

Новые методы достижения перспективного уровня точности координатно-временных измерений

© И. В. Безменов, И. Ю. Игнатенко, С. Л. Пасынок

ФГУП «ВНИИФТРИ», р. п. Менделеево, Россия

Реферат

В рамках GGOS Международной ассоциацией геодезии IAG провозглашена цель достижения миллиметровых точностей определения координат опорных пунктов. Для достижения таких точностей необходимо оборудовать пункты измерений средствами РСДБ, ГНСС и СЛД нового поколения. Поскольку целевые показатели точности находятся на границе возможностей современных средств измерений, необходимо совершенствовать модели и методы предварительной и вторичной обработки измерений.

При предварительной обработке измерений возникает задача отбраковки выбросов — результатов грубых измерений. Эта задача тесно связана с проблемой поиска неизвестного тренда (как правило, полиномиального) в измерительных данных. Очевидно, что неверное определение тренда может привести к неправильному детектированию выбросов, и хорошие измерения могут быть отбракованы, а неточные — оставлены, что в конечном итоге отрицательно скажется на точности итогового результата. Другая проблема — это детектирование грубых измерений в данных со снятым трендом. Одной из целей при создании алгоритмов детектирования в этом случае является минимизация количества отбракованных данных. Причем в случае ГНСС-измерений потеря какой-то части данных на предварительном этапе обработки может не оказывать существенного влияния на конечный результат ввиду огромного числа навигационных измерений. Однако при обработке СЛД-измерений важно каждое отдельное измерение.

Для решения задачи автоматического детектирования грубых измерений на стадии их предварительной обработки были привлечены алгоритмы, разработанные И. В. Безменовым, С. Л. Пасынком и др. Изначально они были разработаны для отбраковки грубых ГНСС-измерений и показали свою эффективность в сравнении с другими известными методами (меньшее количество вычислительных операций, меньшее число отбракованных точек при одном и том же значении порога отбраковки). В результате применения этих алгоритмов для предварительной обработки лазерных измерений И. Ю. Игнатенко удалось добиться большей точности сформированных нормальных точек при меньшем числе отбракованных данных. Также была показана эффективность предлагаемого алгоритма при предварительной обработке СЛД-измерений в условиях наличия аномальной атмосферной рефракции.

Детальное описание некоторых алгоритмов, использованных в данной статье, а также их теоретическое обоснование приведено в Главе 9 «Effective Algorithms for Detection Outliers and Cycle Slip Repair in GNSS Data Measurements» (Bezmenov, 2021), опубликованной в сборнике на английском языке «Satellite Systems: Design, Modeling, Simulation and Analysis».

Ключевые слова: ГНСС, СЛД, предварительная обработка измерений, нормальные точки.

Контакты для связи: Игнатенко Игорь Юрьевич (igig@vniiftri.ru).

Для цитирования: Безменов И. В., Игнатенко И. Ю., Пасынок С. Л. Новые методы достижения перспективного уровня точности координатно-временных измерений // Труды ИПА РАН. 2022. Вып. 60. С. 12–20. <https://doi.org/10.32876/AplAstron.60.12-20>

New Methods for Achieving Advanced Accuracy in Time and Coordinate Measurements

I. V. Bezmenov, I. Yu. Ignatenko, S. L. Pasynok

All-Russian Scientific Research Institute of Physical-Technical and Radiotechnical Measurements,
Mendeleevo, Moscow region, Russia

Abstract

Within project GGOS, IAG proclaimed the goal of achieving millimeter accuracy in determining the coordinates of reference points. To achieve such accuracy, it is necessary to equip measurement points with new generation VLBI, GNSS and SLR. However, since the accuracy targets were at the boundary of the capabilities of modern measuring instruments, it was also necessary to improve models and methods for both post processing of measurements and their pre-processing.

During the preprocessing of measurements, the task of rejecting outliers — the results of rough measurements — arises. This problem is closely related to the problem of finding an unknown trend (usually polynomial) in the data meas-

ured. Obviously, an incorrect trend definition can lead to incorrect outlier detection, and good measurements can be rejected and inaccurate ones can be retained, what ultimately negatively affects the accuracy of the final result. Another problem is the detection of rough measurements in data with trend removed. One object in creating detection algorithms in this case is to minimize the amount of the data rejected. Moreover, in the case of GNSS measurements, the loss of some part of the data at the preprocessing stage may not have a significant effect on the final result due to the huge number of navigation measurements. At the same time, when processing satellite laser ranging (SLR) measurements, each individual measurement is important.

To solve the problem of automatic detection of the rough measurements at the preprocessing stage, some algorithms are developed by I. V. Bezmenov, S. L. Pasynok, and others were involved. Initially, they were designed to reject coarse GNSS measurements and were more effective in comparison with other known methods (fewer computational operations, fewer rejected points with the same rejection threshold). As a result of using these algorithms for the preprocessing of laser measurements, I. Yu. Ignatenko managed to achieve greater accuracy of formed normal points with less amount of data rejected. The effectiveness of the proposed algorithm in preprocessing SLR measurements under conditions of abnormal atmospheric refraction was also shown.

The description of some algorithms used in the paper and their mathematical theoretical foundation are presented in more details in Chapter 9 “Effective Algorithms for Detection Outliers and Cycle Slip Repair in GNSS Data Measurements” ([Bezmenov, 2021](#)) published in English in the collection “Satellite Systems: Design, Modeling, Simulation and Analysis”.

