

P13-2016-10

Ю. Н. Пепельшев, Ц. Цогтсайхан

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КОЛЕБАНИЙ
ТЕПЛОДИНАМИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ
СИСТЕМЫ ОХЛАЖДЕНИЯ РЕАКТОРА ИБР-2М
С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Направлено в журнал «Атомная энергия»

Пепельшев Ю. Н., Цогтсайхан Ц.

P13-2016-10

Прогнозирование колебаний теплодинамических параметров системы охлаждения реактора ИБР-2М с помощью нейронных сетей

Рассматривается задача прогнозирования колебаний основных теплодинамических параметров активной зоны и первого контура натриевой системы охлаждения реактора ИБР-2М. Основное внимание уделяется прогнозированию температуры и расхода натрия на входе в активную зону, а также тепловой мощности. Показано, что прогнозирование позволяет в три раза уменьшить влияние медленных колебаний реактивности на мощность и тем самым снизить требования к работе системы автоматической стабилизации мощности. Предлагается нейросетевое решение задачи прогнозирования с применением нелинейных авторегрессионных сетей с обратной связью. Результаты прогнозирования с погрешностью $\sim 5\%$ совпадают с экспериментальными.

Работа выполнена в Лаборатории нейтронной физики им. И. М. Франка ОИЯИ.

Препринт Объединенного института ядерных исследований. Дубна, 2016

Pepelyshev Yu. N., Tsogtsaikhan Ts.

P13-2016-10

Prediction of the Thermal Dynamic Parameters Fluctuation of Coolant System of the IBR-2M Reactor Using Neural Networks

This paper presents an artificial neural network method for long-term prediction of the thermal dynamic parameters of primary coolant circuit of the IBR-2M reactor. The main goal is to predict the temperature and liquid sodium flow rate through the core and thermal power. It is shown that the prediction can reduce three times the effects of slow reactivity fluctuations in power and decrease the requirements for the automatic power stabilization system. Nonlinear autoregressive neural network (NAR) with local feedback connection has been considered. The results of prediction error $\sim 5\%$ coincide with the experimental ones.

The investigation has been performed at the Frank Laboratory of Neutron Physics, JINR.

Preprint of the Joint Institute for Nuclear Research. Dubna, 2016

ВВЕДЕНИЕ

В процессе нормальной работы ИБР-2М случайное изменение теплодинамических параметров первого контура натриевой системы охлаждения активной зоны (АЗ) реактора вызывает достаточно большие колебания реактивности, которые приводят к изменению энергии импульсов и, соответственно, мощности. Система автоматической стабилизации компенсирует эти изменения и поддерживает мощность на заданном уровне. Концепция стабилизации мощности базируется на знании энергии текущего и некоторого числа предыдущих импульсов, т.е. на знании того, что уже было. При этом ценность предыдущей информации со временем уменьшается. Вполне очевидно, что знания об энергии последующих по отношению к текущему импульсов мощности, или о последующем изменении реактивности, могут повысить уровень стабилизации и облегчить напряженный режим работы самой системы стабилизации. Целью работы является исследование возможности прогнозирования колебаний теплодинамических параметров системы охлаждения активной зоны ИБР-2М и связанных с ними колебаний реактивности. Также анализируется возможность уменьшения колебаний реактивности по данным прогноза.

ИСХОДНЫЕ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ДАННЫЕ И ВЫБОР МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Реактор ИБР-2М работает циклами: две недели с мощностью 2 МВт, затем останавливается на неделю (мощность близка к нулевой). Циклы периодически повторяются.

Исходный временной ряд представляет собой массив последовательных значений расхода натрия (G_{Σ}), температуры натрия на входе в АЗ ($T_{\text{вх}}$), тепловой мощности (W_T) и величины, пропорциональной подогреву (W_T/G_{Σ}). За несколько реакторных циклов в течение 2014 г. измерены следующие параметры:

- температура натрия на входе ($T_{\text{вх}}$) и выходе ($T_{\text{вых}}$) АЗ;
- расход натрия в петлях А (G_A) и Б (G_B) первого контура с суммарным расходом $G_{\Sigma} = G_A + G_B$.

