

УДК 629.783:527

## ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ФИЛЬТРА КАЛМАНА ДЛЯ СИНХРОНИЗАЦИИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЧАСТОТНО- ВРЕМЕННЫХ ПОПРАВОК БОРТОВЫХ ШКАЛ ВРЕМЕНИ КОСМИЧЕСКИХ АППАРАТОВ СИСТЕМЫ ГЛОНАСС

А. В. Сальцберг, К. Г. Шупен

*АО «Российский институт радионавигации и времени»,  
Санкт-Петербург, Россия*

*В работе рассмотрены методологические аспекты и предложен алгоритм синхронизации шкал времени и прогнозирования поправок к бортовым шкалам времени космических аппаратов на основе обобщенного фильтра Калмана. Описанный подход позволит выполнять совместную обработку данных измерений сети станций в реальном времени в рамках единого технологического цикла.*

*The paper presents methodological approaches and the algorithm for synchronizing time scales and predicting corrections to space vehicles (SV) time on the bases of general Kalman filtering. The suggested approach will make it possible to process the data provided by a network of station by means of unified procedure at one processing sequence.*

*Ключевые слова: алгоритм синхронизации шкал времени, фильтр Калмана*

### Введение

Одним из основных направлений повышения точности частотно-временного обеспечения (ЧВО) системы ГЛОНАСС является повышение точности прогнозирования частотно-временных поправок бортовой шкалы времени (БШВ) космического аппарата (КА). Точность прогнозируемых значений определяется точностью измерений расхождения БШВ КА, характеристиками бортовых генераторов, возможностью обновления измерительной информации о расхождении БШВ КА, которая в свою очередь определяется схемой размещения измерительных средств, используемых в интересах ЧВО.

Решающее значение для обеспечения точности прогнозирования имеет вклад случайной составляющей ухода БШВ КА. Значения нестабильности, оцениваемые различными показателями (среднее квадратическое двухвыборочное отклонение, вариация Аллана, вариация Адамара), определяют возможный интервал прогноза для расчета корректирующих частотно-временных поправок (ЧВП) к БШВ КА. В предельном случае осуществляется переход к мгновенным значениям ЧВП, исключающий прогнозирование или интерполирование поправок на сколько-нибудь значащем временном интервале.

*Актуальность* данной работы состоит в следующем: исторически в ГЛОНАСС для прогнозирования ЧВП используется метод наименьших квадратов (МНК), хорошо зарекомендовавший себя при кодовой технологии

*Альманах современной метрологии, 2017, № 10*

ЧВО. Однако для выполнения перспективных требований Федеральной целевой программы (ФЦП) ГЛОНАСС неизбежно привлечение высокоточных фазовых и оптических технологий определения расхождения БШВ КА, которые обеспечат снижение вклада погрешности измерительных средств.

При снижении вклада погрешности измерительных средств  $N(0, \sigma_{изм}^2)$  выигрыш в точности прогнозирования ЧВП при использовании фильтра Калмана может достигать 30 %. Данный вывод получен при сравнении различных методов прогнозирования на основе:

- МНК;
- обобщенного метода наименьших квадратов (ОМНК);
- интегрированной модели авторегрессии и скользящего среднего (ARIMA – integrated autoregression and moving average);
- фильтра Калмана.

Показано преимущество использования фильтра Калмана по сравнению с применяемым в настоящее время в системе ГЛОНАСС методом наименьших квадратов на основе модельных данных [1].

*Целью данной работы* является реализация различных вариантов построения алгоритмов прогнозирования ЧВП к БШВ КА на основе фильтра Калмана, оценка и сравнение точности прогнозирования на реальных данных.

#### **Применение фильтра Калмана в частотно-временном обеспечении**

Фильтр Калмана [2] давно нашел широкое применение в различных областях науки и техники. Рекурсивные уравнения Калмана позволяют вычислить функцию правдоподобия при заданных значениях параметров в любой точке пространства состояний системы. Алгоритмы, основанные на фильтре Калмана, довольно легко справляются с многомерными, с неравномерно распределенными, полностью или частично пропущенными данными.

В приложении к частотно-временному обеспечению можно выделить основные области возможного применения фильтра Калмана, изображенные на рис. 1.