Keywords: GNSS, SLR, preprocessing, normal points.

Contacts: Igor Yu. Ignatenko (igig@vniiftri.ru).

For citation: Bezmenov I. V., Ignatenko I. Yu., Pasynok S. L. New methods for achieving advanced accuracy in time and coordinate measurements // Transactions of IAA RAS. 2022. Vol. 60. P. 12–20.

<https://doi.org/10.32876/AplAstron.60.12-20>

Введение

В рамках GGOS Международная ассоциация геодезии IAG провозгласила курс на достижение миллиметровых точностей определения координат опорных пунктов ([GGOS, 2015](#)). Как было отмечено, большой проблемой на пути к достижению миллиметрового уровня точности является детектирование и удаление грубых измерений (выбросов) из рядов измерительных данных на стадии их предварительной обработки. Излишне говорить, что наличие грубых измерений, источником которых являются, как правило, измерительная аппаратура и внешние факторы (многолучевость радиосигнала, малый угол склонения наблюдаемого спутника, рефракция атмосферы и др.), может привести к потере точности конечного решения и — в итоге — к ухудшению метрологических характеристик связанного с ним координатно-временного обеспечения.

Задача отбраковки выбросов давно известна и обычно решается отысканием тренда в виде полинома заданной степени¹, аппроксимирующего данные измерений в среднеквадратичной норме. Коэффициенты полинома находятся методом наименьших квадратов (МНК) из решения системы линейных уравнений, и детектирование грубых измерений осуществляется на основе последнего анализа отклонений измеренных данных от значений найденного полинома. Однако в таком подходе найденный тренд, как правило, не соответствует составу данных, полученных после отбраковки, а итерационный процесс последова-

тельного переопределения тренда при заданном уровне СКО может не сойтись. Чтобы избежать заикливания прибегают к уменьшению порога детектирования выбросов ([Bernese GNSS Software, 2015](#)), что, в свою очередь, ведет к потере заведомо «хороших» данных.

В работе [Безменова и др., 2018](#) предложен новый метод отбраковки грубых измерений в данных со снятым трендом. Он состоит в поиске т. н. *оптимального* решения, в котором количество отбракованных данных минимально. Алгоритм метода требует не более $\sim(N + N_{out}^2)$ арифметических операций, где N — общее число измеренных данных, N_{out} — число обнаруженных выбросов. В работе ([Bezmenov, 2021](#)) описана модификация этого алгоритма, требующая $\sim N \log N$ арифметических действий. Там же предложен новый метод определения тренда, а также эффективные сходящиеся алгоритмы его поиска. Апробация метода была проведена для предварительной очистки от выбросов измерений, полученных по результатам приема сигналов ГНСС, а также спутниковых лазерных дальномерных (СЛД) измерений. Новые алгоритмы отыскания оптимального решения и тренда обладают рядом преимуществ по сравнению с известными:

- алгоритмы абсолютно устойчивы;
- при поиске тренда не требуется никаких априорных пороговых значений, которые обычно используются для отсева выбросов; все данные измерений остаются в обработке до момента определения тренда;

¹ Возможны и другие классы функций.

— итерационный процесс отыскания тренда всегда сходится; на выполнение одной итерации требуется $\sim N^3$ арифметических операций;

— алгоритм поиска оптимального решения при прочих равных условиях (в том числе при том же значении порога детектирования выбросов) обеспечивает минимальное число отбракованных данных.

Цель настоящей статьи — продемонстрировать возможности новых методов предварительной обработки на данных измерений различного типа.

1. Постановка задачи

Пусть задана упорядоченная по возрастанию последовательность $\{t_j\}_{j=1}^N$ моментов времени измерения реализованных значений некоторой случайной величины $Y(t)$. Результаты измерений во многих случаях могут быть представлены в виде одномерного временного ряда:

$$y_j = f_j + z + \xi_j; \quad j = 1, \dots, N \quad (1)$$

где $y_j = y(t_j)$ — результат измерения случайной величины $Y(t)$, $f_j = f(t_j)$ — неслучайная функция-тренд, зависящая от физики процесса и, как правило, неизвестная, $z + \xi_j$ — неизвестная случайная величина, представленная в виде суммы неизвестного среднего z и центрированной случайной величины $\xi_j = \xi(t_j)$ с неизвестным распределением, которая может содержать выбросы. Задача автоматизированной обработки данных состоит в:

- отыскании f_j ;
- определении и исключении выбросов из исходного набора данных.

Понятно, что однозначного решения данной задачи нет, поскольку само понятие грубого измерения или выброса не определено однозначно ([Blazquez-Garcia, et al., 2021](#)). Применяемый в данной работе метод обработки основан на понятии *оптимального* решения и на алгоритме поиска тренда с помощью так называемых *минимизирующих наборов* ([Bezmenov, 2021](#)).

2. Метод поиска оптимального решения

В том случае, когда тренд известен, данные измерений после вычитания тренда могут быть записаны в виде:

$$\hat{y}_j = z + \xi_j; \quad j = 1, \dots, N, \quad (2)$$

где $\hat{y}_j = y_j - f_j$. В таком формате могут быть представлены, например, значения поправок часов спутников ГНСС, для которых дрейф (тренд) известен априори из навигационных данных, значения линейной комбинации Мельбурна – Вуббена ([Melbourne, 1985](#); [Wubbena, 1985](#)), образованной из кодовых и фазовых ГНСС-измерений на двух несущих частотах для каждой пары прием-

ник — спутник, и данные измерений во многих других случаях.

