

ПРИМЕНЕНИЕ МОДЕЛИ EMMSP ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ  
ДОСТУПНЫХ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ РЕСУРСОВ В КЛАСТЕРНЫХ СИСТЕМАХ

© 2016 Ю.С. Артамонов

Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева

Статья поступила в редакцию 11.11.2016

Выбор окружения для проведения вычислений может быть довольно сложной задачей, если требуется оценить, в каком из доступных окружений вычисления будут завершены раньше. Решению этой и нескольких смежных задач посвящены многие исследования, направленные на оптимизацию использования вычислительных ресурсов. В этой работе описывается модель прогнозирования EMMSP, позволяющая эффективно решать задачу прогнозирования доступных вычислительных ресурсов. Ранее эта модель хорошо зарекомендовала себя в задаче прогнозирования цен на электроэнергию. Цель этой работы – исследовать слабые и сильные стороны модели применительно к задаче прогноза доступных вычислительных ресурсов, а также возможности комбинации ее с другими моделями. В анализе применимости акцент делается на интерпретируемости результатов и возможности принятия на их основе управленческих решений. Модель прогнозирования EMMSP интегрирована в подсистему аналитики облачного сервиса TempletWeb, разработанного в Самарском университете для автоматизации научных вычислений на базе вычислительного кластера «Сергей Королёв». Подсистема аналитики выполняет непрерывное прогнозирование загрузки кластера и предоставляет данные прогнозирования в табличном и графическом виде пользователям сервиса. Основная задача подсистемы – прогноз количества доступных ресурсов различных типов на 12 часов вперед, по одному значению прогноза на час. Кроме непосредственного прогнозирования подсистема аналитики ищет и анализирует шаблоны во временных рядах загрузки ресурсов кластера для проведения ретроспективного анализа. Для оценки применимости и ошибок прогнозирования модели использованы данные статистики загрузки кластера «Сергей Королёв», собранные в период с ноября 2013 года по май 2016. Чтобы показать возможность комбинации модели с другими моделями прогнозирования, демонстрируется улучшение результатов прогнозирования модели EMMSP при использовании ее в адаптивной комбинации с моделью наивного прогноза сдвигом данных временного ряда, получившаяся адаптивная модель дает меньшие ошибки прогнозирования, чем каждая из составляющих ее моделей по отдельности. Результаты прогнозирования доступных ресурсов кластера с использованием модели EMMSP могут применяться для решения задач планирования, таких как: построение плана размещения компонентов распределенного приложения, оптимизация параметров запуска и объемов входных данных, снижение энергопотребления кластеров и планирование периодов обслуживания вычислительных узлов.

*Ключевые слова:* окружение, доступные ресурсы, кластер, вычисления, прогнозирование, модель, применимость.

*Работа выполнена при государственной поддержке Министерства образования и науки РФ в рамках реализации мероприятий Программы повышения конкурентоспособности Самарского национального исследовательского университета имени академика С.П. Королева среди ведущих мировых научно-образовательных центров на 2013–2020 годы.  
Работа частично поддержана грантом РФФИ № 15-08-05934 А.*

**ВВЕДЕНИЕ**

В области научных вычислений остро стоит вопрос рационального использования вычислительных ресурсов, поскольку сами ресурсы находятся в дефиците, а исследователи конкурируют за доступ к наиболее производительным окружениям. Под окружением мы подразумеваем не только сами вычислительные узлы, но и раз-

*Артамонов Юрий Сергеевич, ассистент кафедры информационных систем и технологий.  
E-mail: artamonov@about.me*

личную инфраструктуру – хранилища данных, сети, специальную периферию. Нередко разработчикам проекта доступно не одно окружение для запуска вычислительных задач, а несколько [1]. При наличии такого выбора, важно правильно оценить, в каком из окружений вычисления будут завершены раньше.

Подавляющее большинство современных кластеров и суперкомпьютеров используют пакетные системы для запуска задач, а это значит, что каждая задача перед своим запуском проходит через очередь пакетной

системы. Пакетные системы занимаются планированием задач на основе политик выделения ресурсов кластера, чтобы обеспечить совместное использование дефицитных ресурсов пользователями. Время выполнения задачи в различных окружениях может быть сравнимым, если сами окружения имеют схожую производительность, но время, которое проводит задача в очереди, может отличаться очень сильно, поскольку оно зависит от загрузки окружения, количества задач в очереди и требований задачи [2]. Кроме того, время ожидания задачи в очереди может быть непредсказуемо для некоторых применяемых политик планирования задач.

