

# МЕТОД ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОБЫТИЙ В ГЛОБАЛЬНО РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСАХ

**Щемелин Дмитрий Александрович**

К.т.н., Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург  
dshchmel@gmail.ru

## A METHOD FOR PREDICTING EVENTS IN GLOBALLY DISTRIBUTED COMPUTING COMPLEXES

**D. Schemelinin**

*Summary.* This paper presents the developed method for predicting the state of services in globally distributed computing systems (GRVK). The method is based on objective historical monitoring data by using the computational methods of Gauss–Jordan, Weierstrass, Durand–Kerner, and takes into account the Runge phenomenon to solve mathematical problems of interpolation of big data monitoring and to calculate the most accurate coefficients of predictive models of Newton, Lagrange, Bayes by the criterion of correlation  $R2 > 0,9$ . The analysis was carried out to determine the most suitable mathematical data model for predicting trends and faults using various mathematical models, criteria for assessing their effectiveness, an algorithm to be used in forecasting problems, identified main difficulties and ways to solve them arising when processing large data sets. Nonlinear mathematical models, criteria for evaluating their effectiveness, an algorithm for use in forecasting problems, the main difficulties arising in the processing of large data sets and ways to solve them are considered. Difficulties in using Lagrange polynomials with an increase in interpolation nodes because of unwanted oscillations at the ends of the interval, called the Runge phenomenon, are revealed, since a feature of big data is the choice of the parameters of the forecasting function. For example, when interpolating with high-order polynomials, the effect of unwanted oscillations at the ends of the interval, called the Runge phenomenon, appears, which degrades the correlation of the data. The use of the Chebyshev polynomial is proposed to simplify the calculation of the interpolation function to minimize the error estimate for the mathematical calculation of the approximating function. The main scientific results are mathematical models and a method for predicting the state of the computing resources of the GDVK, the essence of which is the use of objective monitoring data using original mathematical models on the example of Zabbix.

*Keywords:* monitoring, big data, modeling, forecasting function, monitoring metrics, status control, information systems, cloud technologies.

*Аннотация.* В данной работе представлен разработанный метод прогнозирования состояния сервисов в глобально-распределенных вычислительных комплексах (ГРВК) основанный на объективных исторических данных мониторинга, с использованием вычислительных методов Гаусса–Джордана, Вейерштрасса, Дюранд–Кернера с учетом феномена Рунге на предмет решения математических задач интерполяции больших данных мониторинга и вычисления наиболее точных коэффициентов прогнозистических моделей Ньютона, Лагранжа, Байеса по критерию корреляции  $R2 > 0,9$ . Произведен анализ для определения наиболее подходящей математической модели данных для прогнозирования тенденций и неисправностей с использованием различных математических моделей, критериев оценки их эффективности, алгоритма использования в задачах прогнозирования, выявленных главных сложностей и путей их решения, возникающих при обработке больших наборов данных. Рассмотрены нелинейные математические модели, критерии оценки их эффективности, алгоритм использования в задачах прогнозирования, главные сложности, возникающие при обработке больших наборов данных и пути их решения. Выявлены трудности использования полиномов Лагранжа при увеличении узлов интерполяции из-за эффекта нежелательных осцилляций на концах интервала, называемого феноменом Рунге, так как особенностью больших данных является выбор параметров функции прогнозирования. Например, при интерполяции полиномами высокого порядка появляется эффект нежелательных осцилляций на концах интервала, называемый феноменом Рунге, который ухудшает корреляцию данных. Предложено использование многочлена Чебышева для упрощения вычисления интерполяционной функции для минимизации оценки погрешности математического вычисления аппроксимирующей функции. Основными научными результатами являются математические модели и метод прогнозирования состояния вычислительных ресурсов ГРВК, суть которых заключается в использовании объективных данных мониторинга с применением оригинальных математических моделей на примере Zabbix.

*Ключевые слова:* мониторинг, большие данные, моделирование, функция прогнозирования, метрики мониторинга, управление состоянием, облачные технологии, информационные системы.

