

УДК 004.2

## УНИФИКАЦИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ БИОМЕТРИЧЕСКИХ ДАННЫХ С ПОМОЩЬЮ ФИЛЬТРА КАЛМАНА

Шульган А.А.

Брестский государственный технический университет,  
г.Брест, Республика Беларусь

Научные руководители: Костюк Д.А. – канд.тех.наук, доцент кафедры ЭВМиС,  
Маркина А.А. – старший преподаватель кафедры ЭВМиС

**Аннотация.** Предложено применение рекурсивного фильтра Калмана для частотной унификации потоков биометрических данных при приборной оценке состояния оператора в системе человек-машина. Рассмотрены особенности фильтра, а также особенности использования библиотеки *rukalman* для решения поставленной задачи.

**Ключевые слова:** эргономика, фильтр Калмана, биометрические измерения

**Введение.** Работа за компьютером, будь то взаимодействие с конкретным приложением или просто с графической оболочкой, задействует когнитивные, визуальные и моторные процессы. На одноименные категории делятся нагрузки, испытываемые оператором в ходе работы.

Перспективным подходом к определению эффективности работы пользователя является измерение параметров организма пользователя, связанных с физической и когнитивной нагрузкой (например, сердечный ритм, кровяное давление, электропроводность кожи,  $\beta$ -ритмы головного мозга и др.) во время работы. До недавнего времени использование этого подхода ограничивали малая распространенность и высокая стоимость требуемого оборудования, однако в последнее время в сфере фитнеса и развлечений появилось значительное число устройств с биометрическими датчиками (фотоплетизмографические датчики измерения пульса в фитнес-трекерах и “умных часах”, потребительские устройства с регистрацией направления взгляда и мозговой активности и др.). Все эти устройства позволяют выполнять непрерывный мониторинг, способны передавать данные в персональный компьютер и при этом, благодаря массовому производству, широко доступны на рынке [1, 2]. Однако учитывая, что биометрические измерения являются косвенными, и подвержены влиянию посторонних внешних и внутренних факторов [2], целесообразны по меньшей мере парные измерения (например, кожно-гальваническая реакция, измеряемая в паре с частотой сердечных сокращений). Поэтому использование разнородного набора биометрических данных, получаемых из нескольких не связанных между собой источников, нацеленное на построение модели по максимально полному набору, создает дополнительные проблемы, поскольку практически всегда оказывается, что одни временные ряды имеют более высокую частоту выборки, чем другие.

**Основная часть.** Разночастотные временные ряды данных требуют предварительного преобразования. При этом либо данные более низких частот интерполируются до верхней частоты [3], либо данные более высоких частот агрегируются до нижней. В зависимости от типа параметра, более высокая частота агрегируется в более низкую частоту путём либо усреднения, либо суммирования, либо принятия репрезентативного значения.

Агрегация по времени приводит к потере информации, изначально присутствующей в выборке, а потеря информации – к снижению точности и оперативности прогноза [4]. Также часто используемые методы интерполяции не в полной мере задействуют всю доступную информацию о выборке. Интерполяция требует приведения низкочастотной переменной к более высокой частоте путем восстановления пропущенных результатов измерений. Формирование недостающих данных может выполняться в процессе сопоставления и анализа результатов измерения (с использованием модели, отражающей поведение соответствующего биометрического параметра), либо в два этапа, когда сначала интерполируются

отсутствующие данные (на основе имеющейся модели либо статистически), и затем получившийся временной ряд используется в процессе сопоставления и анализа результатов [4]. Очевидно, что ни один из перечисленных методов не является универсальным.

Для унификации временных рядов биометрических данных нами было опробовано использование рекурсивного фильтра Калмана (KF). Данный рекурсивный фильтр использует для вычисления оценки состояния показателя на текущий такт работы оценку состояния (в виде оценки состояния показателя и оценки погрешности определения этого состояния) на предыдущем такте работы, а также измерения на текущем такте.

Каждая итерация KF делится на две фазы: экстраполяция и коррекция. Во время экстраполяции фильтр получает предварительную оценку состояния системы  $x^k|k-1$  на текущий шаг по итоговой оценке состояния с предыдущего шага (либо предварительную оценку на следующий такт по итоговой оценке текущего шага, в зависимости от интерпретации). Эту предварительную оценку также называют априорной оценкой состояния, так как для ее получения не используются наблюдения соответствующего шага. В фазе коррекции априорная экстраполяция дополняется соответствующими текущими измерениями для коррекции оценки. Скорректированная оценка также называется апостериорной оценкой состояния, либо просто оценкой вектора состояния  $x^k$ . Обычно эти две фазы чередуются: экстраполяция производится по результатам коррекции до следующего наблюдения, а коррекция производится совместно с доступными на следующем шаге наблюдениями, и т. д. Однако если по некоторой причине наблюдение оказалось недоступным, то этап коррекции может быть пропущен и выполнена экстраполяция по нескорректированной оценке, (априорной экстраполяции). Аналогично, если независимые измерения доступны только в отдельные такты работы, все равно возможны коррекции (обычно с использованием другой матрицы наблюдений  $H_k$ ).

Для проверки эффективности унификации временных рядов биометрических данных с помощью фильтра Калмана была использована Python-библиотека «rukalman», которая содержит реализацию KF в виде сглаживающего фильтра.