Для прогнозирования объема доступных ресурсов требуются данные о загрузке вычислительных ресурсов и о профиле использования. Под профилем использования мы подразумеваем набор особенностей окружения, который может быть представлен историческими данными загрузки ресурсов [3]. При прогнозировании загрузки окружения важным является как большой массив исторических данных по исполнению задач, так и тренд загрузки ресурсов. На практике это означает, что данные загрузки нельзя описать одной конкретной математической моделью, и для прогнозирования потребуется использовать комбинацию моделей [4].

Приведем основные задачи прогнозирования, которые имеют прикладное значение в кластерных системах, предназначенных для запуска вычислительных задач.

1. Прогноз момента запуска вычислительной задачи [5].
2. Прогноз момента завершения вычислений задачи.
3. Прогноз доступных вычислительных ресурсов окружения в некоторый момент времени в будущем.
4. Прогноз появления задач с определенным уровнем требований к кластеру [6].

Метод решения этих задач сильно зависит от ограничения на общий объем вычислительных ресурсов. Ограничение на объем ресурсов бывает двух типов.

1. Фиксированный объем вычислительных ресурсов.
2. Динамически изменяемый объем вычислительных ресурсов.

Фиксированный объем ресурсов характерен для кластеров и суперкомпьютеров, а примером случая с динамически изменяемыми вычислительными мощностями являются Desktop Grid [7]. Отказы оборудования нельзя рассматривать как ситуацию с динамически изменяемым объемом ресурсов, поскольку известен верхний предел доступных мощно-

стей. В этой работе мы проанализируем применимость модели EMMSP для решения задачи прогнозирования загрузки вычислительных ресурсов с фиксированным объемом ресурсов и покажем ее достоинства, позволяющие задействовать ее в комбинации с другими моделями.

## МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ EMMSP

Пусть задан временной ряд  $Z(t) = Z(1), Z(2), \dots, Z(T)$ . Набор последовательных значений  $Z_t^M = Z(t), Z(t+1), \dots, Z(t+M-1)$ , лежащий внутри исходного временного ряда, назовем выборкой длины  $M$  с моментом начала отсчета;  $M \in \{1, 2, \dots, T\}$ ,  $t \in \{1, 2, \dots, T - M + 1\}$ . Две выборки одинаковой длины, принадлежащие одному временному ряду, свяжем через параметр временной задержки  $k$ :

$$Z_t^M = Z(t), \dots, Z(t+M-1)$$

и  $Z_{t-k}^M = Z(t-k), \dots, Z(t-k+M-1)$ ;  $k \in \{1, 2, \dots, t-1\}$ .

В работе [8] сформулировано ключевое свойство выборок, позволяющее прогнозировать значения временных рядов по известным выборкам: фактические выборки временного ряда могут иметь подобие с будущими выборками.

Подобием двух выборок назовем их свойство, заключающееся в том, что одна выборка может быть выражена через другую с помощью линейной зависимости. Подобие выборок и его применение для прогнозирования временных рядов рассмотрено в работе [9], где автор приводит модель экстраполяции временных рядов по выборке максимального подобия (extrapolation model on most similar pattern, далее EMSSP) и доказывает ее применимость для задач прогнозирования.

Особенности модели EMSSP:

- модель относится к классу авторегрессионных моделей прогнозирования;
- модель работает со стационарными и нестационарными временными рядами;
- модель имеет один параметр  $M$ ;
- экстраполяция значений временного ряда производится за одну итерацию.

Для применения модели EMMSP должны выполняться условия [10]:

- временной ряд должен быть равноотстоящим (значения процесса фиксироваться через равные интервалы времени) и относиться к классу рядов с длинной памятью;
- задача прогнозирования на  $P$  значений вперед – относиться к классу краткосрочного или среднесрочного прогнозирования данного типа временного ряда;
- длина исходного временного ряда – составлять не менее  $500P - 700P$ .

### ПРИМЕНЕНИЕ МОДЕЛИ EMMSP ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЗАГРУЗКИ РЕСУРСОВ КЛАСТЕРА «СЕРГЕЙ КОРОЛЁВ»

В рамках веб-сервиса Templet [11] была собрана статистика исполнения задач на кластере «Сергей Королёв» с ноября 2013 г. по май 2016.