Введение

**М**ониторинг событий и прогнозирование поведения динамической информационной системы приобретают актуальность в связи с глобализацией облачных сервисов и резким увеличением объема обрабатываемых данных. Для своевременного обнаружения и оперативного исправления аномалии используются известные системы мониторинга, которые нуждаются в новых более эффективных, проактивных средствах прогнозирования. Прогнозирование событий и поведения динамической системы на основе больших данных в настоящее время является необходимым функционалом любой системы мониторинга масштаба предприятия. В данной статье описывается разработанный метод математического анализа и определения наиболее подходящей модели данных для прогнозирования тенденций и прогнозирования неисправностей в информационной системе (ИС), а также представлено практическая программная реализации вычислительного модуля прогнозирования неисправностей в глобально распределенных вычислительных комплексах (ГРВК) на основе предложенного метода.

Цель работы

Целью данной работы является разработка программных функций прогнозирования состояния информационных сервисов на основе объективных прогностических данных мониторинга.

Материалы и методы. Предложенный метод прогнозирования событий в ГРВК основан на второй теореме Вейерштрасса о достижении верхней и нижней границ [1]. Так, в анализируемых больших данных всегда присутствуют точки  $(t_i; x_i)$ , где  $x_i$  — значения в исследуемых элементах, получаемых от компонент ИС, а  $t_i$  — соответствующие временные метки. Взято допущение, что система данных изменяется по линейному закону:

$$x_i = f(t_i) + \Delta x_i, \tag{1}$$

где  $\Delta x_i$  обозначает ошибку входных данных. Допущение ошибки обосновано тем, что исходные данные могут быть измерены с помощью несовершенных измерительных инструментов или приборов, также существует предположение, что примененная математическая функция  $f(t)$  дает дисперсию вычисляемого результата из-за случайных событий, происходящих в информационной системе (ИС). Принято допущение, что ошибка существует только для значения исследуемых элементов  $x_i$ , тогда как соответствующие временные метрики  $t_i$  не содержат ошибок.

Задача сводится к определению математического закона распределения для функции  $f(t)$ , чтобы далее методом подстановки значений временных метрик  $t$  из будущего вычислять предстоящие значения исследуемых элементов  $x$ .

В рамках данной статьи рассматривается набор следующих нелинейных функций  $f(t)$ , которыми можно описать до 100% встречающихся на практике тенденций изменения контролируемых метрик [2]:

◆ линейная:  $f(t) = a_0 + a_1 t;$  (2)

◆ полиномиальная:  
 $f(t) = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + \dots + a_n t^n;$  (3)

◆ логарифмическая:  $f(t) = a + b \log(t);$  (4)

◆ экспоненциальная:  $f(t) = a \exp(bt);$  (5)

◆ степенная:  $f(t) = a t^b.$  (6)

Преимущество предлагаемого метода состоит в необходимости определения наилучшего соответствия математического закона распределения для функции  $f(t)$  для набора (2) — (6). Для упрощения подбора наилучшего соответствия принято допущение, что  $\Delta x_i$  — это независимые одинаково распределенные случайные величины, которые имеют нормальное распределение вероятностей непрерывной случайной величины, описанные классической дифференциальной функцией Гаусса:

$$p(\Delta x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\Delta x^2}{2\sigma^2}\right) \tag{7}$$

где параметр распределения  $\sigma$  является неизвестным числом. Следовательно, необходимо оценить вероятность того, что одна функция, из набора (2) — (6) предложенных математических функций  $f^*(t)$  является корневой для полученного набора данных  $(t_i; x_i)$  при помощи классической формулы плотности вероятности:

$$P(f^*) \sim \prod_i \exp\left(-\frac{\Delta x_i^2}{2\sigma^2}\right) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_i \Delta x_i^2\right) \tag{8}$$

где наилучшей приведенной функцией  $f^*(t)$  будет являться функция, имеющая наибольшее значение плотности вероятности  $P(f^*)$ , при этом вычисляемое значение  $\sum_i \Delta x_i^2$  будет самым минимальным. Таким образом, в данной ситуации  $f^*$  является выражением математической функции (2) — (6) с коэффициентами “best fit”,  $t_l = t_{now}$ ,  $t_r = t_{now} + t_{time}$ :

$$\frac{df^*(t)}{dt} = \sum_{n=0}^{N-1} (n+1)a_{n+1}t^n \tag{9}$$

Таким образом, для выбора наилучшего закона математического распределения необходимо миними-

