

Прогноз параметров вращения Земли с использованием методов локальной аппроксимации

© М. С. Грибанова, Е. А. Скурихина

ИПА РАН, г. Санкт-Петербург, Россия

Реферат

В данной работе приведено исследование применимости метода локальной аппроксимации для прогноза ПВЗ. Изложено краткое теоретическое обоснование метода локальной аппроксимации. Проведено тестирование различных возможностей алгоритма для поиска оптимальных условий при прогнозировании. На основании полученных результатов установлено, что наиболее точный и оперативный прогноз для координат полюса получается итерационным методом на опорном интервале в семь лет и с использованием размерности многомерного представления около 340 дней, для UT1 – UTC на интервале в три года и 180 дней. Представлены результаты и их анализ на основании сравнения с данными, полученными в IERS, в Институте прикладной астрономии Российской академии наук (ИПА РАН), а также с данными лучших методов пилотного проекта IERS по комбинированию прогнозов ПВЗ (ЕОРСРРР, Earth Orientation Parameters Combination of Prediction Pilot Project) за период 2011–2015 гг. Точность краткосрочного прогноза до 10 дней для координат полюса близка к точности результатов годовых отчетов IERS 2016–2018 гг. и лучших методов ЕОРСРРР (менее 3 мс дуги): до 40 дней сопоставима по точности (лучше 8 мс дуги), в то время как точность прогноза до 90 дней несколько хуже. Среднесрочные и долгосрочные прогнозы всемирного времени уступают прогнозам IERS, но все же дают хорошие результаты. Главным достижением стало СКО прогноза на 1 день для всемирного времени. По данным за 2018–2019 гг. оно составило 0.08 мс, что ближе всего к точности прогноза IERS.

Ключевые слова: локальная аппроксимация, параметры вращения Земли, прогноз, вращение Земли, всемирное время, координаты полюса.

Контакты для связи: Грибанова Марина Сергеевна (ms.gribanova@iaaras.ru).

Статья поступила в редакцию 04.09.2020, принята к публикации 22.10.2020, опубликована 30.10.2020.

Для цитирования: Грибанова М. С., Скурихина Е. А. Прогноз параметров вращения Земли с использованием методов локальной аппроксимации // Труды ИПА РАН. 2020. Вып. 54. С. 11–20.

<https://doi.org/10.32876/ApplAstron.54.11-20>

Prediction of Earth Rotation Parameters Using Local Approximation Techniques

M. S. Gribanova, E. A. Skurikhina

Institute of Applied Astronomy of the Russian Academy of Sciences, Saint Petersburg, Russia

Abstract

The work presents a study of the applicability of the local approximation technique for predicting the Earth rotation parameters. A brief overview of theoretical foundation of the local approximation method has been given. Various features of the algorithm for searching for the most optimal ones were tested. Based on these results, it was found that the most accurate and prompt prediction for the pole coordinates is obtained by iterative method on a reference interval of seven years and using the embedding dimension of about 340 days, for UT1 – UTC on the interval of three years and of 180 days. The results and their analysis based on their comparison with the data obtained from IERS, IAA RAS and EOPCPPP (Earth Orientation Parameters Combination of Prediction Pilot Project) are given. The accuracy of short-term prediction of up to 10 days for pole coordinates is close to the results accuracy of 2016–2018 IERS annual reports and the best methods from EOPCPPP (less than 3 mas). Up to 40 days is comparable in accuracy (better than 8 mas), while the accuracy of up to 90 days prediction is slightly worse. Medium and long-term predictions of the universal time are inferior to IERS forecast, but still provide good results. The main achievement was the RMS of the 1 day's prediction for UT1 – UTC. According to the 2018–2019 data, it was 0.08 ms, which is the closest one to the accuracy of the IERS forecast.

Keywords: local approximation, Earth rotation parameters, prediction, Earth rotation, Universal Time, coordinates of the Pole.

Contacts: Marina S. Gribanova (ms.gribanova@iaaras.ru).

Received 4 September, 2020, accepted 22 October, 2020, published 30 October, 2020.

For citation: Gribanova M. S., Skurikhina E. A. Prediction of Earth rotation parameters using local approximation techniques // Transactions of IAA RAS. 2020. Iss. 54. P. 11–20.

<https://doi.org/10.32876/ApplAstron.54.11-20>

Введение

Прогнозирование параметров вращения Земли — координат полюса X_p и Y_p и поправок к координированному атомному времени UT1 – UTC — является неотъемлемой частью фундаментального координатно-временного обеспечения. С распространением в мире глобальных навигационных спутниковых систем GPS, ГЛОНАСС, Galileo и других методов космической геодезии, таких как РСДБ и лазерная локация спутников (ЛЛС), возросла потребность в предоставлении информации о ПВЗ не только в реальном времени, но и в их предвычисленных значениях. Также прогнозы ПВЗ необходимы и для других задач и приложений. Согласно Резолюции 5 (Совершенствование теорий и моделей вращения Земли) XXVII Генеральной Ассамблеи Международной ассоциации геодезии 2019 г. [1], на основе современных теорий вращения Земли нельзя абсолютно точно моделировать и предсказывать ПВЗ, что означает невозможность создания теоретического метода для их прогноза. Следовательно, реализация наиболее точного и обоснованного (вместе с тем менее трудоёмкого и затратного) алгоритма прогноза ПВЗ как на длительных, так и на краткосрочных промежутках времени не теряет своей актуальности.

