

ЦЗЯ СУ, МЭН-ЦЗЯ ГАО, ЦИН-У И, БИНЬ-БИНЬ ВАН, ЧЖИ-ВЭЙ МА

МЕТОД ОБНАРУЖЕНИЯ ВЫБРОСОВ В ПОГРЕШНОСТЯХ ВЫРАБОТКИ ВРЕМЕНИ СПУТНИКОВЫМИ ЧАСАМИ НА ОСНОВЕ WS-MAD-ТЕХНОЛОГИИ

В статье предложен метод обнаружения выбросов в погрешностях выработки времени спутниковыми часами (далее – погрешности часов), который основан на взвешенном варианте описания данных с использованием опорных векторов (SVDD – support vector data description) в сочетании с модифицированным медианным абсолютным отклонением (MAD – median absolute deviation), что позволяет устранить ограничения, присущие общепринятому методу MAD. В качестве весов для SVDD применяется локальная достижимая плотность, которая в полной мере учитывает локальные характеристики всех данных. Путем построения минимальной гиперсферы в многомерном пространстве признаков одномерные данные преобразуются в расстояния от векторов до центра гиперсферы, что увеличивает несоответствие между обычными данными и выбросами. Модифицированный метод MAD предполагает проверку расстояния от вектора текущей эпохи до центра гиперсферы на наличие грубых погрешностей, что позволяет выявить, является ли таковым текущее смещение часов. Для имитационных экспериментов были задействованы точные данные о погрешностях часов спутников BDS-3 с различными интервалами выборки, предоставленные Немецким центром исследования Земли (GFZ). Сравнение результатов применения методов MAD и комбинированного SVDD-MAD (WS-MAD) показывает, что последний способен обнаруживать даже небольшие погрешности в гладко распределенных частотных данных часов и значительные – в данных смещения часов при наличии тренда. Кроме того, обнаружение выбросов и прогнозирование погрешности часов спутников с различными орбитами и типами часов позволяют заключить, что метод WS-MAD повышает их точность в большей степени для спутников МЕО и IGSO, чем GEO. Для тех же МЕО-спутников указанный эффект для водородных часов проявляется сильнее, чем для часов на рубидии.

Ключевые слова: погрешности часов спутника, обнаружение выбросов, SVDD со взвешиванием, MAD, прогноз погрешности часов спутника.

Цзя Су. Хэбэйский университет науки и техники (Шицзячжуан, Китай). ORCID 0000-0003-2458-7021.

Мэн-Цзя Гао. Хэбэйский университет науки и техники. ORCID 0009-0000-3049-0627.

Цин-У И. Главная государственная лаборатория спутниковых навигационных систем и оборудования (Шицзячжуан, Китай). ORCID 0000-0003-0592-8732.

Бинь-Бинь Ван. Главная государственная лаборатория спутниковых навигационных систем и оборудования. ORCID 0009-0004-5917-503X.

Чжи-Вэй Ма. Хэнаньский университет экономики и права (Чжэнчжоу, Китай). ORCID 0009-0007-6408-5882.

Научный редактор перевода к.т.н. Б.С. Ривкин.

1. Введение

Прецизионные данные о погрешности часов космических аппаратов глобальных навигационных спутниковых систем (ГНСС) служат основой для анализа характеристик спутниковых атомных часов, а также для моделирования и прогнозирования погрешностей последних [1]. При этом вследствие ряда операций, таких как переключение часов, фазовая или частотная настройка при быстром движении спутника, а также внешних помех и внутренних факторов расчетные данные о погрешности часов часто содержат выбросы и пропуски данных. Таким образом, для исследования спутниковых часов требуется обоснованная и эффективная предварительная обработка данных, которая обеспечивает надежность результатов [2].

В настоящее время разработано множество эффективных стратегий и методов обработки данных для борьбы с аномальными ситуациями, в частности выбросами и разрывами данных [3]. В [4] предложен алгоритм поиска точки выброса на основе скользящего окна; в [5] – алгоритм на базе преобразования Гильберта–Хуанга; в [6] представлен метод обработки данных с неравными интервалами; в [7] – решение проблемы разрывов данных с помощью временной вариации Аллана, деленной на функцию девиации Барнса. Для решения проблемы обнаружения выбросов предлагаются следующие методы: вейвлет-анализ с переменным разрешением [8]; кластерный анализ в многовариационных статистических методах [9]; метод на основе медианы, применяющийся при линейном тренде в первичных разностных данных [10]; байесовской принцип обнаружения погрешностей в поправках к часам, синхронизирующим спутниковое и наземное время [11]. Наиболее часто для выявления выбросов используется MAD [12]. Он прост и характеризуется небольшой вычислительной нагрузкой, но его возможности находить малые выбросы в погрешностях часов невелики в силу недоверия к эмпирически установленным порогам. Кроме того, он обладает недостаточной способностью обрабатывать частотные данные о погрешностях с трендом.

В последние годы для обнаружения аномалий в данных часто стали использовать SVDD и его расширенные варианты [13]. Важный шаг при моделировании SVDD состоит в проецировании данных в многомерном пространстве признаков. Такой подход может быть задействован и для решения нелинейных задач и не требует строгого гауссовского распределения данных [14].

В нашем исследовании метод SVDD применяется для моделирования погрешностей часов путем отображения их из оригинального пространства в пространство признаков более высокой размерности, где строится минимальная гиперсфера. Данные о погрешности часов преобразуются в расстояние от точки выборки до центра гиперсферы, что увеличивает различия между нормальными данными и выбросами. Поскольку все точки выборки в равной степени важны для построения модели, что делает модель нечувствительной к выбросам и плотности данных, для привлечения взвешенного варианта SVDD вводится локальная достижимая плотность [15], которая содержит больше информации об окрестностях точки, чем традиционная плотность. Это обеспечивает более качественное извлечение из данных местных признаков и облегчает различение точек нормальных данных и выбросов. Используя данные спутников BDS-3 ГНСС BeiDou с различными орбитами и типами часов, проанализируем возможность применения и преимущества усовершенствованного

алгоритма в части исключения выбросов из погрешностей часов и оценки точности прогноза последних.

Далее описываются взвешенный метод SVDD и модифицированный вариант MAD, а также экспериментальные результаты и приводится их сравнение с данными, полученными с опорой на классический MAD. Выводы даны в заключительном разделе.

2. Метод WS-MAD для обнаружения выбросов в погрешностях часов

2.1. Взвешенный метод SVDD с использованием локальной достижимой плотности

Суть классического метода SVDD состоит в построении в многомерном пространстве минимальной гиперсферы, содержащей все нормальные выборки данных и исключающей выбросы [16]. В процессе моделирования SVDD исходные данные $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$, $y_i \in \mathbb{R}$, $i = 1, 2, \dots, N$, где N – общее количество данных, сначала нормализуются:

$$\bar{Y}(i) = \frac{Y(i) - \hat{Y}}{\sigma}. \quad (1)$$

Здесь $\bar{Y} = [\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_N]^T$, $\bar{Y}(i)$ эквивалентно \bar{y}_i , \hat{Y} – среднее значение выборки данных, σ – дисперсия. Затем данные отображаются в пространство признаков более высокой размерности с помощью функции нелинейного преобразования $\Phi(\cdot)$. При этом в статье используется гауссова ядерная функция.

В традиционном методе SVDD все элементы данных имеют одинаковую значимость в построении модели, что влечет за собой нечувствительность к выбросам и плотности данных. Чтобы избавиться от этого дефекта, во взвешенном методе SVDD всем элементам данных назначаются весовые коэффициенты, что повышает компактность модели. В отличие от традиционного SVDD во взвешенном варианте метода решается следующее уравнение для расчета гиперсфер:

$$\begin{aligned} \min_{R, a, \xi} R^2 + C \sum_{i=1}^N w_i \xi_i; \\ \|\Phi(\bar{y}_i) - a\| \leq R^2 + \xi_i, \xi_i \geq 0, \end{aligned} \quad (2)$$

где a и R – центр и радиус гиперсферы соответственно; $C = (1/(p \times N))$ – параметр оптимизации, p – вероятность того, что нормальные данные могут быть ошибочно приняты за выбросы [17]; ξ_i – свободная переменная, допускающая присутствие аномалий за пределами гиперсферы; w_i – вес i -го элемента данных, чем меньше его значение, тем больше вероятность того, что этот элемент является выбросом.