Таблица 1. Замены значений  $\xi_i$ ,  $\tau_i$  и  $a$  с учетом применяемой функции

Совпадение функции прогноза	$\xi_i$	$\tau_i$	$a^t$
Линейная	$x_i$	$(1, t)$	$(a, b)$
Полиномиальная	$x_i$	$(1, t, t^2, \dots, t^N)$	$(a_0, a_1, a_2, \dots, a_N)$
Экспоненциальная	$\log(x_i)$	$(1, t_i)$	$(\log(a), b)$
Логарифмическая	$x_i$	$(1, \log(t_i))$	$(a, b)$
Степенная	$\log(x_i)$	$(1, \log(t_i))$	$(\log(a), b)$

зировать значение  $\sum_i (x_i - f^*(t_i))^2$ , применив метод наименьших квадратов:

$$\sum_i \Delta \xi_i^2 = \Delta \xi_i^T \Delta \xi_i \quad (10)$$

когда  $\frac{\partial(\Delta \xi^T \Delta \xi)}{\partial a^t} = 0$

Так как  $\Delta \xi = \xi - Ta$ , это дает следующее уравнение:

$$\frac{\partial(\Delta o^T \Delta o)}{\partial a^t} = \frac{\partial(o - Ta)^T (o - Ta)}{\partial a^t} = -2T^T o + 2T^T Ta = 0$$

Следовательно:

$$a = (T^T T)^{-1} T^T \xi \quad (11)$$

Таким образом, после вычисления  $a$ , становится возможным выполнить обратную подстановку для получения вида примененной функции  $f^*(t)$ .

Для вычисления линейного распределения предложено использовать матричное умножение, позволяющее переписать все выражения (2) — (6) в простой форме:

$$o = T_a + \Delta o, \quad o = \begin{pmatrix} \dots \\ o_i \\ \dots \end{pmatrix},$$

$$T = \begin{pmatrix} \dots \\ \phi_i \\ \dots \end{pmatrix}, \quad \Delta o = \begin{pmatrix} \dots \\ \phi_i \\ \dots \end{pmatrix} \quad (12)$$

где значение  $\xi_i$ ,  $\tau_i$  и  $a$  приведены в таблице 1. Однако стоит заметить, что в случае применения логарифмической функции  $\log(\dots)$ , искажается нормальное распределение  $\Delta x_i$ . Однако, как показывает практика, остается возможным получить приемлемые результаты при применении данной функции.

$$Q^2 = \sum_{t=1}^n (f_t - f_t^*)^2 \quad (13)$$

$$R^2 = 1 - \frac{V(f|x)}{V(f)} = 1 - \frac{Q^2}{Q_f^2} \quad (14)$$

## Результаты и обсуждение

Предложенные методы прогнозирования и модели данных реализованы посредством системы непрерывного мониторинга корпоративного класса Zabbix [3–4].

Zabbix является программным продуктом с открытым исходным кодом, что позволяет изменять код математической функции прогноза с учетом специфических требований к конкретной ИС. Таким образом, был реализован процесс автоматизированного прогнозирования, выполняющегося в 4 этапа:

1. Получение фактических статистических данных из кэша, значений системы непрерывного мониторинга;
2. Расчёт значений данных прогнозирования в соответствии с заданной функцией (2) — (6);
3. Настройка параметров указанной функции прогнозирования, используя критерий  $R^2$  (14), для оптимального соответствия фактическим данным;
4. Расчет и возврат скорректированных значений.