При помощи модели EMMSP было организовано непрерывное прогнозирование загрузки кластера в системе Templet Web (<http://templet.ssau.ru>). Кластер «Сергей Королёв» (<http://sk.ssau.ru>) имеет гетерогенную структуру и включает в себя узлы нескольких типов, разбитые на группы по типу узла. Задача состояла в прогнозировании количества занятых узлов кластера в нескольких наиболее интенсивно используемых группах узлов. Целевое время прогноза – 12 часов, при этом требовалось спрогнозировать 12 значений временного ряда, по одному среднему значению занятых узлов в группе на один час. Для обучения и прогнозирования загрузки были выбраны данные по группам узлов `qdr_tmp` (рис. 1) и `ddr_tmp`. Их загрузка представляет наибольший интерес в связи с большой регулярной загрузкой.

Модель EMMSP была выбрана исходя из нескольких особенностей данных загрузки кластера:

- временные ряды являются нестационарными;
- в данных есть периодические составляющие, соответствующие большому количеству периодических событий;
- есть участки, изменения на которых имеют взрывной характер;
- результаты прогнозирования хорошо поддаются интерпретации, что позволяет принимать на их основе решения по управлению кластером;
- в результате прогнозирования известно,

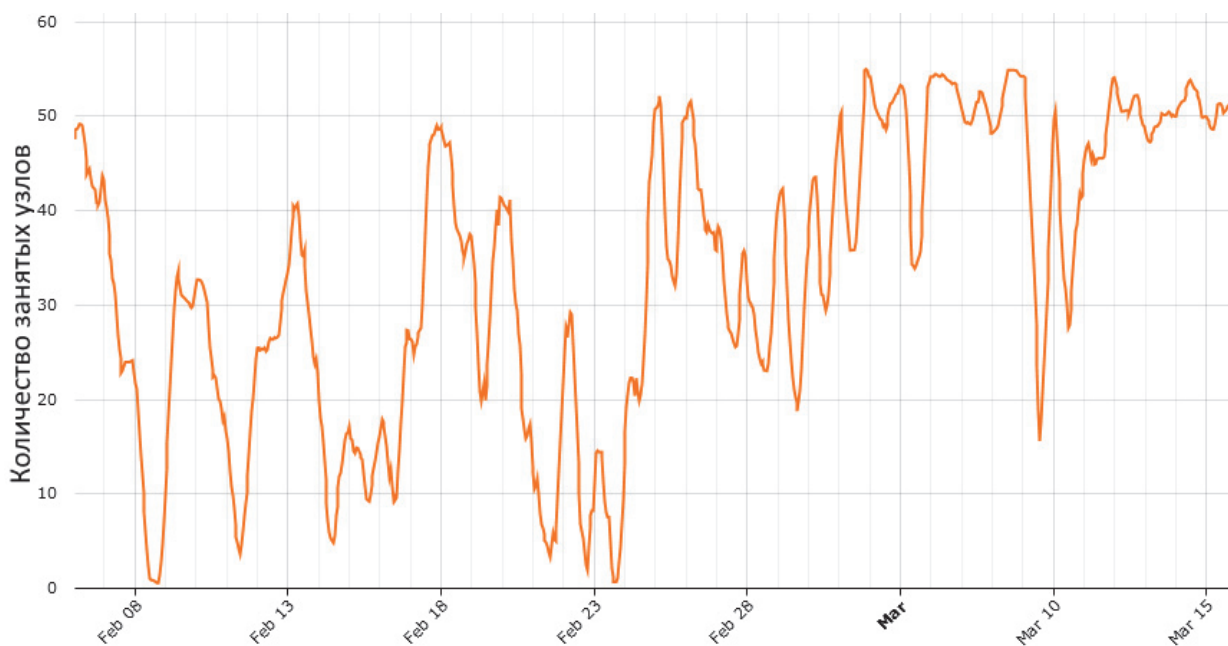


Рис. 1. График количества занятых узлов группы `qdr_tmp` кластера «Сергей Королёв»

вышли ли данные за границы применимости модели, что позволяет комбинировать эту модель с другими моделями.