Период опроса данных для всех параметров составил 0,1 с. Длина временного ряда в измерениях достигла $\sim 6 \cdot 10^6$ значений. Тепловая мощность (W_T) оценивалась как $W_T = G_{\Sigma}(\Delta T - 0,252)/3,15$, где $\Delta T = (T_{\text{вых}} - T_{\text{вх}})$ — подогрев натрия в активной зоне. Данная выборка значений параметров является основой для прогнозирования. Расположение измерительных датчиков в первом контуре системы охлаждения АЗ приведено на рис. 1.

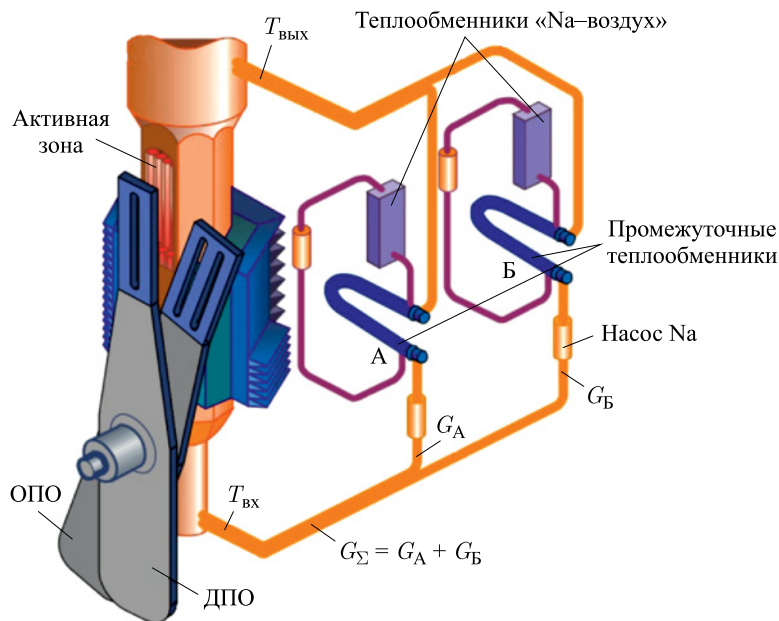


Рис. 1. Принципиальная схема системы охлаждения реактора ИБР-2М с измерительными датчиками расхода натрия через АЗ (G_{Σ}), расхода натрия первого контура в петлях А (G_A) и Б (G_B), температуры натрия на выходе ($T_{\text{вых}}$) и входе ($T_{\text{вх}}$) АЗ

В качестве системы прогнозирования выбрана модель нейронной сети (НС) [1, 2]. Эта интеллектуальная система способна прогнозировать закономерности временных рядов и широко используется в различных областях науки и техники [3]. Подробное описание методики использования НС на ИБР-2М представлено в [1]. Краткое описание этой методики следующее. Основу прогнозирования составляет нелинейная авторегрессионная сеть (NAR), которая относится к классу рекуррентных нейронных сетей (с обратными связями) и, в свою очередь, основана на нелинейной авторегрессионной модели [4–7]. Использование NAR, как показано в [8], позволяет решить задачу прогнозирования на сильно зашумленных временных рядах, что имеет место в измеряемых параметрах ИБР-2М.

Выходное значение сети y рассчитывается по формуле

$$y = f \left(b + \sum_i w_i x_i \right),$$

где f — функция активации; b — значение смещения (bias); w_i — весовой коэффициент, соответствующий i -му нейрону; x_i — вход и y — выход.

В общем случае нелинейная авторегрессионная сеть описывается рекуррентным уравнением

$$y(t) = f(x(t-1) + x(t-2) + \dots + x(t-d)),$$

где $x(t)$ — входной сигнал; $y(t)$ — выходной сигнал (прогнозируемые параметры: $G_\Sigma, T_{\text{вх}}, W_T, W_T/G_\Sigma$); d — число задержек по входному сигналу.

В процессе обучения каждый i -й нейрон изменяет вес по формуле

$$\Delta w_i = -\eta \frac{\partial e}{\partial w_i},$$

где η — параметр, характеризующий скорость обучения; e — ошибка обучения [9, 10].