Ниже представлен результат решения научной задачи по реализации метода предсказания отказов в системе непрерывного мониторинга ГРВК:

1. Автоматизировано определено подходящей модели данных для процесса прогнозирования в системе мониторинга ИС;
2. Математическое выражение функции прогнозирования, установленное на этапе 3, сохраняется в удобочитаемой форме и используется в дальнейшем отдельно от системы мониторинга;
3. Для метрик прогнозирования определены триггеры, которые активируют превентивные действия по восстановлению работоспособности ИС в случае, если будущее значение будет превышать указанный порог в указанном горизонте прогноза;
4. Прогнозы могут быть заданы как 2 отдельные метрики с различными моделями данных, визуализироваться и анализироваться на одном едином

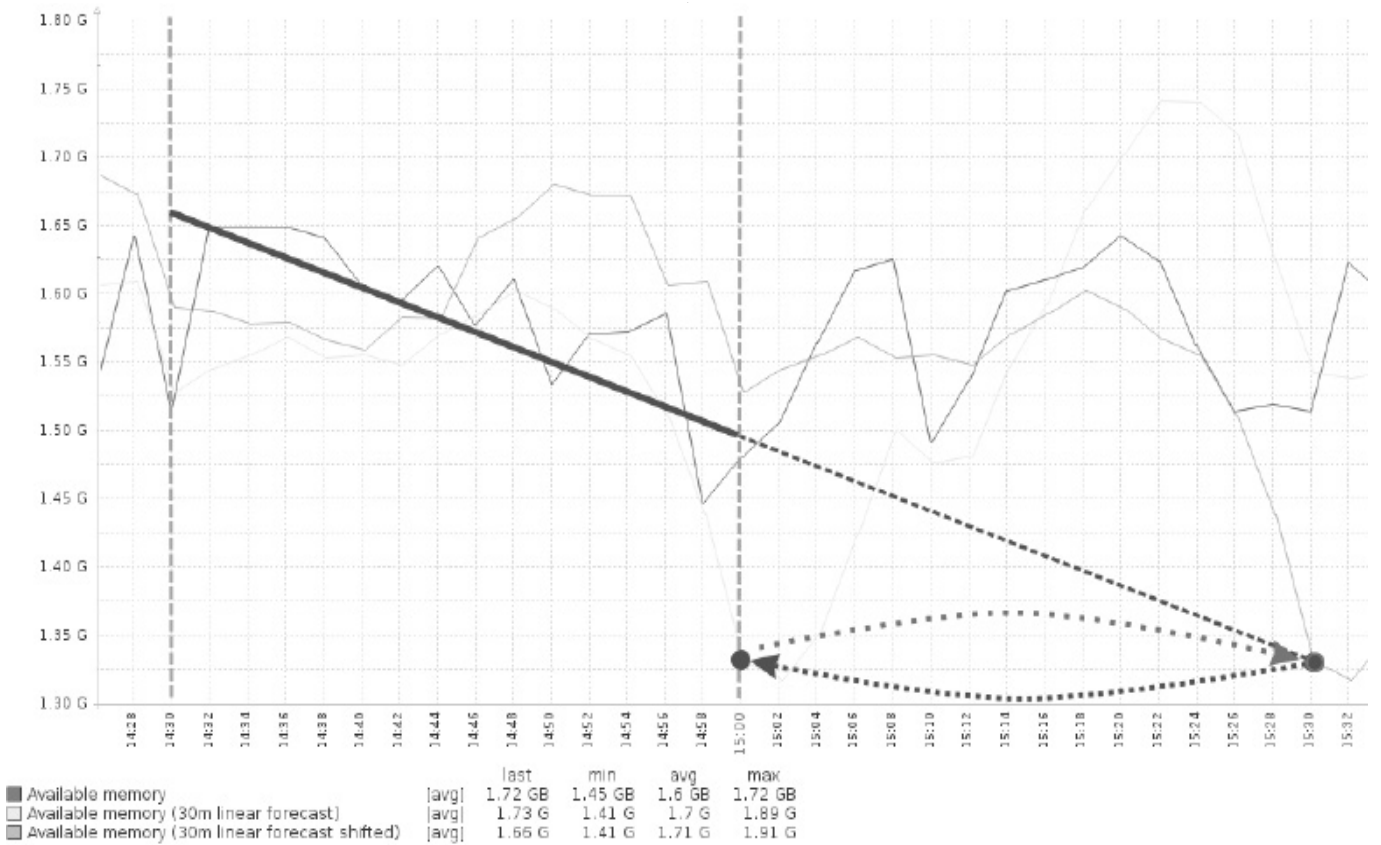


Рис. 1. Прогнозирование свободного места на жестком диске БД

графике, построенном с использованием графического интерфейса системы непрерывного мониторинга Zabbix.