Пример прогнозирования данных загрузки кластера приведен на рис. 2. Пунктиром показаны прогнозные значения ряда. График прогнозных значений был получен вычислением прогноза через каждые 12 точек. На графике можно видеть 2 выброса, которые соответствуют моментам выхода данных за границы применимости модели EMMSP.

При обучении модели EMMSP программный комплекс TempletWeb обнаруживает подобные выборки во временных рядах и собирает статистику по ним для ретроспективного анализа. Примеры подобных выборок длины 40 точек приведены на рис. 3.

В процессе обучения выбирается наиболее эффективная ширина окна подобной истории (параметр модели  $M$ ), которая затем используется для прогноза. Для каждой ширины окна поиска истории вычисляется среднеквадратичная ошибка, которая учитывается при выборе наиболее эффективного окна. График среднеквадратичной ошибки прогноза в зависимости от ширины окна поиска подобных выборок истории приведен на рис. 4.

Распределение средней ошибки прогноза при помощи модели EMMSP близко к нормальному, гистограмма распределения средней ошибки представлена на рис. 5. Модель дает среднюю абсолютную ошибку 8,7 узлов при максимальном числе узлов в группе 70.

В качестве итоговой метрики ошибок выбрана средняя абсолютная ошибка (MAE, формула 1), поскольку средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE) не может быть использована в рядах, включающих значения близкие или равные 0.

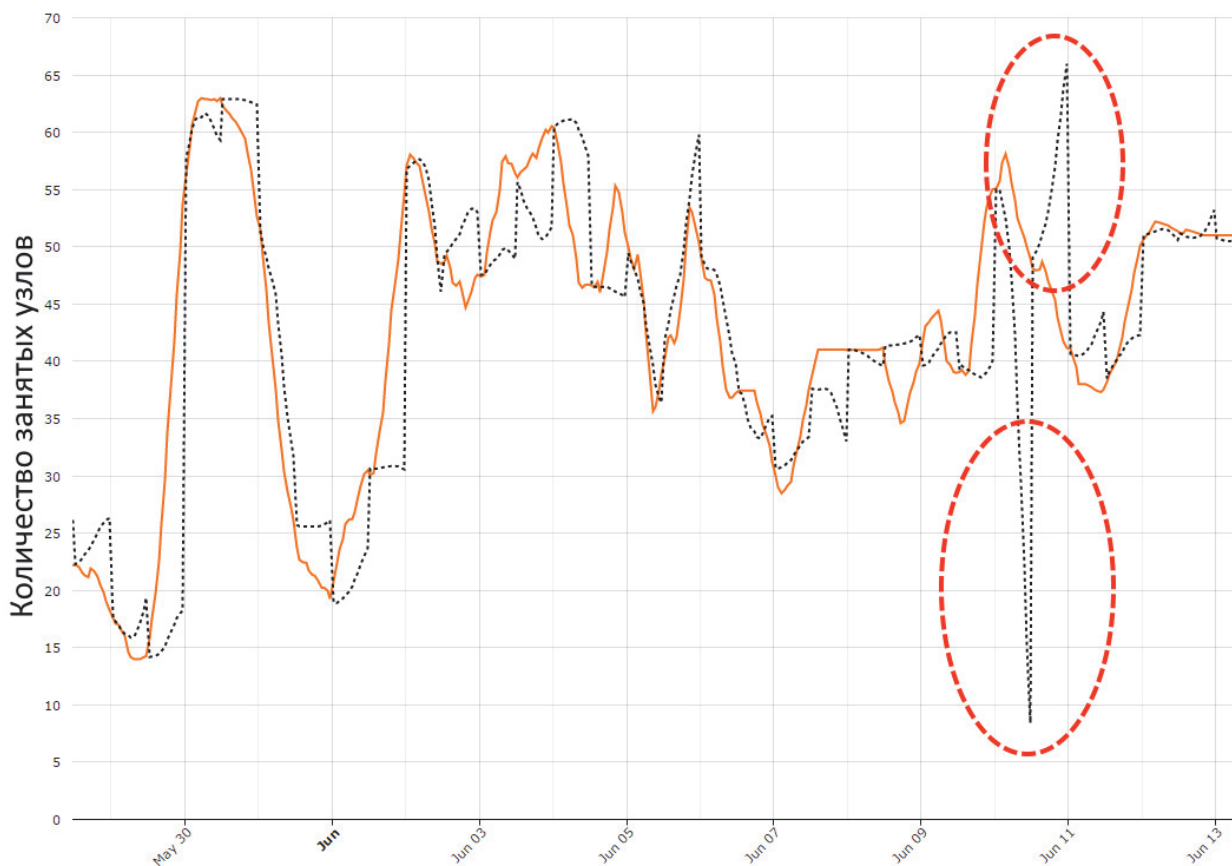


Рис. 2. Прогноз загрузки ресурсов кластера «Сергей Королёв» при помощи модели EMMSP