В процессе обучения модели весовые коэффициенты во взвешенном методе SVDD должны адекватно представлять признаки локального распределения каждого элемента данных. Плотность служит важным показателем оценки распределения данных и широко применяется в формировании весовых коэффициентов. В частности, локальная достижимая плотность (ЛДП) [18] учитывает не только расстояние между точкой данных и соседними точками, но и информацию об окрестности соседних точек.

В сравнении с традиционной плотностью ЛДП охватывает больший диапазон данных об окрестностях точки. Эти данные содержатся в весах модели SVDD, чтобы улучшить извлечение локальных признаков из данных. Описание шагов процесса приведено ниже [19].

Шаг 1. Найти K -ближайших соседей элемента данных \bar{y}_i , чтобы сформировать их локальный набор $LN(\bar{y}_i)$.

Шаг 2. В локальной окрестности набора $LN(\bar{y}_i)$ определить радиус как $K - \text{distance}(\bar{y}_i)$:

$$K - \text{distance}(\bar{y}_i) = \max \{ \bar{y}_j \in LN(\bar{y}_i) \mid ED(\bar{y}_i, \bar{y}_j) \}, \quad (3)$$

где $ED(\bar{y}_i, \bar{y}_j) = \sqrt{(\bar{y}_i - \bar{y}_j)^2}$ – евклидово расстояние между \bar{y}_i и \bar{y}_j .

Шаг 3. Рассчитать евклидово расстояние между \bar{y}_i и \bar{y}_i^k ($k = 1, 2, \dots, K$), где \bar{y}_i^k – k -й ближайший сосед \bar{y}_i . Тогда относительно \bar{y}_i^k достижимое расстояние до \bar{y}_i рассчитывается как

$$\text{reach}_d(\bar{y}_i, \bar{y}_i^k) = \max \{ K - \text{distance}(\bar{y}_i^k), d(\bar{y}_i, \bar{y}_i^k) \}, \quad (4)$$

где $d(\bar{y}_i, \bar{y}_i^k)$ – евклидово расстояние между \bar{y}_i и \bar{y}_i^k .

Из уравнения (3) видно, что достижимое расстояние до \bar{y}_i относится не только к непосредственному соседу \bar{y}_i^k , но и его K -ближайшим соседям.

Наконец, ЛДП обратно пропорциональна достижимому расстоянию и определяется как

$$LRD(\bar{y}_i) = \frac{K}{\sum_{k=1}^K \text{reach}_d(\bar{y}_i, \bar{y}_i^k)}. \quad (5)$$

После введения ЛДП процесс моделирования взвешенного SVDD завершается. Путем введения множителей Лагранжа $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T$ преобразуем уравнение (2) следующим образом:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha_i} \sum_{i=1}^N \alpha_i \text{Ker}(\bar{y}_i, \bar{y}_i) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j \text{Ker}(\bar{y}_i, \bar{y}_j) \\ \text{s.t.} \sum_{i=1}^N \alpha_i = 1, 0 \leq \alpha_i \leq w_i C \end{aligned} \quad (6)$$

где $\text{Ker}(\bar{y}_i, \bar{y}_i) = \langle \Phi(\bar{y}_i) \cdot \Phi(\bar{y}_i) \rangle = e^{[-(\bar{y}_i - \bar{y}_i)^T (\bar{y}_i - \bar{y}_i) / \sigma^2]}$ – функция ядра [20]. После решения уравнения (6) только объект \bar{y}_i с $\alpha_i > 0$ называется опорным вектором (support vector – SV), диапазон значений его индекса $SV = \{i \mid \alpha_i > 0, i = 1, 2, \dots, N\}$. В отличие от традиционного метода SVDD верхняя граница ограничений в уравнении (2) – $w_i C$. Уравнения (6) описывают квадратичную задачу оптимизации, при этом центр гиперсферы a и радиус R задаются соотношениями

$$a = \sum_{i \in sv} \alpha_i \Phi(\bar{y}_i), \quad (7)$$

$$R = \sqrt{\text{Ker}(\bar{y}_{sv}, \bar{y}_{sv}) - 2 \sum_{i=1}^N \alpha_i \text{Ker}(\bar{y}_{sv}, \bar{y}_i) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j \text{Ker}(\bar{y}_i, \bar{y}_j)}. \quad (8)$$

Таким образом, можно рассчитать расстояние от каждой точки выборки до центра гиперсферы:

$$\text{Dist}(\bar{y}_i) = \sqrt{\text{Ker}(\bar{y}_i, \bar{y}_i) - 2 \sum_{i=1}^N \alpha_i \text{Ker}(\bar{y}_i, \bar{y}_i) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \text{Ker}(\bar{y}_i, \bar{y}_j)}. \quad (9)$$

2.2. Обнаружение выбросов с помощью модифицированного метода MAD

Обычно исходные погрешности часов во временной области имеют большие значения, что затрудняет идентификацию трудноотличимых аномальных точек. В силу этого обнаружение выбросов в них осуществляется с использованием соответствующих частотных данных [21], которые, как правило, невелики, и точку погрешности, соответствующую ее пиковому значению, легко обнаружить. Взаимосвязь погрешностей часов и соответствующих частотных данных выражается следующим соотношением [22]:

$$y_i = (x_{i+1} - x_i) / \tau_0, \quad (10)$$

где y_i – частотное значение i -й эпохи; x_{i+1} и x_i – величины погрешности часов $i+1$ -й и i -й эпох соответственно; τ_0 – временной интервал между смежными эпохами; $i = 1, 2, \dots, N$.

Суть метода MAD заключается в следующем: сравниваются частотные данные y_i с суммой их медианы m и MAD частотных данных, умноженное на определенный коэффициент [23]. Если частотное значение y_i удовлетворяет (11), считается, что это выброс и этой величиной следует пренебречь:

$$|y_i| > (m + nMAD), \quad (11)$$

где $m = \text{median}\{y_i\}$, $MAD = \text{median}\{|y_i - m|/0.6745\}$, n – целое число, обычно принимающее эмпирическое значение 3.

В уравнении (11) y_i – частотное значение поправки часов, $|y_i|$ – модуль этого значения, MAD в правой части положительно. Член $nMAD$ можно рассматривать как переменную с постоянным положительным значением. Если правый член $m + nMAD < 0$, y_i считается ложным выбросом, что указывает на неоднозначность решения при использовании традиционной модели MAD. Алгоритм MAD лишь оценивает, ограничено ли расстояние от каждого y_i до медианы. Если в левой части уравнения (11) стоит $|y_i - m|$, то с математической точки зрения оно характеризует расстояние от y_i до медианы m . Аналогичным образом если справа $nMAD$, то математическое значение состоит в том, чтобы определить, обуславливает ли y_i пороговое расстояние до выброса. Таким образом, традиционный метод MAD модифицируется следующим образом [24]:

$$|y_i - m| > nMAD. \quad (12)$$

После того как выброс обнаружен, процедура дополняется линейной интерполяцией.

2.3. Схема алгоритма WS-MAD

Ниже приводится последовательность реализации алгоритма WS-MAD (комбинация взвешенного метода SVDD и модифицированного MAD), позволяющего обнаружить выбросы.

Шаг 1. Преобразовать исходные о погрешностях часов $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{N+1}\}$, $x_i \in \mathbb{R}$, в частотные $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, $y_i \in \mathbb{R}$, $i = 1, 2, \dots, N$, при помощи уравнения (10).

Шаг 2. Получить \bar{Y} путем нормализации $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ по уравнению (1).

Шаг 3. Рассчитать вес W каждого элемента данных в \bar{Y} , используя ЛДП.

Шаг 4. Построить модель взвешенного SVDD с применением весового коэффициента W . Рассчитать центр соответствующей гиперсферы, решив уравнение (7).

Шаг 5. Рассчитать расстояние $Dist$ от точки выборки до центра гиперсферы. Затем использовать его в уравнении (12). Если $|Dist - m| > nMAD$, то частотные данные, соответствующие текущей эпохе, признаются выбросом.

Шаг 6. После исключения выброса в отчетах провести линейную интерполяцию данных и преобразовать частотные данные в погрешности часов.

