



PS2 – S4-06



Краткосрочное прогнозирование параметров режима ЭЭС для систем оперативного и противоаварийного управления¹

В.Г. КУРБАЦКИЙ, Д.Н. СИДОРОВ, В.А. СПИРЯЕВ, Н.В. ТОМИН
Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН
Россия
tomin@isem.sei.irk.ru

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА

Электроэнергетическая система, режим, частота, переток активной мощности, противоаварийное управление, прогноз, искусственные нейронные сети, преобразование Гильберта-Хуанга.

1 ВВЕДЕНИЕ

Повышение эффективности работы систем противоаварийного и оперативного управления электроэнергетическими системами (ЭЭС) во многом зависит от системы широкомасштабного мониторинга и прогнозирования параметров предстоящего режима ЭЭС, в первую очередь, частоты электрической сети и перетоков активной мощности [1].

Мощным инструментом изучения в реальном времени динамических характеристик ЭЭС для различных состояний энергосистемы является система мониторинга режимов, которая обеспечивает повышение эффективности управления нормальными и аварийными режимами в современных рыночных условиях.

Качественный прогноз частоты, являющейся важнейшим оптимизационным параметром общесистемного регулирования Единой национальной электрической сети России, позволяет не допустить резкого скачкообразного изменения управляющих воздействий при случайном характере изменения частоты, вызванного различного рода неисправностями или сбоями технических средств системы управления, недостоверности входной информации и т.д.

Прогноз перетоков активной мощности обеспечивает оценку запасов пропускных способностей связей в предстоящем режиме для сохранения устойчивости по слабым связям внутренних и внешних сечений ЭЭС с помощью выдачи соответствующих управляющих воздействий на регулирующие станции и энергоблоки.

В соответствии с [2, 3] временная последовательность отдельных этапов мониторинга и прогнозирования режимов ЭЭС и управления ими показана на рис. 1.

По сути эта совокупность этапов представляет собой комплексную систему, обеспечивающую надежность, живучесть и управляемость современных ЭЭС. При этом с точки зрения эффективности решения такой комплексной проблемы актуальной задачей является существенное повышение адаптивности управления, расширение и углубление координации этапов, средств и систем управления режимами.

¹Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (грант № 09-01-00377 и грант № 09-08-91330), гранта Высшей Школы РФ#4633.2011. Работа также поддержана грантом Федерального агентства по науке и инновациям в рамках Федеральной целевой программы “R&D in Priority Areas of Russia’s Science and Technological Complex Development for 2007-2012”

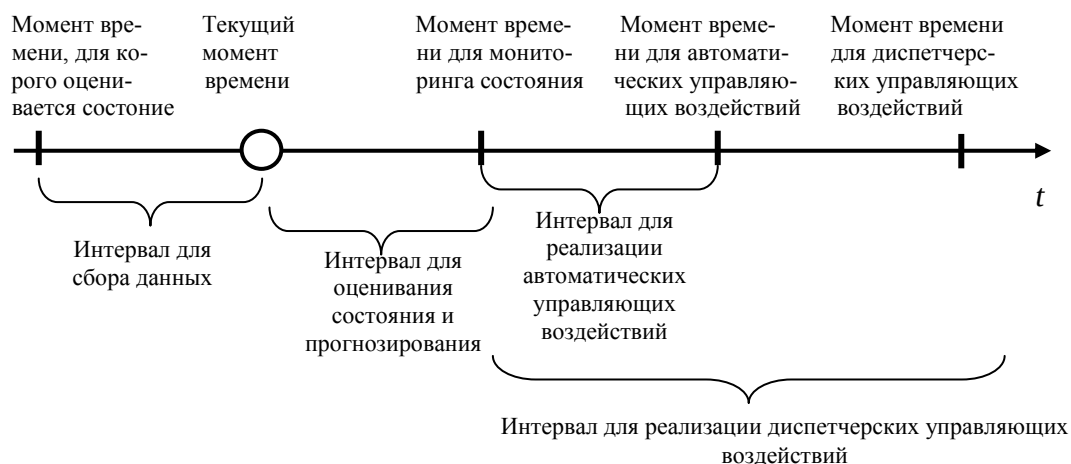


Рис. 1 : Составляющие системы мониторинга, прогнозирования и управления в ЭЭС

2 АНАЛИЗ ДИНАМИКИ ИЗМЕНЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ РЕЖИМА ЭЭС

Внедрение рыночных принципов в планирование и управление электрическими режимами, расширение области координации управления режимами ЭЭС как во временном разрезе (от проектирования систем управления до их реализации диспетчерскими и автоматическими средствами), так и в ситуативном плане (координация диспетчерского, непрерывного автоматического и дискретного противоаварийного управления) обуславливают быструю динамику изменения электрических режимов ЭЭС.

