

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

С.В. Кочергин, А.В. Кобелев, Н.А. Хребтов

S.V. Kochergin, A.V. Kobelev, N.A. Khrebtov

Нейронные сети и фрактальное моделирование электроэнергетических систем

Neural networks and fractal modeling of electric power systems

Аннотация, abstract: Статья посвящена вопросам современного моделирования электроэнергетических систем и поиску новых методов их анализа.

The article is devoted to the modeling of modern electrical power systems and the search for new methods of analysis.

Авторы, authors: Кочергин С.В. – Тамбовский государственный технический университет, кандидат технических наук, заместитель директора лаборатории «Качества электрической энергии».

Кобелев А.В. – Тамбовский государственный технический университет, кандидат технических наук, директор лаборатории «Качества электрической энергии».

Хребтов Н.А. – Тамбовский государственный технический университет, аспирант, инженер лаборатории «Качества электрической энергии».

Kochergin, S.V. - Tambov State Technical University, Ph.D., deputy director the laboratory «Power quality».

Kobelev, A.V. - Tambov State Technical University, Ph.D., director of the laboratory «Power quality».

Khrebtov, N.A. - Tambov State Technical University, a graduate student, engineer, laboratory «Power quality».

Ключевые слова, keywords: нейронные сети, электроэнергетические системы, электрические сети, фрактальное моделирование, качество электрической энергии, умные сети

neural networks, electrical power systems, electrical network, fractal modeling, power quality, smart grid

УДК 620.9.001.12/.18

Новые условия функционирования электроэнергетики как социально- и клиентоориентированной инфраструктуры, действующей в рамках частно-государственного бизнес-партнерства в постреформенный период, внешние, в том числе, экологические вызовы, повышение требований к технологическому и институциональному состоянию отрасли, надежности систем предопределили в боль-

шинстве развитых стран переход к модернизации электроэнергетики на базе инновационной организационно-технологической платформы. [1]

При этом модернизация подразумевает не просто восстановление основных производственных фондов, текущих и инвестиционных активов хозяйствующих субъектов всех звеньев электроэнергетики, но и обеспечение энергетической (и экологической) безопасности и эффективности (энергетической и экономической) за счет нового облика – «интеллектуальной» энергетики. Создание такой системы – необходимость, обусловленная существенным усложнением задач структурной организации и управления в электроэнергетике в условиях реформирования, растущим спросом на энергетические услуги в их количественном и качественном виде, изменившимся статусом потребителя как активного субъекта организационно-хозяйственных отношений, новыми требованиями, предъявляемыми обществом к экологическому, социальному и институциональному облику энергетики.

Энергетическая система на базе концепции Smart Grid («Умная сеть», «Активно-адаптивные сети») является единым энергоинформационным комплексом, где управляемые объекты должны позволять осуществлять дистанционное управление, а системы оценивания ситуации и противоаварийной автоматики – снижать избыточные требования к резервам силовых и информационных мощностей. Появление такой системы – это возможность за счет новых средств и новой организации управления функционированием и развитием интеллектуальной энергетической системы обеспечить новые свойства и новые эффекты: живучесть, качество электроэнергии [2], возможности ее аккумулирования, управление межсистемными перетоками и снятие излишних ограничений на синхронную работу всех частей системы, сегментация и иерархия си-

ловых энергетических и информационных потоков, распределение принимаемых управляющих решений (текущих и перспективных) и ответственность за них, оптимизация используемых первичных энергетических ресурсов и инвестиционных вложений, а также расширенное воспроизводство производственных и финансовых активов, всего энергетического потенциала страны. [1]

Современные электроэнергетические системы представляют собой высокоразвитые системы с многоуровневой иерархической структурой. [3] Для «умного управления» такой сложной, ответственной и нелинейной системой необходимы поиск и использование инновационных подходов для прогнозирования развития событий с целью выработки правильных и оперативных решений.

Традиционно принято считать, что динамика системы с участием субъектов - лиц, принимающих решения, - в качестве ее элементов (руководители электросетевых компаний, диспетчерский персонал и пр.), характеризуется непредсказуемостью ввиду значительной неопределенности информации, на основании которой ими принимаются решения, а также разнообразного (индивидуального) и субъективного по определению характера их поведения.

Попытки использовать для описания таких систем вероятностные модели, как правило, не имеют строгого обоснования, статистическая интерпретация результатов моделирования не всегда достаточно информативна и, более того, результаты часто не соответствуют реально происходящим в системе процессам.

