

ДИНАМИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ В КРАТКОВРЕМЕННОМ ПРОГНОЗИРОВАНИИ НАГРУЗКИ

DYNAMIC MODELING IN SHORT-TERM LOAD FORECASTING

E. Anoshenkova

Summary. Theoretical and experimental studies of the transitions of electrical systems with frequency-controlled asynchronous motors with positive feedback from the mode of developed chaos to various regular and chaotic symmetrical oscillations have been carried out.

It is revealed that chaotic modes have a continuous spectrum, therefore, power losses occur in a wide frequency range. And also with a continuous frequency spectrum, the probability of resonant modes increases, which negatively affects the energy characteristics of electrical equipment.

Therefore, an important task is to study and prevent the harmful effects of chaotic regimes.

The development of methods for controlling chaos in dynamic systems of various nature is one of the important applied tasks of the modern theory of dynamic chaos.

Based on the structural approach to the movement of an electrical system in phase space, it is possible to study the stability of intergroup movements, considered in all their diversity, as a problem of structural stability analysis. At the same time, due to the simplicity and visibility of the structures of intergroup movements, qualitative methods can be successfully applied to the study of the stability of the latter.

To date, enough management methods have been proposed, the main purpose of which is to make an effective transition from chaos to small impacts on the system.

Keywords: chaotic regime, pseudo-phase space, nonlinear properties, trajectory of motion, nonlinear load, cycles.

Аношенкова Екатерина Викторовна

*Старший преподаватель, Омский государственный
технический университет
ormanev@yandex.ru*

Аннотация. Проведены теоретические и экспериментальные исследования переходов электротехнических систем с частотно-регулируемыми асинхронными двигателями с положительной обратной связью из режима развитого хаоса к различным регулярным и хаотическим симметричным колебаниям.

Выявлено, что хаотические режимы обладают сплошным спектром, следовательно, возникают потери мощности в широком диапазоне частот. А также при сплошном спектре частот возрастает вероятность возникновения резонансных режимов, что отрицательно сказывается на энергетических характеристиках электрооборудования.

Поэтому важной задачей является изучение и предотвращение вредного воздействия хаотических режимов.

Разработка методов управления хаосом в динамических системах различной природы является одной из важных прикладных задач современной теории динамического хаоса.

На основе структурного подхода к движению электротехнической системы в фазовом пространстве возможно исследование устойчивости межгрупповых движений, рассматриваемых во всем их разнообразии, как задача структурного анализа устойчивости. При этом в связи с простотой и обзорностью структур межгрупповых движений, к исследованию устойчивости последних могут успешно применяться качественные методы.

К настоящему времени предложено достаточно методов управления, основная цель которых это осуществить эффективный переход от хаоса к малым воздействиям на систему.

Ключевые слова: хаотический режим, псевдофазовое пространство, нелинейные свойства, траектория движения, нелинейная нагрузка, циклы.

В последние годы к вопросу прогнозирования нагрузки возник большой интерес. Вероятность точного прогнозирования нагрузки, даже в будущем, интересна нам с нескольких точек зрения. В связи с этим были проверены несколько математических суждений, и сопоставлены им соответствующие характеристики. Среди таковых можно отметить следующие: модели авторегрессионного типа [13], нейронные сети [14], модели радиальных базисных функций [11], расплывчатые

модели [7], а также технологии на базе искусственного интеллекта [12]. Несмотря на то что существуют разные представления по существующему вопросу, нет сомнений в том, что нейронные сети искусственного происхождения являются самыми распространёнными и эффективными.

Чаще всего авторы оправдывают свой выбор ANN, так как эти нагрузки обладают высокой нелинейностью.

