

УДК 621.396.969.1

Е.П. Великанова, Е.П. Ворошилин

Адаптивная фильтрация координат маневрирующего объекта при изменениях условий передачи в радиолокационном канале

Выполнен сравнительный анализ основных типов адаптивных алгоритмов, осуществляющих коррекцию внутренних параметров фильтра в зависимости от изменений в модели наблюдений и состояния системы. Рассчитаны значения выигрыша, которые они дают по сравнению с неадаптивным алгоритмом, применительно к конкретной ситуации (характеризующейся заданной величиной погрешности измерений, скоростью движения объекта и т.п.). Анализ выполнен как на имитационной модели, так и на реальных экспериментальных данных.

Ключевые слова: оценка координат, расширенный фильтр Калмана, адаптивная фильтрация, ковариационная матрица наблюдений, маневрирующее движение.

В задаче оценки координат подвижных объектов широкое практическое применение получил алгоритм фильтрации Калмана [1]. Он реализует оптимальное байесовское решение при условии, что модели динамической системы и наблюдений линейны, а статистические характеристики шумов гауссовские. На данный момент фильтр Калмана является основой более сложных алгоритмов, ориентированных на решение различного типа задач [2–5]. Однако, при его синтезе полагалось, что модель системы и наблюдений не меняется с течением времени. В реальной же ситуации обеспечить это условие практически невозможно. Смена погодных условий, замирания сигнала в канале распространения, изменение местоположения объекта на фоне плотных застроек городской среды и другие факторы приводят к значительным флуктуациям отношения сигнал/шум (ОСШ), а следовательно, изменяется и ковариационная матрица полезных наблюдений. Модель движения так же может претерпевать существенные изменения – маневры. Задача адаптации алгоритма фильтрации к нестационарным воздействиям широко обсуждается в литературе [6–16]. В данной статье выполнен сравнительный анализ адаптивных алгоритмов посредством их прямого статистического моделирования применительно к системе мобильной связи 4G с привлечением экспериментальных данных.

Постановка задачи. Рассмотрим задачу местоопределения подвижного абонента мобильной связи разностно-дальномерным методом. Введём следующие обозначения: $\mathbf{x} = [x \ vx \ y \ vy \ z \ vz]^T$ – вектор состояния абонента, содержащий набор координат объекта в трехмерном пространстве: x, y, z и набор скоростей по каждой из проекций: vx, vy, vz . $\mathbf{Z} = [\Delta t_{12} \ \Delta t_{34} \ \Delta t_{23}]^T$ – вектор наблюдений: разности моментов прихода в четыре измерительных пункта (ИП). Здесь $\Delta t_{ij} = t_j - t_i$, где t_i – момент прихода сигнала в i -й ИП.

Среди введённых в фильтр Калмана параметров немаловажную роль играет ковариационная матрица наблюдений \mathbf{R} . Она задается на начальном этапе работы алгоритма и полагается неизменной на всем протяжении вторичной обработки [17]. Однако реальная помеховая обстановка характеризуется тем, что статистические характеристики шума измерений флуктуируют во времени [13]. В результате фильтр работает в условиях, когда введённая в него ковариационная матрица наблюдений не соответствует действительности. При этом её завышенное или заниженное (по сравнению с истинным) значение приводит к ухудшению точностных характеристик алгоритма местоопределения. Это обусловлено неправильным распределением веса (вклада) предыдущей оценки вектора состояния и текущего измерения при обновлении оценки координат абонента. Таким образом, адаптация фильтра Калмана к изменению ковариационной матрицы наблюдений играет важную роль в задаче повышения точностных характеристик алгоритма при его использовании на практике в реальной помеховой обстановке.

В данной работе рассмотрены следующие вопросы: принцип работы основных типов адаптивных фильтров; моделирование их работы применительно к системе местоопределения абонента мо-

бильной связи с привлечением реальных экспериментальных данных; сравнительный анализ рассматриваемых алгоритмов при разных сценариях режима их работы.