Концепцию функционирования сложных систем (к ним можно отнести также электроэнергетические системы) можно сформулировать в следующем виде [4]:

1) динамика системы имеет в значительной степени детерминированный характер, т. е.

доминирующими в ней являются в определенном смысле детерминированные процессы;

2) развитие системы не имеет цели, явно сформулированной и осмысленной одним или несколькими индивидами, и происходит в результате доминантно-конкурентно-кооперативных взаимодействий ее элементов и подсистем;

3) процессы в системе носят синергетический характер, и ее устойчивое равновесное (гомеостатическое) состояние по тем или иным показателям является скорее исключением, чем правилом;

4) нормально функционирующая, т.е. жизнеспособная и в определенном смысле оптимальная система, даже в отсутствие внешних возмущений, характеризуется собственным сложным динамическим поведением (в этом контексте понятие оптимального состояния системы лишено смысла, можно говорить лишь о ее оптимальном динамическом поведении);

5) разнообразие динамического поведения системы не обязательно обусловлено сложностью ее структуры, и многие процессы эффективно описываются динамическими моделями с низкой размерностью (небольшим числом переменных состояния) на основе нелинейных дифференциальных уравнений.

На протяжении многих лет линейное моделирование было основным методом моделирования в большинстве областей, поскольку для него хорошо разработаны процедуры оптимизации. В задачах, где линейная аппроксимация неудовлетворительна (а таких достаточно много), линейные модели работают плохо. Известно, что динамика многих детерминированных нелинейных систем не поддается описанию в терминах классических колебательных систем. Для адекватного описания таких систем необходимо использование специальных методов.

Одним из таких методов являются искусственные нейронные сети. Искусственные нейронные сети, они же коннекционистские или связевые системы, представляют собой устройства, использующие огромное число элементарных условных рефлексов, называемых по имени канадского физиолога синапсами Хебба. Такой синапс, как основу возможных механизмов памяти и поведения, Д.Хебб описал теоретически в 1949 году. Уже сейчас искусственные нейронные сети применяются для решения очень многих задач обработки изображений, управления роботами и непрерывными производствами, для понимания и синтеза речи, для диагностики заболеваний людей и технических неполадок в машинах и приборах, для предсказания курсов валют и результатов скачек. [5]

Модель нейронной сети может быть разделена на три типа [6]:

1) сети прямого распространения (backpropagation): одна из наиболее распространенных архитектур, в основном используется в таких областях как прогнозирование и распознавание образов;

2) сети с обратной связью: такие как дискретная модель Хопфилда, в основном используется для оптимизации вычислений и ассоциативной памяти;

3) самоорганизующиеся сети: включают модели адаптивной резонансной теории (ART) и модели Кохонена, в основном используется для кластерного анализа.

Нейронные сети вошли в практику везде, где нужно решать задачи прогнозирования, классификации или управления. Такой впечатляющий успех определяется несколькими причинами:

- Богатые возможности. Нейронные сети - исключительно мощный метод моделирования, позволяющий воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости. В частности,

нейронные сети нелинейны по своей природе. Кроме того, нейронные сети справляются с «проклятием размерности», которое не позволяет моделировать линейные зависимости в случае большого числа переменных.

- Простота в использовании. Нейронные сети учатся на примерах. Пользователь нейронной сети подбирает представительные данные, а затем запускает алгоритм обучения, который автоматически воспринимает структуру данных. При этом от пользователя, конечно, требуется какой-то набор эвристических знаний о том, как следует отбирать и подготавливать данные, выбирать нужную архитектуру сети и интерпретировать результаты, однако уровень знаний, необходимый для успешного применения нейронных сетей, гораздо скромнее, чем, например, при использовании традиционных методов статистики. [7, 8]

Проблема прогнозирования. Прогнозирование – это предсказание будущих событий. Целью прогнозирования является уменьшение риска при принятии решений. В большинстве случаев прогноз получается ошибочным, причем, ошибка зависит от прогнозирующей системы и методов прогнозирования. Для уменьшения ошибки следует увеличивать количество ресурсов, предоставляемых для прогноза. При некотором уровне ошибки возможно добиться минимального уровня ресурсов для прогноза. Основной проблемой прогнозирования является выявление неточности прогноза. Обычно, решение, принимаемое на основании прогноза, должно учитывать ошибку, о которой сообщает система прогнозирования. Таким образом, система прогнозирования должна обеспечить определение прогноза и ошибки прогнозирования.

Большинство задач прогнозирования можно свести к предсказанию временного ряда.