Рис. 3. Примеры подобных выборок, выявленные моделью EMMSP

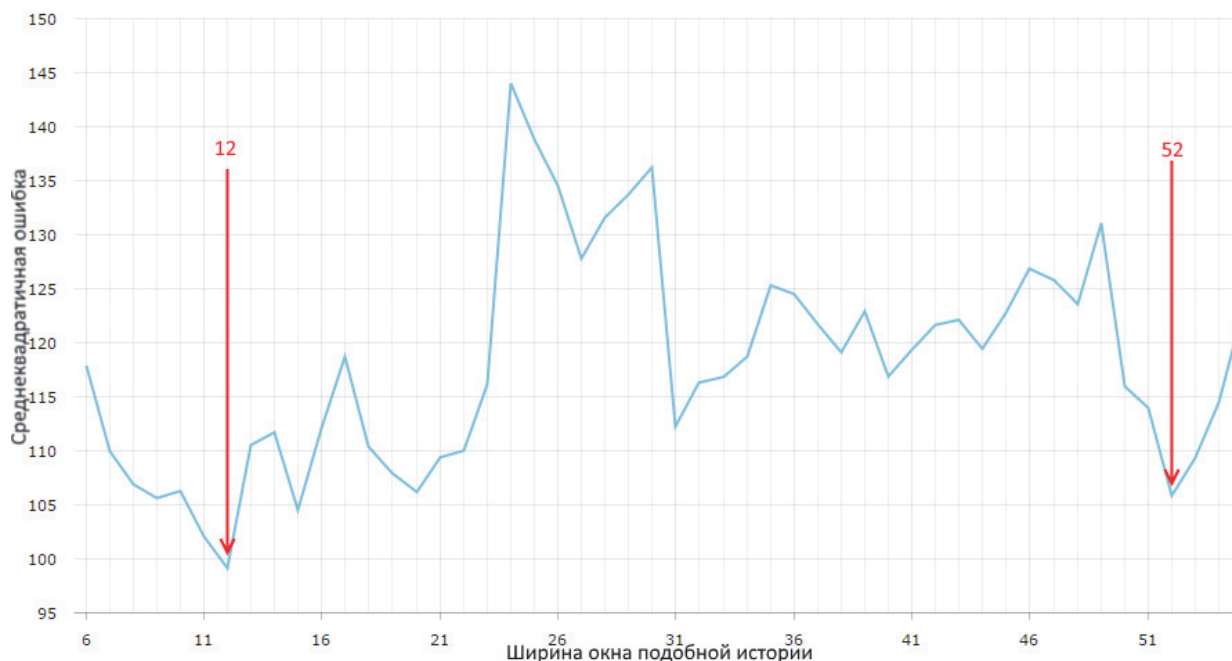


Рис. 4. График ошибки MSE в зависимости от ширины окна подобия

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |Z(t) - \hat{Z}(t)|, \quad (1)$$

Модель работает на данных загрузки кластера, но не настолько хорошо, чтобы применять ее без подкрепления результатами другой модели. Например, эту модель можно применять в комбинации с наивным прогнозом путем сдвига текущих значений ряда. Комбинацию моделей можно построить по эмпирическому правилу: если множитель подобия выборки выходит за границы отрезка  $[0.1, 5.0]$ , то использовать сдвиг. На рис. 6 представлен график загрузки узлов с фактическими и прогнозными (пунктирная линия) значениями. Один из участков, на котором лучший результат показывает модель прогнозирования по выборке наибольшего подобия помечен как EMMSP, а пример участка, на котором выполняется сдвиг, помечен как SHIFT.

При использовании такой комбинации моделей ошибка MAE для группы с максимальным числом узлов снижается до значения 6,9. Если же рассчитать среднюю абсолютную ошибку только для участков, на которых модель EMMSP применима (значение множителя подобия попадает в отрезок  $[0.1, 5.0]$ ), то MAE составит 5,2.