Обычно отбраковка грубых измерений из ряда данных, представленных в виде (2), состоит в отыскании такого набора $\{\hat{y}_{j_1}, \dots, \hat{y}_{j_L}\}$ из L элементов (длины L), для которого выполняются условия:

$$\sigma_{Y_L} = \sqrt{(L-1)^{-1} \sum_{j \in \{j_1, \dots, j_L\}} (\hat{y}_j - z)^2} \leq \sigma_{\max}, \quad (3)$$

$$|\hat{y}_j - z| \leq 3 \cdot \sigma_{\max}; \quad j \in \{j_1, \dots, j_L\}. \quad (4)$$

Здесь σ_{Y_L} и σ_{\max} — СКО и его заданное пороговое значение соответственно. Значения \hat{y}_j , не входящие в Y_L , рассматриваются как выбросы и удаляются из дальнейшей обработки. Часто условия (3), (4) являются единственными условиями, учитываемыми при удалении из исходного набора грубых измерений. Однако, как отмечено в ([Безменов и др., 2019](#)), итерационный процесс отыскания решения задачи (3), (4) может приводить к зацикливанию и к потере значительного количества заведомо хороших данных измерений (см. Пример 1 настоящей статьи).

Основу нового метода детектирования выбросов для данных вида (2) составляют два дополнительных условия ([Безменов и др., 2018](#)).

1. Потребуем, чтобы помимо (3), (4) длина искомого набора была максимальна (количество отбракованных значений минимально):

$$L \rightarrow \max. \quad (5)$$

Значение L , при котором достигается максимум (5), обозначим L_{\max} . Заметим, что условие (5) не обеспечивает единственности решения, т. к. может оказаться несколько наборов длиной L_{\max} , удовлетворяющих (3), (4).

2. Из всех возможных наборов, для которых выполнено (3)–(5), будем искать тот, для которого величина σ_{Y_L} принимает наименьшее значение:

$$\sigma_{Y_L}(\text{при } Y_L = \{\hat{y}_{j_1}, \dots, \hat{y}_{j_L}\}; L = L_{\max}) \rightarrow \min. \quad (6)$$

Определение. Для заданной последовательности значений \hat{y}_j набор значений $Y_{\text{опт}} = \{\hat{y}_{j_1}, \dots, \hat{y}_{j_{L_{\max}}}\}$, удовлетворяющий условиям (3)–(6), назовем *оптимальным*. Соответствующее значение СКО обозначим $\sigma_{\text{опт}}$.

Алгоритмы поиска оптимального решения изложены в упомянутых выше работах. Следует отметить, что при поиске оптимального решения привязки данных к конкретным моментам времени измерения не требуется, т. к. решение $Y_{\text{опт}}$ определено с точностью до произвольной перестановки входящих в него чисел. Не играют также никакой роли продолжительности интервалов между последовательными измерениями.

3. Пример применения метода поиска оптимального решения

При обработке ГНСС-измерений возникает задача разрешения фазовых неоднозначностей, для решения которой используется комбинация Мельбурна – Вуббена. Значения L_{M-W} комбинации Мельбурна – Вуббена формируются для конкретной пары спутник — приемник по данным кодовых и фазовых измерений на двух несущих частотах. Из нее исключены эффекты задержки распространения сигнала, связанные с влиянием ионосферы и тропосферы, а также расстояние от приемника до спутника, погрешности часов приемника и спутника. Значения L_{M-W} могут быть представлены в виде суммы трех слагаемых (Sanz Subirana, et al., 2019):

$$L_{M-W} = \lambda_5 n_5 + B + v, \quad (7)$$

где B — неисключенная систематическая погрешность, вызванная инструментальными задержками, относящимися к конкретной паре приемник — спутник, которая, как предполагается, не зависит от времени; v — случайная составляющая; λ_5 — формальная длина волны ($\lambda_5 = 86.16$ см для всех спутников GPS и $\lambda_5 = 84.0 \div 84.36$ см для спутников ГЛОНАСС); n_5 — неизвестное целое, т. н. широкополосная (wide lane) неоднозначность (Bernese GNSS Software, 2015). В то же время комбинацию L_{M-W} часто выражают в циклах длины волны λ_5 . Разделив обе части (7) на λ_5 и вводя обозначения, $\hat{y}_j = L_{M-W} / \lambda_5$, $\beta = B / \lambda_5$, и $\zeta = v / \lambda_5$, получим для каждой из эпох, ассоциируемых с индексами $j = 1, \dots, N$:

$$\hat{y}_j = n_{5j} + \beta + \zeta_j. \quad (8)$$

Здесь β — неизвестная постоянная величина, ζ_j — случайная величина, n_{5j} — неизвестная кусочно-постоянная функция дискретного аргумента, про которую известно лишь то, что она принимает целочисленные значения и может претерпевать целочисленные скачки. На временных интервалах, на которых n_{5j} не меняется, значения, представленные в (8), описываются форматом (2). Следовательно, для очистки от выбросов к ним может быть применен алгоритм поиска оптимального решения.

Пример 1. На рис. 1 представлены значения \hat{y}_j линейной комбинации Мельбурна – Вуббена (в λ_5 -циклах), сформированной из реальных данных измерений для станции TLSE, полученных по результатам приема сигналов от спутника ГЛОНАСС с PRN = 1, год 2010, номер дня года 207.