Предлагаемый в настоящей работе метод идентификации точек выбросов отличается от традиционного подхода, в рамках которого оценивается, внутри или снаружи гиперсферы находятся точки выборки. Наш алгоритм предполагает преобразование одномерных частотных поправок в расстояния от точек выборки до центра гиперсферы в пространстве признаков высокой размерности при помощи метода SVDD. Наличие выбросов в частотных данных определяется путем исследования набора расстояний. Введение ЛДП для построения весового коэффициента SVDD облегчает распознавание выбросов путем извлечения из данных локальных признаков.

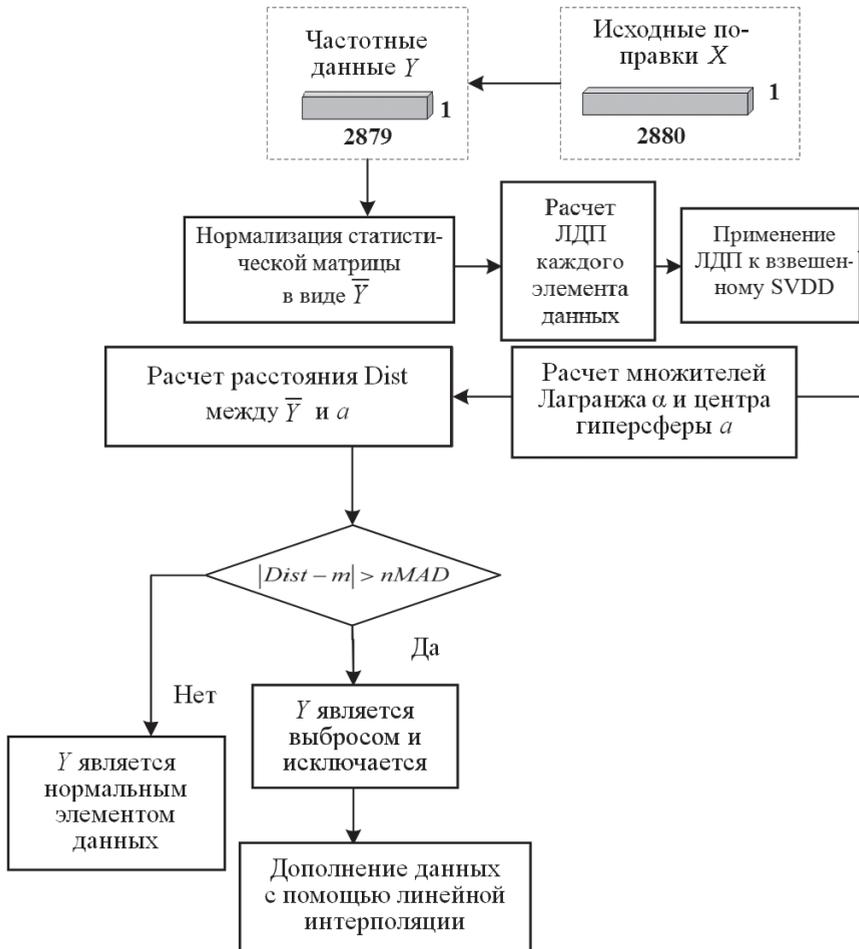
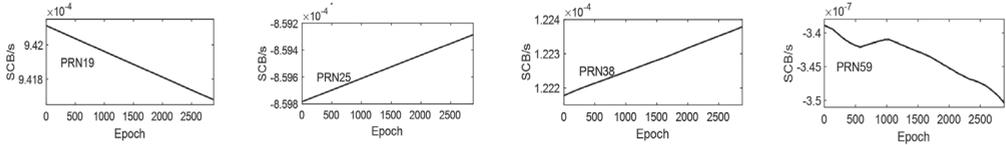


Рис. 1. Схема алгоритма WS-MAD для обнаружения выбросов в погрешностях часов

3. Экспериментальные расчеты и анализ

В эксперименте были задействованы прецизионно известные погрешности часов спутников BDS-3, предоставленные Немецким центром исследования Земли (GFZ). На рис. 2 приведены однодневные погрешности для четырех спутников с интервалами дискретизации 30 и 300 с соответственно. Эти четыре спутника располагаются на трех типах орбит BDS-3 и оснащены часами двух типов.

а)



б)

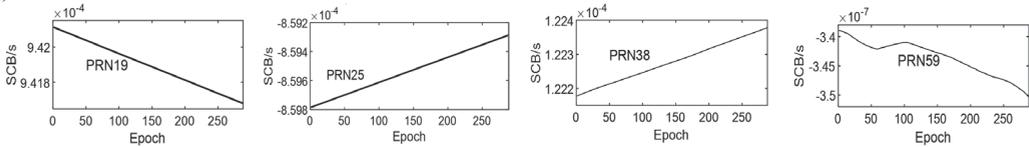
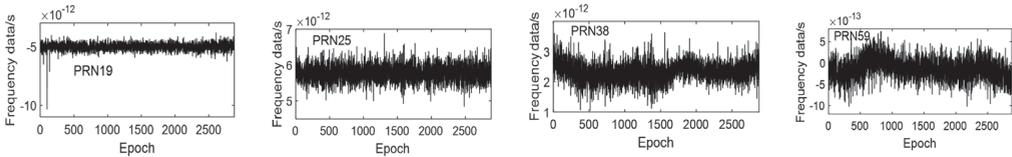


Рис. 2. Исходные погрешности часов спутников BDS-3 на разных орбитах с интервалом дискретизации 30 с (а) и 300 с (б)

а)



б)

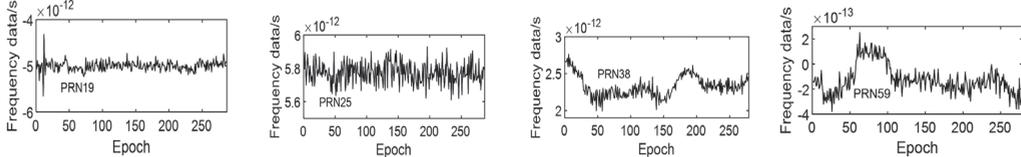


Рис. 3. Частотные данные о погрешностях часов спутников BDS-3 на разных орбитах с интервалом дискретизации 30 с (а) и 300 с (б)

Представленные на рис. 2 графики для четырех спутников с различными интервалами дискретизации имеют одинаковую закономерность. Спутники PRN19 и PRN25 располагаются на средней околоземной орбите (MEO), PRN38 – на наклонной геосинхронной орбите (IGSO), PRN59 – на геостационарной орбите (GEO). Виден общий тренд графиков погрешностей: он линейен у спутников PRN19, PRN25 и PRN38. При этом график для спутника PRN59 демонстрирует наличие скачка. Это явление может быть связано с неопределенностью знания орбиты GEO-спутника, что снижает точность определения поправок к часам спутника PRN59 [25]. Следует также отметить, что исходные погрешности часов четырех спутников имеют величину порядка микросекунд, а погрешности их определения – порядка наносекунд и, естественно, не определяются. При традиционном подходе выполняется деление исходных погрешностей часов на интервал дискретизации, чтобы преобразовать их в частотные данные, показанные на рис. 3.

На рис. 3 четко видно наличие погрешностей после преобразования исходных поправок в частотные данные. Частотные данные с интервалом дискретизации 300 с демонстрируют более очевидную закономерность, чем данные с интервалом 30 с. По сравнению со сглаженными частотными данными погрешности в частотных данных, характеризующихся очевидной тенденцией, сложнее идентифицировать. Применение для моделирования и прогнозирования данных о погрешности часов без корректного исключения погрешностей их определения несомненно приведет к значительным отрицательным последствиям, что подчеркивает важность получения «чистых» значений [26].

В табл. 1 и 2 представлены результаты определения выбросов во временных поправках, парирующих погрешности часов, для четырех спутников с использованием двух интервалов дискретизации, параметр n принимает значения от 1 до 5.