По результатам тестирования модели мы можем сделать вывод о том, что модель хорошо себя показывает только на некоторых участках, и ее можно применять в комбинациях моделей путем адаптивной селекции или композиции [12]. При этом результаты, которые дает модель, могут быть легко интерпретированы, что позволяет принимать на их основе управленческие решения по выбору окружения или развитию кластера. Это качество выгодно отличает модель EMMSP

от моделей на основе нейронных сетей и других моделей машинного обучения, построенных по принципу черного ящика.

Алгоритм прогнозирования интегрирован в сервис TempletWeb, что дает пользователям возможность оценить время запуска задачи.

## ПРИМЕНЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Результаты прогнозирования доступных ресурсов и момента запуска отдельных задач можно применять для решения задач планирования:

- выбора окружения для запуска задачи пользователя: обеспечить быстрый запуск, если задача интерактивная, или быстрое получение результатов;
- построения плана размещения компонентов распределенного приложения, если требуется построить распределенный конвейер вычислений;
- оптимизации параметров запуска и объемов входных данных для минимизации общего времени обработки;
- снижения энергопотребления кластеров и центров обработки данных, когда ресурсы не используются;
- увеличения парка серверов для облачных окружений, если загрузка ресурсов облака постоянно растет;
- планирования периодов обслуживания серверов кластера.

С развитием облачных технологий вопросы энергоэффективности ресурсов выходят на первый план. Прогноз загрузки вычислительных ресурсов облака позволил бы отключать некоторое количество неиспользуемых ресурсов и выявлять необходимость пополнения парка машин в случае роста загрузки.