Рис. 1. Значения линейной комбинации Мельбурна – Вуббена, сформированной из данных измерений станции TLSE, полученных по результатам приема сигналов от спутника ГЛОНАСС с PRN = 1, год 2010, номер дня года 207

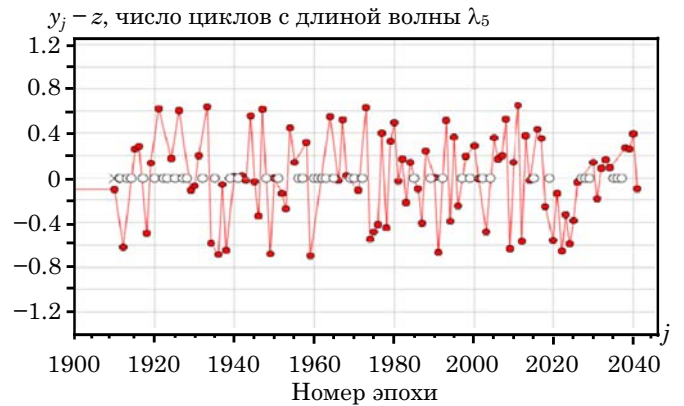


Рис. 2. Разности $\hat{y}_j - z$, полученные после обработки \hat{y}_j , применяемым в BERNESSE GNSS Software версии 5.2; эпохи с выбросами отмечены белыми кружками

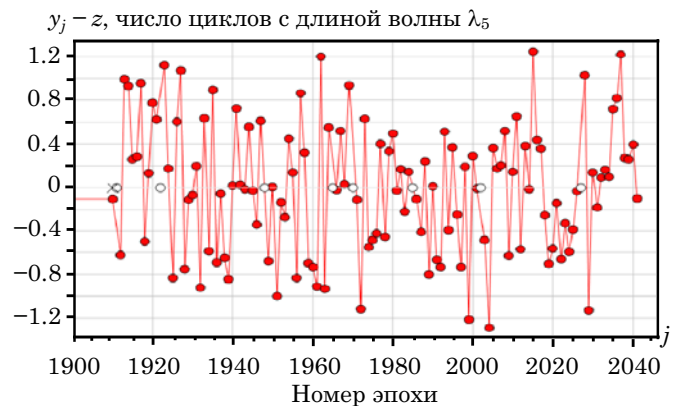


Рис. 3. Разности $\hat{y}_j - z$, полученные после обработки \hat{y}_j новым методом с поиском оптимального решения; эпохи с выбросами отмечены белыми кружками

На рис. 2, 3 представлены разности $\hat{y}_j - z$, полученные после обработки \hat{y}_j методом, который применен в программном комплексе BERNESSE

GNSS Software версии 5.2, разработанном в Бернском астрономическом институте Бернского университета (рис. 2), и новым методом с применением алгоритма поиска оптимального решения (рис. 3). Эпохи детектированных выбросов на обоих рисунках отмечены белыми кругами. При одном и том же заданном значении σ_{\max} порогового СКО число отброшенных значений, детектированных как выбросы, для алгоритма, реализованного в BERNSE 5.2 ([Bernese GNSS Software, 2015](#)) оказалось равным 41 (31 % от общего числа измерений), а для алгоритма поиска оптимального решения — 8 (6 %).

4. Поиск тренда в классе степенных полиномов

4.1 Метод минимизирующих наборов для поиска тренда в классе полиномов

В традиционном методе обработки функция-тренд f_j часто ищется в классе степенных полиномов степени n с коэффициентами $\vec{a} = (a_0, \dots, a_{n-1}, a_n) \in R^{n+1}$:

$$P_{n,j}(\vec{a}) = a_n(x_j)^n + a_{n-1}(x_j)^{n-1} + \dots + a_0, \quad (9)$$

где $j = 1, \dots, N$; $x_j = (t_j - t_1)/(t_N - t_1)$. С этой целью значения $y_j = y(t_j)$ аппроксимируются степенным полиномом по всем точкам N . Коэффициенты a_0, \dots, a_{n-1}, a_n полинома находятся МНК.

После вычитания тренда из исходных данных мы получаем значения:

$$\hat{y}_j = y_j - P_{n,j}(\vec{a}), \quad (10)$$

которые обрабатываем одним из известных способов. Присутствие в данных грубых измерений (выбросов) приводит, как правило, к искажению функции-тренда и — как следствие — к искажению конечных результатов.

Алгоритм поиска тренда новым методом основан на аппроксимации тренда полиномом, степень и коэффициенты которого подбираются с помощью итерационного процесса. Один шаг итерационного цикла содержит:

а) построение МНК полинома по L опорным значениям y_j , найденным на предыдущем итерационном шаге (на первом шаге все N значений считаются опорными);

б) формирование разностей $\hat{y}_j = y_j - P_{n,j}(\vec{a})$ и поиск из выборок $\{\hat{y}_j\}_{j=1}^N$ так называемых минимизирующих наборов $Y_{L,\min} = \{\hat{y}_{j_1}, \dots, \hat{y}_{j_L}\}$ заданной длины L . (Минимизирующий набор определяется, как набор $\{\hat{y}_{j_1}, \dots, \hat{y}_{j_L}\}$, для которого СКО минимально из всех возможных наборов длины L);

в) переопределение опорных значений $Y_{L,\text{ref}} = \{y_{j_1}, \dots, y_{j_L}\}$ в соответствии с найденным минимизирующим набором и переход на следующую итерацию.