Методы адаптивной фильтрации при наличии случайных флуктуаций ковариационной матрицы наблюдений и смены модели системы. Динамика вектора состояния и наблюдений алгоритма фильтрации Калмана описываются следующими выражениями [17]:

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}(k) \cdot \mathbf{x}(k-1) + \mathbf{v}(k), \quad \mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k) \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k), \quad (1)$$

где $\mathbf{F}(k)$ – матрица перехода; $\mathbf{H}(k)$ – матрица наблюдений; Δt – временной интервал между соседними тактами обработки наблюдений; k – порядковый номер временного интервала; $\mathbf{v}(k)$ и $\mathbf{w}(k)$ – шумовые гауссовские процессы с известными ковариационными матрицами $\mathbf{Q}(k)$ и $\mathbf{R}(k)$.

Таким образом, статистические характеристики шумов, а также модель состояния и наблюдений при синтезе алгоритма полагались априорно известными и стационарными, что сложно обеспечить в реальной ситуации. Рассмотрим адаптивные подходы, получившие наиболее широкое распространение на практике.

Метод уточнения ковариации по обновляющему процессу (Innovation-based Adaptive Estimation – IAE). Этот подход базируется на идее, что ковариационную матрицу шума наблюдений можно оценить по ковариационной матрице невязок [9, 12]:

$$\hat{\mathbf{R}}(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=j_0}^k \mathbf{v}(j)\mathbf{v}^T(j) - \mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k/k-1)\mathbf{H}^T(k),$$

где $\mathbf{v}(k) = \mathbf{Z}(k) - \hat{\mathbf{Z}}(k/k-1)$ – невязка между поступившим измерением и его предсказанным значением; N – количество тактов усреднения в скользящем окне для формирования достаточной статистики; $j_0 = k - N + 1$ – начальное положение скользящего окна; $\mathbf{P}(k/k-1)$ – предсказанное значение ковариационной матрицы ошибки вектора состояния. Длина скользящего окна выбирается эмпирически, обычно в пределах 10–50 отсчетов.

Слабой стороной такой схемы построения адаптивного алгоритма является необходимость быть уверенным, что изменение ковариации невязки обусловлено именно шумом наблюдений, а не шумом вектора состояния или изменением модели динамической системы.

Адаптивный алгоритм с плавной подстройкой (Adaptive Fading Kalman Filter – AFKF). Этот метод ориентирован на адаптацию к изменению модели системы. Идея заключается в том, чтобы в случае возрастания ковариации невязки наблюдений по сравнению с её ожидаемым значением медленно повышать ковариационную матрицу вектора состояния [10, 12]:

$$\mathbf{P}(k/k-1) = \lambda(k) \cdot \mathbf{F}(k)\mathbf{P}(k-1)\mathbf{F}^T(k) + \mathbf{Q}(k).$$

Различные способы реализации этого метода отличаются лишь вариантами расчёта весовых коэффициентов $\lambda(k)$. Обычно он выполняется по формуле [12]:

$$\lambda(k) = \max \left\{ 1, \frac{\text{tr}[\mathbf{G}(k)]}{\text{tr}[\mathbf{M}(k)]} \right\} \quad \text{или} \quad \lambda(k) = \max \left\{ 1, \alpha \cdot \frac{\text{tr}[\mathbf{G}(k)]}{\text{tr}[\mathbf{M}(k)]} \right\},$$

где $\text{tr}[\cdot]$ – операция нахождения следа матрицы; $\mathbf{G}(k) = \mathbf{C}_0 - \mathbf{R}(k) - \mathbf{H}(k)\mathbf{Q}(k)\mathbf{H}^T(k)$;

$\mathbf{M}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{F}(k)\mathbf{P}(k)\mathbf{F}^T(k)\mathbf{H}(k)$; $\mathbf{C}_0 = \frac{\lambda(k-1)\mathbf{v}(k)\mathbf{v}^T(k)}{1 + \lambda(k-1)}$, $k \geq 1$; α – положительная константа.

Гибридный IAE/AFKF алгоритм (Hybrid). Данный метод обеспечивает одновременную адаптацию алгоритма к изменению ковариации шума наблюдений и шума системы (маневра) [12]. Это реализуется за счет параллельного анализа обновляющей последовательности (IAE-адаптация) и плавной регулировки ковариационной матрицы ошибки вектора состояния (AFKF-адаптация).