На рисунке 1 показан пример прогнозирования свободного места на жестком диске с помощью созданной в Zabbix программной функции прогнозирования *Forecast()*:

```
Forecast (<sec|#num>, <time_shift>, <time>, <fit>, <mode>), (15)
```

где *<sec | #num>* — исторический период времени в секундах или в количестве значений, который используется для анализа и составления прогноза; *<time\_shift>* — необязательный параметр, задающий период времени просмотра в секундах для перемещения точки оценки; *<time>* — интервал времени прогнозирования в секундах, который указывает, как далеко в будущем, начиная с текущего момента, нужно экстраполировать тренд прогнозирования, найденную в исторических данных; *<fit>* — тип функции прогнозирования (по умолчанию линейный); *<mode>* — указывает, какие значения режима получены из исторических журналов событий для производства оценки и включает следую-

щий набор данных: исходные (по умолчанию), максимальные, минимальные, дельта или средние.

На втором этапе процесса автоматизированного прогнозирования при помощи разработанной в ходе исследования программной функцией *Forecast()* возвращаются значения данных прогнозирования *<mode>* в соответствии с заданной математической функцией (2) — (6).

Результаты вычислений должны соответствовать допустимым диапазонам, указанным в таблице 2.

Возвращаясь к рассмотрению рисунка 1, где показана ситуация, в которой дисковое пространство базы данных не критично, но требуется дальнейший мониторинг событий. Красная кривая — это исходные данные по заполнению дискового пространства БД; зеленая кривая — это рассчитанный прогноз развития тренда; пунктирные оранжевые разделительные линии показывают 30-минутный интервал, на котором основан прогноз; синяя линия тренда указывает на оптимальную подгонку и экстраполяцию на 30 минут вперед; фиолетовая пунктирная стрелка обозначает функцию сравнения с предыдущим интервалом экстраполяции.

Таблица 2. Возвращаемые значения функции *Forecast()*

“mode”	forecast ()
value	$f^*(t_{\text{“now”}} + t_{\text{“time”}})$
max	$\max_{t_{\text{“now”}} \leq t \leq t_{\text{“now”}} + t_{\text{“time”}}} f^*(t)$
min	$\min_{t_{\text{“now”}} \leq t \leq t_{\text{“now”}} + t_{\text{“time”}}} f^*(t)$
delta	$\max_{\dots} f^*(t) - \min_{\dots} f^*(t)$
avg	$\frac{1}{t_{\text{“time”}}} \int_{t_{\text{“now”}}}^{t_{\text{“now”}} + t_{\text{“time”}}} f^*(t) dt$

Для проверки работоспособности функции *Forecast()* разработана дополнительная программная функция *Last()*, позволяющая упростить процедуру сравнения прогнозируемого и текущего значения исходного элемента, вернуть результат вычисления с однозначным выводом о корректной работе функции *Forecast ()*.

$$Last(host: item\_forecast, \#1, 1h) \tag{16}$$

Также была разработана программная функция *Timeleft()* для Zabbix:

$$Timeleft (<sec|\#num>, <time\_shift>, <threshold>, fit) \tag{17}$$

где *<threshold>* — абсолютное значение, которое используется вместо *<time>* и указывает уровень, при котором активируется триггер на графическом интерфейсе непрерывной системы мониторинга Zabbix.

Входными данными программной функции *Timeleft()* являются виды математического закона распределения элементов вычисления  $f^*(t)$ , полученных в результате выполнения программной функции *Forecast()*. Программная функция *Timeleft()* возвращает результат вычисления уравнения  $f^*(t) = x^{\text{“threshold”}}$  путем нахождения ближайшего корня  $t_0 > t_{\text{“now”}}$  и возвращает значение равное  $t_0 - t_{\text{“now”}}$ .

Исходные значения отображаются на кривой красного цвета, прогноз светло-зеленого и синего цвета, смещенный прогноз темнее.