Предсказание временного ряда сводится к типовой задаче нейроанализа – аппроксимации функции многих переменных по заданному набору примеров – с помощью процедуры *погружения ряда* в многомерное пространство (Weigend, 1994). Согласно теореме Такенса, «если временной ряд порождается динамической системой, т.е. значения DO есть произвольная функция состояния такой системы, существует такая глубина погружения d (примерно равная эффективному числу степеней свободы данной динамической системы), которая обеспечивает однозначное предсказание следующего значения временного ряда» (Sauer, 1991). Таким образом, выбрав достаточно большое d , можно гарантировать однозначную зависимость будущего значения ряда от его предыдущих значений: $X_t = f(X_{t-d})$, т.е. предсказание временного ряда сводится к задаче интерполяции функции многих переменных. Нейросеть далее можно использовать для восстановления этой неизвестной функции по набору примеров, заданных историей данного временного ряда.

Достоинства и недостатки прогнозирования с помощью нейронных сетей. Прогнозирование на нейронных сетях обладает рядом недостатков. Как правило, необходимо около 100 наблюдений для создания приемлемой модели. Это достаточно большое число данных и существует много случаев, когда такое количество исторических данных недоступно.

Однако, необходимо отметить, что возможно построение удовлетворительной модели на нейронных сетях даже в условиях нехватки данных. Модель может уточняться по мере того, как свежие данные становятся доступными. Другим недостатком нейронных моделей – значительные затраты по времени и другим

ресурсам для построения удовлетворительной модели; известно, что обучение сети может занимать довольно много времени. Однако, несмотря на перечисленные недостатки, модель обладает рядом достоинств. Существует удобный способ модифицировать модель по мере того как появляются новые наблюдения. [7, 8]

Распределение электрической энергии в разветвленных электрических системах связано с топологической размерностью сетей, которая имеет фрактальный характер. Понятие размерности топологии сети, основанное на концепции фракталов, является также мощным математическим инструментом для количественного сравнения, анализа и синтеза различных топологий сетей. Например, задача построения электрических подстанций различного уровня напряжений, обеспечивающих надежность распределения электрической энергии, может быть решена как задача синтеза соответствующей топологии сети нужной фрактальной размерности.

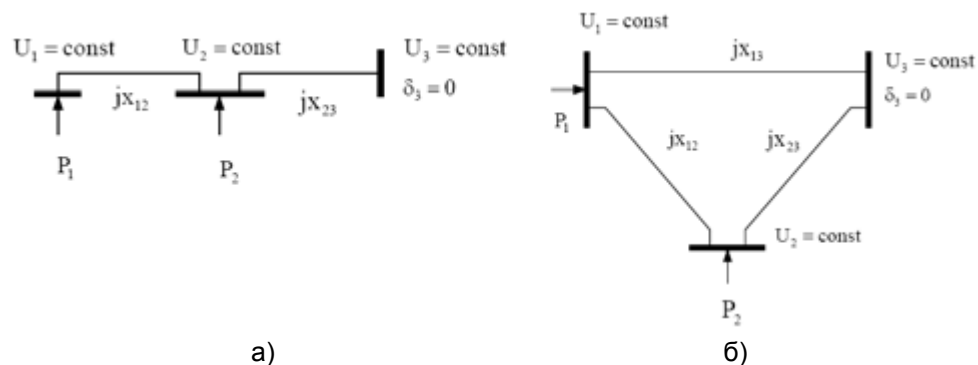
Фрактальная геометрия позволяет создавать эвристически продуктивные модели. Такие модели обладают любопытным свойством: они способны обнаруживать и имитировать не только линейные, но и нелинейные эффекты, возникающие в результате краткого

и (или) долгосрочного взаимодействия ряда фракталов. А именно: нарушение соразмерности причин и следствий, «спонтанная» активность или, напротив, «чрезмерная» инертность изучаемой системы, способность к самоструктурированию или к взрывообразному разрушению во время фазового перехода. Фрактальная модель – это машина гипотез. [9]

Фрактал – это бесконечно самоподобная геометрическая фигура, каждый фрагмент которой повторяется при уменьшении масштаба. В этом смысле электросетевая структура напоминает фрактальную конструкцию. Здесь также справедлива следующая цитата: «Все фигуры, которые я исследовал и называл фракталами, в моем представлении обладали свойствами быть нерегулярными, но самоподобными» (Бенуа Мандельброт). Мы можем наблюдать нерегулярность характеристик режимов работы электрических сетей и электрооборудования, но в то же время элементы самоподобия - повторяемости в деталях.