По данным кампании IERS при сравнении качества прогноза ПВЗ (ЕОР РСС 2005–2009 гг. и ЕОРСРРР 2011–2015 гг.) наилучший прогноз получается в результате комбинирования разных методов и техник. Хорошие результаты были продемонстрированы при использовании методов, применённых в Сибирском НИИ метрологии совместно с Сибирской государственной геодезической академией (СГГА/СНИИМ) [2], в Военно-морской обсерватории США (USNO, United States Naval Observatory) [3], а также в центре космических исследований Польской академии наук [4]. Они основаны на экстраполяции полигармонической модели методом наименьших квадратов и авторегрессии [5]. При прогнозировании UT1 – UTC наиболее эффективными оказались методы, используемые в USNO (базирующиеся на комбинации модельных данных, получаемых из анализа и прогноза атмосферного углового момента и простой техники дифференцирования) [3], в лаборатории реактивного движения (JPL) национального космического агентства США NASA (где применяется фильтр Калмана) [6] и в СНИИМ. Кроме вышеупомянутых методик постоянно разрабатывается и тестируется множество других способов прогнозирования, такие как метод сингулярного спектрального анализа (ССА) [7], комбинированные методы или методы, основанные на нейронных сетях [8].

В данной работе рассмотрен метод локальной аппроксимации (ЛА), разработанный в рамках не-

линейной динамики для работы с хаотическими, стохастическими рядами [9]. Его отличительная особенность заключается в локальности строящейся модели, то есть в ограничении окрестностью ближайшей к последней известной точке ряда, после которой строится прогноз. Таким образом, его главное преимущество в прогнозировании хаотических временных рядов — это отказ от построения всеобщей глобальной конструкции.

В настоящей статье проведено исследование применимости метода локальной аппроксимации для прогноза ПВЗ, обоснован выбор порядка аппроксимации, методов прогноза, а также необходимых для работы параметров, выполнена апробация метода на примере срочного ряда «finals.data», приведено сравнение результатов с данными прогнозов IERS, ПВЗ ИПА РАН и ЕОРСРР. Данный алгоритм применялся к прогнозированию ПВЗ впервые.

Описание алгоритма локальной аппроксимации

Начальным этапом алгоритма является реконструкция динамической системы. Согласно теореме Такенса [10], приемлемое описание исходной динамики системы может быть получено заменой реальных переменных динамической системы, которые нам неизвестны, на последовательные значения наблюдаемой величины ряда — P -мерные векторы задержек (величину P также называют размерностью реконструкции или размерностью многомерного представления). Данный метод известен под названием метод задержек. В результате его применения исходный временной ряд $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, выбранный в качестве опорного интервала, преобразуется в матрицу задержек $X_{P \times (N-P+1)}$, на базе которой в дальнейшем строится искомый прогноз [11]:

$$\{x_1, x_2, \dots, x_N\} \rightarrow X_{P \times (N-P+1)} = \begin{pmatrix} x_P & x_{P+1} & \dots & x_N \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{N-P+2} \\ x_1 & x_2 & \dots & x_{N-P+1} \end{pmatrix}.$$

При этом необходима достаточно большая размерность вектора P для выполнения условия $P > 2d$, где d — размерность фазового пространства исходной системы, на котором происходит изучаемое движение [10]. Основная проблема на данном этапе — выбор значения параметра P , по которому определяется размерность матрицы задержек. Был разработан ряд способов нахождения его оптимальной величины, таких как алгоритм Грасбергера – Прокаччиа или метод ложных соседей, но каждый из них обладает существенными недостатками, такими как сложность в реализации, сомнительность результатов, трудоёмкость расчётов. По этим причинам наиболее распространён-

ным является эмпирический способ — проведение серии испытаний с целью выявления значения P , при котором будет наблюдаться качественный прогноз [11].

Далее необходимо выделить локальную подобласть фазового пространства. Как правило, на практике это осуществляется нахождением близлежащих состояний системы за счёт поиска «векторов-соседей» при использовании одного из критериев близости. В данной работе было выбрано следующее условие. Пусть $\{x_{N-P+1}\}$ определён как стартовый вектор в матрице задержек. Выберем из матрицы задержек такие s «векторов-соседей» стартового вектора — $\{x_t\}_{t=1}^s$, для которых евклидова норма $\|x_{N-P+1} - x_t\|$ будет минимальной.

Данный критерий не является универсальным. Существует лишь нижняя оценка необходимого числа соседей — исходя из теории Такенса, их должно быть не меньше числа параметров модели. Но однозначного и точного алгоритма выбора числа соседей на данный момент не установлено. В реальных расчётах отталкиваются от соотношения $s \approx 3(P + 1)$, то есть число соседей должно быть как минимум втрое больше числа параметров системы [11], что и было выбрано в данной работе.

На следующем шаге происходит выбор локального представления, то есть установление функционального соотношения между текущим состоянием x_t и будущим состоянием $x_{t+\tau}$:

$$x_{t+\tau} = f(x_t).$$

В теории f может быть любой нелинейной функцией, например полиномом выбранного порядка, но это делает уравнения громоздкими и трудными для решения. Результаты, полученные в [9], показывают, что более эффективным и простым подходом оказывается аппроксимация нулевого, первого или второго порядка.

$$(LA0): x_{i+1} = a_0,$$

$$(LA1): x_{i+1} = a_0 + x_i^T \mathbf{a},$$

$$(LA2): x_{i+1} = a_0 + x_i^T \mathbf{a} + x_i^T \mathbf{B} x_i,$$

где (a_0, \mathbf{a}) — вектор параметров представления, \mathbf{B} — матрица дополнительных параметров представления.

