$$K_k = P_{k,k}(R + P_{k,k})^{-1}; \quad P_{k,k} = P_{k,k-1}(I - K_k);$$

где $\bar{x}_{k,k}$ - оценка вектора состояний по k измерениям в k -й момент времени (оценка фильтрации); $P_{k,k}$ - ковариационная матрица ошибки оценки фильтрации; $\bar{x}_{k,k-1}$ - экстраполированная оценка вектора состояний на k -й момент времени по $k-1$ измерениям; $P_{k,k-1}$ - ковариационная матрица ошибки оценки вектора экстраполяции; K_k - коэффициент усиления ФК; q - оценка среднего значения шума состояния; Q - оценка дисперсии шума состояния; R - оценка дисперсии шума измерения.

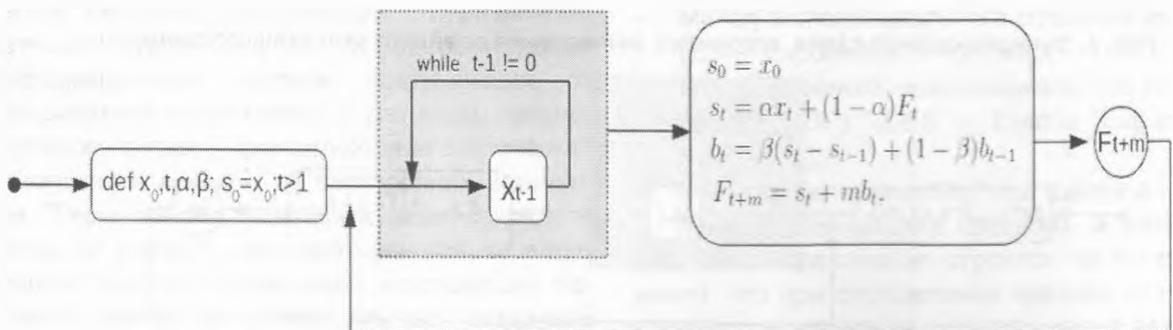


Рис. 5. функциональная схема алгоритма вычисления двойного экспоненциального сглаживания

Тестирование алгоритмов фильтрации и сглаживания временных рядов

Для проверки эффективности работы алгоритмов фильтрации и сглаживания входных сигналов была создана тестовая среда, в которой использованы тестовые временные ряды, показанные в таблице 1. Созданная тестовая среда использовалась для отладки и анализа разработанных авторами программ, для рассмотренных в работе методов.

Для тестирования программ фильтрации и

сглаживания временных рядов был выбран генератор шума на основе источника случайных чисел с нормальным (Гаусовский) распределением с заданным математическим ожиданием μ и дисперсией σ^2 для компоненты шума. В блоке сравнения тестовой среды сравнивается сглаженный зашумленный временной ряд с исходным тестовым временным рядом. Результаты сравнения характеризуют качество алгоритмов сглаживания.

Таблица 1. Тестовые временные ряды

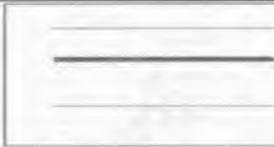
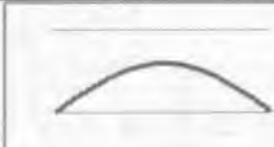
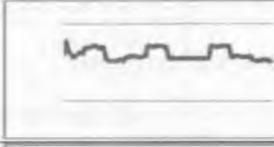
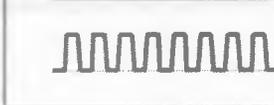
Номер теста	Тестовый временной ряд	Графическая интерпретация
1	$y = \text{tresh}$ Постоянная составляющая, не изменяющаяся во времени.	
2	$y = \text{tresh} * \sin(3.14 * i / N)$ Полпериода синусоидального сигнала.	
3	$y = \text{tresh} + 2 * \sin(i/10) * \cos(i/10) + 2 * \sin(i)/i$ Непериодический скачкообразный сигнал с синусоидальной составляющей	
4	$y = 10 * ([1/\text{tresh} * x] / 10 - [1/\text{tresh} * x] / 10)$ Периодический сигнал.	