Весовой вектор i -го нейрона обновляется по формуле

$$w_i(\text{new}) = w_i(\text{old}) + \Delta w_i,$$

где $w_i(\text{new})$, $w_i(\text{old})$ — измененный и предшествующий ему вес i -го нейрона. После обучения, когда все весовые коэффициенты зафиксированы, в структуру NAR вводилась обратная связь.

Для уменьшения влияния шумовой компоненты на результат прогноза перед входом в нейронную сеть был добавлен медианный фильтр [11–13]. Архитектура нелинейной авторегрессионной сети приведена на рис. 2. Использовались одно- и двухслойные модели с числом нейронов 10, 20 и 30. Число задержек по входу изменялось от 44 до 88.

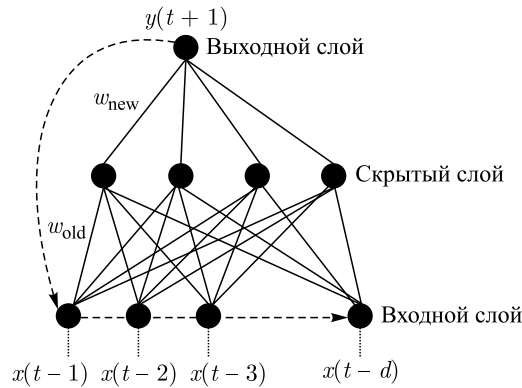


Рис. 2. Структурная схема сети NAR

АНАЛИЗ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ

На рис. 3 приведены результаты прогнозирования, показано изменение прогнозируемой тепловой мощности (W_T) и отношение тепловой мощности к расходу натрия через АЗ, т. е. величины, пропорциональной изменению подогрева натрия в АЗ (W_T/G_Σ).

Как показал анализ результатов прогнозирования, медленное поведение (на уровне суточных колебаний) основных параметров первого контура си-

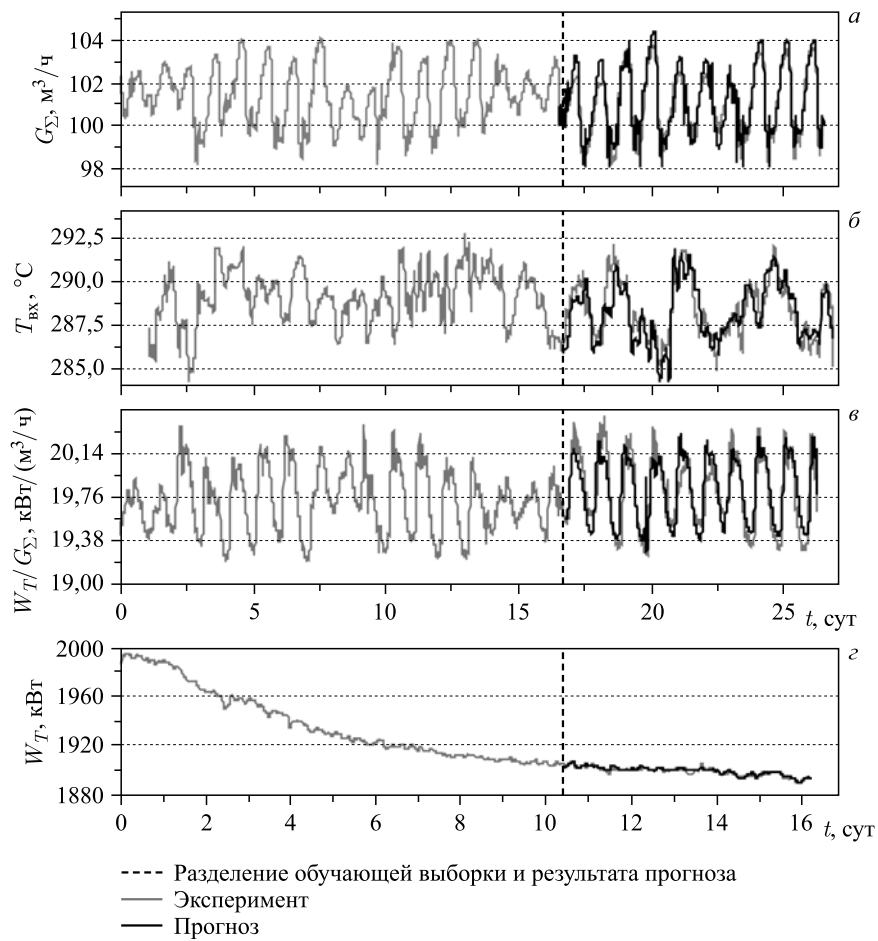


Рис. 3. Прогноз изменения расхода натрия через АЗ (G_Σ) (а), температуры натрия на входе в АЗ ($T_{вх}$) (б), величины, пропорциональной подогреву (W_T/G_Σ) (в) и тепловой мощности (W_T) (г); t — время работы реактора