Описанный случай применим, когда последние статистические данные недоступны. Параметр *<time\_shift>* позволяет принять решение о «прогнозировании в прошлом» и выполнить сравнение данных прогноза с собранными ранее исходными данными. Если коэффициент дисперсии  $R^2$  находится в допустимых пределах, смещенный прогноз будет правильным и может использоваться для прогнозирования без временного сдвига.

Длинные интервалы времени предпочтительны для большей точности. Чем больше точек ( $M$ ) в диапазоне данных, тем меньше ошибка прогноза, пропорциональная  $1/\sqrt{M}$ . Это может спровоцировать отставание прогнозирования, когда ситуация будет развиваться по непредсказуемому сценарию.

Следующее выражение оптимально для проверки прогноза с использованием одночасового интервала в качестве примера:

$$\{host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(1h, 0)\} < 1h \tag{18}$$

Примеры на рисунке 2 показывают сравнение прогноза с использованием линейной модели (верхний график) и прогноза со сложной нелинейной функцией *Timeleft ()* (нижний график) для простых системных показателей свободного дискового пространства БД. Цель этого эксперимента — оценить реакцию обеих моделей данных на один скачок (в данном случае от 2,57 ГБ до 2,61 ГБ).

На обоих графиках реакция на неожиданное изменение статистических данных быстрая. Для модели линейного предсказания (рисунок 2, верхний график) прогноз увеличился до большого числа 30К + лет, что эквивалентно «никогда не случится». Потребовался дополнительный час, чтобы выводы «ничего критического не произошло» и функция *Timeleft ()* вернулась к надежному значению 1 месяц 6 дней.

На нижнем графике рисунка 2 функция *Timeleft ()* не превышает разумную оценку 3 месяца 10 дней, следующие значения после скачка становятся относительно точными, возвращаясь к обычному тренду. Следовательно, в отличие от линейной функции, модель нелинейного прогнозирования стабильна и более надежна на больших временных интервалах со случайными скачками.

На рис. 3 приведен пример логики такого запроса в Zabbix:

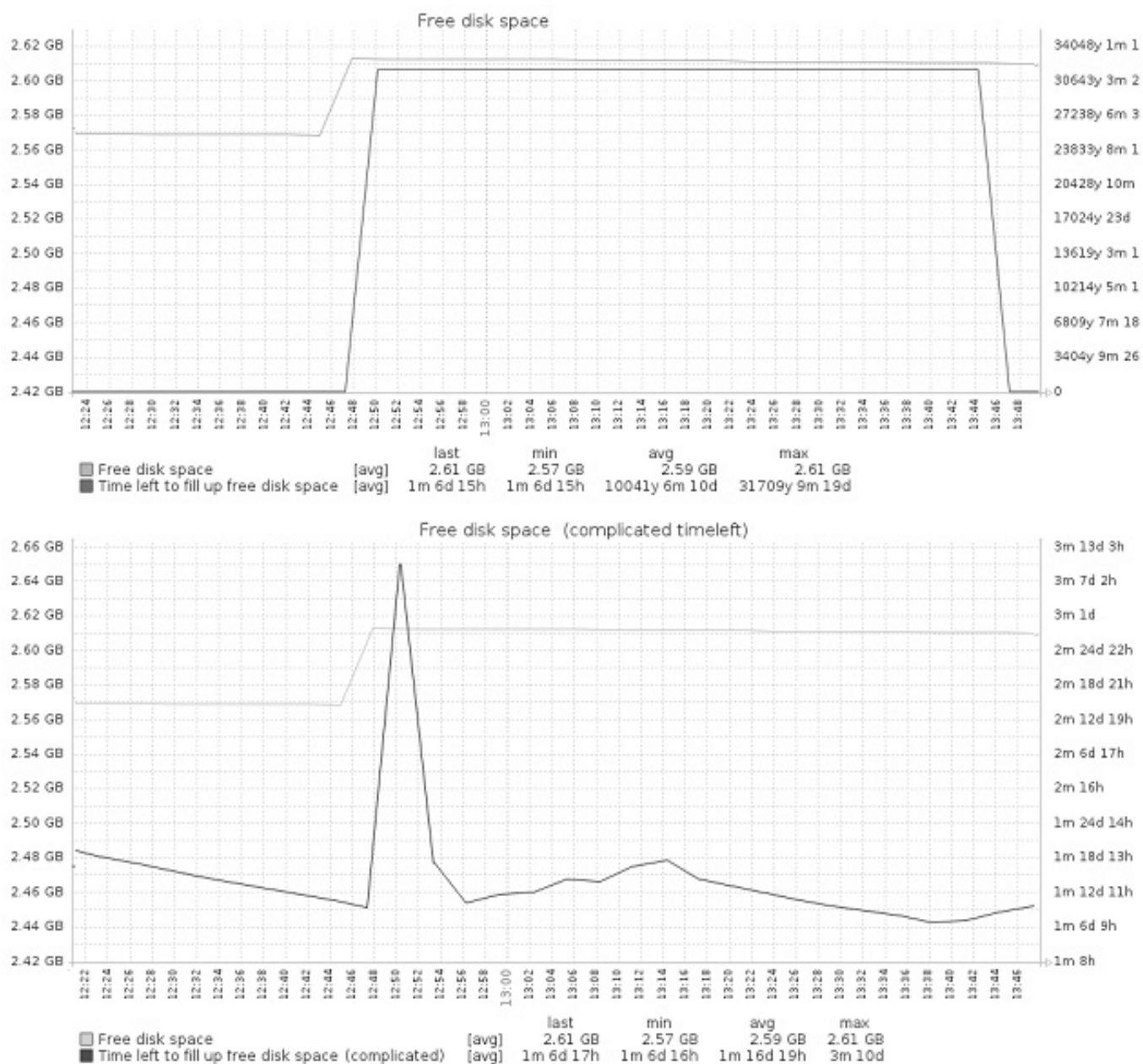


Рис. 2. Сравнение реакции на одиночный скачок тренда

Созданный выше триггер в системе непрерывного мониторинга Zabbix обеспечивает вызов прогнозируемого предупреждения на NMC менее чем за час до наступления события, основываясь на точном прогнозе, который не указывает на бесконечность, так как в основе заложен самый длинный интервал. Использование длинных интервалов с большим количеством точек данных позволяет получить точные долгосрочные прогнозы событий в ГРВК. Прогнозы, основанные на более длительных интервалах, могут быть медленными, чтобы реагировать на быстрое изменение тренда поведения компонент в ИС. Предложенные ниже программные вы-

ражения позволяют автоматически переключать систему предсказания событий с длинных интервалов на короткие интервалы во время изменения тренда (рис. 4).

Триггерное выражение Zabbix будет отслеживать точный инертный прогноз, система может его пропустить в пользу менее точного, но быстрого прогноза, если изменение тренда произошло за последний час.

Возвращаемое значение программной функции *Forecast()* находится в диапазоне от  $-(10^{12}-10^4)$  до  $10^{12}-10^4$ . Если фактический прогноз поведения ком-

```

{host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(1h,,0)} < 100d
and
{host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(1h,,0)} < 1h
or
{host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(1h,,0)} >= 100d
and
( {host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(30m,,0)} < 100d
and
{host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(30m,,0)} < 1h
or
{host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(30m,,0)} >= 100d
and
( {host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(15m,,0)} < 100d
and
{host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(15m,,0)} < 1h
or
{host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(15m,,0)} >= 100d
and
( {host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(7m,,0)} < 100d
and
{host: vfs.fs.size[/, free].timeleft(7m,,0)} < 1h
)
)
)
)

```

Рис. 3

```

{host: item.forecast(1h,,1h)} > limit and
{host: item.forecast(30m,30m,1h)} = {host: item.forecast(30m,,1h)} or
{host: item.forecast(30m,,1h)} > limit and
{host: item.forecast(30m,30m,1h)} < > {host: item.forecast(30m,,1h)}

```

Рис. 4

появление в ИС находится за пределами этого диапазона, он будет аппроксимирован к значению до  $\pm (10^{12}-10^{-4})$ . В случае ошибки возвращаемое значение будет равно  $-1$ , а функция триггера поддерживаться не будет.