Т а б л и ц а 1

Статистика определения выбросов во временных поправках для четырех спутников (30 с)

Метод	Спутник			
	PRN19	PRN25	PRN38	PRN59
MAD1	865	897	912	933
MAD2	97	117	145	134
MAD3	8	10	22	9
MAD4	3	1	0	0
MAD5	2	0	0	0

Т а б л и ц а 2

Статистика определения выбросов во временных поправках для четырех спутников (300 с)

Метод	Спутник			
	PRN19	PRN25	PRN38	PRN59
MAD1	96	86	97	101
MAD2	14	9	20	48
MAD3	4	0	1	13
MAD4	2	0	0	1
MAD5	2	0	0	0

Из табл. 1 и 2 видно, что при увеличении значения n количество выявленных выбросов падает. В идеальном случае выбросы должны составлять малую часть набора данных – не более 10%. При их обнаружении методом MAD параметр n обычно задается равным трем.

3.1. Эксперимент 1

Для удобства изложения при описании последующих экспериментов модифицированный метод MAD будем называть просто методом MAD. Методы MAD и пред-

лагаемый в настоящей статье алгоритм WS-MAD применяются для обнаружения выбросов в частотных данных о погрешностях часов четырех спутников PRN19, PRN25, PRN38 и PRN59 с интервалами дискретизации 30 и 300 с. Результаты показаны на рис. 4 и 5: выбросы, определенные методом MAD, обозначены синими точками, а методом WS-MAD – красными кружками.

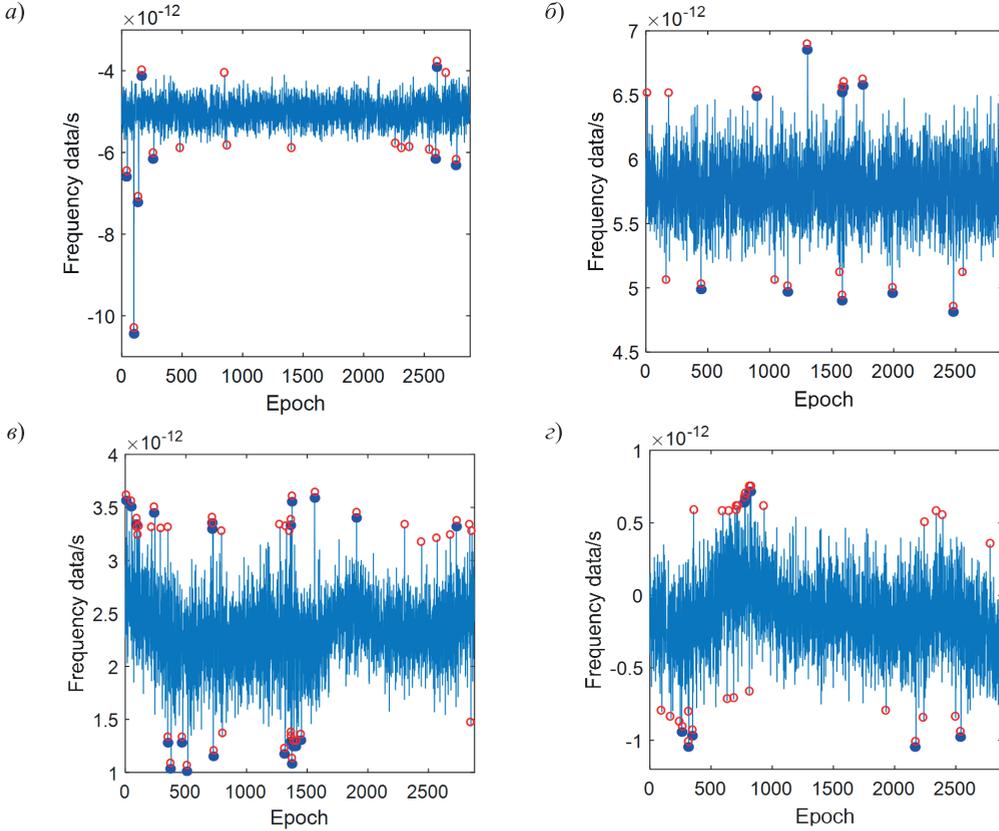


Рис. 4. Выбросы, выявленные методом MAD и WS-MAD, для четырех спутников (30 с):
 а) PRN19 (BDS-3 MEO), б) PRN25 (BDS-3 MEO), в) PRN38 (BDS-3 IGSO), з) PRN59 (BDS-3 GEO)

В табл. 3 приведено количество выбросов, выявленное при помощи и того и другого метода с интервалами дискретизации 30 и 300 с.

Таблица 3

Статистика выбросов, обнаруженных методами MAD и WS-MAD

Метод предварительной обработки данных	PRN19		PRN25		PRN38		PRN59	
	30	300	30	300	30	300	30	300
MAD	8	4	10	0	22	1	9	12
WS-MAD	17	9	16	7	41	6	30	16
Разница	9	5	6	7	19	5	21	4

Как видно из рис. 4 и 5 и табл. 3, метод WS-MAD обеспечивает обнаружение большего количества погрешностей, чем MAD.

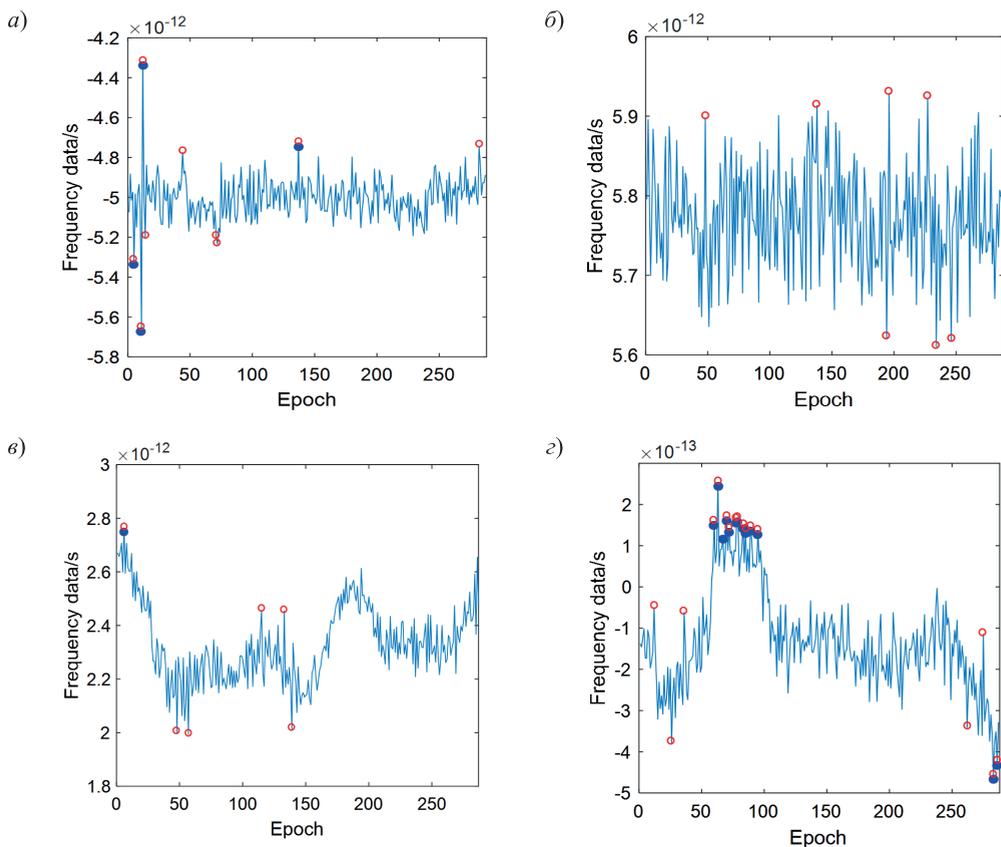


Рис. 5. Выбросы, обнаруженные методом MAD и WS-MAD, для четырех спутников (300 с): а) PRN19 (BDS-3 MEO), б) PRN25 (BDS-3 MEO), в) PRN38 (BDS-3 IGSO), г) PRN59 (BDS-3 GEO)

Как показано на рис. 4, графики частотных данных для спутников PRN19 и PRN25 не демонстрируют очевидных изменений. Метод MAD позволяет успешно определять большинство выбросов, однако с выявлением небольших погрешностей возникают трудности. При использовании метода WS-MAD частотные данные преобразуются в расстояния между векторными точками и центром окружности в пространстве признаков высокой размерности. При этом увеличиваются различия между данными, что облегчает обнаружение малых погрешностей. Графики частотных данных для спутников PRN38 и PRN59 показывают значительные трендовые компоненты.