Важно отметить, что увеличение порядка аппроксимации не только не ведёт к улучшению получаемого прогноза, но и резко увеличивает число соседей, тем самым ставя под сомнение корректность гипотезы о постоянстве параметров системы. Вследствие этого может произойти глобализация метода и потеря достоинств LA [12]. Исходя из приведённых соображений, в практической части работы был выбран первый порядок (LA1) как наиболее оптимальный.

Последним этапом на пути к прогнозу является оценка параметров представления. Их число задаётся выбором вида функции и размерностью матрицы задержек. Для их нахождения чаще всего используется метод наименьших квадратов (МНК). Запишем условие (LA1) в векторном виде:

$$Y = I a_0 + X \mathbf{a},$$

где X — матрица, состоящая из векторов-соседей, Y представляет собой вектор эволюции соседей — результат изменения величины каждого соседа за τ шагов (τ принимает значения от 1 дня до длины прогноза, в работе $\tau = 1$). Здесь и далее I обозначен как единичный вектор-столбец размерности числа соседей, а E — единичная двумерная матрица размерности числа соседей.

Решение данной системы — оценка векторов параметров представления $\hat{a}_0, \hat{\mathbf{a}}$ методом наименьших квадратов — будет выглядеть следующим образом:

$$\hat{a} = \left[X^T \left(E - \frac{I I^T}{I^T I} \right) X \right]^{-1} X^T \left(E - \frac{I I^T}{I^T I} \right) Y,$$

$$\hat{a}_0 = \frac{I^T (Y - X \hat{\mathbf{a}})}{I^T I}.$$

После построения вектора параметров рассчитывается значение прогноза на один шаг вперёд. Подставляя в уравнение стартовый вектор x_L^T и a_0 , получаем формулу:

$$x_{L+\tau} = \bar{Y} + (x_L^T - \bar{X}) \hat{\mathbf{a}},$$

в которой $x_{L+\tau}$ — искомое значение прогноза на τ шагов вперёд, $\bar{Y} = \frac{I^T}{I^T I} Y$ — усреднённый вектор эволюции соседей, $\bar{X} = \frac{I^T}{I^T I} X$ — усреднённая матрица соседей.

Для построения прогноза на несколько шагов вперёд применяются три метода — итеративный, прямой и итеративный метод с пересчётом параметров — предложенные в работах [9, 11, 13].

Итеративный метод основан на итерации построения прогноза на один шаг вперёд для всего интересующего интервала. Каждое последующее значение прогноза добавляется в исходный ряд и на его основе достраивается матрица задержек. Векторы-соседи стартового вектора, а также параметры оценки при этом не меняются. Итоговая формула для шага $L + \tau$ выглядит следующим образом:

$$x_{L+\tau} = \bar{Y}^{L+1} + ((x_{L+\tau-1}^{L+1})^T - \bar{X}^{L+1}) \hat{\mathbf{a}}^{L+1}.$$

Величины, обозначенные индексом $L + 1$, формируются только на первом шаге, а величины с индексом $L + \tau$ изменяются на каждом этапе.

Альтернативой первого метода является прямой прогноз, при котором стартовый вектор и его векторы-соседи не меняются. Вместо этого на каждом шаге периода находится зависимость между

исходным и искомым векторами, оцениваются параметры аппроксимации и вычисляется прогноз независимо для каждой переменной:

$$x_{L+\tau} = \bar{Y}^{L+\tau} + ((x_{L+1}^L)^T - \bar{X}^{L+1})\hat{a}^{L+\tau}.$$

В работе [11] приводится ещё один метод в качестве попытки улучшить итеративный метод — итеративный с пересчётом. Из названия следует, что на каждом шаге происходит не только изменение стартового вектора, но также поиск ближайших векторов и переоценка параметров. В таком случае уравнение принимает следующий вид:

$$x_{L+\tau} = \bar{Y}^{L+\tau} + ((x_{L+\tau-1}^{L+\tau})^T - \bar{X}^{L+\tau})\hat{a}^{L+\tau}.$$

Все перечисленные методы имеют свои достоинства и недостатки, поэтому нельзя выделить оптимальный. По этой причине каждый метод был протестирован с разными опорными интервалами и размерностью представления.

Применение метода для прогноза ПВЗ

Для прогнозирования был использован ряд ПВЗ «finals.data», публикуемый на сайте [14] центром срочной службы и прогноза IERS, который расположен в USNO. В качестве критерия оценки точности прогноза было выбрано СКО прогноза от значений реального ряда:

$$X_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \Delta X_i^2}{N}},$$

где $\Delta X_i = X_{fin,i} - X_{pred,i}$ — соответствующие разности реального и прогнозируемого рядов для N — данного числа посчитанных разностей для каждой длины прогноза.