Рис. 1. Области возможного применения фильтра Калмана в частотно-временном обеспечении ГЛОНАСС

В данной работе исследование велось в направлениях, отмеченных на рис. 1 красными стрелками. В интересах оптимизации вычислительной процедуры были реализованы три схемы прогнозирования ЧВП к БШВ КА с использованием фильтра Калмана.

1) *Независимое прогнозирование* – представляет собой фильтр Калмана в классическом матричном виде. Рекурсивная процедура выполняется для прогнозирования БШВ каждого КА в отдельности.

2) *Прогнозирование по орбитальной группировке* – прогнозирование осуществляется сразу по всем КА орбитальной группировки (ОГ) в едином технологическом цикле с обработкой всех поступающих одномоментных расхождений БШВ КА относительно опорной шкалы времени (ШВ).

При выполнении измерений расхождений БШВ КА несколькими измерительными пунктами в системе ГЛОНАСС реализован двухэтапный подход к прогнозированию ЧВП, предусматривающий этап предварительного сведения ШВ наземных пунктов и приведение расхождений БШВ КА к опорной

*Альманах современной метрологии, 2017, № 10*

ШВ (к ШВ выбранного пункта или к шкале времени системы (ШВС) ГЛОНАСС). В данном случае этот этап выполняется за рамками фильтра. Таким образом, прогнозирование по схемам 1 и 2 выполняется в предположении, что расхождения БШВ КА даны относительно одной опорной ШВ.

3) *Совместное прогнозирование* – прогнозирование выполняется совместно для всей совокупности БШВ КА орбитальной группировки и ШВ измерительных пунктов, без предварительного сведения ШВ. В результате на каждом шаге рекурсии алгоритма вычисляется полный набор прогнозируемых поправок к БШВ всех КА и к ШВ всех пунктов с фиксацией одного из них в качестве опорного.

Последняя схема реализации алгоритма прогнозирования представляет наибольший интерес, т.к. позволяет осуществлять одновременную обработку измерений нескольких источников данных о расхождении БШВ КА и не требует предварительного сведения ШВ измерительных пунктов к опорной шкале времени.

Фильтр Калмана применяется в его классическом представлении, описанном как в [2], так и во многих других более поздних работах различных авторов. Алгоритм фильтра Калмана состоит из двух частей: предсказания состояния системы и корректировки измерений, которые вместе составляют до 10 шагов за одну итерацию. Эти шаги изображены на блок-схеме алгоритма (рис. 2). Шаги 1–4 образуют фазу предсказания (блок 1), шаги 5–10 – фазу корректировки (блок 2). Каждая полная итерация фильтра Калмана соответствует особой точке времени, называемой эпохой. Цель первой фазы – предсказать на следующую эпоху оценку вектора состояния и матрицу ковариации ошибок, исходя из результатов измерений на предыдущую и текущую эпохи на основе известных свойств системы. Так, например, поправки БШВ КА относительно ШВ опорного пункта предсказываются вперед, используя соответствующие измерения разностей между БШВ КА и ШВ пунктов. Это обеспечивает наилучшую оценку вектора состояния на данном этапе в отсутствие новой информации об измерении. Первые два шага вычисляют детерминистские и шумовые части модели системы. Третий шаг, обновление состояния, использует получившиеся на предыдущих шагах значения для обновления вектора оценки. Четвертый шаг, обновление ковариации, выполняет соответствующее обновление матрицы ковариации ошибок, увеличивая неопределенность состояния для учета шума системы.

На этапе обновления (или корректировки) измерений оценка вектора состояния и ковариация ошибки обновляются с учетом новой информации об измерениях. Шаги 5 и 6, соответственно, вычисляют детерминистскую и шумовую части измерительной модели. Седьмой шаг, расчет усиления, вычисляет матрицу (коэффициент) усиления Калмана. Он используется для того, чтобы дать оптимальный вес корректировке вектора состояния с учетом

---

*Альманах современной метрологии, 2017, № 10*

неопределенности оценки текущего состояния и зашумленности измерений. Восьмой шаг формирует новый вектор измерений. Девятый шаг, обновление измерений, обновляет оценку состояния системы, чтобы включить в нее данные измерений с весом, определяемым калмановским коэффициентом усиления. Наконец, на шаге обновления ковариации выполняется коррекция матрицы ковариации ошибок, чтобы учесть новую информацию, которая была включена в оценку вектора состояния из данных измерений.