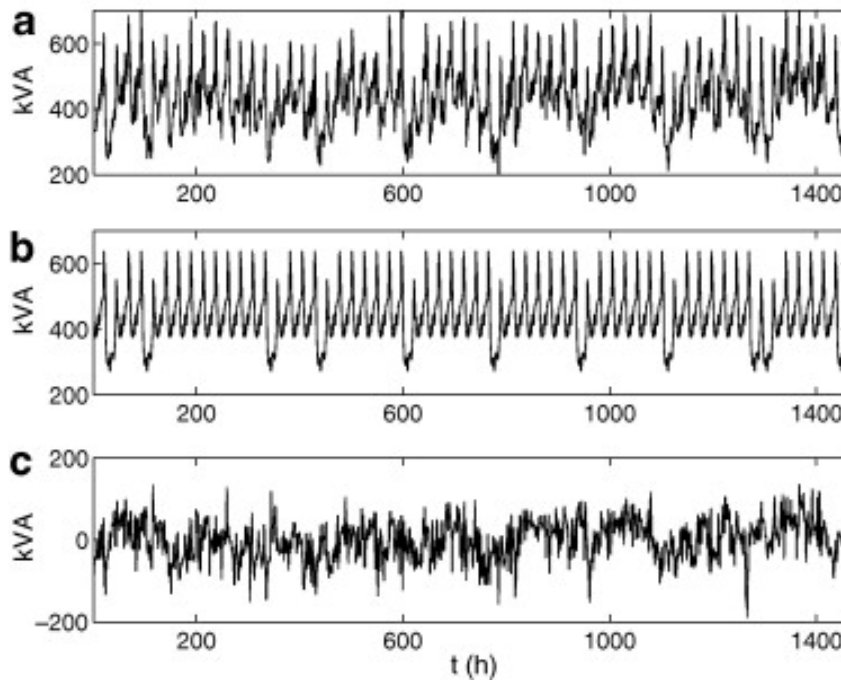


Рис. 1. (а) исходный временной ряд, $S(k)$,
 (б) временные ряды, состоящие из двух разных средних циклов,
 (с) остаточные временные ряды

Следовательно, сразу может показаться, что нелинейность в данных о нагрузке как правило воспринимается как само собой разумеющееся, хотя нелинейность по таким данным может быть значительной [2]. Кроме того, цикл ежедневной загрузки в любой день не сильно отличается от предыдущих дней. Независимо от того, что нелинейность данных и сходства между ежедневными циклами нагрузки в дневное время, как правило, превосходят представления других модификаций.

Целью данной статьи является продемонстрировать, что прогнозирование нагрузки связано с двумя разными проблемами. Эти задачи будут упоминаться нами как прогнозирование динамики и сравнение с образцом. Это поможет лучше понять проблемы прогнозирования нагрузки и понять, почему некоторые модели лучше подходят лучше других. А также, поможет понять, почему эти нагрузки могут не быть не очень нелинейными.

Наше издание не будет ссылаться на предоставление новых схем прогнозирования, а также не будет поддерживать никаких конкретных математических представлений. Наша цель расширить наше понимание в фундаментальных вопросах, лежащих в основе прогнозирования нагрузки. Такая нить также может быть очень полезна и в практике построения моделей для прогнозирования нагрузки.

Один из центральных пунктов этой статьи — установить, какие источники нелинейности существуют в данных о нагрузке. Этот шаг представляется актуальным, по крайней мере, по двум причинам. Во-первых, понять источник нелинейности и это поможет нам осуществить важные шаги в области моделирования и прогнозирования загрузки данных. Во-вторых, поможет исследователям понять противоречивые результаты, представленные в литературе.

Для этого предлагается упрощенный проект для того, чтобы решить эту проблему. В будущем предполагается, что период дискретизации будет один час, но это не ограничивает результаты.

Данная статья посвящена анализу одной записи данных о нагрузке, то есть мнимой мощности.

Экзогенные переменные, такие как включение температуры, является решением для будущих исследований. В то время как дебаты были сосредоточены на временных рядах, текущие исследования подтверждают сходство идей с другими данными. Временные ряды, используемые в исследовании, были зарегистрированы энергетической компанией в течение одночасового испытательного периода, что привело к получению 1464 измерениям мнимой мощности. Эта информация включена, как $S(k)$ во всю статью и приведена на рис. 1.