Вначале был проведён анализ зависимости СКО от вводимых начальных данных: опорных интервалов, размерности многомерного представления и способов прогноза на несколько шагов. В первую очередь исследовались результаты прогноза, получаемые в зависимости от используемого метода прогнозирования: итеративного, прямого или итеративного с пересчётом. Для этого каждый метод тестировался с разными опорными интервалами N (в днях) и размерностями представления P , так как именно эти величины помимо метода наиболее значимы при составлении прогноза. Были выбраны опорные интервалы от 1 года до 10 лет и для каждого подобран массив соответствующих размерностей представления. Массив ограничен снизу числом P равным 50 (меньшие дают неправдоподобные СКО), а сверху — значением, равным $0.2 N$ (в этом случае число соседей $s = 3(P + 1)$ будет заведомо в два раза больше $N - P + 1$ — общего числа P -мерных векторов матрицы задержек). Значения P изменялись с шагом 10 дней. В процессе тестирования было сложно выявить однозначно лучший метод, так как и ите-

ративный и прямой методы показывали схожие результаты в порядке СКО. Большое достоинство итеративного метода в скорости его работы. Вычислительная сложность равна $O(P^2s + PN)$, в то время как у прямого метода — $O(dP^2s + PN)$, где d — длина прогноза в днях. Так же была посчитана статистика для итеративного с пересчётом метода. Он даёт значения, сравнимые с двумя первыми методами, без выигрыша в точности прогноза, но его вычислительная сложность равна $O(dP^2s + PN + dN \log N)$. Исходя из этого, в дальнейшем авторы использовали только итеративный метод.

Главный недостаток метода локальной аппроксимации — неоднозначный выбор размерности многомерного представления. Он подбирался эмпирически, как и было предложено в [11]. Была установлена невозможность нахождения оптимального значения P : для разных интервалов и длин прогноза P может различаться. Удалось выявить только примерный диапазон рекомендуемых величин для каждого из интервалов, при которых будут разумные значения СКО. Так, например, для 1 года этот интервал составляет от 40 до 70, для 2 лет — 70–140, для 3 лет — 100–210, для 4 лет — 130–290, для 5 лет — 170–360, для 6 лет — 200–430, для 7 лет — 240–510 дней. Решено было использовать средние значения для каждого интервала.

После установления наиболее подходящих значений размерности многомерного представления сравнивались СКО, полученные на разных опорных интервалах для поиска минимальных. Наиболее качественные результаты для координат полюса показали интервалы от 5 до 10 лет (особенно интервал 7 лет) как для краткосрочных, так и для долгосрочных прогнозов, в то время как интервалы от 1 года до 4 лет дают лучшие прогнозы — до 5 дней. Дальнейшее увеличение интервала не даёт существенных улучшений в точности. Для UTC1 – UTC подходящий интервал — 3–4 года. Из этого можно сделать вывод, что качественного и менее затратного по времени прогноза для координат полюса можно ожидать от итеративного метода, где взяты опорный интервал в 7 лет и число размерностей многомерного представления — около 340 дней. Для поправок к Всемирному времени наиболее удачными параметрами стали опорный интервал 3 года и размерность примерно 180 дней.

Финальным этапом тестирования метода локальной аппроксимации стала его апробация на оперативных данных. Архив оперативных данных за 2016–2019 гг. из Pulkovo EOP and Reference Systems Analysis Center (PERSAC) [15] был любезно предоставлен д.ф.-м.н., главным научным сотрудником Пулковской обсерватории Малкиным З. М. Проведено сравнение прогноза с опти-

мальными параметрами, подобранными выше, с окончательным рядом «finals.data». Полученные результаты продемонстрированы в табл. 1–3 для каждого параметра вращения Земли. В таблицах приведены значения СКО прогнозов, полученные итеративным методом LA. Для наглядности при-

ведены аналогичные результаты, полученные в ИПА РАН комбинированным методом (методом авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего и экстраполяции детерминированной составляющей (АРПСС) [16]) и данными из ежегодных отчетов IERS [3].

Таблица 1

Точность прогноза X_p (мс дуги), LA: опорный интервал 7 лет, $P = 340$

Год	Прогноз	Длина прогноза, дни					
		1	5	10	20	40	90
2019	LA	0.27	2.42	4.67	8.29	12.28	26.53
	ИПА	2.18	3.61	5.27	7.19	9.42	13.91
	IERS	0.71	2.43	3.78	6.28	7.75	9.28
2018	LA	0.34	2.22	4.45	7.90	12.94	26.03
	ИПА	2.41	4.40	6.72	10.79	16.11	24.02
	IERS	0.27	1.69	3.19	5.64	10.02	17.15
2017	LA	0.70	2.70	5.14	8.06	10.63	21.08
	ИПА	2.46	4.64	4.05	8.98	13.38	22.57
	IERS	0.08	1.71	3.71	6.91	11.7	22.9
2016	LA	0.30	2.41	5.33	8.08	15.97	30.42
	ИПА	2.14	4.08	5.98	9.49	14.34	22.18
	IERS	0.08	1.73	3.39	4.97	7.56	8.10

Таблица 2

Точность прогноза Y_p (мс дуги), LA: опорный интервал 7 лет, $P = 340$

Год	Прогноз	Длина прогноза, дни					
		1	5	10	20	40	90
2019	LA	0.33	1.83	3.26	5.68	11.56	26.67
	ИПА	1.45	2.35	3.52	5.60	9.13	14.23
	IERS	0.59	1.42	1.94	2.80	3.99	7.01
2018	LA	0.27	1.83	3.03	5.42	9.61	20.13
	ИПА	1.91	3.65	5.88	10.00	17.29	30.37
	IERS	0.21	1.34	2.36	3.97	6.10	9.20
2017	LA	0.61	1.83	3.43	6.05	11.28	21.47
	ИПА	1.92	3.55	5.47	9.41	16.84	32.29
	IERS	0.09	1.18	2.31	4.09	7.80	16.90
2016	LA	0.29	1.70	2.91	5.87	12.36	30.57
	ИПА	2.05	3.71	5.71	9.55	16.51	31.91
	IERS	0.08	1.02	2.38	4.43	8.10	15.00