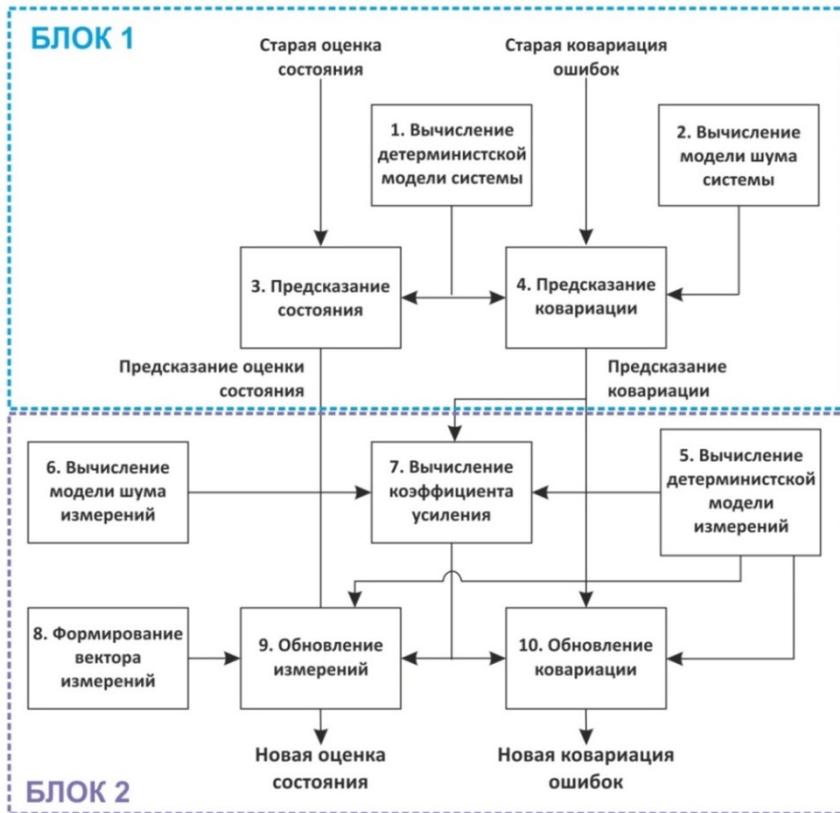


Рис. 2. Блок-схема работы фильтра Калмана

При использовании фильтра Калмана принимается более полное, по сравнению с принятым в настоящее время в системе ГЛОНАСС, описание модели ухода шкалы времени [3]:

$$\Delta T(t) = \Delta T(t - 1) + \tau \frac{\Delta f}{f}(t - 1) + \frac{1}{2} \tau^2 \omega(t - 1) + \varepsilon(t),$$

$$\frac{\Delta f}{f}(t) = \frac{\Delta f}{f}(t - 1) + \tau \omega(t - 1) + \eta(t),$$

$$\omega(t) = \omega(t - 1) + \alpha(t),$$
(1)

где  $\Delta T(t)$  – расхождение ШВ;  
 $\frac{\Delta f}{f}(t)$  – относительное отклонение номинального значения частоты;  
 $\omega(t)$  – дрейф частоты;  
 $\tau$  – временной интервал между моментами времени  $t-1$  и  $t$ ;  
 $\varepsilon(t)$ ,  $\eta(t)$ ,  $\alpha(t)$  – не коррелирующие между собой гауссовы случайные переменные типа случайных блужданий с нулевым средним и дисперсией, зависящей от времени, характеризующие, соответственно, нестабильность времени, нестабильность частоты и нестабильность линейного дрейфа частоты.