При MAD-подходе используется фиксированное значение m . Наличие трендовых компонент затрудняет определение погрешностей по ограничениям на расстояния для y_i , отклоняющихся от m . В результате метод MAD оказывается неэффективным в части обнаружения выбросов. Метод WS-MAD позволяет в полной мере учитывать локальные характеристики данных. Корректным данным присваиваются более высокие весовые коэффициенты, а выбросам – более низкие. Это обеспечивает возможность выявления выбросов при различных трендах.

На рис. 5 показан аналогичный эффект при обнаружении выбросов. Вместе с тем в случае привлечения данных от спутника PRN25 с интервалом дискретизации 300 с при помощи метода MAD не удастся выявить их наличие. На рисунке явно видны

выбросы в частотных данных. Метод WS-MAD более эффективен при решении обрабатываемой задачи.

Чтобы оценить эффективность предлагаемого алгоритма предварительной обработки данных в части исключения выбросов, мы воспользовались частотными данными о погрешностях часов четырех спутников: PRN19, PRN25, PRN38 и PRN59. Данные были предварительно обработаны методами MAD и WS-MAD. Затем исходные погрешности часов были проанализированы с целью аппроксимации и прогноза, при этом для оценки точности использовалась среднеквадратическая погрешность (СКП), рассчитываемая следующим образом:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\Delta \varepsilon_i)^2}, \quad (13)$$

где $\Delta \varepsilon_i$ – разница между оцененным и реальным значением погрешности часов, n – их количество.

Точность аппроксимации погрешности часов для четырех спутников после обработки данных методами MAD и WS-MAD при различных интервалах дискретизации представлена в табл. 4 и 5.

Таблица 4

**Точность аппроксимации после обработки данных методами MAD и WS-MAD
(интервал дискретизации 30 с)**

Модель обработки данных	PRN19	PRN25	PRN38	PRN59
MAD, нс	0,171	0,094	0,545	0,514
WS-MAD, нс	0,164	0,088	0,513	0,482
Повышение точности, %	4,09%	6,38%	5,87%	6,23%

Таблица 5

**Точность аппроксимации после обработки данных методами MAD и WS-MAD
(интервал дискретизации 300 с)**

Модель обработки данных	PRN19	PRN25	PRN38	PRN59
MAD, нс	0,154	0,094	0,560	0,502
WS-MAD, нс	0,147	0,084	0,528	0,482
Повышение точности, %	4,55%	10,64%	5,71%	3,98%

Анализ табл. 4 и 5 показывает, что метод WS-MAD обеспечивает значительно более высокую точность аппроксимации погрешности часов для спутников PRN19, PRN25, PRN38 и PRN59, чем MAD. При этом уровень точности зависит от интервала дискретизации.

Максимально высокая точность достигнута в случае спутника PRN25 на интервале дискретизации 30 с: после обработки данных методом WS-MAD точность аппроксимации достигает 0,088 нс, что на 6,83% выше по сравнению с методом MAD. Худшие

результаты продемонстрировал спутник PRN19: точность аппроксимации составила 0,164 нс после обработки методом WS-MAD, что на 4,09% выше, чем у метода MAD. У спутников PRN38 и PRN59 точность была повышена на 5,87% и 6,23% соответственно. В среднем у четырех спутников уровень точности вырос на 5,64%.

При использовании интервала дискретизации 300 с наибольшее увеличение точности наблюдалось у спутника PRN25 (10,64%), а наименьшее – у спутника PRN59 (3,98%). У спутников PRN38 и PRN59 уровень точности вырос на 5,71% и 3,98% соответственно. В среднем у четырех спутников этот показатель составил 6,22%.

Моделирование временных погрешностей часов, обработанных методами MAD и WS-MAD, с целью их прогнозирования на следующие 24 часа производится с применением серой модели (gray model, GM). В табл. 6 и 7 представлены точности прогнозирования для четырех спутников с различными интервалами дискретизации.

Т а б л и ц а 6

**Точность прогноза после обработки данных методами MAD и WS-MAD
(интервал дискретизации 30 с)**

Прогноз, нс	PRN19	PRN25	PRN38	PRN59
MAD-GM (1,1)	2,498	1,036	2,581	2,191
WS-MAD-GM (1,1)	2,247	0,863	2,120	2,002
Повышение точности, %	10,05%	16,70%	17,86%	8,63%

Т а б л и ц а 7

**Точность прогноза после обработки данных методами MAD и WS-MAD
(интервал дискретизации 300 с)**

Прогноз, нс	PRN19	PRN25	PRN38	PRN59
MAD-GM (1,1)	2,921	1,008	2,517	2,095
WS-MAD (1,1)	2,465	0,902	2,235	1,906
Повышение точности, %	15,61%	10,52%	11,20%	9,02%

Из табл. 6 и 7 следует, что метод WS-MAD обеспечивает значительно более высокую точность прогнозирования погрешностей часов для спутников PRN19, PRN25, PRN38 и PRN59.

При использовании интервала дискретизации 30 с максимальное повышение точности наблюдалось у спутника PRN38 – на уровне 2,120 нс, т.е. 16,70%. У спутника PRN59 эффект был минимальным: точность составила 2,002 нс, что на 8,63% больше, чем у метода MAD. У спутников PRN19 и PRN25 точность выросла на 10,05% и 16,70% соответственно. В среднем повышение точности у четырех спутников составило 13,31%.

С интервалом дискретизации 300 с наиболее значительным было увеличение точности у спутника PRN19 (15,61%), а наименее значительным – у спутника PRN59 (9,02%). У спутников PRN38 и PRN59 точность повысилась на 10,52% и 11,20% соответственно. В среднем у четырех спутников этот показатель достиг 11,59%.

3.2. Эксперимент 2

В ходе первого эксперимента подтвердилось, что предлагаемый алгоритм обработки данных способен эффективно обнаруживать небольшие погрешности в сглаженных частотных данных и более значительные – в частотных данных с плавающим трендом. Из-за неопределенности знания параметров орбиты одного спутника невозможно оценить, насколько метод WS-MAD позволяет повысить точность для спутников с различными орбитами и типами часов. Чтобы выяснить это, мы выбрали погрешности часов для спутников PRN19-PRN30 (MEO), PRN38-PRN40 (IGSO) и PRN59-PRN60 (GEO) системы BDS-3, чтобы выполнить последующее экспериментальное исследование. В табл. 8 и 9 представлены точности их аппроксимации для 17 спутников после обработки данных методами MAD и WS-MAD с учетом разных интервалов дискретизации. На рис. 6 показано повышение точности аппроксимации значений для каждого спутника при использовании метода WS-MAD и интервалов дискретизации 30 и 300 с.

Таблица 8

Точность аппроксимации погрешности часов для различных спутников при использовании методов MAD и WS-MAD (интервал 30 с)

PRN	MAD	WS-MAD	Повышение точности	Среднее повышение точности	Тип часов	Тип орбиты
PRN 19	1,975e-10	1,780e-10	9,87%	8,30%	Рубидиевые часы	MEO
PRN 20	1,827e-10	1,657e-10	9,30%			
PRN 21	2,419e-10	2,318e-10	4,18%			
PRN 22	2,343e-10	2,192e-10	6,44%			
PRN 23	0,570e-10	0,528e-10	7,37%			
PRN 24	0,926e-10	0,809e-10	12,63%			
PRN 25	0,554e-10	0,354e-10	9,75%	15,04%	Водородные часы	MEO
PRN 26	0,814e-10	0,610e-10	25,06%			
PRN 27	0,144e-10	0,126e-10	12,50%			
PRN 28	0,901e-10	0,769e-10	14,65%			
PRN 29	1,053e-10	0,906e-10	13,96%			
PRN 30	0,938e-10	0,804e-10	14,29%			
PRN 38	1,444e-10	1,311e-10	9,21%	8,58%	Водородные часы	IGSO
PRN 39	1,489e-10	1,378e-10	7,45%			
PRN 40	1,687e-10	1,534e-10	9,07%			
PRN 59	6,310e-10	6,055e-10	4,04%	5,27%	Водородные часы	GEO
PRN 60	3,725e-10	3,483e-10	6,50%			