Выполним исследование точностных характеристик рассматриваемых адаптивных алгоритмов путем прямого статистического моделирования в системе MatLab применительно к системе мобильной связи с привлечением реальных экспериментальных данных.

Сравнительный анализ адаптивных алгоритмов на имитационных моделях. Рассмотрим следующие алгоритмы: IAE, AFKF и Hybrid. При моделировании принято, что сопровождается один абонент связи, максимальная скорость движения которого 120 км/ч. Метод определения координат разностно-дальномерный. Проверка рассматриваемых алгоритмов выполнялась на следующих сце-

нариях движения абонента и характера динамики дисперсии наблюдений моментов прихода σ_t^2 (рис. 1):

- сценарий №1: движение равномерное (а), СКО наблюдений варьируется (в);
- сценарий №2: движение маневрирующее (б), СКО наблюдений постоянно (г);
- сценарий №3: движение маневрирующее (б), СКО наблюдений варьируется (в).

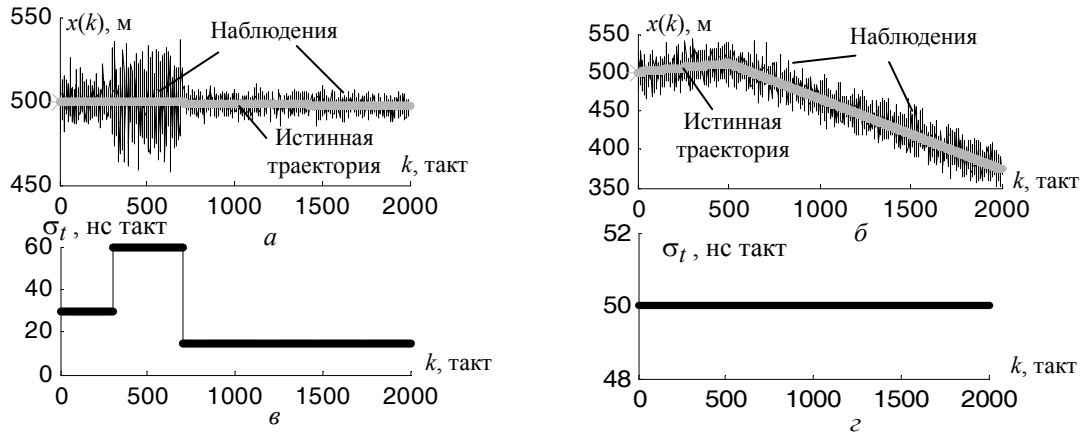


Рис. 1. Сценарии моделирования: а, б – модель движения абонента; в, г – модель изменения СКО наблюдений

Результаты моделирования для каждого из сценариев приведены на рис. 2. На них изображена зависимость средней нормированной ошибки места от дискретного времени k . Нормирование выполнено по отношению к ошибке места, получаемой на выходе неадаптивного алгоритма:

$$\delta R = \frac{M[\Delta R_{\text{адаптив}}]}{M[\Delta R_{\text{неадаптив}}]}, \text{ где } M[\cdot] - \text{оператор статистического усреднения (по 100 реализациям шумов),}$$

$\Delta R = \sqrt{(\hat{x} - x_{\text{ц}})^2 + (\hat{y} - y_{\text{ц}})^2 + (\hat{z} - z_{\text{ц}})^2}$ – ошибка места. Уровень, равный единице, соответствует неадаптивному алгоритму и обозначен штрихпунктирной линией.

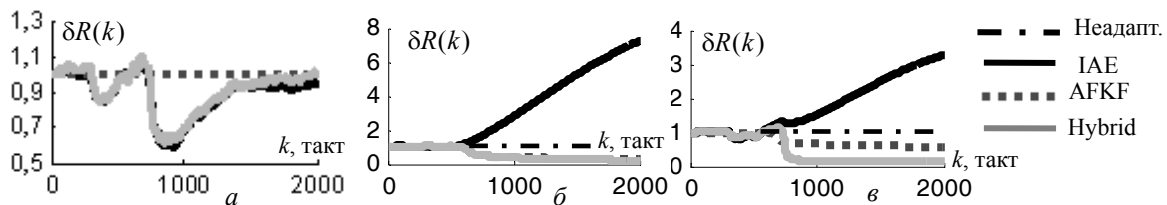


Рис. 2. Зависимость нормированной ошибки места от времени для трех сценариев движения абонента и изменения СКО наблюдений: а – сценарий №1; б – сценарий №2; в – сценарий №3