Для цезиевых и рубидиевых генераторов изменение дисперсии при переходе от суточных значений  $\sigma_\varepsilon^2$ ,  $\sigma_\eta^2$ ,  $\sigma_\alpha^2$  к соответствующим значениям дисперсий за интервал времени  $\tau$  используется выражение [4]:

$$\begin{aligned} \text{var}(\varepsilon(t)) &= \tau^2 \cdot \sigma_\varepsilon^2, \\ \text{var}(\eta(t)) &= \tau^2 \cdot \sigma_\eta^2, \\ \text{var}(\alpha(t)) &= \tau^2 \cdot \sigma_\alpha^2. \end{aligned} \quad (2)$$

Если  $\sigma_\alpha = 0$ , то  $\omega(t)$  является константой и обозначается  $\omega$ , представляя собой детерминированный линейный тренд частоты. Если обе величины  $\sigma_\alpha = 0$  и  $\omega = 0$ , то дрейф в модели отсутствует.

#### **Адаптация фильтра к предложенным вариантам прогнозирования**

Особенность адаптации фильтра к предложенным вариантам 1–3 рассматриваемой задачи заключалась в задании входных матриц.

Если реализации схем 1 и 2 являются вариантами классического алгоритма, то реализация схемы 3 позволяет осуществить совместное прогнозирование расхождений шкал времени в многомерном случае.

Так, для случая совместного прогнозирования системы, состоящей из  $S$  пунктов и  $N$  КА, где вектор измерений содержит измеренные расхождения БШВ КА относительно ШВ наземных измерительных пунктов, матрица  $\mathbf{H}$ , отображающая отношение измерений и состояний (обобщенная матрица плана), имеет вид:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix}
 H_1^{KA} & 0 & \dots & 0 & H_1^{\Pi} & 0 & \dots & 0 \\
 0 & H_2^{KA} & \dots & 0 & H_1^{\Pi} & 0 & \dots & 0 \\
 \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
 0 & 0 & \dots & H_N^{KA} & H_1^{\Pi} & 0 & \dots & 0 \\
 H_1^{KA} & 0 & \dots & 0 & 0 & H_2^{\Pi} & \dots & 0 \\
 0 & H_2^{KA} & \dots & 0 & 0 & H_2^{\Pi} & \dots & 0 \\
 \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
 0 & 0 & \dots & H_N^{KA} & 0 & H_2^{\Pi} & \dots & 0 \\
 \dots & \dots \\
 H_1^{KA} & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & H_S^{\Pi} \\
 0 & H_2^{KA} & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & H_S^{\Pi} \\
 \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\
 0 & 0 & \dots & H_N^{KA} & 0 & 0 & \dots & H_S^{\Pi}
 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

для линейной модели регрессии матрица  $\mathbf{H}$  имеет размерность  $(N \cdot S \times 2 \cdot (N+S))$ , а ее элементы:

$$H_i^{KA} = [1 \ 0], \quad (4)$$

$$H_i^{\Pi} = [-1 \ 0]; \quad (5)$$

для квадратичной модели регрессии матрица  $\mathbf{H}$  имеет размерность  $(N \cdot S \times 3 \cdot (N+S))$ , а ее элементы:

$$H_i^{KA} = [1 \ 0 \ 0], \quad (6)$$

$$H_i^{\Pi} = [-1 \ 0 \ 0]. \quad (7)$$

На местах элементов матрицы  $\mathbf{H}$ , соответствующих измерениям на опорном пункте,  $H_{опор}^{\Pi} = [0 \ 0]$  (либо  $H_{опор}^{\Pi} = [0 \ 0 \ 0]$  для квадратичной модели регрессии).

Представленная матрица (3) была построена как обобщение трех предложенных схем прогнозирования. Она позволяет изменять состав входных данных на каждом шаге прогнозирования и при необходимости изменять структуру математической модели под конкретную задачу.

*Настройка фильтра Калмана в соответствии с характеристиками конкретного бортового генератора*

Фильтр Калмана дает возможность задать элементы матрицы ковариации шума процесса  $\mathbf{Q}$  и выполнить подстройку фильтра. Матрица  $\mathbf{Q}$  будет иметь вид:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} Q_1 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & \dots & Q_N & \dots & 0 \\ \vdots & \dots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & Q_{N+S} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

для линейной модели регрессии:

$$Q_i = \begin{bmatrix} q_1 \tau + \frac{q_2 \tau^3}{3} + \frac{q_3 \tau^5}{20} & \frac{q_2 \tau^2}{2} + \frac{q_3 \tau^4}{8} \\ \frac{q_2 \tau^2}{2} + \frac{q_3 \tau^4}{8} & q_2 \tau + \frac{q_3 \tau^3}{3} \end{bmatrix}, \quad (9)$$