Мощность нагрузки в энергосистеме непрерывно меняется. Отклонение нагрузки ЭЭС от плановых значений приводит к отклонениям частоты от номинальной. Анализ динамики изменения перетоков мощности и частоты в Иркутской энергосистеме (рис. 2) был выполнен Смирновым С.С.[4]

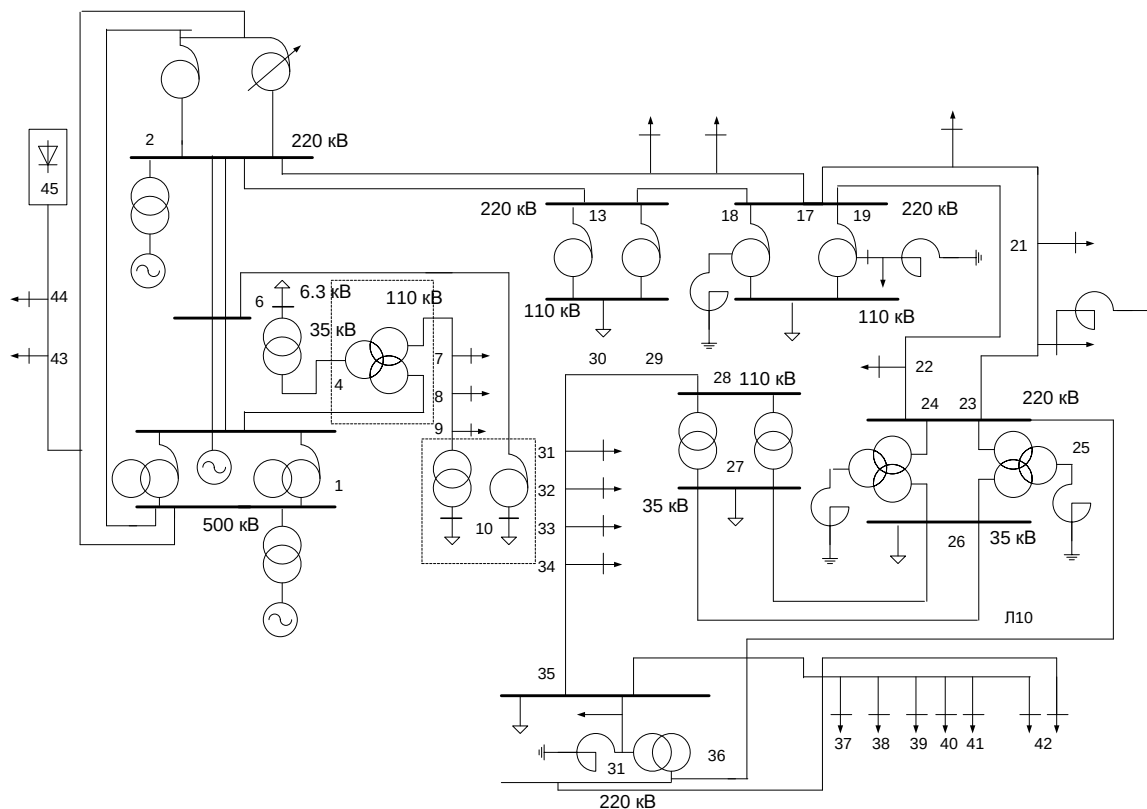


Рис. 2: Схема электроэнергетической системы

На рис. 3 представлено изменение мощности одной из двух линий электропередачи (ЛЭП) 500 кВ, находящейся под управлением системы регулирования перетока.