стемы охлаждения АЗ ИБР-2М можно предсказать с вполне удовлетворительной погрешностью ($\sim 5\%$) на временных интервалах работы реактора вплоть до 5–7 суток. Чтобы предсказать более тонкие детали изменения параметров, т. е. более высокочастотные колебания температуры и расхода, использовали следующий алгоритм обучения и предсказания. На основе выборки за весь предыдущий реакторный цикл, т. е. приблизительно за десять дней работы реактора, проводилось обучение нейронной сети. Затем в новом цикле на основе обучения сети за предыдущий цикл для всех указанных выше параметров выполнялась процедура прогнозирования на интервале одни сутки. Далее текущие данные последовательно накапливались в общем массиве, по которому шло обучение. Таким образом, выполнялась скользящая операция суточного прогноза, результаты которого приведены на рис. 3. Для наглядности прогнозирование и обучение выполнялось в одном (текущем) цикле. Видно вполне приемлемое прогнозирование температуры, расхода натрия и тепловой мощности реактора. Характерной особенностью изменения тепловой мощности ИБР-2М в процессе реакторного цикла является «деградация» мощности на 50–100 кВт.

Рассмотрим случайное изменение реактивности, действующее со стороны системы охлаждения АЗ, ее прогноз и возможность уменьшения ее колебаний на основе прогноза. Изменение реактивности при отклонении температуры $\rho_T(t)$ и расхода натрия $\rho_{G_\Sigma}(t)$ от их средних значений G_0 и T_0 определяется следующим образом:

$$\rho_{G_\Sigma}(t) = \frac{\partial K}{\partial G_\Sigma} [G_\Sigma(t) - G_0], \quad \rho_{T_{\text{вх}}}(t) = \frac{\partial K}{\partial T} [T_{\text{вх}}(t) - T_0],$$

где $\partial K/\partial G_\Sigma$, $\partial K/\partial T$ — расходный и изотермический коэффициенты реактивности соответственно.

Изотермический коэффициент реактивности — это изменение коэффициента размножения при медленном (квазистатическом) изменении температуры натрия на входе в активную зону на 1°C при постоянных значениях мощности и расхода натрия. В среднем изотермический коэффициент не зависит от мощности реактора и расхода натрия через АЗ и равен $-(1,19 \pm 0,10) \cdot 10^{-2} \beta_{\text{эф}}/^\circ\text{C}$ [14]. В общем случае расходный коэффициент реактивности сложным образом зависит от температуры натрия и мощности реактора. При медленном изменении мощности и расхода натрия в небольших пределах (до $\sim 10\%$) значение расходного коэффициента реактивности можно принять равным асимптотически установившемуся значению $-0,7 \cdot 10^{-2} \beta_{\text{эф}}/(\text{м}^3/\text{ч})$ [14, 15].

Поскольку в первом приближении процессы $\rho_{G_\Sigma}(t)$ и $\rho_T(t)$ независимы, то суммарное воздействие расхода и температуры натрия на реактивность определяется их суммой:

$$\rho_\Sigma(t) = \rho_{G_\Sigma}(t) + \rho_{T_{\text{вх}}}(t).$$

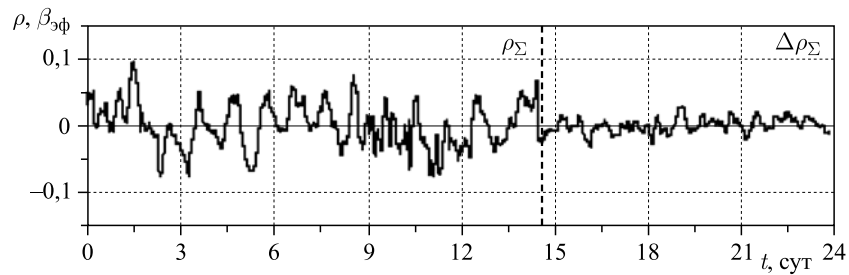


Рис. 4. Изменение колебаний реактивности $\rho_{\Sigma}(t)$, обусловленной нестабильностью теплодинамических параметров первого контура системы охлаждения АЗ, и остаточная реактивность $\Delta\rho_{\Sigma}$, полученная на основе прогноза