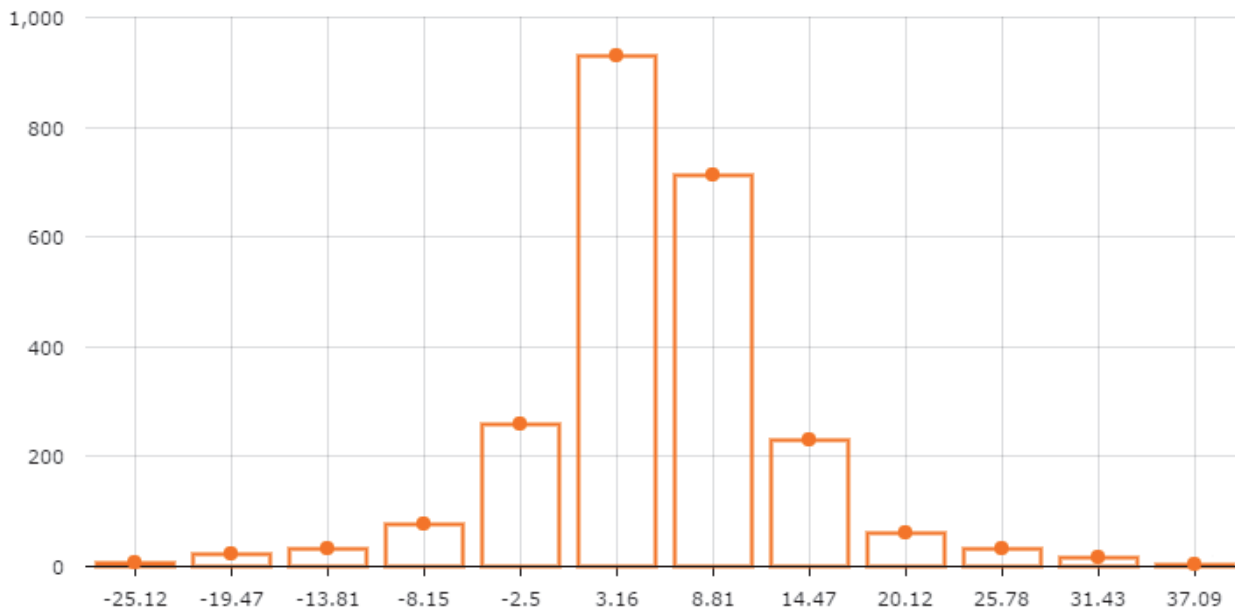


Рис. 5. Распределение средней абсолютной ошибки прогноза

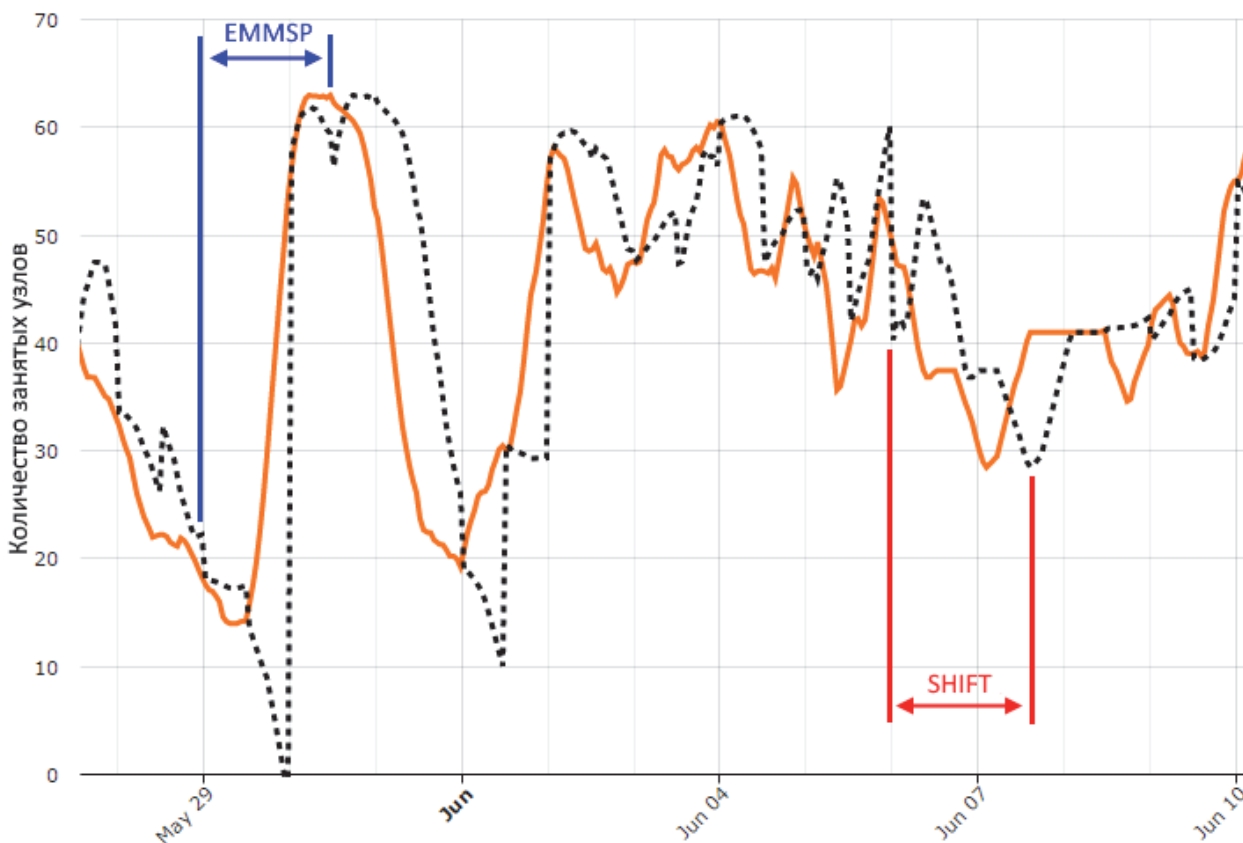


Рис. 6. График прогнозных значений загрузки кластера для прогноза комбинацией моделей EMMSP и наивного прогноза

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

<p>1. Reig G., Alonso J., Guitart J. Prediction of Job Resource Requirements for Deadline Schedulers to Manage High-Level SLAs on the Cloud // Network Computing and Applications (NCA), 2010 9th IEEE International Symposium on, Cambridge, MA. 2010. P. 162-167.</p> <p>2. Nurmi D., Brevik J., Wolski R. QBETS: Queue Bounds</p>	<p>Estimation from Time Series // JSSPP 2007. LNCS, vol. 4942 Springer, Heidelberg. 2008. P. 76-101.</p> <p>3. Brevik J., Nurmi D., Wolski R. Predicting Bounds on Queuing Delay for Batch-Scheduled Parallel Machines // PPOPP 2006: Proceedings of the Eleventh ACM SIGPLAN Symposium on Principles and Practice of Parallel Programming. 2006. C. 110-118.</p> <p>4. Use of run time predictions for automatic co-allocation</p>
--	---