Из рис. 2, а видно, что наименьшую среднюю ошибку места обеспечили алгоритмы IAE и Hybrid. Это обусловлено тем, что они ориентированы на отслеживание изменения ковариационной матрицы наблюдений в отличие от алгоритма AFKF. При этом повышение точности местоопределения по сравнению с неадаптивным алгоритмом наблюдается, начиная с момента изменения СКО наблюдений (с 300-го такта), и выигрыш составляет 1,9 раза. На рис. 2, б алгоритм IAE показал худшие характеристики, поскольку он не учитывает маневренный характер абонента, который как раз и имел место в этом сценарии, начиная с 500-го такта. Алгоритмы AFKF и Hybrid сохранили устойчивую работу и обеспечили выигрыш в точности по сравнению с неадаптивным алгоритмом в 3 раза. На рис. 2, в, когда одновременно имеют место и маневр траектории объекта, и изменение ковариационной матрицы наблюдений, наилучшие характеристики показал гибридный алгоритм.

Сравнительный анализ адаптивных алгоритмов на экспериментальных данных. Выполним аналогичные исследования с привлечением реальных экспериментальных зависимостей СКО временных измерений. Эксперимент проводился в городской среде. Приёмная аппаратура была размещена на подвижном носителе, который двигался со скоростью 20 и 50 км/ч. Рассматривались два типа трасс: короткая (100–500 м) и протяжённая (1–2 км). Для исследования использовался OFDM-

сигнал полосой 20 МГц и длительностью 100 мкс на несущей частоте 2,4 ГГц. Регистрация и запись квадратур сигнала в ЭВМ проводилась сеансами длительностью одна минута. Флуктуация СКО временных измерений представлена на рис. 3. Интервал между соседними наблюдениями составлял 28 мс.

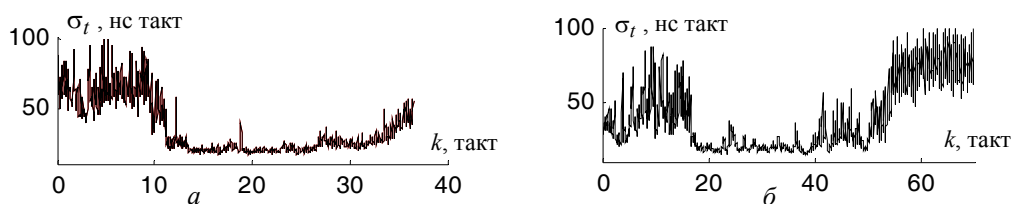


Рис. 3. Зависимость СКО оценки моментов прихода сигнала, полученная по экспериментальным данным для короткой (а) и длинной (б) трасс

Из рис. 3 видно, что с течением времени изменение СКО оценки моментов времени достигает до 3 раз относительно максимального значения. Результаты обработки экспериментальных данных (по короткой трассе) для равномерного и маневрирующего движения цели представлены на рис. 4. Статистический анализ был выполнен по 100 реализациям шумов с соответствующей ковариационной матрицей, полученной в ходе эксперимента.

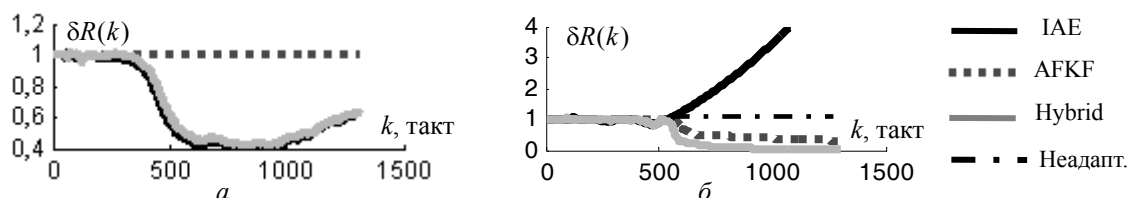


Рис. 4. Зависимость нормированной ошибки места от времени при равномерном (а) и маневрирующем (б) движении объекта, полученная на основе экспериментальных данных