Итерации выполняются до достижения сходимости, которая, как доказано в упомянутой выше работе, всегда имеет место. В результате получаем итоговый набор опорных значений для построения тренда.

После нахождения тренда к разностям (10) применяется алгоритм поиска оптимального решения, в результате которого находятся все выбросы.

Следует подчеркнуть, что при поиске тренда не используются никакие пороговые константы, которые обычно применяются при детектировании выбросов в традиционных подходах ([Blewitt, 1990](#)). Задание L как количества опорных значений, практически не влияет на результат при условии выполнения неравенства $L \leq N - N_{\text{out}}$, которое обеспечивает непопадание выбросов в итоговый набор опорных значений, используемых для построения тренда. Поскольку количество N_{out} выбросов заранее неизвестно, то L может быть выбрано существенно меньше величины $N - N_{\text{out}}$ (см. Примеры 2, 3), так, чтобы указанное неравенство было выполнено.

Так же, как и в обычном МНК, в данном случае минимизируется квадратичная форма отклонений. В этом состоит единственное сходство нового метода с известными вариантами МНК.

Во многих вариантах МНК параметрами для поиска являются значения параметров, рассматриваемых как непрерывные величины (напр., коэффициенты полинома). В рассматриваемом же методе ищутся наборы данных $\{\hat{y}_{j_1}, \dots, \hat{y}_{j_L}\}$ длины L . Подходы, связанные с вычислениями производных от квадратичной формы по искомым параметрам, которые применяются в обычном МНК, в данном случае неприменимы. Здесь ситуация аналогична поиску решений диофантовых уравнений в теории чисел, когда традиционные вариационные методы, основанные на вычислении производных, не работают. Прямой перебор «в лоб» потребует порядка C_N^L арифметических действий, что, вообще говоря, нереализуемо на современных компьютерах за разумное время. Например, в рассматриваемом ниже примере 3: $L = 400$, $N = 500$, и на полный перебор потребуется не менее 10^{200} операций или порядка 10^{175} лет на современном пета-компьютере.

Разработанный алгоритм позволяет отыскивать минимизирующие наборы за $\sim N$ арифметических действий.

4.2 Примеры применения метода минимизирующих наборов

Пример 2. Проверка метода на компьютерной симуляции.

Проиллюстрируем применение метода минимизирующих наборов для модельных данных вида $10\sqrt{j+10} + 2 \cdot \text{random}(j)$ с $N = 150$ и с 10 выбросами

($N_{\text{out}} = 10$) в точках $j = 6, \dots, 10$ и $j = 140, \dots, 144$ (рис. 4, 5). При поиске тренда значение L полагалось равным 130. Присутствующий в данных тренд аппроксимировался полиномом 4-й степени, коэффициенты которого отыскивались с помощью

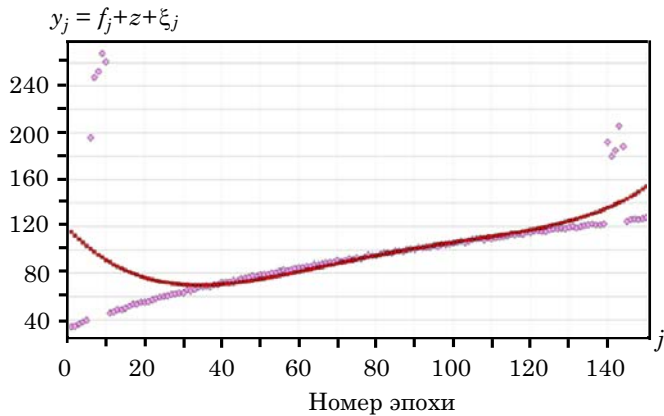


Рис. 4. Данные компьютерной симуляции в соответствии с формулой $y_j = 10\sqrt{j+10} + 2 \cdot \text{random}(j)$ и значения полинома 4-й степени, полученного на первой итерации

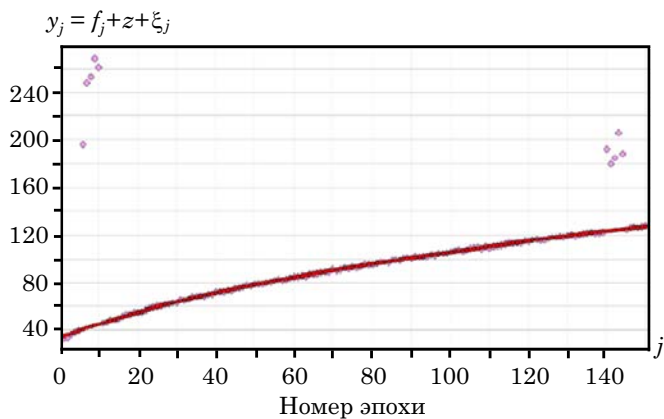


Рис. 5. Данные компьютерной симуляции в соответствии с формулой $y_j = 10\sqrt{j+10} + 2 \cdot \text{random}(j)$ и значения полинома 4-й степени после восьмой итерации