Рис.6. функциональная схема тестовой среды

Результаты тестирования

На рисунке 7 показаны результаты тестирования фильтра Кальмана для зашумлённого тестового временного ряда полученной с акселерометра мобильного телефона (тест номер 3). Дисперсия шума (сигма) равна 0.5. Из-за небольшого уровня зашумлённости и особенностей тестового ряда (имеет резкие скачки), фильтр Кальмана сглаживает не только шум, но и саму функцию, из-за чего сильно сгладилась её форма и появился эффект запаздывания. Такой же результат показал и метод простого скользящего среднего. Отфильтрованная

функция сохраняет периодичность исходной тестовой функции.

На рисунке 8 показан тот же тестовый временной ряд, как и в первом случае, при этом дисперсия шума (сигма) равна 5. Как видно из рисунка, уровень шума практически больше уровня значений тестового временного ряда. Поскольку процент сглаживания высок, форма исходного тестового ряда практически не различима на уровне шумов, так же не сохраняется периодичность повторения и уровни значений его амплитуды. Таким образом, для сложных, сильно зашумленных временных рядов алгоритмы сглаживания/фильтрации показывают плохой, зачастую неприемлемый, результат.



Рис. 7. Результаты тестирования фильтра Кальмана с генератором шума с дисперсией 0.5



Рис. 8. Результаты тестирования на генераторе шума с дисперсией 5

Результаты тестирования программ для всех исследованных методов фильтрации и сглаживания временных рядов приведены в таблице 2 на примере тестов 1-4. Программы тестировались на компьютере с процессором с тактовой частотой 2.26ГГц. Длина тестового временного ряда 1000 элементов.

Кроме того, в процессе тестирования оценивалось ресурсопотребление исследуемых программ. Испытания проводились на компьютере с процессором с тактовой частотой 2.26ГГц. Контролировалось время работы

программы соответствующего алгоритма и объем используемой памяти для временных рядов длиной 1000 членов. Полученные результаты приведены в таблице 5.

Тестирование программ для всех методов сглаживания с дисперсией шума равной 0,5 приведено на рисунке 9.

Из рисунка видно, что при гладких входных функциях методы ДСС и ДЭС дают наиболее приемлемый результат, но при этом они наиболее ресурсоемкие.

Таблица 2. Среднеквадратическое отклонения

Дисперсия шума Sigma=0.5				
Метод сглаживания	Тест1	Тест2	Тест3	Тест4
ФК	0,158017	0,349812	0,467901	0,325037
ПСС	0,132832	0,309358	0,788688	0,888607
ДСС	0,0767471	0,295795	0,696336	0,334083
ПЭС	0,0796013	0,299081	0,75302	0,889265
ДЭС	0,0763433	0,296688	0,785822	0,889241
Дисперсия шума Sigma=5				
Метод сглаживания	Тест1	Тест2	Тест3	Тест4
ФК	1,57463	1,56321	1,61398	1,65909
ПСС	1,2332	1,06842	1,09635	1,19313
ДСС	0,76762	0,785053	0,646097	1,10649
ПЭС	0,758657	0,696137	0,979228	0,897497
ДЭС	0,760548	0,67862	0,769288	0,846703