Точность аппроксимации погрешности часов для различных спутников при использовании методов MAD и WS-MAD (интервал 300 с)

PRN	MAD	WS-MAD	Повышение точности	Среднее повышение точности	Тип часов	Тип орбиты
PRN 19	2,081e-10	1,750e-10	15,91%	13,40%	Рубидиевые часы	MEO
PRN 20	1,896e-10	1,522e-10	19,73%			
PRN 21	2,377e-10	2,117e-10	10,94%			
PRN 22	2,220e-10	1,933e-10	12,93%			
PRN 23	0,561e-10	0,515e-10	8,20%			
PRN 24	0,869e-10	0,759e-10	12,66%			
PRN 25	0,506e-10	0,458e-10	9,49%	16,01%	Водородные часы	
PRN 26	0,912e-10	0,751e-10	17,62%			
PRN 27	1,416e-10	1,230e-10	13,14%			
PRN 28	0,901e-10	0,744e-10	17,43%			
PRN 29	1,108e-10	0,927e-10	16,34%			
PRN 30	0,958e-10	0,747e-10	22,03%			
PRN 38	1,518e-10	1,347e-10	11,26%	12,24%	Водородные часы	IGSO
PRN 39	1,546e-10	1,345e-10	13,00%			
PRN 40	1,845e-10	1,615e-10	12,47%			
PRN 59	6,469e-10	6,125e-10	5,32%	5,31%	Водородные часы	GEO
PRN 60	3,787e-10	3,584e-10	5,29%			

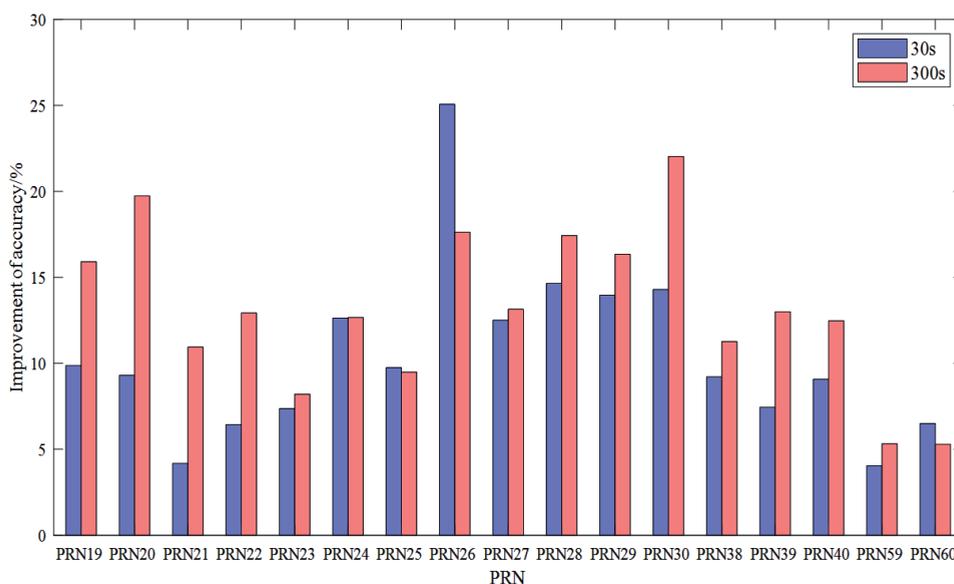


Рис. 6. Повышение точности аппроксимации погрешности часов для спутников на разных орбитах при использовании метода WS-MAD

В табл. 8 приводятся точности аппроксимации погрешности часов, полученные при применении двух разных методов предварительной обработки данных с интервалом дискретизации 30 с. Наибольшее повышение точности (25,06%) наблюдается у спутника PRN26 на МЕО, оснащенного водородными часами. У геостационарного спутника PRN59, также с водородными часами, точность увеличилась минимально – всего на 4,04%. С учетом различных типов орбит в среднем точность выросла на 11,67% (МЕО), 8,58% (IGSO) и 5,27% (GEO). Таким образом, у МЕО-спутников наблюдалось самое значительное повышение точности, меньшее – у IGSO-спутников, самое низкое – у GEO-спутников. Это свидетельствует о том, что предлагаемый метод предварительной обработки данных эффективно улучшает качество поправок для спутников МЕО и IGSO. Если говорить только о МЕО-спутниках, применение водородных часов обеспечивает более значительное повышение точности – 15,04%, чем рубидиевых – 8,30%.

В табл. 9 приводятся точности аппроксимации погрешности часов двумя разными методами с интервалом дискретизации 300 с. Так же как и при интервале 30 с, максимальное увеличение точности наблюдается у МЕО-спутника с водородными часами. С учетом типов орбит в наибольшей степени точность выросла у МЕО-спутников (14,71%), меньше – у IGSO-спутников (12,24%), самый низкий показатель – у GEO-спутников (5,31%). Максимальное повышение точности наблюдается у спутника PRN30 с водородными часами – 22,03%, а минимальное – у GEO-спутника PRN60 с водородными часами (5,29%).

Сравнение табл. 8 и 9 показывает, что с учетом типов орбит предлагаемый алгоритм обработки данных более эффективно повышает точность аппроксимации на интервале дискретизации 300 с. Как видно из рис. 6, повышение точности аппроксимации погрешности часов более значительно на интервале 300 с для всех спутников, кроме PRN25, PRN26 и PRN60.

Для исследования прогноза погрешности часов после обработки методом WS-MAD мы задействовали серую (GM (1,1)) и квадратичную полиномиальную модели, которые применяются для представления погрешности часов после обработки данных методами MAD и WS-MAD соответственно и прогнозирования их на следующие 24 ч. Точность прогнозирования оценивается с помощью СКП, причем в качестве эталонного служит точное значение погрешности часов, соответствующее периоду прогнозирования. В табл. 10 и 11 приведена точность прогноза на 24 ч, выполненного при помощи серой модели для 17 спутников на интервалах дискретизации 30 и 300 с при обработке данных методами MAD и WS-MAD. В табл. 12 и 13 представлена точность прогноза на 24 ч, осуществленного при помощи квадратичной полиномиальной модели для 17 спутников на тех же интервалах при обработке данных методами MAD и WS-MAD.

В табл. 10 приводится точность прогноза на 24 ч, выполненного при помощи серой модели при обработке данных двумя методами на интервале дискретизации 30 с. Наибольшее повышение точности (27,42%) наблюдается у МЕО-спутника PRN29 с водородными часами, а наименьшее – у МЕО-спутника PRN20 с рубидиевыми часами (6,67%). С учетом типов орбит в среднем точность увеличилась у МЕО-спутников на 15,62%, у IGSO-спутников – на 13,20% и у GEO-спутников – на 7,92%. Таким образом, больше всего точность выросла у МЕО-спутников, в меньшей степени – у IGSO-спутников, самый низкий показатель – у GEO-спутников. Следовательно,

предлагаемый метод обработки данных наиболее эффективно улучшает качество поправок для спутников МЕО и IGSO. Если рассматривать только МЕО-спутники, то водородные часы обеспечивают повышение точности на 19,34%, а рубидиевые – на 11,90%. Более того, в среднем в случае водородных часов точность увеличивается больше, чем в случае рубидиевых.