Таблица 3

Точность прогноза UT1 – UTC (мс), LA: опорный интервал 3 года, P = 180

Год	Прогноз	Длина прогноза, дни					
		1	5	10	20	40	90
2019	LA	0.08	0.45	1.25	3.49	10.09	33.84
	ИПА	0.41	2.35	3.52	5.60	9.12	14.22
	IERS	0.09	0.26	0.61	2.11	6.51	21.91
2018	LA	0.08	0.58	1.69	4.92	10.45	22.82
	ИПА	0.46	1.27	2.51	4.67	8.47	21.75
	IERS	0.08	0.20	0.54	2.34	5.10	9.80
2017	LA	0.20	0.55	1.29	3.04	6.04	16.52
	ИПА	0.38	1.02	1.85	3.15	6.74	20.87
	IERS	0.08	0.20	0.63	1.92	5.60	16.20
2016	LA	0.16	0.72	1.98	5.44	14.16	48.37
	ИПА	0.50	1.14	2.18	4.19	7.44	19.58
	IERS	0.12	0.22	0.67	1.99	4.50	9.10

Также проведено сравнение прогнозов, полученных методом LA с такими же параметрами, как в табл. 1–3, с лучшими способами прогноза ПВЗ проекта ЕОРСРРР на интервале 2011–2015 гг. [17]. Для имитации сырых данных были использованы ПВЗ из бюллетеня А IERS [14]. В табл. 4–6 пред-

ставлены СКО разности прогноза и реального ряда «finals.data». Метод LA показал высокую точность прогноза до 30 дней по координатам полюса, а для всемирного времени лучше всего для краткосрочного прогноза (1 день).

Таблица 4

Точность прогноза X_p на интервале 2010–2015 гг. (мс дуги)

Длина прогноза в днях	СНИИМ	USNO	СВК, Kosek	СВК, Kalarus	ССА	LA
1	0.32	0.36	0.80	0.51	—	0.27
10	3.70	3.67	4.38	3.71	2.40	4.80
30	9.23	9.55	11.02	9.33	10.72	12.07
90	20.03	22.77	24.33	24.79	23.43	31.48

Таблица 5

Точность прогноза Y_p на интервале 2010–2015 гг. (мс дуги)

Длина прогноза в днях	СНИИМ	USNO	СВК, Kosek	СВК, Kalarus	ССА	LA
1	0.25	0.25	0.54	0.39	—	0.19
10	2.34	5.56	2.82	2.47	2.85	2.86
30	6.07	7.77	7.41	6.62	8.88	7.61
90	15.62	21.12	21.72	24.78	21.35	25.31

Таблица 6

Точность прогноза UT1 – UTC на интервале 2010–2015 гг. (мс)

Длина прогноза в днях	СНИИМ	USNO	NASA	LA
1	0.06	0.06	0.06	0.05
10	0.62	0.62	0.65	1.37
30	3.32	3.88	3.85	5.97
80	8.67	10.56	12.37	21.63

На рис. 1–3 показаны результаты сравнения оценки точности прогнозов IERS и LA за 2018 год.

Рис. 4–6 иллюстрируют поведение реального ряда и результатов прогноза на 90 дней вперёд по данным апробации за 2019 г.

Точность краткосрочных прогнозов (до 10 дней) для координат полюса близка к точности прогнозов IERS (по результатам годовых отчётов за 2016–2018 гг.) и лучших методов из проектов IERS по сравнению и комбинации ПВЗ (меньше 3 мс дуги), до 40 дней — сравнима по точности (лучше 8 мс дуги), до 90 дней — получается несколько хуже. Среднесрочные и долгосрочные прогнозы всемирного времени уступают прогнозу IERS, но все же показывают неплохие результаты. Главным достижением стало СКО прогноза на 1 день для UT1 – UTC. По данным за 2018–2019 гг. оно составило 0.08 мс, что наиболее близко к точности прогноза IERS.