для квадратичной модели регрессии:

$$Q_i = \begin{bmatrix} q_1 \tau + \frac{q_2 \tau^3}{3} + \frac{q_3 \tau^5}{20} & \frac{q_2 \tau^2}{2} + \frac{q_3 \tau^4}{8} & \frac{q_3 \tau^3}{6} \\ \frac{q_2 \tau^2}{2} + \frac{q_3 \tau^4}{8} & q_2 \tau + \frac{q_3 \tau^3}{3} & \frac{q_3 \tau^2}{2} \\ \frac{q_3 \tau^3}{6} & \frac{q_3 \tau^2}{2} & q_3 \tau \end{bmatrix}, \quad (10)$$

где коэффициенты  $q_1$  – составляющая, связанная с белым частотным шумом (фазовым шумом случайных блужданий),  $q_2$  – составляющая, связанная с частотным шумом случайных блужданий,  $q_3$  – составляющая, связанная со случайными блужданиями дрейфа частоты (блуждания блужданий частоты).

Параметры  $q_0, q_1, q_2, q_3$  (где  $q_1, q_2, q_3$  используются при построении матрицы ковариации шума процесса  $\mathbf{Q}$  в фильтре Калмана) можно получить при помощи разложения вариации Аллана или вариации Адамара для рассматриваемой  $i$ -ой шкалы времени (подробнее в [7, 8]) по составляющим:

$$AVAR(\tau) = 3q_0 \tau^{-2} + q_1 \tau^{-1} + \frac{1}{3} q_2 \tau + \frac{1}{20} q_3 \tau^3, \quad (11)$$

$AVAR(\tau)$  – значение вариации Аллана для интервала  $\tau$ ;

$$HVAR(\tau) = \frac{10}{3} q_0 \tau^{-2} + q_1 \tau^{-1} + \frac{1}{6} q_2 \tau + \frac{11}{120} q_3 \tau^3, \quad (12)$$

$HVAR(\tau)$  – значение вариации Адамара для интервала  $\tau$ .

Значения  $q$  характеризуют шумовые компоненты отдельных генераторов и при прогнозировании БШВ для каждого КА могут и должны отличаться.

Результаты наземных ресурсных испытаний квантового стандарта частоты на атомно-лучевой трубке (КСЧ АЛТ) и эксплуатации бортовых генераторов показали, что в процессе формирования шкал времени преобладает белый частотный шум.

Выбор величины коэффициентов матрицы  $\mathbf{Q}$  позволяет выполнить подстройку фильтра под конкретные данные и характер поведения генератора как в одномерном, так и в многомерном случаях.

На рисунках ниже приведены примеры работы фильтра для прогнозирования и сглаживания результатов измерений расхождений БШВ КА

ГЛОНАСС 716 (05) с  $q_1 = 5 \cdot 10^{-22}$  (рис. 3) и  $q_1 = 5 \cdot 10^{-17}$  (рис. 4). Прогнозируемые значения поправок БШВ КА, отмеченные на рисунках красным цветом, в обоих случаях получаются одинаковыми, так как прогноз строится на весь 6-часовой интервал по 12 часам наблюдений и не корректируется при поступлении новых измерений.

Таким образом, на примере получения адекватного сглаженного значения наглядно продемонстрирована возможность фильтра Калмана, заключающаяся в подстройке фильтра, поглощающего шум измерительной системы, но сохраняющая кратковременные флуктуации БШВ КА, соответствующие значениям нестабильности задающего генератора. Это означает, что, в отличие от МНК, при использовании фильтра Калмана и задании элементов ковариационной матрицы  $Q$  в соответствии с составом шумов могут быть эффективно разделены шумы процесса и шумы измерительной системы.