Т а б л и ц а 10

Точность прогноза на 24 ч на основе серой модели для часов спутников на различных орбитах (30 с)

PRN	MAD-GM (1,1), нс	WS-MAD-GM (1,1), нс	Повышение точности	Среднее повышение точности	Тип часов	Тип орбиты
PRN 19	0,668	0,497	25,60%	11,90%	Рубидиевые часы	МЕО
PRN 20	3,358	3,134	6,67%			
PRN 21	7,756	6,752	12,94%			
PRN 22	3,320	2,992	9,88%			
PRN 23	5,518	5,102	7,54%			
PRN 24	2,593	2,367	8,72%			
PRN 25	0,415	0,354	14,70%	19,34%	Водородные часы	МЕО
PRN 26	0,621	0,525	15,46%			
PRN 27	0,360	0,300	16,67%			
PRN 28	2,998	2,370	20,95%			
PRN 29	0,547	0,397	27,42%			
PRN 30	0,614	0,486	20,85%			
PRN 38	2,226	1,996	10,33%	13,20%	Водородные часы	IGSO
PRN 39	0,822	0,690	16,06%			
PRN 40	3,439	3,060	11,02%			
PRN 59	2,721	2,518	7,46%	7,92%	Водородные часы	GEO
PRN 60	2,757	2,526	8,38%			

В табл. 11 представлены аналогичные данные для интервала дискретизации 300 с. Так же как и при интервале 30 с, в среднем у МЕО-спутника с водородными часами точность повышается больше, чем с рубидиевыми. С учетом типов орбит в среднем у спутников МЕО, IGSO и GEO точность выросла соответственно на 16,83%, 12,30% и 11,11%. Таким образом, наибольший эффект характерен для МЕО-спутников, менее значительный – для IGSO-спутников, наименьший – для GEO-спутников. Максимальное повышение точности наблюдается у спутника PRN19 с рубидиевыми часами – 35,25%, минимальное – у МЕО-спутника PRN24 с рубидиевыми часами – всего 8,23%. Из сравнения данных табл. 10 и 11 можно сделать вывод, что в случае спутников МЕО и GEO предлагаемый алгоритм обеспечивает больший рост точности на интервале дискретизации 300 с. Для IGSO-спутников, наоборот, более высокая точность достигается на интервале 30 с.

**Точность прогноза на 24 ч на основе серой модели для часов спутников
на различных орбитах (300 с)**

PRN	MAD-GM (1,1), нс	WS-MAD-GM (1,1), нс	Повышение точности	Среднее повышение точности	Тип часов	Тип орбиты
PRN 19	0,627	0,406	35,25%	14,36%	Рубидиевые часы	MEO
PRN 20	3,401	3,072	9,67%			
PRN 21	8,086	7,018	13,21%			
PRN 22	3,316	2,946	11,16%			
PRN 23	5,438	4,968	8,64%			
PRN 24	2,405	2,207	8,23%			
PRN 25	0,424	0,314	16,04%	19,29%	Водородные часы	MEO
PRN 26	0,784	0,607	22,58%			
PRN 27	0,460	0,375	18,48%			
PRN 28	2,830	2,475	12,54%			
PRN 29	0,668	0,488	26,95%			
PRN 30	0,548	0,443	19,16%			
PRN 38	2,313	2,054	11,20%	12,30%	Водородные часы	IGSO
PRN 39	0,798	0,681	14,66%			
PRN 40	3,424	3,046	11,04%			
PRN 59	2,660	2,332	12,33%	11,11%	Водородные часы	GEO
PRN 60	2,721	2,452	9,89%			

В табл. 12 представлена точность прогноза на 24 ч, выполненного при помощи квадратичной полиномиальной модели при обработке данных двумя методами на интервале дискретизации 30 с. Наибольшее повышение точности наблюдается у МЕО-спутника PRN30 с водородными часами (28,84%), а наименьшее – у МЕО-спутника PRN22 с рубидиевыми часами (5,52%). С учетом типов орбит в среднем точность у МЕО-спутников выросла на 16,74%, у IGSO-спутников – на 9,97%, у GEO-спутников – на 7,43%. Таким образом, больше всего точность увеличилась у МЕО-спутников, в меньшей степени – у IGSO-спутников, самый низкий показатель – у GEO-спутников. Если говорить только о МЕО-спутниках, при использовании водородных часов обеспечивается повышение точности на 19,91%, рубидиевых – на 13,57%. Более того, в среднем водородные часы позволяют увеличить точность в большей степени, чем рубидиевые.

В табл. 13 приведены аналогичные данные для интервала дискретизации 300 с. Как и при интервале дискретизации 30 с, в среднем большее повышение точности наблюдалось у МЕО-спутника с водородными часами в отличие от спутника с рубидиевыми часами. С учетом типов орбит в среднем рост точности у спутников МЕО, IGSO и GEO составил 17,01%, 8,62% и 7,30% соответственно. Таким образом, в большей степени точность увеличилась у МЕО-спутников, в меньшей – у IGSO-спутников, самый низкий показатель – у GEO-спутников. Наибольшее повышение точности наблюдается у спутника PRN26 с водородными часами (33,67%), а наименьшее – у IGSO-спутника PRN39 с таким же видом часов (6,04%).

Таблица 12

Точность прогноза на основе квадратичной полиномиальной модели (QP) для часов спутников на различных орбитах (30 с)

PRN	MAD-QP, нс	WS-MAD-QP, нс	Повышение точности	Среднее повышение точности	Тип часов	Тип орбиты
PRN 19	2,328	1,978	15,03%	13,57%	Рубидиевые часы	MEO
PRN 20	1,766	1,547	10,87%			
PRN 21	1,479	1,324	10,48%			
PRN 22	1,595	1,507	5,52%			
PRN 23	0,691	0,599	13,31%			
PRN 24	1,216	0,897	26,23%			
PRN 25	0,415	0,360	13,25%	19,91%	Водородные часы	
PRN 26	1,357	1,025	24,47%			
PRN 27	1,685	1,452	13,83%			
PRN 28	0,609	0,468	23,15%			
PRN 29	1,696	1,426	15,92%			
PRN 30	1,106	0,787	28,84%			
PRN 38	1,541	1,398	9,28%	9,97%	Водородные часы	IGSO
PRN 39	2,092	1,944	7,07%			
PRN 40	2,244	1,940	13,55%			
PRN 59	4,705	4,342	7,72%	7,43%	Водородные часы	GEO
PRN 60	2,647	2,458	7,14%			

Таблица 13

Точность прогноза на основе квадратичной полиномиальной модели (QP) для часов спутников на различных орбитах (300 с)

PRN	MAD-QP, нс	WS-MAD-QP, нс	Повышение точности	Среднее повышение точности	Тип часов	Тип орбиты
PRN 19	2,548	1,965	15,03%	12,35%	Рубидиевые часы	MEO
PRN 20	1,623	1,234	10,87%			
PRN 21	1,581	1,351	14,55%			
PRN 22	1,595	1,436	9,97%			
PRN 23	0,708	0,654	7,63%			
PRN 24	1,234	1,036	16,05%			
PRN 25	0,484	0,406	16,12%	21,67%	Водородные часы	
PRN 26	1,482	0,983	33,67%			
PRN 27	1,579	1,328	15,90%			
PRN 28	0,524	0,402	23,28%			
PRN 29	1,302	1,097	15,75%			
PRN 30	1,199	0,896	25,27%			

PRN 38	1,462	1,320	9,71%	8,62%	Водородные часы	IGSO
PRN 39	2,333	2,192	6,04%			
PRN 40	2,036	1,830	10,12%			
PRN 59	4,958	4,620	7,72%	7,30%	Водородные часы	GEO
PRN 60	1,841	1,673	7,14%			

Как следует из табл. 12 и 13, в среднем точность прогноза погрешности часов с помощью предлагаемого алгоритма на интервалах дискретизации 30 и 300 с увеличивается на сопоставимом для всех трех типов орбит уровне.

4. Заключение

В статье предложен метод обнаружения выбросов в погрешностях спутниковых часов, который базируется на комбинации взвешенного метода SVDD и модифицированного подхода MAD. Для эксперимента были выбраны прецизионные временные значения погрешностей часов с интервалами дискретизации 30 и 300 с, предоставленные GFZ. Сначала на основе модифицированного метода MAD и WS-MAD выявляются выбросы в частотных данных четырех спутниковых часов с различными характеристиками. Затем путем оценивания точности аппроксимации и прогноза данных подтверждается эффективность предлагаемого метода. Кроме того, исследуется эффект от применения метода WS-MAD для повышения точности аппроксимации и прогноза данных для спутников, находящихся на разных орбитах и оснащенных различными типами часов.