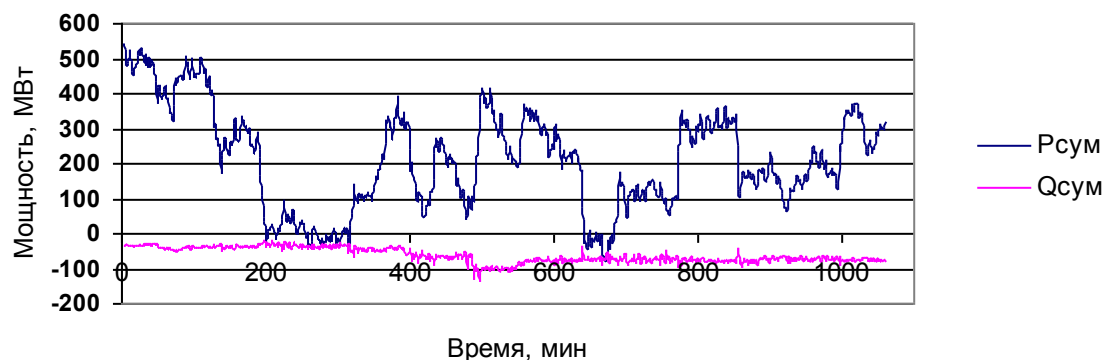


Рис. 3: Изменение мощности одной ЛЭП 500 кВ

Колебания мощности относительно среднего значения для одной ЛЭП составили ± 200 МВт при пределе передаваемой мощности равном 750 МВт. Необходимо отметить, что колебания мощности в системе связаны не только с изменением мощности нагрузок, но и с ограничениями на регулирование мощности агрегатов электростанций.

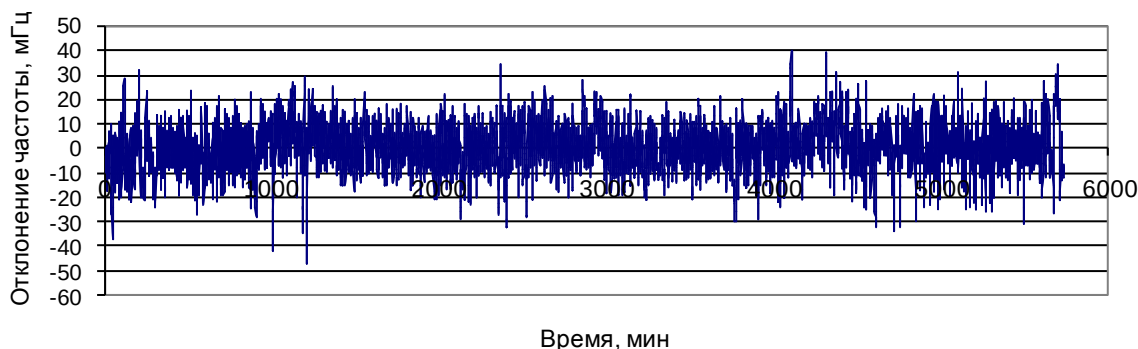


Рис. 4: Изменение частоты при интервале усреднения 1 мин

Для оценки динамики изменения частоты в Иркутской энергосистеме были проведены измерения частоты продолжительностью 4 суток. Отклонения среднего значения частоты для интервала усреднения «1 минута» приведены на рис.4. В соответствии с рисунком основное количество отклонений лежит в пределах ± 20 МГц

3 ИНТЕЛЛЕКТНАЯ ГИБРИДНАЯ МОДЕЛЬ ДЛЯ КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗА ПАРАМЕТРОВ РЕЖИМА

Для прогнозирования параметров режима достаточно широко используются вероятностные модели, методы нейросетевого моделирования, генетические алгоритмы и т.д. В [5, 6] приведены подходы для краткосрочного прогнозирования нестационарных процессов в сложных электрических сетях, использующих аппарат искусственных нейронных сетей (ИНС). Во многих случаях применение различных типов ИНС позволяет осуществить достаточно точный прогноз. Но прогноз можно значительно улучшить, предварительно преобразовав исходную реализацию. В статье используется преобразование Гильберта-Хуанга (ПГХ) [7], являющееся одним из эффективных средств в этой области.

Рассмотрим более детально ПГХ поскольку это преобразование является основой предлагаемого подхода для краткосрочного прогнозирования нестационарных процессов.