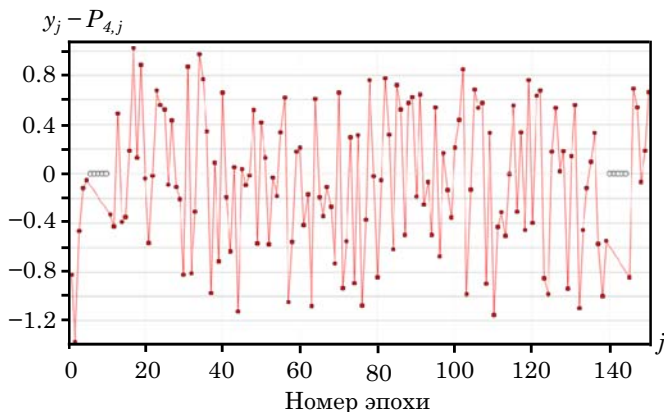


Рис. 6. Остатки $\hat{y}_j = y_j - P_{4,j}(\vec{a})$, полученные в результате вычитания из модельных данных значений полинома после восьмой итерации

итерационного процесса. Значения полинома после первой и восьмой итерации представлены на рис. 4 и 5 соответственно (красные кружки). На рис. 6 изображены остатки $\hat{y}_j = y_j - P_{4,j}(\vec{a})$, полученные в результате вычитания из модельных данных значений полинома (тренда) после восьмой итерации. Здесь следует заметить, что выбранная в данном примере функция-тренд, определяемая как $f_j = 10\sqrt{j+10}$, не принадлежит полиномиальному классу.

Пример 3. Обработка данных спутника Galileo201.

На рис. 7 представлены данные y_j СЛД-измерений для спутника Galileo201, полученных в 2020 г. По вертикальной оси отложено время прохождения сигнала до спутника и обратно (мс), по горизонтальной оси — время от начала суток в секундах. На левом конце временного интервала в 8 точках (эпохах) имеются выбросы. Остаточные расхождения с трендами, полученными обычным методом (МНК) и методом минимизирующих наборов, показаны на рис. 8 и 9 соответственно.

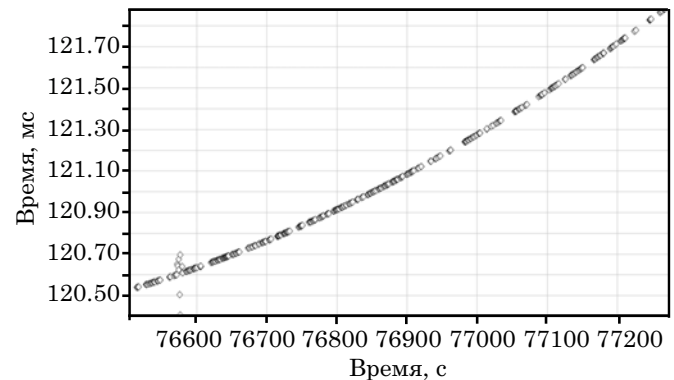


Рис. 7. Данные y_j измерений времени распространения сигнала для спутника Galileo201

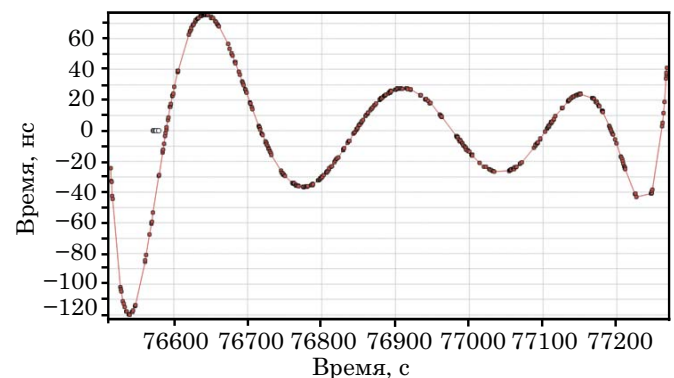


Рис. 8. Данные $\hat{y}_j = y_j - P_{8,j}(\vec{a})$ после вычитания тренда, полученного обычным методом (МНК), для спутника Galileo201; белые кружочки отмечают эпохи, в которых данные выходят за диапазон рисунка

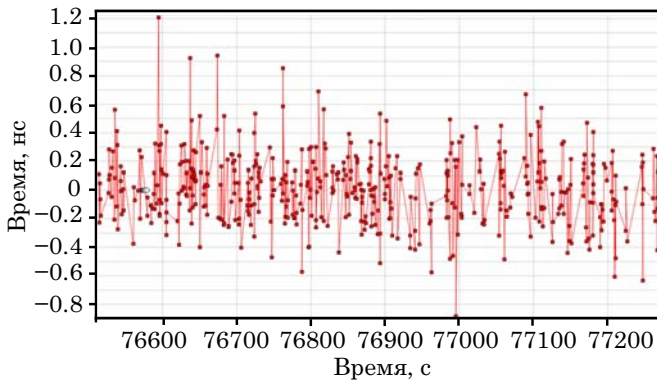


Рис. 9. Данные $\hat{y}_j = y_j - P_{8,j}(\vec{a})$ после вычитания тренда для спутника Galileo201, тренд $P_{8,j}(\vec{a})$ получен в результате итерационного процесса (Bezmenov, 2021) после 7-й итерации; белые кружочки отмечают эпохи (8 штук), в которых были обнаружены выбросы

Как видно из рис. 8, в данных \hat{y}_j присутствует тренд, который не удалось полностью снять из-за наличия выбросов. Дальнейший поиск оптимального решения для \hat{y}_j приведет к практически полной отбраковке данных измерений. Чтобы избежать этого, полученный на данном этапе тренд переопределяют, предварительно найдя и удалив выбросы. Это может быть осуществлено либо визуально, либо по превышению отклонений \hat{y}_j некоторых пороговых значений, которые должны быть заданы заранее, и, как правило, неизвестны априори, а неточное задание порогов может привести к неправильному определению выбросов. Другим недостатком при таком подходе является возможность заикливания итерационного процесса, о которой говорилось выше.