Из рис. 4, а видно, что при равномерном движении абонента, но в условиях флуктуации дисперсии наблюдений реальной трассы наиболее эффективен алгоритм IAE – даёт выигрыш по сравнению с неадаптивным фильтром в 2,5 раза. Затем с небольшим отставанием по точности (на 5%) идёт гибридный алгоритм. Алгоритм AFKF не дал никакого выигрыша. В ситуации, когда имеет место маневр сопровождаемого объекта (рис. 4, б), алгоритм IAE расходится – ошибка места резко возрастает. Фильтры на основе AFKF и гибридного подхода сохраняют работоспособность и дают выигрыш по сравнению с неадаптивным алгоритмом в 2 и 3 раза соответственно.

Важной характеристикой адаптивных алгоритмов является время адаптации. Оно не должно превосходить интервал относительной стационарности динамических процессов, участвующих в фильтрации. Здесь под интервалом стационарности понимается диапазон времени, в течение которого наблюдается лишь незначительное изменение оцениваемых величин. Поэтому одним из важных параметров, влияющих на точностные характеристики таких алгоритмов, является временной интервал между поступлением соседних наблюдений: Δt . Это обусловлено тем, что оценка ковариационной матрицы наблюдений выполняется путем статистической обработки самих наблюдений (алгоритм Hybrid) либо их невязок (алгоритм IAE). При уменьшении Δt растет объем вычислительных затрат, а при его увеличении падает точность формируемых оценок. Это связано с тем, что на динамику случайного процесса измерений всё большее влияние начинает оказывать регулярное движение объекта, что нарушает условие об его эргодичности. Соответственно, статистическое усреднение по времени (которое имеет место в рассматриваемых алгоритмах) перестает адекватно отражать действительность. Поэтому необходимо заранее обеспечить необходимую частоту поступления наблюдений, сохраняющих устойчивый режим фильтрации. В частности, при условии стационарности дисперсии измерений разностей моментов прихода за время усреднения временной интервал Δt напрямую зависит от скорости движения объекта. Необходимо, чтобы за половину времени статистической обработки линейный уход координат объекта был меньше, чем СКО оценки его координат, формируемой по текущим измерениям: $0,5 \cdot \Delta t \cdot V_{\max} \cdot N \leq \sigma_R$, где σ_R – СКО оценки

координат; V_{\max} – максимальная скорость объекта; N – количество наблюдений, подвергаемых статистической обработке.

Выполним исследование влияния частоты поступления наблюдений на точностные характеристики алгоритмов. Предварительно рассчитаем предельное значение Δt_{\max} , которое минимизирует объем вычислительных затрат при сохранении приемлемой точности формируемых оценок. Пусть $\sigma_t = 50$ нс (что для заданной геометрии разностно-дальномерной системы соответствует погрешности координат $\sigma_R = 21$ м), $V_{\max} = 120$ км/ч и $N = 50$, тогда максимальный временной интервал между наблюдениями должен быть: $\Delta t_{\max} = 0,025$ с. Проверим, как будут вести себя точностные характеристики алгоритмов IAE и Hybrid при меньших и больших Δt . Моделирование выполнено на примере, когда СКО наблюдений не меняется во времени, а объект движется равномерно прямолинейно. На рис. 5, а изображено семейство зависимостей средней ошибки места для алгоритма Hybrid при разных Δt , а на рис. 5, б – зависимость средней ошибки места от временного интервала Δt , формируемой на последнем такте, для алгоритмов IAE и Hybrid.