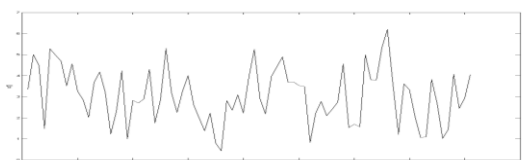
ПГХ состоит из двух частей:

- 1) разложение исходного сигнала на эмпирические моды (ЭМ);
- 2) преобразование Гильберта (ПГ).

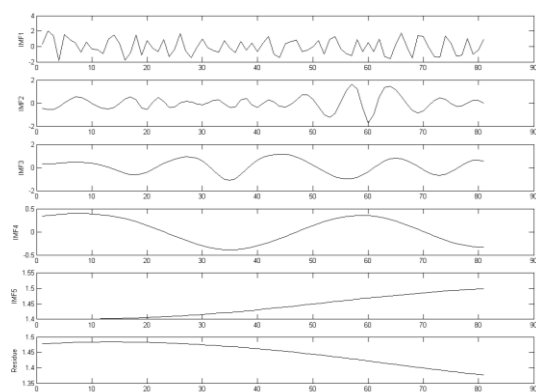
3.1 Разложение сигнала на эмпирические моды

Согласно разложению ЭМ сигнал $x(t)$ с помощью эмпирического алгоритма представляется семейством специальных функций, называемых эмпирическими модами. Каждая такая «мода» определяется как сигнал, удовлетворяющий условиям:

1. Число экстремумов и число пересечений сигналом оси абсцисс на всём интервале должны быть либо равными, либо отличаться на единицу.
2. В любой точке «моды» среднее значение огибающих, определённых локальными максимумами и локальными минимумами, должно быть равно нулю.



а) исходный сигнал $x(t)$



б) семейство базисных функций

Рис. 5. Преобразование Гильберта-Хуанга

Продemonстрируем декомпозицию нестационарного сигнала. Исходный сигнал, и семейство ЭМ показаны на рисунке 5.

Алгоритм такой декомпозиции может быть представлен следующими шагами.

Шаг 1: Примем $r_0(t) = x(t)$, $j = 1$.

Шаг 2: Исследуем j -ую ЭМ, используя следующую процедуру

а) примем $i = 1$ и $h_{i-1}(t) = r_{j-1}(t)$;

б) найдём локальные минимумы и максимумы для $h_{i-1}(t)$. Формируем нижний $emin, i-1(t)$ и верхний уровень $emax, i-1(t)$ соответствующей интерполяции локального минимума и максимума;

в) вычисляем среднее значение $m_{i-1}(t) = (emin, i-1(t) + emax, i-1(t)) / 2$ и находим $h_i(t) = h_{i-1}(t) - m_{i-1}(t)$ так как $emin, i-1(t) \leq h_i(t) \leq emax, i-1(t)$, для всех t . Выбираем $i = i + 1$;

г) повторяем пункты а) - в) до тех пор пока $h_i(t)$ не будет удовлетворять всем вышеперечисленным критериям, отражающим особенности ЭМ. После этого принимаем $c_j(t) = h_i(t)$.

Шаг 3. Определяем остаток $r_j(t) = r_{j-1}(t) - c_j(t)$. Затем принимаем $j = j + 1$ и повторяем шаг 2

до тех пор пока число экстремумов в остатке $r_j(t)$ станет меньше 2.

Таким образом, в конце процесса преобразования, исходный сигнал может быть представлен в виде:

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t) = \sum_{i=1}^q c_i(t) + \sum_{j=q+1}^p c_j(t) + \sum_{k=p+1}^n c_k(t) + r_n(t), \quad (1)$$

где $q < p < n$, $c_i(t)$ – ЭМ, содержащие высокочастотные компоненты, $c_j(t)$ – ЭМ, отражающие физические свойства ряда и $c_k(t)$, $r_n(t)$ – ЭМ содержащие трендовые несинусоидальные компоненты.

3.2 Преобразование Гильберта

Использование ПГ для каждой ЭМ позволяет получить значения мгновенной частоты и амплитуды для каждого момента времени.