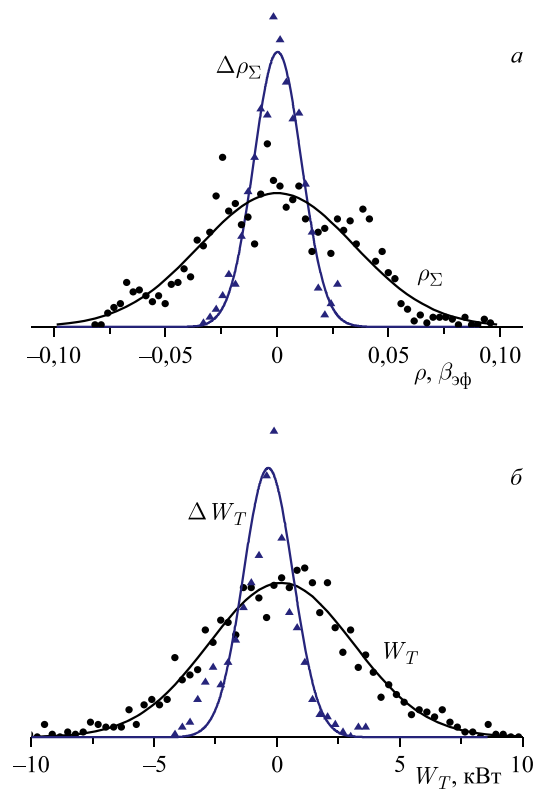


Рис. 5. Плотность распределения колебаний реактивности, действующей со стороны системы охлаждения АЗ, до (ρ_{Σ}) и после ($\Delta\rho_{\Sigma}$) прогноза (а); распределение колебаний тепловой мощности до (W_T) и после (ΔW_T) прогноза (б)

Соответственно, суммарная реактивность прогнозируемых процессов $\rho_{G_{\Sigma}}^*(t)$ и $\rho_{T_{\text{вх}}}^*(t)$ будет равна

$$\rho_{\Sigma}^*(t) = \rho_{G_{\Sigma}}^*(t) + \rho_{T_{\text{вх}}}^*(t).$$

Прогнозируемая реактивность $\rho_{\Sigma}^*(t)$ — заранее известный процесс, который в принципе может быть исключен из общего изменения реактивности (рис. 4). Способ исключения может быть разным (например, введение реактивности $\rho_{\Sigma}^*(t)$ с обратным знаком с помощью дополнительного органа регулирования). В данном случае это не принципиально, поскольку изучается только сама возможность компенсации реактивности, а не способ ее реализации. Тогда остаточная реактивность

$$\Delta\rho_{\Sigma}(t) = \rho_{\Sigma}(t) - \rho_{\Sigma}^*(t)$$

фактически определяется ошибкой прогноза и, как видно из рис. 5, более чем в три раза меньше колебаний исходной реактивности. По аналогии с реактивностью остаточные колебания тепловой мощности (ΔW_T) будут равны

$$\Delta W_T(t) = W_T(t) - W_T^*(t),$$

где $W_T^*(t)$ — прогнозируемая мощность. Параметры распределения колебаний реактивности и тепловой мощности до и после прогноза приведены в таблице.