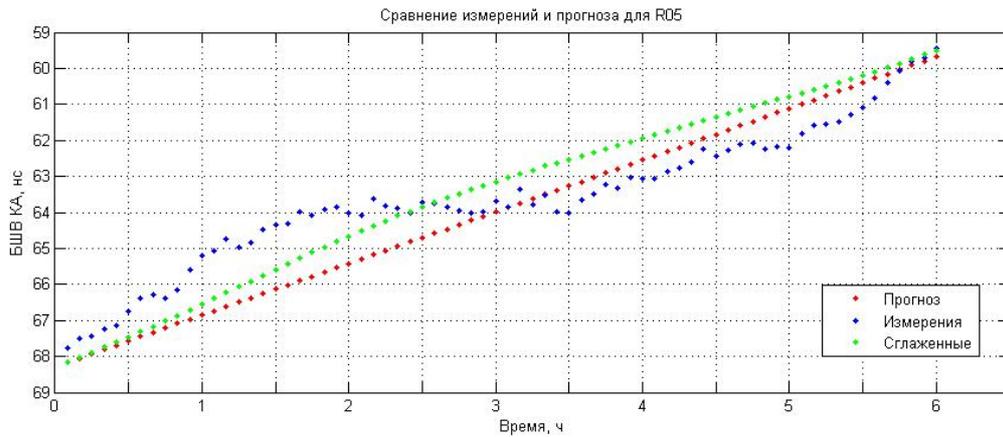


Рис. 3. Сравнение измеренных, сглаженных и спрогнозированных значений расхождений БШВ КА ГЛОНАСС 716 (05) на 6 часов по 12 часам наблюдений при  $q_1 = 5 \cdot 10^{-22}$

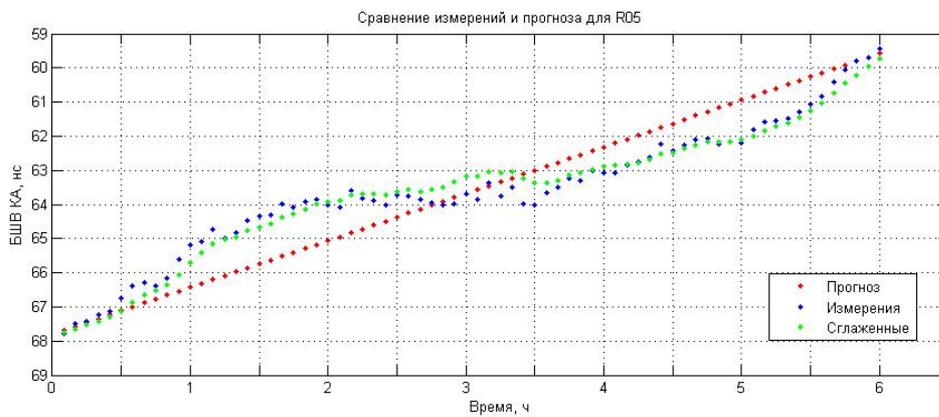


Рис. 4. Сравнение измеренных, сглаженных и спрогнозированных значений расхождений БШВ КА ГЛОНАСС 716 (05) на 6 часов по 12 часам наблюдений при  $q_1 = 5 \cdot 10^{-17}$

### Оценка потенциальной точности прогнозирования

Оценка потенциальной точности прогнозирования выполнена в соответствии с предложенными вычислительными схемами 1–3 по данным системы ГЛОНАСС. Для сравнительного анализа использовались данные ИАЦ КВНО (<ftp://ftp.glonass-iac.ru/МСС/>), которые представляют собой результаты определения расхождения БШВ КА ГЛОНАСС, полученные на основе прямых фазовых измерений с 5-минутной дискретизацией. Тестирование проводилось на данных за 2–8 января 2014 года по 10 КА ГЛОНАСС и 12 пунктам, входящим в состав глобальной сети IGS и осуществляющим прием сигналов ГЛОНАСС.

Выполнено сравнение результатов прогнозирования относительно мгновенных значений, полученных по КА на эти же моменты времени. При совместном прогнозировании в качестве опорных часов выбраны АМС2 (Alternative Master Clock) – резервные часы USNO.

С целью сравнения результатов вычислялись среднеквадратичные погрешности прогнозирования: погрешность прогнозирования БШВ КА –  $\sigma_{КА}$  (СКО) и погрешность взаимной синхронизации БШВ КА ОГ –  $\sigma_{вз}$  (СКО).