Область устойчивости (существования режима) электроэнергетических систем (ЭЭС) в пространстве нерегулируемых параметров X имеет ярко выраженный фрактальный характер. Данное свойство можно показать на примере схем ЭЭС простой структуры (рис. 1.) [10]:

Рисунок 1. Схемы ЭЭС



Уравнения установившегося режима в полярных координатах узловых напряжений могут быть записаны в следующем виде [10]:

$$f_i(X) = P_i - U_i^2 \sum_{k=0, k \neq i}^n y_{ik} \sin \alpha_{ik} - U_i \sum_{k=0, k \neq i}^n U_k y_{ik} \sin(\delta_i - \delta_k - \alpha_{ik}); \quad i = \overline{1 \dots n},$$

где

$$X = [\delta_1 \delta_2 \dots \delta_n]^T; \quad \alpha_{ik} = \alpha_{ki} = \arctg \frac{g_{ik}}{b_{ik}}; \quad y_{ik} = \sqrt{g_{ik}^2 + b_{ik}^2};$$

$$g_{ik} = \frac{R_{ik}}{R_{ik}^2 + X_{ik}^2}; \quad b_{ik} = \frac{X_{ik}}{R_{ik}^2 + X_{ik}^2}.$$

Полагая для простоты, что $x_{23} = x_{12} = 1$ и $U_1 = U_2 = U_3 = 1$, для схемы, приведенной на рис. 1.а, можно записать

$$f_1(\delta_1, \delta_2) = P_1 - U_1 U_2 y_{12} \sin(\delta_1 - \delta_2) = P_1 - \sin(\delta_1 - \delta_2);$$

$$f_2(\delta_1, \delta_2) = P_2 - U_1 U_2 y_{12} \sin(\delta_2 - \delta_1) - U_2 U_3 y_{23} \sin \delta_2 = P_1 - \sin(\delta_2 - \delta_1) - \sin \delta_2.$$

Матрица Якоби последней системы может быть представлена так [10]:

$$\frac{\partial F}{\partial X} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial \delta_1} & \frac{\partial f_1}{\partial \delta_2} \\ \frac{\partial f_2}{\partial \delta_1} & \frac{\partial f_2}{\partial \delta_2} \end{bmatrix},$$

где

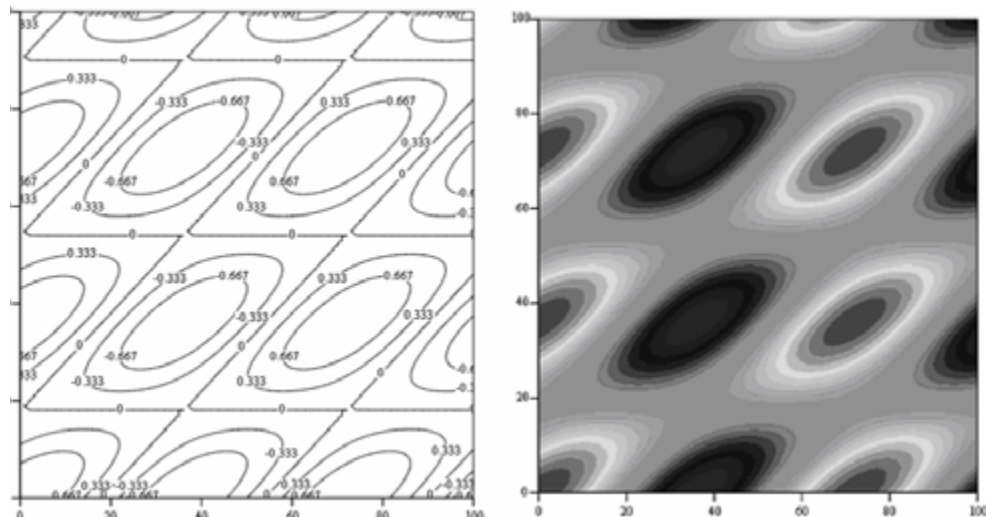
$$\frac{\partial f_1}{\partial \delta_1} = -\cos(\delta_1 - \delta_2); \quad \frac{\partial f_1}{\partial \delta_2} = \cos(\delta_1 - \delta_2); \quad \frac{\partial f_2}{\partial \delta_1} = \cos(\delta_1 - \delta_2);$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial \delta_2} = \cos(\delta_1 - \delta_2) - \cos \delta_2;$$

Тогда, после несложных преобразований для якобиана, можно записать следующее выражение [10]:

$$\det \frac{\partial F}{\partial X} = \cos(\delta_1 - \delta_2) \cos \delta_2. \quad (1)$$

Рисунок 2. Области устойчивости для схемы ЭЭС, приведенной на рис. 1а [10]



Функция (1) протабулирована с помощью программного пакета MATHCAD [10]. Результаты расчетов представлены на рис. 2. Из рисунков ясно виден фрактальный самоподобный характер области устойчивости (существования режима) в пространстве параметров $X=[\delta_1 \delta_2]^T$.