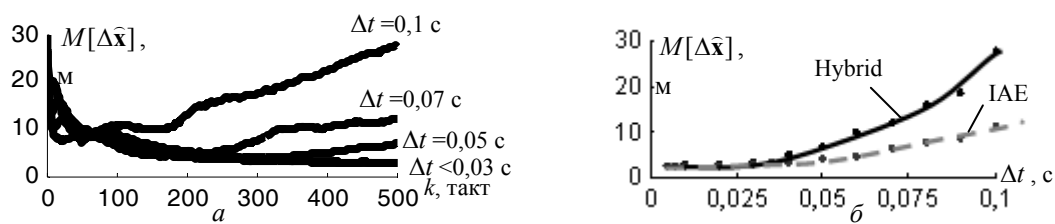


Рис. 5. Средняя ошибка оценки места: а – с течением дискретного времени; б – на последнем такте работы алгоритма фильтрации при разном Δt

Из рис. 5, а видно, что при $\Delta t > 0,025$ действительно точностные характеристики алгоритмов ухудшаются. При этом у алгоритма IAE наблюдается более медленное нарастание ошибки места с увеличением Δt (см. рис. 5, б). Это обусловлено тем, что в нем усреднение выполняется не по самим измерениям, а по их невязкам. При этом известно, что в нормальном режиме фильтрации математическое ожидание невязок стремится к нулю, и оно в меньшей степени подвержено влиянию координатного передвижения сопровождаемого объекта.

Заключение. В статье выполнен сравнительный анализ основных типов адаптивных алгоритмов на примере оценки координат подвижного объекта разностно-дальномерным методом с привлечением экспериментальных данных для городских трасс. Рассмотрены следующие подходы: метод уточнения ковариации по обновляющему процессу – IAE; адаптивный алгоритм с плавной подстройкой – АФКФ; гибридный алгоритм с одновременной адаптацией ковариационной матрицы наблюдений и вектора состояния.

Моделирование показало, что алгоритм IAE обеспечивает наилучшие (среди рассматриваемых подходов) точностные характеристики в условиях, когда флуктуирует только ковариационная матрица наблюдений. При изменении СКО наблюдений в 2 раза выигрыш в точности по сравнению с неадаптивным алгоритмом составил 1,9 раза. Однако при наличии маневра в траектории объекта работоспособность данного метода теряется – средняя ошибка места возрастает, начиная с момента смены модели движения.

Алгоритм АФКФ обеспечивает наилучшие точностные характеристики в условиях, когда имеет место только маневр объекта, а дисперсия наблюдений не меняется. При скорости абонента до 120 км/ч выигрыш в точности по сравнению с неадаптивным фильтром составил 3 раза. Работоспособность алгоритма в случае, когда имеет место только флуктуация ковариационной матрицы наблюдений, сохраняется, однако выигрыша в точности по сравнению с неадаптивным фильтром нет.

Гибридный алгоритм показал свою эффективность и в ситуации, когда флуктуирует только ковариационная матрица наблюдений (уступил IAE на 5%), и когда объект маневрирует (уступил АФКФ на 3%). В случае, когда одновременно проявляются оба эти фактора (что характерно для реальной практической ситуации), он превзошел остальные: выигрыш по сравнению с АФКФ составил 3 раза, с неадаптивным фильтром – 8 раз, а IAE потерял работоспособность.

Результаты моделирования были качественно подтверждены на экспериментальных данных. На примере реальной трассы в городской местности показано, что разброс СКО наблюдений достигает трех раз. При этом по сравнению с неадаптивным фильтром выигрыш алгоритма IAE (в случае рав-

номерного движения абонента) составил 2,5 раза, алгоритма АФКФ (при наличии маневра) – 1,8 раза, гибридного – 3 раза.

Для сохранения устойчивого режима фильтрации адаптивных алгоритмов необходимо обеспечить нужную частоту поступления наблюдений в единицу времени, чтобы время адаптации не превышало интервал временной стационарности оцениваемых параметров. Так, например, при максимальной скорости движения абонента в 120 км/ч и СКО оценки координат в 21 м временной интервал между соседними измерениями должен быть не более 25 мс.