Погрешность прогнозирования БШВ КА оценивалась по формуле:

$$\sigma_{КА} = \sqrt{\frac{\sum_1^N \delta(\Delta T_i^{КА})^2}{N}}, \quad (13)$$

$\delta(\Delta T_i^{КА}) = \Delta T_i^{прог} - \Delta T_i^{ист}$  – отклонение прогнозируемого значения расхождения БШВ КА от измеренного значения, принимаемого в качестве истинного;

$i$  – номер эпохи окончания интервала прогнозирования.

Погрешность взаимной синхронизации БШВ КА ГЛОНАСС (СКО) рассчитывается по формуле [6]:

$$\sigma_{вз} = \sqrt{\frac{\sum_1^N \sum_K \sum_L (\delta(\Delta T_i^k - \Delta T_i^l))^2}{\sum_1^N \sum_K \sum_L 1}}, \quad (14)$$

$\delta(\Delta T_i^k - \Delta T_i^l) = (\Delta T_i^{к прог} - \Delta T_i^{к ист}) - (\Delta T_i^{л прог} - \Delta T_i^{л ист})$  – отклонение прогнозируемого расхождения БШВ пары КА ( $k, l$ ) от истинного значения;

$i$  – номера эпох на интервале прогнозирования с шагом 15 минут;

$N$  – общее число эпох.

Для каждой эпохи суммирование ведется по  $K = 2 : S$ , где  $S$  – количество КА, по которым получены спрогнозированные и истинные данные, и по  $L = 1 : (K-1)$ .

Оценка точности прогнозирования выполнялась для непрерывных данных о расхождении ШВ и для прореженных данных при отсутствии измерений на отдельных интервалах времени длительностью от 0,5 до 6 часов.

Таблица 1

Оценка точности прогнозирования для прореженных данных  
о расхождении БШВ КА

Интервал наблюдения	Интервал прогноза	1) Независимое прогнозирование		2) По орбитальной группировке		3) Совместное прогнозирование	
		$\sigma_{КА}$ , (нс)	$\sigma_{ВЗ}$ , (нс)	$\sigma_{КА}$ , (нс)	$\sigma_{ВЗ}$ , (нс)	$\sigma_{КА}$ , (нс)	$\sigma_{ВЗ}$ , (нс)
24ч	24ч	3.65	4.51	3.58	4.45	3.36	4.32
48ч	24ч	4.14	4.72	4.02	4.67	3.89	4.53
12ч	12ч	3.95	3.62	3.82	2.68	3.55	2.47
24ч	12ч	3.82	3.07	3.72	2.63	3.01	2.53
6ч	6ч	2.90	2.55	2.75	2.41	2.46	2.12
12ч	6ч	1.82	1.79	1.72	1.71	1.61	1.65
3ч	3ч	1.97	1.73	1.83	1.64	1.80	1.63
6ч	3ч	1.69	1.48	1.66	1.37	1.58	1.38

Таблица 2

Оценка точности прогнозирования для непрерывных  
5-ти минутных данных о расхождении БШВ КА

Интервал наблюдения	Интервал прогноза	1) Независимое прогнозирование		2) По орбитальной группировке		3) Совместное прогнозирование	
		$\sigma_{КА}$ , (нс)	$\sigma_{КА}$ , (нс)	$\sigma_{КА}$ , (нс)	$\sigma_{КА}$ , (нс)	$\sigma_{КА}$ , (нс)	$\sigma_{ВЗ}$ , (нс)
24ч	24ч	3.47	4.22	3.31	4.17	2.96	3.70
48ч	24ч	3.61	3.86	3.38	3.75	3.09	2.96
12ч	12ч	3.61	2.54	3.50	2.45	3.24	2.38
24ч	12ч	3.24	2.87	2.94	2.82	2.84	2.96
6ч	6ч	2.14	2.19	2.07	2.17	1.86	1.86
12ч	6ч	1.84	1.82	1.78	1.71	1.67	1.62
3ч	3ч	1.70	1.38	1.58	1.45	1.54	1.35
6ч	3ч	1.57	1.37	1.57	1.35	1.53	1.21

При наличии непрерывных данных о расхождении БШВ КА относительно опорного пункта (или ШВС) прогнозирование по орбитальной группировке и независимое дают практически одинаковый результат (табл. 2).