Для схемы ЭЭС, представленной на рис. 1б, при условии, что

$$x_{23} = x_{12} = x_{13} = 1 \text{ и } U_1 = U_2 = U_3 = 1,$$

могут быть записаны следующие уравнения [9]:

$$f_1(\delta_1, \delta_2) = P_1 - \sin(\delta_1 - \delta_2) - \sin\delta_1;$$

$$f_2(\delta_1, \delta_2) = P_2 + \sin(\delta_1 - \delta_2) - \sin\delta_2.$$

Матрица Якоби этой системы может быть представлена так:

$$\frac{\partial F}{\partial X} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial \delta_1} & \frac{\partial f_1}{\partial \delta_2} \\ \frac{\partial f_2}{\partial \delta_1} & \frac{\partial f_2}{\partial \delta_2} \end{bmatrix},$$

где $\frac{\partial f_1}{\partial \delta_1} = -\cos(\delta_1 - \delta_2) - \cos\delta_1;$

$$\frac{\partial f_1}{\partial \delta_2} = \cos(\delta_1 - \delta_2);$$

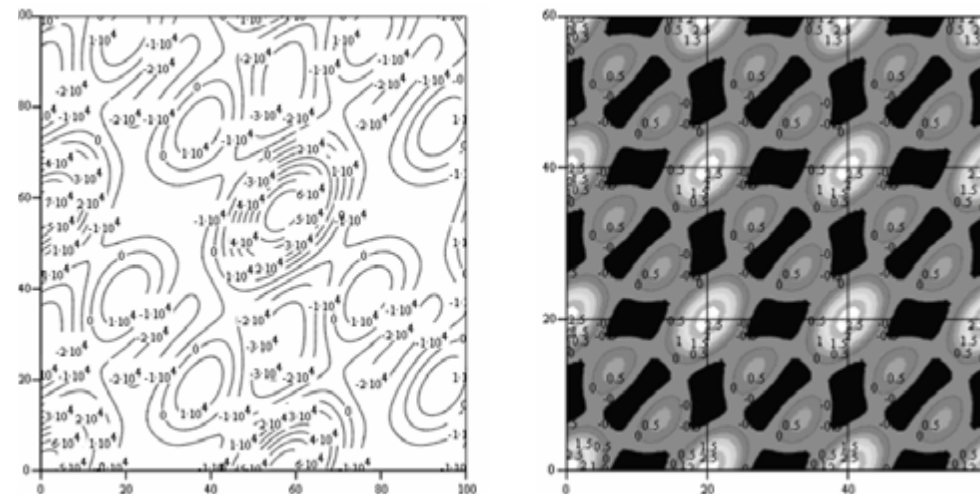
$$\frac{\partial f_2}{\partial \delta_1} = \cos(\delta_1 - \delta_2);$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial \delta_2} = -\cos(\delta_1 - \delta_2) - \cos\delta_2;$$

Якобиан может быть записан в виде [10]:

$$\det \frac{\partial F}{\partial X} = \cos(\delta_1 - \delta_2)(\cos\delta_1 + \cos\delta_2) + \cos\delta_1 \cos\delta_2$$

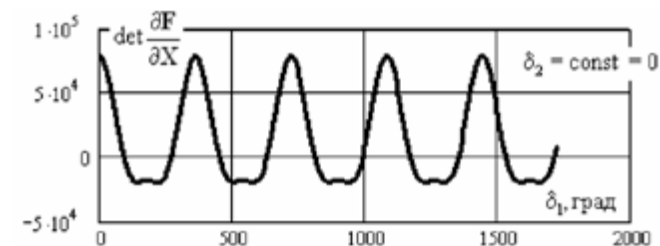
Рисунок 3. Области устойчивости для схемы ЭЭС, приведенной на рис. 1б [10]