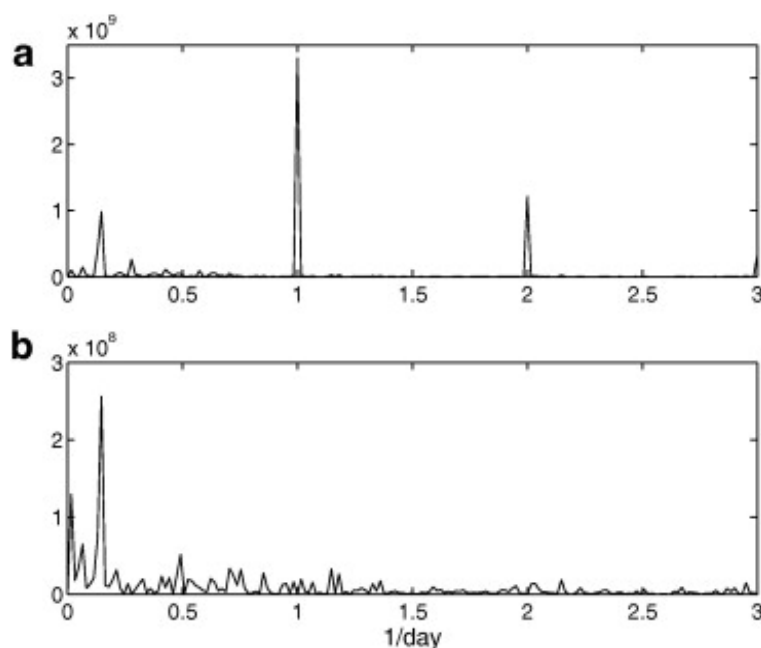


Рис. 2. Периодограммы: (а) $S^*(j\omega)$, $S(j\omega)$ (б) $S^{\sim*}(j\omega)$, $S^{\sim}(j\omega)$

Функция автокорреляции из двух окон данных, с интервалом две недели друг от друга — показала, что временные ряды были не слишком нестабильными, хотя они были очевидными и некоторые из них имели статистически значимые различия. Автокорреляционная функция показала большой дневной и еженедельный цикл на протяжении всей серии, но не так четко, как ежедневный цикл. Стандартный спектральный анализ показал спектральную эффективность на частотах 1 / неделя, 1 / день и 2 / день.

На рис. 2 оставшийся временной ряд $S^{\sim}(k)$ не имеет дневного цикла, но имеет некоторую мощность примерно на неделю, что не удивительно, поскольку недельный цикл не был отменен.

Для анализа временной ряд был разделен на 9 окон из 224 наблюдений, что соответствует одной неделе и еще 56 дополнительных часов. Между соседними окнами было какое-то совмещение.

Одной из основных целей этой работы является проверка наличия детерминированных копий в данных вне дневного цикла. Используя номенклатуру, рекомендуется определить, существует ли детерминированная копия в оставшемся порядке $y^{\sim}(k)$ в [2]. Для остальной части этой статьи измеренные данные будут обозначаться как $S(k)$, а остатки $S^{\sim}(k)$. Есть много способов оценить эту функцию. Одним из вариантов является оценка этой функции таким образом, чтобы средний дневной цикл был удален из данных. Идеальной процедурой было бы

рассчитать средний цикл для каждого дня недели, например, средний понедельник, средний вторник и так далее. Вероятнее всего, средние циклы могут быть типичными для всех сезонов года, например, средний летний понедельник, средний зимний воскресенье и так далее. В этом случае доступно только девять недель, и средние суточные значения могут быть не репрезентативными.

Для улучшения статистики, ежедневный цикл был представлен в виде автоматической классификации, которая представляет собой самоорганизующуюся карту, обученную без наблюдения [6]. Сеть обучалась с использованием каждодневно пяти еженедельных циклов.

Классификация основывалась на двух характеристиках: среднесуточной эффективности и самой низкой суточной производительности. Эти две функции были выбраны из пяти в зависимости от производительности сети во время четырехнедельного набора тестов. За рассматриваемый период было три выходных дня и девять воскресений. Одно воскресенье было классифицировано сетью как рабочий день. Следовательно, средний цикл $S^{\sim}SBH(h)$, $h = 1, 2, \dots, 24$, рассчитывался на восемь воскресений и три выходных дня, сгруппированных по сети. Среднее значение рассчитывается за каждый час, то есть $S^{\sim}SBH(h) = 111 \sum k = 111$, $S(k)SBH(h)$, $h = 1, 2, \dots, 24$, где $S(k)$ указывает k -й (измеренный) день [6].

Оставшиеся дни были потрачены на подготовку промежуточного цикла $S^{\sim}WDS(h)$ способом, аналогичным

$S^-SBH(h)$. Эти средние циклы были объединены для получения временного ряда $S^-(k)$, $k = 1, 2, \dots, 1464$ и показано на рис. 1(б).

Циклы были извлечены из данных для создания серии задач так называемых остатков, $S^-(k) = S(k) - S^-(k)$, $k = 1, 2, \dots, 1464$. Они показаны на рис. 1 в. Периодограммы $S(k)$ и $S^-(k)$ показаны на рис. 2.

Как видно из рис. 2 (б) — основываясь на общем наборе данных, измеренного в течение девяти недель, еженедельный цикл по-прежнему присутствует в ряде остатков, но не в дневном цикле. Это не должно создавать никаких практических трудностей в этом исследовании, поскольку, как упоминалось ранее, анализ должен проводиться через окна, чуть более длинные недели. Это означает, что примерно каждый еженедельный цикл с периодом около недели не будет отражен в данных.