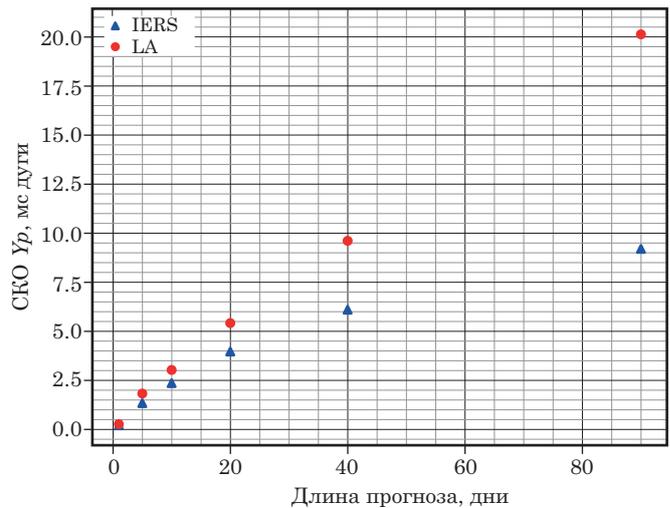
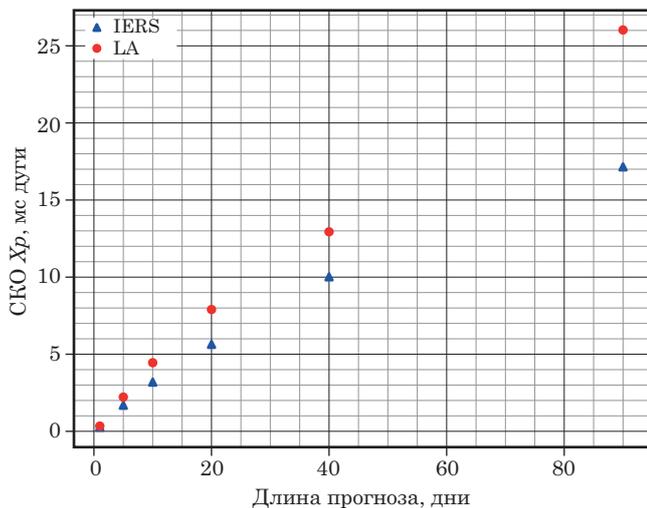
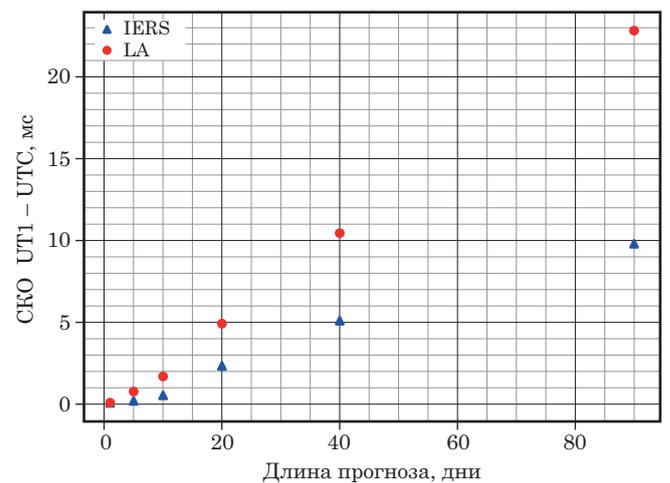
Рис. 2. Y_p : сравнение точности прогноза методом LA и IERSРис. 1. X_p : сравнение точности прогноза методом LA и IERS

Рис. 3. UT1 – UTC: сравнение точности прогноза методом LA и IERS

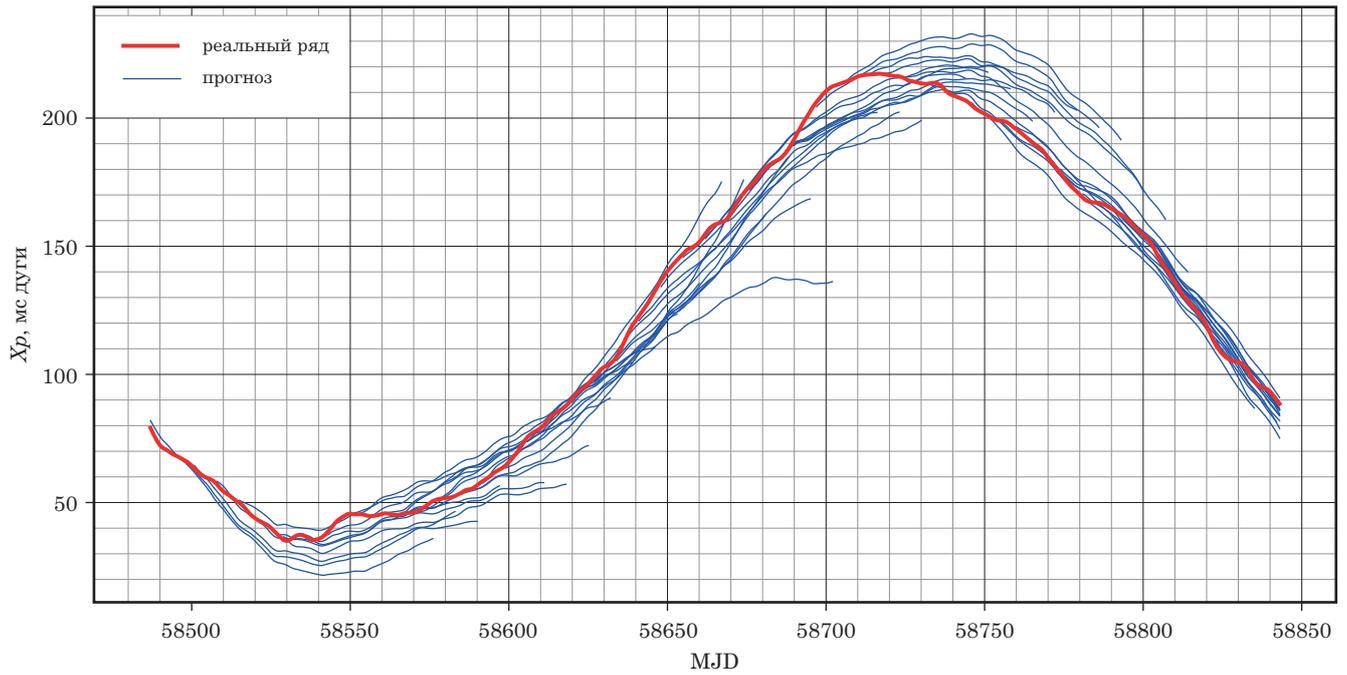


Рис. 4. Ряд «finals.data» и прогноз для X_p за 2019 год, опорный интервал — 6 лет, $P = 300$