Для данного реального сигнала $x(t)$, запишем его комплексное представление

$$z(t) = x(t) + ixH(t), \quad (2)$$

где $ixH(t)$ преобразование Гильберта $x(t)$, определяется как

$$x_H(t) = \frac{1}{\pi} PV \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(s)}{t-s} ds. \quad (3)$$

В выражении (3) PV выступает в качестве главного значения интеграла Коши. Перепишем (2) в экспоненциальной форме

$$z(t) = A(t)e^{i\psi(t)}, \quad (4)$$

где

$$A(t) = \sqrt{x^2(t) + x_H^2(t)}, \quad (5)$$

и

$$\psi(t) = \arctg \frac{x_H(t)}{x(t)} \quad (6)$$

Тогда мгновенную угловую частоту, которая является производной по времени мгновенного угла (6), можно записать следующим образом:

$$\omega(t) = \dot{\psi}(t) = \frac{d}{dt} \arctg \frac{x_H(t)}{x(t)}. \quad (7)$$

3.3 Интеллектуальная гибридная модель

Для повышения точности краткосрочного прогнозирования в [2, 9] используется двухэтапный адаптивный подход.

На первом этапе исходный временной ряд разлагается на эмпирические модальные функции, к которым применяется преобразование Гильберта для вычисления в каждый момент времени мгновенных амплитуд и частот.

На втором этапе полученные модальные функции и мгновенные амплитуды используются для автоматического нахождения оптимальных комбинаций входных переменных для последующего применения стандартных алгоритмов прогнозирования с использованием аппарата ИНС для построения интеллектуальной гибридной модели.

В основу технологии поиска оптимальных комбинаций входных переменных легли алгоритмы нелинейной оптимизации, а именно метод имитации отжига (SA) и нейрогенетического отбора (NGIS), что обеспечивает процедуру выбора наилучшей прогнозной модели для каждой отдельной выборки.

Стоит отметить, что алгоритм SA может выбрать такую нейросетевую модель, в которой качестве входных параметров, могут участвовать только значимые (с точки зрения алгоритма) модальные функции и/или амплитуды.

4 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ РАСЧЁТЫ

Предложенная гибридная модель использовалась для краткосрочного прогноза межсистемного перетока активной мощности по ЛЭП 500кВ и частоты на шинах 220 кВ крупного энергоузла ОЭС Сибири.

Для этой цели исследуемые реализации с помощью метода разложения были представлены семейством ЭМ, а использование ПГ позволило определить значения амплитуд, A . В дальнейшем они были использованы в качестве входных значений обучаемой нейросетевой модели. Расчёты выполнялись на базе программно-вычислительного комплекса «АНАПРО», подробно представленного в [5, 8].

4.1 Прогноз перетока активной мощности на интервал упреждения «1 минута».

Исходная выборка содержала 5760 (4 дня) минутных значений перетока активной мощности. Для краткосрочного прогноза исследуемого параметра с помощью алгоритма имитации отжига, SA была построена модель ИНС типа многослойный персептрон, MLP (интеллектуальная гибридная модель). Её входной слой содержал девять ЭМ и несколько значений амплитуд $A_i, i = \overline{1,6}$. В результате обучения алгоритмом нейро-генетического отбора, NGIS, из входного слоя, были исключены амплитуды $A_i, i = \overline{1,4}$.

Для того чтобы оценить точность прогнозирования в рамках различных метрик были использованы:

средняя относительная ошибка (*MAPE*):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|x_t - \bar{x}_t|}{x_t} \cdot 100\%, \quad (8)$$

средняя абсолютная ошибка (*MAE*):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |x_t - \bar{x}_t|; \quad (9)$$

среднеквадратичное отклонение (*RMSE*):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x}_t)^2}, \quad (10)$$

Для сравнения точности интеллектуальной гибридной модели с традиционным нейросетевым прогнозированием, была обучена ИНС типа *MLP*, где в качестве входного параметра использовалась предыстория по исходному временному ряду – переток активной мощности.

Результаты расчётов, проиллюстрированные на рисунке 6 и приведенные в таблице 1, показали, что наилучшая точность прогноза достигается интеллектуальной гибридной моделью.

Табл. 1: Результаты краткосрочного прогнозирования перетока активной мощности различными моделями на интервал упреждения «1 минута».