Возвращаемое значение программной функции *Timeleft()* обычно находится в диапазоне от 0 до  $10^{12}-10^{-4}$ . Если фактическое время достижения порогового значения больше или пороговое значение не может быть достигнуто, возвращается значение  $10^{12}-10^{-4}$ . Аналогично программной функции *Forecast()*, в случае ошибки, возвращаемое значение будет равно  $-1$ , а функция триггера поддерживаться не будет.

Выводы. Разработанный метод адаптивного управления ГРВК был внедрен в производственный процесс, с целью автоматического обнаружения и восстановления аномалий в работоспособности облака. По результатам выполненных диссертационных исследований,

специалистами Zabbix реализован расчет специальных метрик для анализа тенденции к ухудшению работоспособности вычислительной среды, с целью заблаговременного запуска заранее определенной процедуры автоматического исправления, что позволяет своевременно предотвратить перебои в обслуживании потребителей информационных услуг, что было отмечено актом о внедрении новой технологии.

Прогнозирование отказов в облачных ГРВК стало объективной потребностью всех современных систем мониторинга больших данных в облачной инфраструктуре [5–7]. Вычисление точного прогноза позволяет заранее выявить и устранить потенциальную угрозу, до возникновения отрицательных последствий для облачных сервисов.

Практическая реализация методов предсказания аномалий в работоспособности ГРВК показала, что точ-

ность прогноза с нелинейной моделью данных лучше, чем с линейной. Для простых системных показателей, таких как выделенная виртуальная память и дисковое пространство, которые не изменяются быстро, линейная модель данных также приемлема для прогнозирования тенденций, но ее необходимо корректировать и пересчитывать на основе новых статистических данных в режиме реального времени.

Использование более высоких степеней полиномиальной модели данных не даст лучшей точности про-

гноза. Согласно опыту международных IT компаний по мониторингу облаков, модель полиномиальных данных с низкой степенью 2–3 наиболее оптимальна с точки зрения производительности больших данных и точности прогнозирования.

Прогнозирование больших данных теперь является обязательной функцией в Zabbix и рано или поздно будет распределено по всему миру во всех продуктах облачного мониторинга, чтобы заранее решить проблемы производительности и емкости.

---

#### ЛИТЕРАТУРА

1. D.A. Shchemelinin, K. Yakovlev, A. Akinchits. Event Analysis Toolset // [Электронный ресурс] The 6th Annual Intern. Zabbix Conference, Riga, Latvia, 2016 Режим доступа: <http://www.zabbix.com/>
2. Щемелинин Д.А. Математические модели и методы мониторинга и прогнозирования состояния глобально распределенных вычислительных комплексов / Д.А. Щемелинин // Труды учебных заведений связи. — 2021. — Т. 7. № 3. — С. 73–77.
3. D.A. Shchemelinin, D. Tigrov, S. Mescheryakov. Zabbix Tool for Graph Visualization // [Электронный ресурс] The 5th Annual Intern. Zabbix Conference, Riga, Latvia, 2015 Режим доступа: <http://www.zabbix.com/>
4. Zabbix Enterprise-class Monitoring System, [Электронный ресурс] // Режим доступа: <http://www.zabbix.com>
5. К.Н. Кучерова, С.В. Мещеряков, Д.А. Щемелинин. Прогностическое моделирование и визуализация в облачной системе мониторинга // Распределенные компьютерные и теле-коммуникационные сети: управление, вычисление, связь (DCCN-2016): Материалы 19 междунар. науч. конф., Т. 1, М: РУДН, — 2016 Режим доступа: <http://dccn.ru/>
6. Bhandarkar M. Future of Data Intensive Applications [Электронный ресурс] // Proceedings of the 2nd ASE International Conference on Big Data Science and Computing. — Stanford, USA, — 2014. Режим доступа: <http://www.ase360.org/handle/123456789/24>
7. Shchemelinin D. Cloud monitoring — focusing on forecasting / D. Shchemelinin, K. Kucherova, S. Mescheryakov // В сборнике: imPACT 2016 — Internet, Mobile, Performance and Capacity, Cloud and Technology. — 2016. Режим доступа: <http://www.cmg.org>

---

© Щемелинин Дмитрий Александрович ( [dshchmel@gmail.ru](mailto:dshchmel@gmail.ru) ).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»