- of multi-cluster resources for iterative parallel applications / *M. Netto, C. Vecchiola, M. Kirley, C. Varela, R. Buyya* // Journal of Parallel and Distributed Computing. №71 (10). 2011. P. 1388-1399.
5. *Kumar R., Vadhiyar S.* Identifying Quick Starters: Towards an Integrated Framework for Efficient Predictions of Queue Waiting Times of Batch Parallel // Job Scheduling Strategies for Parallel Processing, 16th International Workshop, JSSPP 2012 Shanghai. 2012. P. 196-215.
  6. Predictive Resource Scheduling in Computational Grids / *C. Chapman, M. Musolesi, W. Emmerich, C. Mascolo* // 2007 IEEE International Parallel and Distributed Processing Symposium, Long Beach, CA. 2007. P. 1-10.
  7. *Mazalov V.V., Nikitina N.N., Ivashko E.E.* Task Scheduling in a Desktop Grid to Minimize the Server Load // Lecture Notes in Computer Science. 13th International Conference on Parallel Computing Technologies, PaCT 2015. Vol. 9251. 2015. P. 273-278.
  8. *Fernandez-Rodriguez F., Sosvilla-Rivero S., Andrada-Felix J.* Nearest-Neighbour Predictions in Foreign Exchange // Working Papers Fundacion de Estudios de Economia Aplicada, FEDEA. 2002. №5. P. 36.
  9. *Чучуева И.А.* Модель экстраполяции временных рядов по выборке максимального подобию // Информационные технологии. 2010. №12. С. 43-47.
  10. *Чучуева И.А.* Прогнозирование временных рядов при помощи модели экстраполяции по выборке максимального подобию // Наука и современность: сборник материалов международной научно-практической конференции. Новосибирск. 2010. С. 187-192.
  11. *Артамонов Ю.С., Востокин С.В.* Инструментальное программное обеспечение для разработки и поддержки исполнения приложений научных вычислений в кластерных системах // Вестник Самарского государственного технического университета. Сер. Физ.-мат. науки, 19:4. 2015. С. 785-798.
  12. *Лукашин Ю.П.* Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. М.: Финансы и статистика, 2003. 415 с.

## USING THE EMMSP MODEL TO PREDICT THE AVAILABLE COMPUTING RESOURCES IN THE CLUSTER SYSTEMS

© 2016 Y.S. Artamonov

Samara National Research University named after Academician S.P. Korolev

Selecting the environment for computation can be quite challenging if you want to estimate which of the available computing environments will complete computations earlier. The solution of this and several related tasks has provoked many studies aimed at optimizing the use of computing resources. This paper describes the EMMSP prediction model, which provides an effective solution for the problem of predicting the available computing resources. Previously, this model has worked well for the problem of electricity price forecasting. The purpose of this paper is to evaluate the strengths and weaknesses of the model in relation to the problem of forecasting the available computing resources, as well as the possibility of its combination with other models. The application analysis focuses on the interpretability of results and the possibility of taking management decisions on their basis. The EMMSP forecasting model is integrated with the Templet Web analytics cloud service subsystem, designed for automation of scientific computing on the basis of the Sergey Korolev cluster at the Samara University. The analytics subsystem performs continuous forecasting of the cluster load and provides prediction data in tabular and graphical form for service users. The main task of the subsystem is to forecast the number of available resources of different types for 12 hours ahead, one forecast point per hour. In addition to direct prediction, the analytics subsystem searches and analyzes patterns in the time series of the cluster load for retrospective analysis. The evaluation the applicability of the model and forecasting errors was performed using the load statistics from the Sergey Korolev cluster collected in the period from November 2013 to May 2016. To show the possibility of combination EMMSP with other prediction models the paper displays the improvement of the EMMSP model prediction results when used in adaptive combination with a naive forecasting model based on the time series data shift. The resulting adaptive model gives a smaller number of prediction errors than its separate components. The results of forecasting available resources using the EMMSP model can be used to solve various problems, such as designing the placement of distributed application components, optimization of the startup parameters and volumes of input data, the reduction of energy consumption and the planning the maintenance periods of the cluster nodes.

*Keywords:* environment, available resources, cluster, computations, forecasting, model, applicability.