Период	Ошибка	Нейросетевая модель	Интеллектуальная гибридная модель
20:00 – 21:00	MAPE (%)	10.1	5.2
	MAE	6.2	1.8
	RMSE	33.1	3.1
21:00 – 22:00	MAPE (%)	9.1	4.3
	MAE	6.7	1.6
	RMSE	34.1	1.7

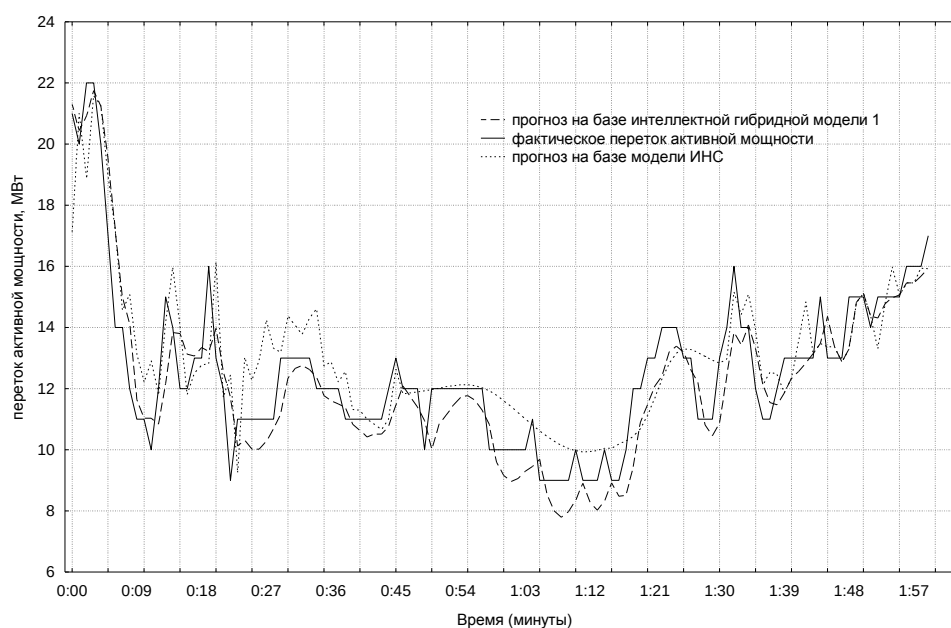


Рис. 6: Прогноз перетока активной мощности для интервала упреждения «1 минута».

4.2 Прогноз частоты на интервал упреждения «2 минуты».

Исходная выборка содержала 360 (6 часов) минутных значений частоты. Для краткосрочного прогноза исследуемого параметра с помощью алгоритма имитации отжига, SA была построена модель ИНС типа обобщённо регрессионная нейронная сеть, GRNN. Её входной слой содержал семь ЭМ и несколько значений амплитуд $A_i, i = \overline{1,6}$. В результате обучения алгоритмом нейро-генетического отбора, NGIS, из входного слоя, были исключены амплитуды A_1 и A_3 .

Результаты расчётов представлены на рисунке 7 и в таблице 2.