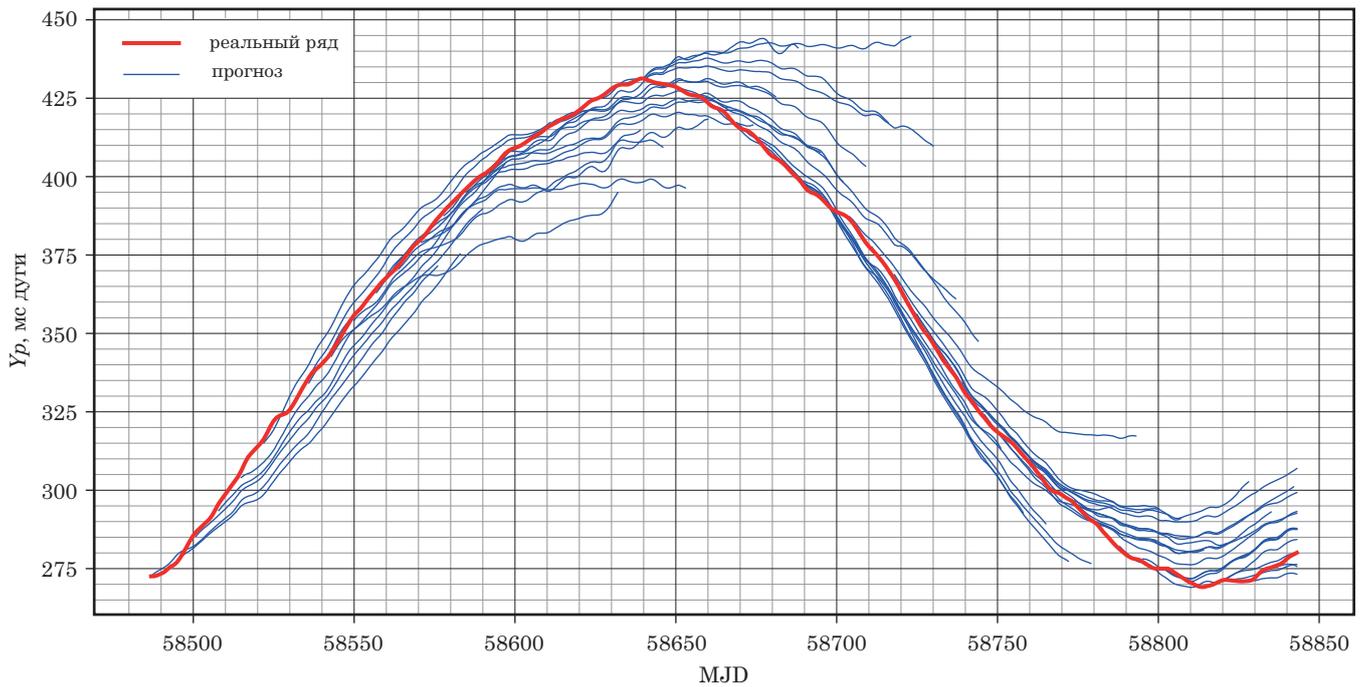


Рис. 5. Ряд «finals.data» и прогноз для Y_p за 2019 год, опорный интервал — 7 лет, $P = 340$