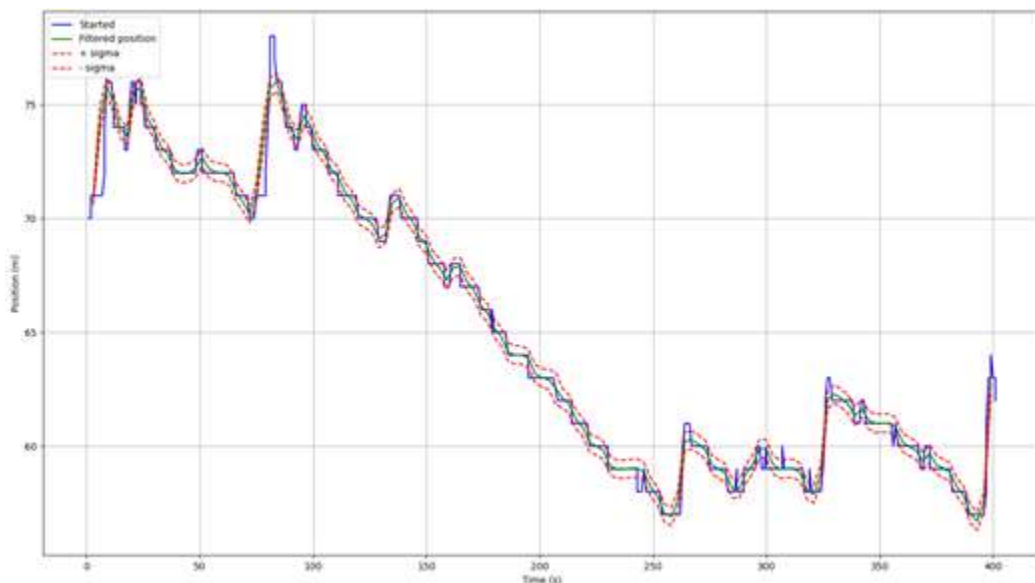


Рисунок 1 – Результат применения фильтра

И KF, и его сглаживающая реализация, традиционно используются с уже заданными параметрами. В случае библиотеки rukaian, класс KalmanFilter может быть инициализирован любым подмножеством обычных параметров модели и использоваться без подгонки. Для всех неопределенных параметров задаются значения по умолчанию.

Реализация со сглаживанием может включать «будущие» измерения, а также прошлые при одинаковых вычислительных затратах  $O(Td^3)$ , где  $T$  – количество временных шагов, а  $d$  – размерность пространства состояний.

В дополнение класс KalmanFilter реализует алгоритм максимизации ожидания (EM). Этот итерационный алгоритм – способ максимизировать вероятность наблюдаемых измерений.

В реальном биометрическом оборудовании случается временный выход из строя одного из датчиков (например, кратковременная потеря контакта), и применение KF и EM позволяют выполнять обработку этого сценария.

Пример применения KF на примере временного ряда кожно-гальванической реакции пользователя [5] доступен на рис. 1. Отметим, применение KF является для медленно изменяющихся биометрических показателей, таких как электропроводность кожи и частота сердечных сокращений, и наименее эффективным — для таких сложнопрогнозируемых временных рядов, как ритмы электроэнцефалограммы, представляющие собой суммированный электрический шум подмножества нейронов участков коры головного мозга.

**Заключение.** Применение средств частотной унификации временных рядов биометрических данных является целесообразным при проведении комплексного биометрического тестирования для оценки нагрузок, испытываемых человеком-оператором в силу разнородности доступного биометрического оборудования и необходимости использования комплекса доступных биометрических показателей, а фильтр Калмана является одним из эффективных методов решения данной проблемы.

### Список литературы

1. Костюк Д.А., Маркина А.А. Подход к комплексному межгрупповому usability-тестированию для платформы GNU/Linux // Тринадцатая конференция «Свободное программное обеспечение в высшей школе»: Материалы конференции. – Переславль, 26–28 января 2018 г. – М.: Basealt, 2018. – С. 39–44.
2. Костюк Д.А., Латий О.О., Маркина А.А. Подход к биометрической оценке эргономики графического интерфейса пользователя // Вестник Брестского государственного технического университета. Физика, математика, информатика. – 2016. – № 5(101). – С. 46–49.
3. Onof C. et al. Spatial-temporal rainfall fields: modeling and statistical aspects // Hydrology and Earth System Sciences, v. 4, iss. 4, 2000. – p. 581–601.
4. Durbin, J. Time Series Analysis by State Space Methods: Second Edition. / J. Durbin, S. J. Koopman. Oxford Scholarship Online: December 2013.
5. Журавский В.И., Костюк Д.А., Латий О.О., Маркина А.А., Поляков В.И. Измерение и анализ электрической активности кожи для задач мониторинга состояния пользователя // Вестник БрГТУ. – 2018. – №5(113): Физика, математика, информатика. – С. 74–76.

UDC 004.2

## UNIFICATION OF TIME SERIES OF BIOMETRIC DATA USING THE KALMAN FILTER

Shulgan A.A.

*Brest State Technical University, Brest, Republic of Belarus*

*Kostiuk D.A. – PhD, associate professor of the Computers & Systems department,  
Markina A.A. – senior lecturer of the Computers & Systems department*

**Annotation.** The application of the recursive Kalman filter for the frequency unification of biometric data streams in the instrumental assessment of the operator's state in the human-machine system is proposed. The features of the filter are considered, as well as the features of using the *pykalman* library to solve the problem.

**Keywords:** Ergonomics, Kalman filter, biometric measurements