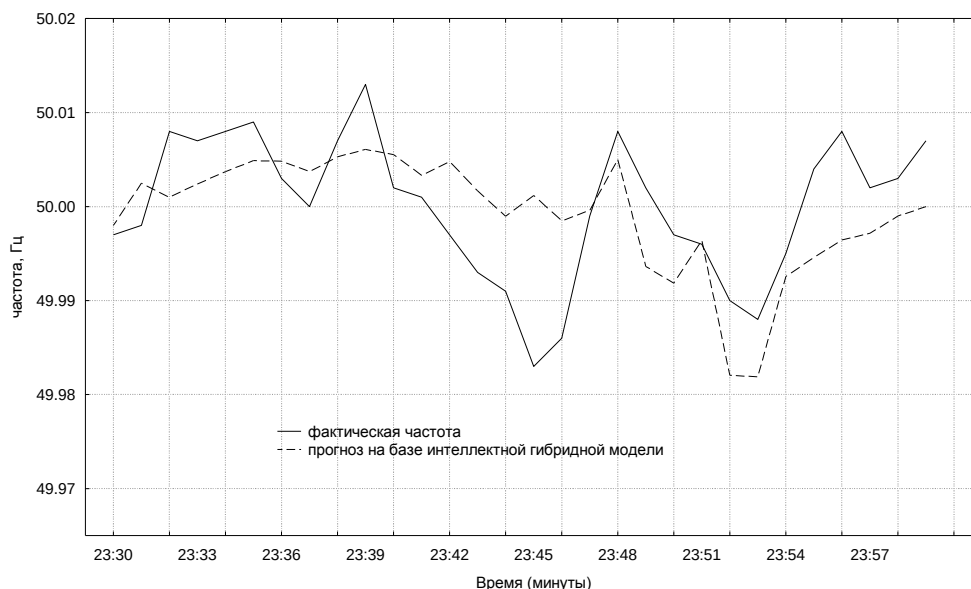


Рис. 7: Краткосрочный прогноз частоты с использованием интеллектуальной гибридной модели на интервал упреждения «2 минуты»

Табл. 2: Результаты краткосрочного прогнозирования частоты с использованием интеллектуальной гибридной модели на интервал упреждения «2 минуты».

Параметр	Средняя ошибка на интервале 30 минут		
	MAPE, %	MAE, Гц	RMSE, Гц
Частота	0,011	0,0057	0,0069

5 ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исследуется проблема краткосрочного прогнозирования параметров режима ЭЭС. Для увеличения точности прогноза предложена гибридная модель, предусматривающая совместное использование нейросетевых технологий и преобразования Гильберта-Хуанга. Данные вычислений свидетельствуют о существенном улучшении точности прогноза. В частности, в сравнении с традиционным нейросетевым прогнозом улучшение прогноза составило не менее 4% для различных интервалов предсказания параметров режима ЭЭС.

В дальнейшей работе предполагается всестороннее изучение влияния мгновенных амплитуд на точность прогнозирования параметров предстоящего режима ЭЭС.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] N.I. Voropai, I.N. Kolosok, V.G. Kurbatsky, P.V. Etingov, N.V. Tomin, E.S. Korkina, A.S. Paltsev. Intelligent coordinated operation and emergency control in electric power systems /

- Proc. Conference on Control Methodologies and Technology for Energy Efficiency (CMTEE-2010), Vilamoura, Portugal, 2010
- [2] N. I. Voropai, A. M. Glazunova, V.G. Kurbatsky, D.N. Sidorov, V. A. Spiryaev, N.V. Tomin. Operating Conditions Forecasting for Monitoring and Control of Electric Power Systems / Proc. the IEEE ISGT Europe 2010 Conference, Gothenburg, Sweden, 2010.
- [3] Н.И. Воропай. Smart Grid: мифы, реальность, перспективы // Энергетическая политика, №2, 2010. С. 9-13.
- [4] Smirnov S.S. Measurement results of frequency and exchange power fluctuations in Russia's power system/ Proc. 4th International Conference "Liberalization and Modernization of Power Systems: Coordinated Monitoring and Control towards Smart Grids", Irkutsk, 2009. P. 121-125
- [5] Tomin N.V. Application of Neural Network Technologies for Price Forecasting in the Competitive Electricity Market, Proc. of the International Young Conference of Energetic "IYCE'2009, Budapest, 2009.
- [6] Курбацкий В.Г., Томин Н.В.. Использование ПВК «АНАПРО» для анализа и прогнозирования параметров режима и технологических характеристик в системах электроэнергетики / Труды XIII Байкальской Всерос. конф. «Информационные и математические технологии в науке и управлении». Часть I. - Иркутск: ИСЭМ СО РАН, 2008. С. 67-76.
- [7] Huang H.E., Shen Z., Long S.R., Wu M.C., Shih H.H., Zheng Q., Yen N.-C., Tung C.C. and Liu H.H. "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis". *Proc. R. Soc. Lond. A* (1998) 454, P. 903–995.
- [8] Курбацкий В.Г.Б Томин Н.В. Интеллектуальный программно-вычислительный комплекс «АНАПРО» для задач мониторинга в распределительных электрических сетях. // Программные продукты и системы, №4, 2010. С. 148-152
- [9] Kurbatsky V., Sidorov D., Spiryaev V., Tomin N. Using the Hilbert-Huang transform for ANN prediction of nonstationary processes in complex power systems // 8 World Energy System Conference "WESC'2010". Romania, Targoviste. P. 106-110.