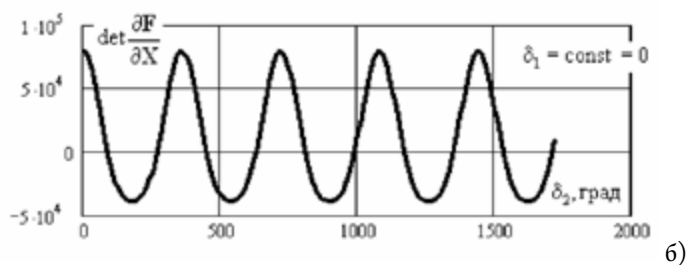
Результаты расчетов, выполненные с помощью пакета MATHCAD, представлены на рис. 3 [10]. Из рисунков также ясно виден фрактальный самоподобный характер области устойчивости (существования режима) в пространстве параметров $X=[\delta_1 \delta_2]^T$.

Фрактальный характер областей устойчивости может быть объяснен тем, что при использовании полярных координат узловых напряжений якобиан уравнение устойчивости существования режима (УУР) ЭЭС является периодической функцией независимых переменных X (рис. 4).

Рисунок 4. Периодический характер функции $\det \frac{\partial F}{\partial X} = f(\delta_1, \delta_2)$ [10]



а)



Таким образом, области устойчивости ЭЭС имеют в полярных координатах фрактальную структуру и при их изучении и анализе можно использовать методы и алгоритмы теории фракталов.

Использование методов фрактального моделирования в электроэнергетике имеет большую перспективу, о чем свидетельствует рост публикаций в мировой печати. Если рассматривать этапы развития науки о фракталах, то с позиций прогнозирования научно-технического прогресса (по Э.Янчу), мы приближаемся к «горизонтальному перемещению технологии» на классической логистической кривой развития (это 40 лет). [11]

Искусственные нейронные сети, возможно, являются лучшим аппроксиматором. Однако, в общем случае квадратичного функционала ошибок и конечной обучающей выборки, задача аппроксимации не является корректной. Поэтому выбор варианта, претендующего на роль реального из множества альтернативных равновозможных решений, всегда является делом весьма интимным даже при наличии хорошего регуляризатора. [12] В ряде случаев, в зависимости от топологии сети, целесообразно совместное использование нейронных сетей и фрактального моделирования. Известно, что «единое лучше, чем всё вместе, но врозь».

Литература

1. Кобец Б.Б., Волкова И.О. Инновационное развитие электроэнергетики на базе концепции Smart Grid. М., 2010.

2. Кобелев А.В., Кочергин С.В., Бакулин А.В., Хребтов Н.А., Павлинов В.В. Анализ высших гармоник напряжения и тока при использовании компактных люминесцентных ламп // Вопросы современной науки и практики. Университет им. В.И. Вернадского. 2011. № 3. С. 374-377.

3. Кочергин С.В., Кобелев А.В., Хребтов Н.А.. Актуальные вопросы моделирования развития электроэнергетических систем // Fractal simulation. 2011. №2. С. 35-38.

4. Сапцин В.М. О концепции дискретного времени в моделях экономических систем // URL: http://discrete.fincrosser.ru/discrecity_of_time_conception.htm (Дата обращения 22.07.2012).

5. Горбань А.Н., Дунин-Барковский В.А., Кирдин А.Н. и др. Нейроинформатика. Новосибирск, 1998.

6. Xianjun Ni Research of Data Mining Based on Neural Networks // World Academy of Science, Engineering and Technology. 2008. № 39. P. 381-384.

7. Тарасенко Р.А., Сидоркин К.В., Костюхин М.Н. Прогнозирование на основе аппарата нейронных сетей // URL: www.anriintern.com (Дата обращения: 22.07.2012).

8. Магистратура Донецкого Национального технического университета URL: <http://masters.donntu.edu.ua/> (Дата обращения: 22.07.2012).

9. Жуков Д.С., Канищев В.В., Лямин С.К. Фрактальное моделирование историко-демографических процессов. М.- Тамбов, 2011.

10. Закарюкин В. П., Крюков А.В., Крюков Е.А. Моделирование предельных режимов электроэнергетических систем с учетом продольной и поперечной несимметрии. Иркутск, 2006.

11. Моисеев Л.Л., Сливной В.Н. Фрактальность тепловых сетей // URL: <http://www.gae.ru>. (Дата обращения: 22.07.2012).

12. Макаренко Н.Г. Стохастическая динамика, марковские модели и прогноз // Научная сессия МИФИ-2007. IX всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2007»: лекции по нейроинформатике. Часть 1. М., 2007.