Литература

1. Фарина А. Цифровая обработка радиолокационной информации. Сопровождение целей: пер. с англ. / А. Фарина, Ф. Студер. – М.: Радио и связь, 1993. – 319 с.
2. Efe M. Probabilistic multi-hypothesis tracker: addressing some issues / M. Efe, Y. Ruan, P. Willett // IEE Proc. Radar, Sonar and Navigation. – 2005. – Vol. 151, № 4. – P. 189–196.
3. Kirubaraian T. Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter / T. Kirubaraian, Y. Bar-Shalom // Proc. IEEE. – 2004. – Vol. 92, № 3. – P. 536–557.
4. Lee M.-S. New multi-target data association using OSJPDA algorithm for automotive radar / M.-S. Lee, Y.-H. Kim // IEICE Trans. Electron. – 2001. – Vol. E84-C, № 8. – P. 1077–1081.
5. Feo M. IMMJPDA versus MHT and Kalman filter with NN correlation: performance comparison / M. Feo M., A. Graziano, R. Miglioli // IEE Proc. Radar, Sonar and Navigation. – 1997. – Vol. 144, № 2. – P. 49–56.
6. Исследование способов реализации адаптивной системы управления с фильтром Калмана [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.math.spbu.ru/user/gran/soi4/ponyatskiy08_2.pdf, свободный (дата обращения 3.07.2012).
7. Згуровский М. З. Аналитические методы калмановской фильтрации для систем с априорной неопределенностью / М.З. Згуровский, В.Н. Подладчиков. – Киев: Наукова думка, 1995. – 298 с.
8. Адаптация фильтра Калмана для использования с локальной и глобальной системами навигации [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.raai.org/resurs/papers/kii-2010/doklad/zabegaev.pdf>, свободный (дата обращения: 3.07.2012).
9. Дегтярёв А.А. Элементы теории адаптивного расширенного фильтра Калмана / А.А. Дегтярёв, Ш. Тайл / Препринт ИПМ им. М.В. Келдыша РАН. – М., 2003. – № 26. – 35 с.
10. TDoA based UGV Localization using Adaptive Kalman Filter Algorithm [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.sersc.org/journals/IJCA/vol2_no1/1.pdf, свободный (дата обращения: 2.04.2012).
11. Adaptive Robust Extended Kalman Filter [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://cdn.intechopen.com/pdfs/6327/InTech-Adaptive_robust_extended_kalman_filter.pdf, свободный (дата обращения: 5.02.2011).
12. Adaptive Kalman filter for navigation sensor fusion [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ebookbrowse.com/gdoc.php?id=326155547&url=0761dcbcc180093566925b023b9f88e7>, свободный (дата обращения: 10.07.2011).
13. Mohamed A.H. Adaptive Kalman filtering for INS/GPS / A.H. Mohamed, K.P. Schwarz // Journal of Geodesy. – 1999. – P. 193–203.
14. Adaptive and Nonlinear Kalman filtering for GPS Navigation Processing [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://ebookbrowse.com/gdoc.php?id=311579672&url=c5a49d3355e2ccacdc99067238c9cdf>, свободный (дата обращения: 10.07.2011).
15. Non-Stationary noise estimation in Adaptive Linear and Extended Kalman Filtering [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ebookbrowse.com/gdoc.php?id=238899060&url=e26036679ab305cc1c49cbfc118de255>, свободный (дата обращения: 3.07.2012).
16. Kim S.-J. STAP for GPS Receiver Synchronization / S.-J. Kim, R.A. Iltis // IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems. – 2004. – Vol. 40, №1. – P. 132–144.
17. Теория оценивания и ее применение в связи и управлении: пер. с англ. / Э. Сейдж, Дж. Мелс; ред. Б.Р. Левин. – М.: Связь, 1976. – 495 с.

Великанова Елена Павловна

Канд. техн. наук, доц. каф. радиотехнических систем ТУСУРа

Тел.: (382-2) 41-36-70

Эл. почта: raliens@mail.ru

Ворошилин Евгений Павлович

Канд. техн. наук, доцент, зав. каф. телекоммуникаций и основ радиотехники ТУСУРа

Тел.: (382-2) 41-33-98

Эл. почта: ver@for.tusur.ru

Velikanova E.P., Voroshilin E.P.

Adaptive estimation of maneuvering object position in changeable radio channel transmission gain

The article presents comparative analysis general methods of adaptive filters which perform inside parameters correction when state or measurements models are changed. It was calculate the gain of such algorithms against non-adaptive. Comparative analysis is performed on simulation model and real experimental data.

Keywords: position estimation, extended Kalman filter, adaptive filter, observation noise covariance, maneuvering motion.