Как показано на рис. 1 $S^-(k)$ он явно более стохастический (непредсказуемый), чем $S(k)$. В качестве аргумента предположим, что $S^-(k)$ это совпадение. Если бы это было правдой, единственными предсказуемыми данными $S(k)$ были бы средние дневные циклы в $S^-(k)$. В этом случае лучшим почасовым прогнозом $h = 1, 2, \dots, 24$ будет просто $S^-(h) = S^-WDS(h)$, если прогнозируемый день был рабочим днем или субботой, и был бы $S^-(h) = S^-SBH(h)$, если прогнозируемый день был воскресеньем или выходным днем. Становится ясно, что в такой ситуации было бы расточительно выбирать огромные динамические модели для прогнозирования «динамики» $S(k)$. Было бы лучше найти более эффективные методы сортировки всех ежедневных циклов в наборе данных (предпочтительно более двух классов для более длинных наборов данных) и улучшить способы вычисления средних циклов и удаления их из данных.

С другой стороны, если $S^-(k)$ не является полностью случайной — мы будем называть это $S^-(k)$, средней детерминированной сигнатурой, это значит, что ее часть может усредняться, тогда ясно, что простое усредненное использование циклов для прогнозирования не будет оптимальным. В этом случае требуется достаточно динамический прогноз.

Важно отметить, что просто недостаточно обнаружить детерминизм с помощью автокорреляции $S^-(k)$, поскольку детерминированная сигнатура может быть нелинейной и не может быть четко обнаружена средствами, предназначенными для линейных систем. Кроме того, не импульсная функция автокорреляции может быть найдена для данной окончательной реализации действительно случайного процесса. Таким образом, хотя детерминированная модель может быть использована для объяснения чего-либо из конкретного окна

данных, она не сможет объяснить в среднем другие окна данных.

Поэтому мы будем искать следы детерминизма в девяти окнах $S^-(k)$. Если для этой функции нет подписей, вероятно, лучшее, что может быть достигнуто в отношении прогнозирования, — это выполнить сопоставление с образцом. С другой стороны, модели динамического прогнозирования будут явно оправданы, если бы $S^-(k)$ оказывается в некоторой степени детерминированным.

Обычно данные о нагрузке являются циклическими, выходящими за рамки «небольших случайных изменений» [10]. Было установлено, что краткосрочное прогнозирование нагрузки включает в себя две отдельные проблемы, а именно динамическое прогнозирование и сопоставление с образцом. Используя искусственный анализ данных, мы видим, что «небольшие вариации» (остатки) не всегда случайны, то есть иногда существует некоторый детерминизм, кроме циклических образцов. Более того, такой детерминизм не всегда нелинеен.

Важно понимать, что какая-либо часть ежедневного (и еженедельного) цикла появится в остатках $S^-(k)$. В этих случаях нулевая гипотеза о случайных невязках, вероятно, будет отклонена. Если модели затем оцениваются по таким остаткам, то для динамического прогнозирования они попытаются объяснить, что было оставлено в $S^-(k)$. В некотором смысле это нежелательно, потому что это означает, что то, что можно объяснить с помощью сопоставления с образцом, будет пытаться объяснить с помощью динамического предсказания.

Источником этой трудности является тот факт, что остатки зависят от того, как рассчитываются средние циклы. Видно, что желательно иметь возможность обнаруживать краткосрочную динамику без необходимости создавать остаточную последовательность $S^-(k)$ [15].

Возникновение данных нагрузки всегда является нелинейной проблемой, но, в некотором смысле, она является статической (что подтверждается выбором входных данных в [13], [8], [16]). И наоборот, противоположностью может быть динамическое линейное предсказание. Кроме того, поскольку сравнение с образцом всегда является нелинейным в данных нагрузки, из этого следует, что, если модели должны строиться из исходных данных (а не из остаточных рядов), такие модели обязательно должны быть нелинейными. Это объясняет, почему нелинейные модели, как правило, превосходят линейные модели. С другой стороны, оказывается, что не всегда имеется возможность использовать сложные нелинейные модели для корректировки разностных данных и количественной оценки изменений в данных [1], [9].