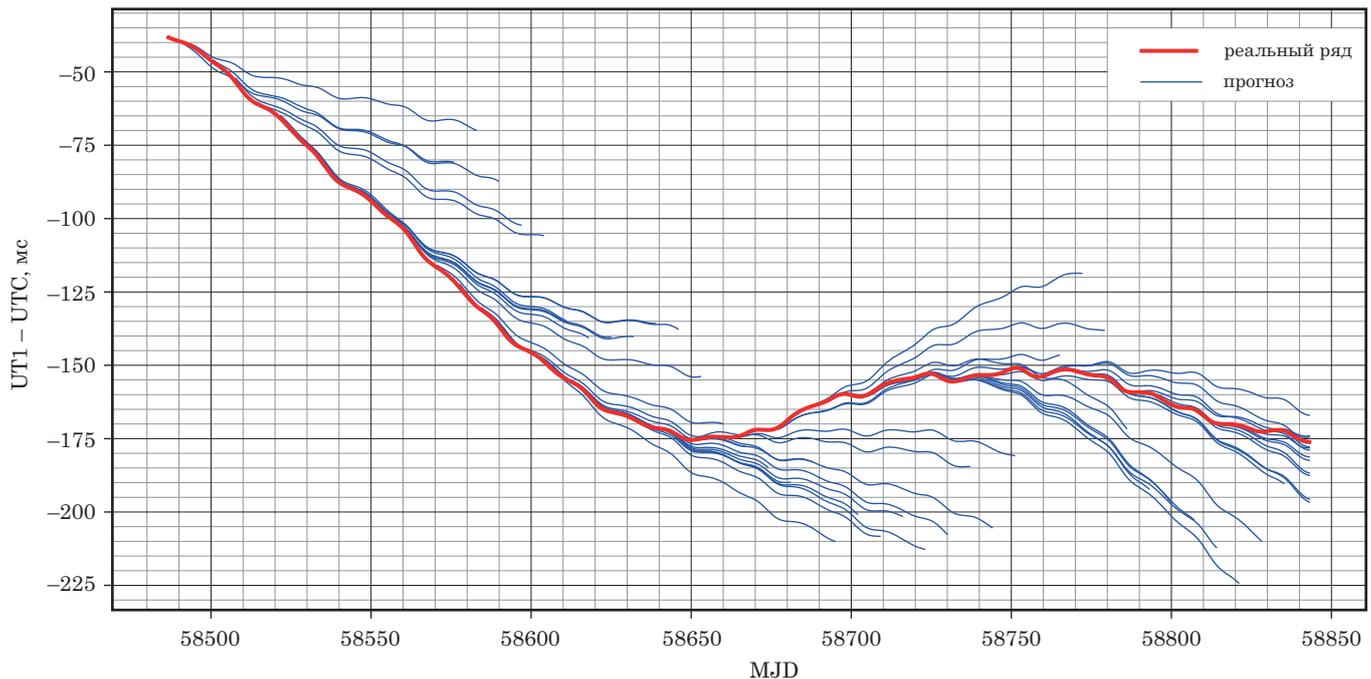


Рис. 6. Ряд «finals.data» и прогноз для UT1 – UTC за 2019 год, опорный интервал — 3 года, $P = 180$

Заключение

На основании данного анализа был сделан вывод о хорошем потенциале и возможности применения на практике метода для предсказания координат полюса и всемирного времени. В ходе работы были установлены оптимальные опорные интервалы и соответствующие им параметры многомерного представления для качественного прогноза, а также был выбран итеративный метод прогноза. Особо следует подчеркнуть главное достоинство метода LA — точные результаты в краткосрочных прогнозах для координат полюса и всемирного времени, которые особенно важны для различных практических приложений. Точность данных в среднесрочных прогнозах также представлена на достаточно хорошем уровне. Главными преимуществами метода LA являются отказ от построения всеобщей модели, что существенно сокращает число необходимых опорных данных, и высокая скорость работы. Также метод имеет перспективы для его применения совместно с другими способами (ССА, метод наименьших квадратов). Следующим этапом работы планируется использование существующих [18] или разработка новых систем более точной оценки параметров метода.

Литература

1. IAG resolutions adopted by the IAG council at the XXVIIth IUGG general assembly: IAG resolutions. Montreal: International Association of Geodesy, 2019. URL: https://iag.dgfi.tum.de/fileadmin/IAG-docs/IAG_Resolutions_2019.pdf (accessed 10.09.2020).

2. Tussen B. M. СНИИМ-СГТА в международном проекте ЕОРСРРР // Метрология и метрологическое обеспечение. 2011. С. 97–104.

3. Wolfgang R. D., Thaller D. IERS Annual Report. 2018. P. 102–124. URL: <https://www.iers.org/IERS/EN/Publications/AnnualReports/AnnualReport2018.html?nn=94904>.

4. Kosek W. Future improvements in EOP prediction. Warsaw: Space Research Centre, Polish Academy of Sciences, 2012.

5. Зотов Л. В. Регрессионные методы прогнозирования параметров вращения Земли // Вестник Московского университета. 2005. Т. 3, № 5. С. 64–68.

6. Gross R. S., Eubanks T. M., Steppe J. A., et. al. A Kalman filter-based approach to combining independent Earth orientation series // J. Geod. 1995. no. 72. С. 215–235.

7. Гориков В. Л., Миллер Н. О. Прогнозирование параметров вращения Земли с помощью сингулярного спектрального анализа // Известия ГАО РАН. 2009. № 219, Вып. 1. С. 91–100.

8. Баскова А. А. Прогноз параметров вращения земли для спутниковых навигационных систем: Диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук. Институт радиоэлектроники в Красноярском государственном техническом университете, 2006.

9. Farmer J. D., Sidorowich J. J. Predicting chaotic time series // Phys. Rev. Lett. 1987. Vol. 59, no 8. P. 845–848.

10. Безручко Б. П., Смирнов Д. А. Математическое моделирование и хаотические временные ряды. Саратов: Изд-во ГосУНЦ «Колледж», 2005.

11. Лоскутов А. Ю., Котляров О. Л., Журавлев Д. И. Временные ряды: анализ и прогноз. Физический факультет МГУ, 2004.

12. Broomhead D. S., King G. P. Extracting qualitative dynamics from experimental data // Physica D. 1986. no. 20. P. 217–236.

13. *Abarbanel H. D. I., Brown R., Sidorowich J. J., Tsimring L. Sh.* The analysis of observed chaotic data in physical systems // *Reviews of Modern Physics*. 1993. Т. 65, no. 4. P. 1368–1370.

14. International Earth Rotation and Reference Systems Service [Электронный ресурс]. URL: <https://www.iers.org/> (дата обращения: 06.08.2020).

15. Pulkovo EOP and Reference Systems Analysis Center (PERSAC) [Электронный ресурс]. URL: <http://www.gaoran.ru/english/as/persac/index.htm> (дата обращения: 06.08.2020).

16. *Malkin Z. M., Skurikhina E. A.* On prediction of EOP // *Сообщ. ИПА РАН*. 1996. Т. 93. С. 12–23.

17. *Туссен В. М.* Сравнение методов прогнозирования ПВЗ по результатам соревновательного проекта МСВЗ. Новосибирск: Сибирский государственный университет геосистем и технологий, 2015. С. 3–7.

18. *Abarbanel H. D. I., Kennel M. B.* Local false nearest neighbors and dynamical dimensions from observed chaotic data // *Physical review*. 1993. Vol. 47, no. 5. P. 3057–3068.