На рис. 9 представлены остатки $\hat{y}_j = y_j - P_{8,j}(\vec{a})$ для полинома 8-й степени, полученного в результате итерационного процесса, описанного в главе (Bezmenov, 2021). Понадобилось 7 итераций до полной сходимости. Аппроксимация осуществлялась по 400 точкам (из 505). Значение $L = 400$ было выбрано спонтанно. Результат не изменится, если выбрать, например, $L = 450$.

5. Поиск кусочно-постоянного тренда

В этом разделе мы рассмотрим алгоритм очистки от выбросов данных, представленных в виде (1): $y_j = f_j + z + \xi_j$; $j = 1, \dots, N$, где априори известно, что f_j — кусочно-постоянная сеточная функция, содержащая скачки. Если величина скачков достаточно мала, например $\sim \sigma_{\max}$, то скачки становятся неразличимы на фоне ξ_j . Поэтому, будем считать, что величины скачков $\geq 3\sigma_{\max}$. Здесь σ_{\max} рассматривается как характерное значение СКО случайной величины ξ_j .

Алгоритм, позволяющий надежно определять скачки, описан в (Безменов и др. 2019; Bezmenov, 2021) для комбинации Мельбурна – Вуббена.

Пример 4. На рис. 10 представлены значения \hat{y}_j линейной комбинации Мельбурна – Вуббена (в λ_5 -циклах) для станции JOZ2 ($PRN = 13$, год 2010, день года 207), а на рис. 11, 12 — отклонения значений комбинации от среднего значения после детектирования и исключения скачков старым и новым методами.



Рис. 10. Значения \hat{y}_j комбинации Мельбурна – Вуббена для станции JOZ2 ($PRN = 13$, год 2010, день года 207)



Рис. 11. Отклонения значений комбинации Мельбурна – Вуббена от среднего значения после детектирования и исключения скачков методом из Bernese GNSS Software, 2015; крестами обозначены эпохи обнаруженных скачков



Рис. 12. Отклонения значений комбинации Мельбурна – Вуббена от среднего значения после детектирования и исключения скачков методом (Bezmenov, 2021); крестами обозначены эпохи обнаруженных скачков

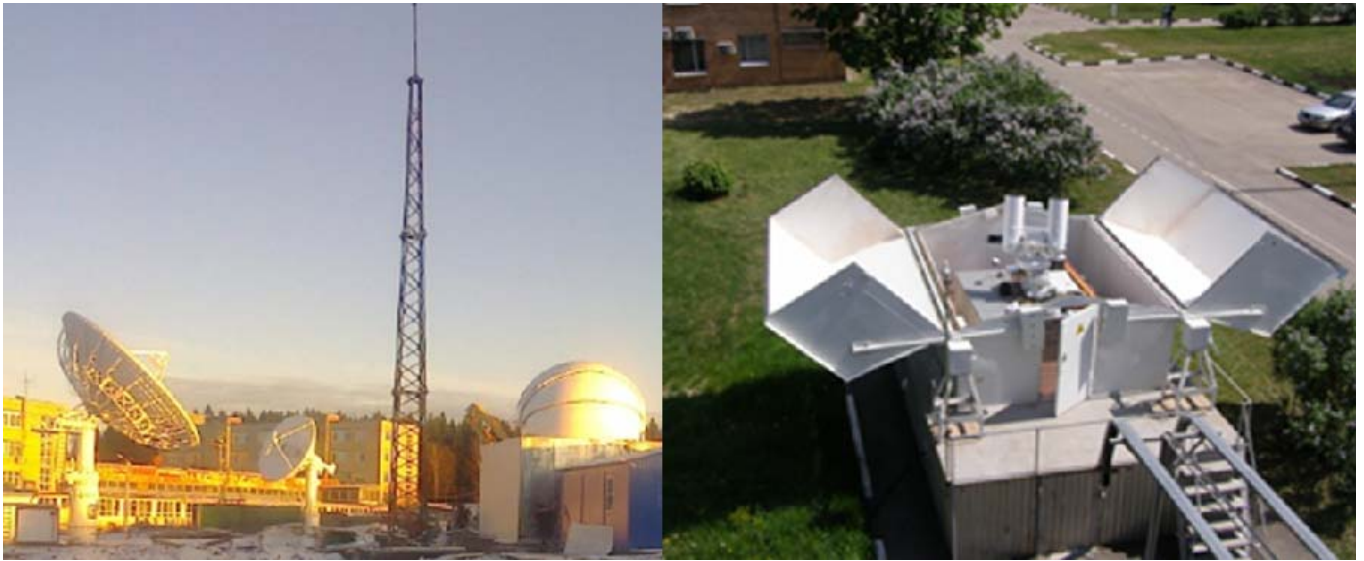


Рис. 13. ЛС КСФО «Точка» (слева) и ММКОС «Сажень-ТМ-БИС» (справа), размещенные в ГМЦ ГСВЧ

6. Применение новых методов для обработки результатов лазерных измерений

Поскольку основные положения разработанного метода носят общий характер, очевидно, что он применим не только к ГНСС-измерениям, но и вообще к любым видам измерений, в которых бывают выбросы. Причем если для ГНСС-измерений потеря какой-то части измерений при предварительной обработке не так важна ввиду огромного числа навигационных измерений, то для обработки СЛД-измерений важно каждое отдельное измерение, и если при отбраковке будет отброшено достаточно много измерений, то решение получится либо слишком неточным, либо не получится вообще.