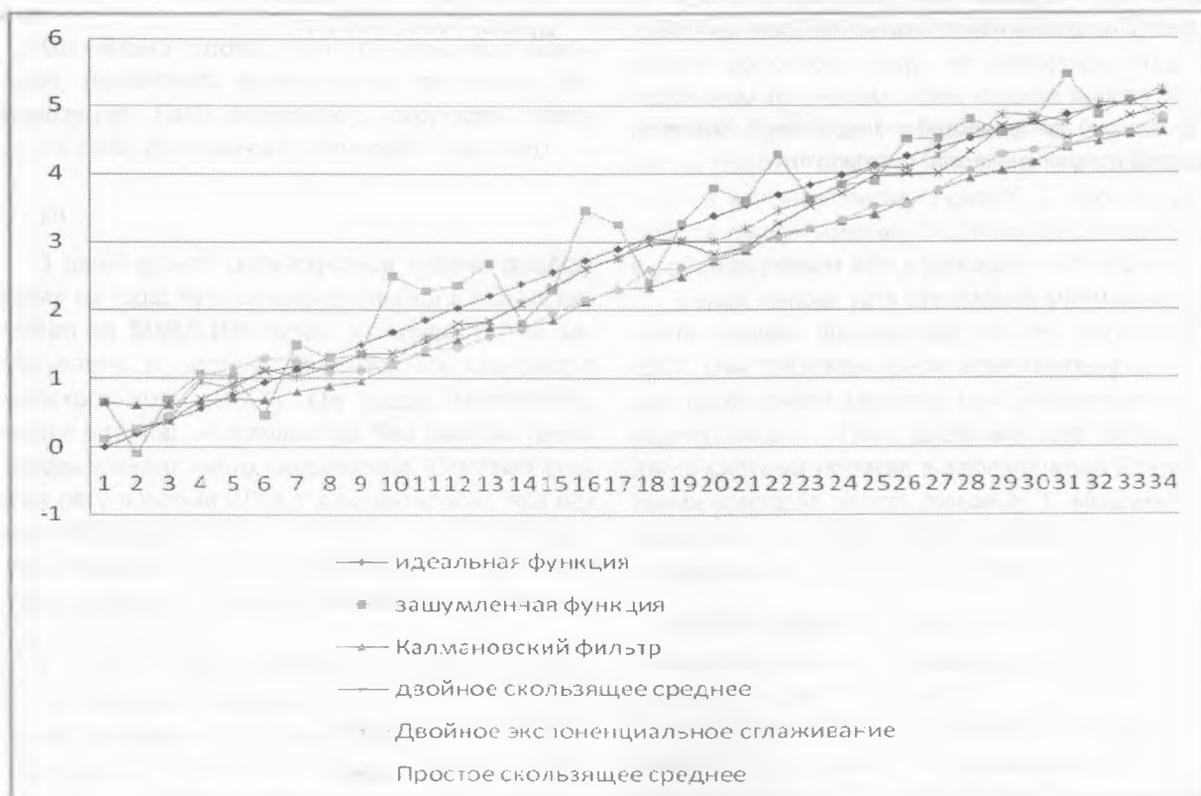


Рис. 9. Сглаживание исходного временного ряда с применением методов ПСС, ДСС, ДЭС, КФ

Таблица 3. Ресурсопотребление программ фильтрации и сглаживания временных рядов

	ФК	ПСС	ДСС	ПЭС	ДЭС
Время обработки временного ряда	1.157 мс	2.181 мс	2.865 мс	3.021 мс	5.543 мс
Задействовано памяти	540 Б	454 Б	596 Б	468 Б	954 Б

Выводы

Мультимодальные приложения, работающие с зашумленными исходными данными, формируют ошибочные результаты. Фильтрация или сглаживание соответствующих временных рядов является обязательным этапом, повышающим достоверность исходных данных. Проведенные эксперименты подтвердили эффективность применения рассмотренных методов подавления случайной шумовой компоненты для реальных сигналов, снимаемых с датчиков мобильных устройств. Созданная библиотека программ сглаживания и фильтрации временных рядов позволяет создавать новые приложения для решения контекстно-зависимых задач современными мобильными телефонами и другими устройствами с мультимодальным интерфейсом.

Литература

1. Oviatt S. L. Multimodal Interfaces // The Human-Computer Interaction Handbook: Funda-

mentals, Evolving Technologies and Emerging Applications, Jacko J. and Sears A. (Eds.). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Assoc. 2003. P. 286–304.

2. Kendall M.G., Stuart, A. & Ord, J. K. (1983), Kendall's advanced theory of statistics. Vol. 3, Hodder Arnold, London
3. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов / Лукашин Ю. П. – М. : Финансы и статистика, 2003. – 415 с.
4. Gardner Jr., Everette S. and David G. Dannenbring, Forecasting with Exponential Smoothing: Some Guidelines for Model Selection, In Decision Sciences, 11., 370-383, 1980.
5. Bowerman, Bruce J. and Richard T. O'Connell. Forecasting and Time Series: An Applied Approach Duxbury Thomson Learning, 1993.
6. Згуровский М.З. Аналитические методы калмановской фильтрации для систем с априорной неопределённостью / М. З. Згуровский, В. Н. Подладчиков – К. : Наукова думка, 1995. – 283 с.

Национальный технический университет Украины
«Киевский политехнический институт»