Результаты экспериментов показывают, что для выявления малых выбросов во временных погрешностях часов с различными интервалами дискретизации и с плавающим трендом их изменения метод WS-MAD более эффективен, чем MAD, а также обеспечивает более высокую точность аппроксимации и прогноза данных. При этом анализ полученных данных для спутников с различными типами орбит и часов позволяет заключить, что метод WS-MAD обеспечивает более значительное повышение точности для спутников MEO и IGSO, чем для GEO-спутников. Среди спутников на одной орбите более высокая точность была достигнута при использовании водородных, а не рубидиевых часов. Алгоритм предварительной обработки данных, предлагаемый в настоящей статье, в известной мере обогащает метод контроля погрешностей спутниковых часов. В связи с этим его можно рекомендовать пользователям как инструмент для анализа эксплуатационных характеристик часов и прогнозирования их смещений, а также для прецизионного позиционирования.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Yang, Y.F., Pan, X., Qing, C.X., Mei, C.S., & Lai, Z.L., Detection and repair of outliers in BDS satellite clock offset based on semiparametric mean drift model, *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, no. 8, pp. 47-54.

2. He, S., Liu, J., Zhu, X., Dai, Z., & Li, D., Research on modeling and predicting of BDS-3 satellite clock bias using the LSTM neural network model, *GPS Solutions*, 2023, vol. 27, no. 3, 108, <https://doi.org/2023.10/s1007-10291-023-01451>
3. Feng, S.L., Study on the methods of data preprocessing and performance analysis for atomic clocks, *M.Sc. Thesis*, Henan: Information Engineering University, 2009.
4. Zhou, S., Hu, X., Liu, L. et al., Applications of two-way satellite time and frequency transfer in the BeiDou navigation satellite system, *Science China Physics, Mechanics and Astronomy*, 2016, vol. 59, pp. 1–9, <https://doi.org/10.1007/s11433-016-0185-6>
5. Guo, J.S., *Time scale steering in UTC (NIM)*, Beijing: Beijing University of Technology, 2013.
6. Ghaderpour, E. and Vujadinovic, T., The potential of the least-squares spectral and cross-wavelet analyses for near-real-time disturbance detection within unequally spaced satellite image time series, *Remote Sensing*, 2020, vol. 12, no. 15, 2446, <https://doi.org/10.3390/rs12152446>
7. Riley, W. and Howe, D., *Handbook of Frequency Stability Analysis*, Special Publication (NIST SP), National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD, 2008.
8. Wang, W., Xu, F., and Wang, Y.P., A preprocess method for gross error detection based on wavelet analysis, *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 2021, 41, pp. 623–627.
9. Fang, S.S., Research of GPS Satellite Clock Error Integrity Monitoring and Algorithm Implementation, *M.Sc. Thesis*, Fuxin: Liaoning Technical University, 2009.
10. Wei, D.K., Study on the Satellite Clock Bias Forecast Model, *M.Sc. Thesis*, Xi'an: Liaoning Technical University, 2009.
11. Zhang, Q., Han, S., Du, L., and Gui, Q., Bayesian methods for outliers detection and estimation in clock offset measurements of satellite-ground time transfer, *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, vol. 41, no. 6, pp. 772–777.
12. Xue, H., Xu, T., Nie, W., Yang, Y., & Ai, Q., An enhanced prediction model for BDS ultra-rapid clock offset that combines singular spectrum analysis, robust estimation and gray model, *Measurement Science and Technology*, 2021, vol. 32, no. 10, 105002, <https://doi.org/10.1088/1361-6501/abfcec>.
13. Zheng, Y., Wang, S., and Chen, B., Robust one-class classification with support vector data description and mixed exponential loss function, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, vol. 122, 106153, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106153>.
14. Feng, Z., Wang, Z., Liu, X., and Li, J., Rolling bearing performance degradation assessment with adaptive sensitive feature selection and multi-strategy optimized SVDD, *Sensors*, 2023, vol. 23, no. 3, 1110, <https://doi.org/10.3390/s23031110>.
15. Wang, Z.J., Multimode Industrial Process Modeling and Monitoring Based on Statistical Machine Learning, *Ph.D. Thesis*, Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021.
16. Zhong, G., Xiao, Y., Liu, B., Zhao, L., and Kong, X., Pinball loss support vector data description for outlier detection, *Applied Intelligence*, 2022, vol. 52, no. 14, pp. 16940–16961, <https://doi.org/10.1007/s10489-022-03237-5>.
17. Li, H., Wang, H., and Fan, W., Multimode process fault detection based on local density ratio-weighted support vector data description, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2017, vol. 56, no. 9, pp. 2475–2491, <https://doi.org/10.1021/acs.iecr.6b03306>.
18. Wang, Z., Yang, W., Zhang, H., and Zheng, Y., SPA-based modified local reachability density ratio wSVDD for nonlinear multimode process monitoring, *Complexity*, 2021, pp. 1–15, <https://doi.org/10.1155/2021/5517062>.
19. Breunig, M.M., Kriegel, H.P., Ng, R.T., and Sander, J., LOF: identifying density-based local outliers, *Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, 2000, May, pp. 93–104, <https://doi.org/10.1145/342009.335388>.
20. Xiao, Y., Wang, H., Zhang, L., and Xu, W., Two methods of selecting Gaussian kernel parameters for one-class SVM and their application to fault detection, *Knowledge-Based Systems*, 2014, vol. 59, pp. 75–84, <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2014.01.020>
21. Wang, W., Wang, Y., Yu, C., Xu, F., and Dou, X., Spaceborne atomic clock performance review of BDS-3 MEO satellites, *Measurement*, 2021, vol. 175, 109075, <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109075>.
22. Geng, T., Jiang, R., Lv, Y., and Xie, X., Analysis of BDS-3 onboard clocks based on GFZ precise clock products, *Remote Sensing*, 2022, vol. 14, 1389, <https://doi.org/10.3390/rs14061389>.
23. He, L., Zhou, H., Zhu, S., and Zeng, P., An improved QZSS satellite clock offsets prediction based on the extreme learning machine method, *IEEE Access*, 2020, vol. 8, pp. 156557–156568, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3019941>.
24. Huang, B., Yang, B., Li, M., Guo, Z., Mao, J., and Wang, H., An improved method for MAD gross error detection of clock error, *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, vol. 47, no. 5, pp. 747–752, <https://doi.org/10.13203/j.whugis20190430>.

25. Xu, Z.Y., The Evaluation of IGS Real-Time Product and Research on Positioning Method of Real-Time PPP, *M.Sc. Thesis*, Beijing: China University of Geosciences, 2021.
26. Lv, D., Liu, G., Ou, J., Wang, S., and Gao, M., Prediction of GPS satellite clock offset based on an improved particle swarm algorithm optimized BP neural network, *Remote Sensing*, 2022, vol. 14, no. 10, 2407. <https://doi.org/10.3390/rs14102407>.

Jia Su, Mengjia Gao (College of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang, China), **Qingwu Yi, Binbin Wang** (State Key Laboratory of Satellite Navigation System and Equipment Technology, Shijiazhuang, China), and **Zhiwei Ma** (Henan University of Economics and Law, Zhengzhou, China)

Clock Bias Gross Error Detection Method Based on WS-MAD, *Giroskopiya i Navigatsiya*, 2024, vol. 32, no. 1 (124), pp. 94–114.

Abstract. This paper proposes a clock bias gross error detection method, which combines weighted support vector data description (SVDD) with modified median absolute deviation (MAD) to address the limitations of the traditional MAD method. The method uses the local reachable density as the weighting factor of SVDD, which fully considers the local characteristics of each data. By constructing the minimum hypersphere in the high-dimensional feature space, the one-dimensional data are transformed into the distance from the vector point to the center of the hypersphere in the high-dimensional space. This transformation increases the discrepancy between normal data and gross errors. The modified MAD method probes the distance from the current epoch vector point to the center of the hypersphere for gross errors, and thus determines whether the current clock bias is a gross error. The precision clock bias data of BDS-3 with different sampling intervals provided by GFZ were used for simulation experiments. By comparing the results of the MAD method and the WS-MAD method, it is found that the WS-MAD method can detect the small gross errors in the smooth clock bias frequency data and more gross errors in the clock bias data with trend term floating. The fitting and prediction analyses on satellites with different orbits and clock types show that the WS-MAD method improves the fitting and prediction accuracy of MEO and IGSO satellites better than that of GEO satellites. For the same MEO satellites, the enhancement effect of hydrogen clocks is better than that of rubidium clocks.

Key words: satellite clock bias, gross error detection, weighted SVDD, MAD, satellite clock bias prediction

Материал поступил 18.12.2023