Во ФГУП «ВНИИФТРИ» (Ignatenko, 2020) в настоящее время имеются два СЛД: ММКОС «Сажень-ТМ-БИС» и лазерная станция комплекса средств фундаментального обеспечения ГЛОНАСС (ЛС КСФО) «Точка», соответствующая стандарту нового поколения SLR2000 (рис. 13). Во ФГУП «ВНИИФТРИ» также расположены Государственный первичный специальный эталон единицы длины и Государственный первичный эталон единиц времени, частоты и национальной шкалы времени. Наличие этих эталонов позволяет обеспечить прямую метрологическую прослеживаемость длины калибровочного базиса и шкалы времени лазерных станций к этим эталонам.

Поскольку перед ЛС КСФО стоят задачи достижения точности единиц миллиметров, что находится на пределе возможностей современной лазерной техники, то каждое измерение чрезвычайно важно, а предложенный Безменовым И. В. метод как раз позволяет сохранять наибольшее число измерений при заданном уровне СКО, что делает его уникальным и практически единственным подходом для решения поставленных задач.

Первые эксперименты обработки результатов измерений ММКОС «Сажень-ТМ-БИС» и ЛС КСФО «Точка» показали следующие преимущества в сравнении с другими методами:

- при формировании «нормальных точек» указанный алгоритм позволил достичь большей точности;

- при обработке измерений, включающих участки с влиянием аномальной атмосферной рефракции, удалось более правильно их выделить (т. е. имеется лучшее соответствие с другими наблюдаемыми проявлениями аномальной атмосферной рефракции).

В настоящее время ведутся работы по доработке программы для цели ее постоянного использования для предварительной обработки лазерных измерений в ГМЦ ГСВЧ в режиме службы.

Заключение

Разработанные новые методы предварительной обработки измерений, благодаря своей универсальности, могут быть применены для предварительной обработки любых видов измерений, в том числе астрономо-геодезических. Характерной чертой предложенных методов является то, что выборка измерительных данных представляется не просто набором случайных чисел (результатов измерений), а характеризуется также моментами времени получения этих данных. В статье приведены примеры, иллюстрирующие преимущества разработанных методов для предварительной обработки ГНСС- и лазерных измерений. Новые алгоритмы абсолютно устойчивы и всегда сходятся. При поиске тренда не требуется никаких априорных пороговых значений, которые обычно используются для отсева выбросов, и все данные измерений остаются в обработке до момента окончательного определения тренда. Итерационный процесс

отыскания тренда всегда сходится, и на выполнение одной итерации требуется $\sim N^3$ арифметических операций. Алгоритм поиска оптимального решения, применяемый к данным со снятым трендом, при прочих равных условиях (в том числе при том же значении порога детектирования выбросов) обеспечивает минимальное число отбракованных данных.

Литература

- Безменов И. В., Блинов И. Ю., Наумов А. В., Пасынок С. Л. Алгоритм определения скачков в комбинации Мельбурна – Вуббена, образованной из кодовых и фазовых данных измерений в глобальных навигационных спутниковых системах // Измерительная техника. 2019. № 5. С. 25–30.
- Безменов И. В., Наумов А. В., Пасынок С. Л. Эффективный алгоритм устранения выбросов из данных измерений глобальных навигационных спутниковых систем // Измерительная техника. 2018. № 9. С. 26–30.
- Bernese GNSS Software Version 5.2: User manual / ed. by R. Dach, S. Lutz, P. Walser, P. Fridez. Bern: Bern Open Publishing, 2015.
- Bezmenov I. V. Effective algorithms for detection outliers and cycle slip repair in GNSS data measurements // Satellite systems: design, modeling, simulation and analysis / ed. by Tien M. Nguyen. London: IntechOpen, 2021. Chapter 9. P. 177–209. doi: 10.5772/intechopen.92658.
- Blazquez-Garcia A., Conde A., Mori U., Lozano J. A review on outlier/anomaly detection in time series data // ACM Computing Surveys (CSUR). 2021. Vol. 54, no. 3. P. 1–33.
- Blewitt G. An automatic editing algorithms for GPS data // Geophysical Research Letters. 1990. Vol. 17, no. 3. P. 199–202.
- GGOS requirements for core sites. Global geodetic observing system (GGOS). (Revision 2) Draft 3.4. 2015. URL: https://cdis.nasa.gov/docs/2015/SiteRecDoc_Rev2_D3.4.pdf (accessed: 16.08.2019).
- Melbourne W. G. The case for ranging in GPS based geodetic systems // Proceedings of the 1st International Symposium on Precise Positioning with the Global Positioning System. Rockville: US Department of Commerce, 1985. P. 373–386.
- Sanz Subirana J., Juan Zornoza J. M., Hernández-Pajares M. Detector based in code and carrier phase data: The Melbourne – Wübbena combination / Spain: Technical University of Catalonia, 2011. URL: https://gssc.esa.int/navipedia/index.php/Detector_based_in_code_and_carrier_phase_data:_The_Melbourne-W%C3%BCbena_combination (accessed: 20.08.2021)
- Wubben G. Software developments for geodetic positioning with GPS using TI 4100 code and carrier measurements // Proceedings 1st International Symposium on Precise Positioning with the Global Positioning System. Rockville: US Department of Commerce, 1985. P. 403–412.