Ранее утверждалось, что сопоставление с образцом по сути является по сути является статической процедурой и выполняется потому, что для построения модели, характеризующей циклы в данных, используются определенные задержки. С другой стороны, динамическое прогнозирование если оно присутствует, обычно имеет место низкий порядок величины, поэтому для него требуется всего несколько задержек. Все такие группы (задержки) объединяются в модели, создавая три основных кластера групп: (i) низкие группы, ответственные за динамическое прогнозирование; (ii) отстает от 24, отвечающих за сопоставление с образцом на дневном уровне, и (iii) отстает от 168, отвечающих за сопоставление с образцом на еженедельном уровне. Такие результаты объясняют, почему эти наборы групп работают хорошо, как показывает практика [3]. Кроме того, в тех случаях, когда такие задержки отсутствовали в моделях, требовалась дополнительная информация о цикле зарядки [4] (для сравнения с образцом). Это также объясняет,

почему схемы прогнозирования на основе встраивания [5], по-видимому, неэффективны в целом в задачах прогнозирования нагрузки, потому что при довольно низких измерениях они не могут выполнять сопоставление с образцом и будут пытаться объяснить данные исключительно на основе динамического прогнозирования. Наконец, может показаться, что различное взаимодействие между динамическим предсказанием и картирование образцов может быть в основе некоторых проблем прогнозирования [17].

На основе структурного подхода к движению электротехнической системы в фазовом пространстве возможно исследование устойчивости межгрупповых движений, рассматриваемых во всем их разнообразии, как задача структурного анализа устойчивости. При этом в связи с простотой и обзорностью структур межгрупповых движений, к исследованию устойчивости последних могут успешно применяться качественные методы.

ЛИТЕРАТУРА

1. Chow T.W.S., Leung C.T. Нелинейная модель авторегрессионной интегрированной нейронной сети для краткосрочного прогнозирования нагрузки / IEEE Proc Gener Transm Distrib, 2008. 500–506 с.
2. Дарбеллай Г.А., Слама М. Прогнозирование краткосрочного спроса на электроэнергию. У нейронных сетей больше шансов? / Int J Forecasting, 2015. 71–83 с.
3. Dash P.K., Satpathy H.P., Liew A.C. Система краткосрочного прогнозирования пиковых и средних нагрузок в режиме реального времени с использованием самоорганизующейся нечеткой нейронной сети / Eng Appl Artif Intell, 2015. 307–316 с.
4. Дрезга И., Рахман С. Выбор входных переменных для краткосрочного прогнозирования нагрузки на основе AA / IEEE Trans Power Syst, 2010. 1238–1244 с.
5. Farmer J.D., Sidorowich J.J. Предсказание хаотических временных рядов / Phys Rev Lett, 2012. 845–848 с.
6. Хайкин С. Нейронные сети: комплексная основа / 2-е изд. 2013. 48–57 с.
7. Хуанг С.Ю., Ши К.Р. Применение нечеткой модели для краткосрочного прогноза нагрузки с групповым методом улучшения обработки данных / Electr Power Energ Syst, 2016. 631–638 с.
8. Khotanzad A., Abaye A., Дэвис М. Искусственная нейронная система прогнозирования электрической нагрузки на основе сети / IEEE Trans Neural Networks, 2013. 835–846 с.
9. Хотанзад А., Афхами-Рохани Р., Маратукулам Д. Прогнозист кратковременной нагрузки искусственной нейронной сети: поколение три / IEEE Trans Power Syst. 2012. 1413–1422 с.
10. Ким К., Сонг Ю.Х. Нейронная сеть и основанный на вейвлет — преобразовании подход к краткосрочному прогнозированию нагрузки / Electric Power Syst Res, 2013. 169–176 с.
11. Кодояннис В.С., Анагностакис Е.М. Изучение алгоритмов продвинутого обучения для краткосрочного прогнозирования нагрузки / Eng Appl Artif Intell, 2015. 159–173 с.
12. Метаксиотис К., Кагианнас А., Аскоунис Д. Искусственный интеллект в краткосрочном прогнозировании электрической нагрузки: современное исследование для исследователя / Energ Convers Manage, 2003. 413–426 с.
13. Раманатан Р., Энгл Р., Грейнджер С.W.J., Вахид-Араги Ф., Брейс К. Краткосрочные прогнозы электрических нагрузок и пиков / Int J Forecasting, 2013. 161–174 с.
14. Reis A.J.R., Alves da Silva A. Извлечение функций с помощью анализа нескольких разрешений для краткосрочного прогнозирования нагрузки / IEEE Trans Power Syst, 2005. 189–198 с.
15. Смолл М., Це К.К. Применение метода суррогатных данных к циклическим временным рядам / Physica D, 2002. 187–201 с.
16. Чжан Л., Донг З.Ю. Адаптивная нейро-вейвлет модель для краткосрочного прогнозирования нагрузки / Electr Power Syst Res. 2010, 121–129 с.
17. Чжан Г.П., Ци М. Нейросетевое прогнозирование для сезонных и трендовых временных рядов / Eur J Oper Res, 2005. 501–514 с.

© Аношенкова Екатерина Викторовна (ormanev@yandex.ru).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»