Совместное прогнозирование по сравнению с независимым дает в среднем 6% выигрыш в СКО и 10 % по погрешности взаимной синхронизации. Несмотря на не слишком значительный выигрыш в точности, совместное прогнозирование позволяет упростить схему обработки и прогнозирования расхождений БШВ КА в многопунктном варианте ЧВО перспективной системы ГЛОНАСС, а также выполнять смену опорного пункта с сохранением непрерывности ЧВО.

При переходе к расчету погрешностей прогнозирования и взаимной синхронизации относительно сглаженных мгновенных значений расхождений ШВ результаты получаются на 30–70% лучше, чем в случае непосредственной оценки относительно мгновенных значений.

Анализ полученных оценок точности прогнозирования с использованием фильтра Калмана показывает потенциальную возможность достижения точности эквивалентной погрешности псевдодальности потребителя за счет космического сегмента 0,7 м ( $\sigma$ ), предполагающем вклад ЧВП на уровне 1,4–1,8 нс ( $\sigma$ ), при существующей орбитальной группировке КА ГЛОНАСС при времени прогнозирования 3 – 6 часов при использовании в качестве исходных данных для прогнозирования результатов прецизионного определения расхождения БШВ КА на основе прямых фазовых измерений.

### **Выводы**

В работе были предложены и реализованы различные варианты прогнозирования ЧВП:

- независимое,
- по орбитальной группировке,
- совместное.

Поскольку единственно возможными наблюдениями являются измерения расхождения шкал времени КА и пунктов, то алгоритм совместного прогнозирования позволяет объединить задачи вычисления поправок ко всем шкалам времени и их прогнозирования в единый технологический процесс. Такой подход обладает возможностью гибкой подстройки алгоритма в соответствии с параметрами генераторов и точностью данных измерений. Особый интерес представляет возможность применения алгоритма совместного прогнозирования в перспективной системе ГЛОНАСС.

Продемонстрирована возможность настройки фильтра под характеристики конкретного генератора. При этом существует принципиальное ограничение точности прогноза, обусловленное уровнем нестабильности частоты БСУ существующей орбитальной группировки ГЛОНАСС.

Фильтр Калмана обладает хорошей адаптивностью и в зависимости от используемой модели может быть использован для широкого круга задач в области частотно-временного обеспечения:

- прогнозирование частотно-временных поправок к БШВ КА;
- формирование шкалы времени системы (ШВС);
- определение расхождения ШВС относительно UTC;
- оценка параметров бортовых и наземных генераторов.

### **Литература**

1. Пек Д.С., Чижова-Ноткина Е.А., Шупен К.Г. Анализ и оптимизация методов прогнозирования частотно-временных поправок к бортовым шкалам времени космических аппаратов системы ГЛОНАСС// *Материалы VII-го Альманах современной метрологии, 2017, № 10*

- 
- Международного симпозиума «Метрология времени и пространства».- Менделеево, ФГУП «ВНИИФТРИ», 2014.
2. Kalman R.E. A new approach to linear filtering and prediction problems// ASME Journal of Basic Engineering, v. 82, 1960, p. 34–45.
  3. Tryon P.V., Jones R.K. Estimation of Parameters in Models for Cesium Beam Atomic Clocks // Journal of Research of the National Bureau of Standards. 1983, v. 88, № 1, p. 17–24.
  4. Jones R.K., Tryon P.V. Estimating Time From Atomic Clocks // Journal of Research of the National Bureau of Standards, 1983, v. 88, № 1, p. 3–16.
  5. Riley W.J. Handbook of Frequency Stability Analyses // NIST Special Publication 1065, 2008.
  6. Методики оценки точностных характеристик эфемеридно-временной информации и навигационного поля ГЛОНАСС: ЦНИИмаш, 2006, с.14.
  7. Hutsell St.T. Relating the Hadamard Variance to MCS Kalman Filter Clock Estimation // Ft. Belvoir: Defense Technical Information Center, 1995, v. 2, p. 291–301.
  8. Zucca C., Tavella P. The clock model and its relationship with the Allan and related variances// IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 2005, v. 52.