Параметры распределения колебаний реактивности и тепловой мощности до (ρ_{Σ}, W_T) и после ($\Delta\rho_{\Sigma}, \Delta W_T$) прогноза: стандартное отклонение (σ) и размах колебаний ($\Delta\rho_{\text{max}}$)

Параметр	σ	$\Delta\rho_{\text{max}}$
Тепловая мощность W_T , кВт	3,20	25,94
Остаточное колебание тепловой мощности ΔW_T , кВт	1,26	7,66
Суммарная реактивность по температуре и расходу натрия $\rho_{\Sigma}, \beta_{\text{эф}}$	0,033	0,175
Остаточное колебание реактивности $\Delta\rho_{\Sigma}, \beta_{\text{эф}}$	0,011	0,061

ВЫВОД

Разработан алгоритм прогнозирования колебания основных теплодинамических параметров первого контура системы охлаждения АЗ ИБР-2М на основе авторегрессионных нейронных сетей. В результате прогнозирования показано, что нелинейная авторегрессионная нейронная сеть с погрешностью $\sim 5\%$ позволяет предсказывать изменение теплодинамических параметров первого контура в текущем реакторном цикле с использованием данных за предыдущий цикл. На основе прогнозируемых параметров первого контура

может быть определена прогнозируемая реактивность, которую можно исключить из воздействия на систему стабилизации мощности. Разброс колебаний реактивности и мощности при этом может быть уменьшен в три раза. В целом, повышается надежность и безопасность работы реактора.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Пепельшев Ю. Н., Цогтсайхан Ц., Ососков Г. А.* Использование метода кластерного анализа и авторегрессионных нейронных сетей для диагностики шумов реактора ИБР-2М. Препринт ОИЯИ Р13-2015-47. Дубна, 2015.
2. *Ахтёргов А. В., Кирильченко А. А.* Основы теоретической робототехники. Искусственные нейронные сети. М.: ИМП им. М. В. Келдыша РАН, 2008.
3. *Kriesel D.* A Brief Introduction to Neural Network. 2005; http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks.
4. *Anil K. Jain, Jianchang Mao, K. M. Mohiuddin.* Artificial Neural Networks: A Tutorial // IEEE Comp. 1996. V. 29, No. 3. P. 31–44.
5. *Huang J. et al.* Forecasting Solar Radiation on an Hourly Time Scale Using a Coupled Autoregressive and Dynamical System (CARDS) Model // Sol. Energy. 2013. V. 87. P. 136–149.
6. *Haykin S.* Neural Networks: A Comprehensive Foundation. 2nd Ed. Prentice Hall, 1998.
7. *Ljung L.* System Identification: Theory for the User. 2nd Ed. Prentice Hall PTR, 1998.
8. *Lee Giles C., Lawrence S., Ah Chung Tsoi.* Noisy Time Series Prediction Using Recurrent Neural Networks and Grammatical Inference // Machine Learning. 2001. V. 44. P. 161–183.
9. *Levenberg K.* A Method for the Solution of Certain Problems in Least Squares // Quart. Appl. Math. 1944. V. 2. P. 164–168.
10. *Marquardt D.* An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters // SIAM J. Appl. Math. 1963. V. 11. P. 431–441.
11. *Rumelhart D. et al.* Learning Internal Representation by Error Propagation // Explorations in the Microstructure of Cognition: Parallel Distributed Proc. Cambridge. 1986. V. 1.
12. *Arce G. R.* Nonlinear Signal Processing: A Statistical Approach. New Jersey, USA: Wiley, 2005.
13. *Huang T., Yang G., Tang G.* A Fast Two-Dimensional Median Filtering Algorithm // IEEE Trans. Acoust. 1979. V. 27, No. 1. P. 13–18.
14. *Ананьев В. Д. и др.* Энергетический пуск модернизированного реактора ИБР-2 (ИБР-2М). Препринт ОИЯИ Р13-2012-42. Дубна, 2012.
15. *Ананьев В. Д. и др.* Физический пуск импульсного исследовательского реактора ИБР-2. Сообщ. ОИЯИ Р13-2012-41. Дубна, 2012.

Получено 18 февраля 2016 г.

Редактор *Е. В. Григорьева*

Подписано в печать 08.04.2016.

Формат 60 × 90/16. Бумага офсетная. Печать офсетная.

Усл. печ. л. 0,69. Уч.-изд. л. 0,83. Тираж 215 экз. Заказ № 58791.

Издательский отдел Объединенного института ядерных исследований
141980, г. Дубна, Московская обл., ул. Жолио-Кюри, 6.

E-mail: publish@jinr.ru

www.jinr.ru/publish/