

УДК 620:621.31

Г.К. ВОРОНОВСКИЙ, докт. техн. наук, К.В. МАХОТИЛО, канд. техн. наук, С.А. СЕРГЕЕВ, канд. техн. наук (Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут")

ПРОБЛЕМЫ И ПЕРСПЕКТИВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЭНЕРГЕТИКЕ

Часть 2. УПРАВЛЕНИЕ

Представлен обзор зарубежных и отечественных публикаций по применению искусственных нейронных сетей для управления в энергетике, охватывающий период с 1991-го по 2007 гг. Особое внимание уделено способам решения задачи демпфирования низкочастотных и субсинхронных резонансных колебаний в энергосистеме, а также управлению качеством теплоснабжения в крупных системах централизованного теплоснабжения. Представлен опыт авторов в синтезе нейрорегуляторов, предназначенных для работы в составе иерархической системы управления производством теплоэнергии на Харьковской ТЭЦ.

В первой части статьи, опубликованной в [1], мы рассмотрели, каким образом искусственные нейронные сети (ИНС) как новое, более мощное инструментальное средство математического моделирования, послужили прогрессу в изучении сложных переходных процессов в энергосистемах. Во второй части мы хотели бы продолжить эту тему и обсудить современное состояние и перспективы применения ИНС для решения задач управления в энергетике.

Безусловно, нейроэмуляторы (НЭ) объектов управления (ОУ), речь о которых шла в первой части статьи, также являются полноправными компонентами систем автоматического управления (САУ). Независимо от того, в рамках какой вычислительной парадигмы реализованы регуляторы, непосредственно вырабатывающие команды управления, наличие НЭ в составе САУ дает основания называть ее нейросетевой (НСУ). Однако теперь мы хотели бы остановиться именно на нейрорегуляторах (НР) – устройствах или программно-алгоритмических комплексах, реализующих нейросетевые технологии обработки информации при преобразовании сигналов внешнего задания в команды управления, подаваемые непосредственно на ОУ.

Забегая несколько вперед, отметим, что НР не добились пока что в энергетике такого же успеха, какого добились НЭ. Однако представляется, что проблема здесь не в низкой конкурентоспособности НР по сравнению с традиционными решениями, а в большей открытости энергетике для проникновения в нее новых технологий моделирования, нежели управления.

Действительно, моделирование как одна из центральных интеллектуальных функций управления всегда было прерогативой людей, обеспечивающих функционирование и развитие энергосистем. Сознание человека, несмотря на известную инертность, достаточно быстро реагирует на всякие новшества, облегчающие достижение пос-

тавленной цели, и сразу принимает их на вооружение. Проложить же дорогу этим новшествам в среде хорошо подогнанных друг к другу устройств оказывается значительно труднее, и на это уходит значительно больше времени и сил. К числу факторов, сдерживающих проникновение новых технологий управления в хорошо сформированные, замкнутые техноценозы энергетике, следует отнести и длительный срок жизни основных производственных фондов энергопредприятий (25-40 лет), в том числе штатных САУ. Кроме того, существует мертвая пауза в модернизации производственных фондов, превышающая, как минимум, срок их окупаемости, а это 12-15 лет.

Тем не менее, переживаемая ныне задержка в развитии отечественного энергокомплекса, похоже, подходит к концу. Организационно-экономические основы функционирования энергетике переживают бурный период рыночных преобразований, выдвигающий перед предприятиями отрасли новые задачи. Все чаще можно услышать о начинающейся на предприятиях реконструкции АСУ ТП, и никто уже не ставит под сомнение, что реконструкция эта должна быть не частичной, а полной и комплексной. Это означает, что у новейших технологий управления (нейро-, фаззи- и др.) появляется реальный шанс внедриться в энергетику, взяв на себя хотя бы часть интеллектуальных функций, выполняемых сегодня оперативно-диспетчерским персоналом. Готовы ли они к этому сегодня? Ответ на этот вопрос и посвящена данная статья.

Методологические основы применения ИНС в задачах управления динамическими объектами

В теории автоматического управления (ТАУ) для описания чрезвычайно большого класса динамических ОУ применяется метод представления их в координатах "вход-состояние-выход" системой дифференциальных или конечноразностных уравнений. Так, в наиболее общем слу-

чае динамический ОУ порядка n с p входами и m выходами может быть описан следующей системой уравнений:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= \Phi[\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)], \quad t \in \mathbb{R}^+; \\ \mathbf{y}(t) &= \Psi[\mathbf{x}(t)]; \\ \mathbf{x}(t) &= [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]^T; \\ \mathbf{u}(t) &= [u_1(t), u_2(t), \dots, u_p(t)]^T; \\ \mathbf{y}(t) &= [y_1(t), y_2(t), \dots, y_m(t)]^T. \end{aligned} \quad (1)$$

где $u_i(t)$ – входы ОУ, $x_i(t)$ – переменные состояния ОУ, $y_i(t)$ – выходы ОУ. Φ и Ψ – статические нелинейные преобразования, $\Phi: \mathcal{X}^n \times \mathcal{U}^p \rightarrow \mathcal{X}^n$ и $\Psi: \mathcal{X}^n \rightarrow \mathcal{Y}^m$.

Вектор $x(t)$ описывает состояние ОУ в момент времени t и определяется своим начальным значением в момент $t_0 < t$ и значениями входа u на интервале $[t_0, t)$. Выход ОУ $y(t)$ полностью определяется его переменными состояниями в момент времени t .

Если ОУ является линейным и стационарным, то описывающая его система (1) приобретает следующий вид:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t); \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(t); \end{aligned} \quad (2)$$

где \mathbf{A} , \mathbf{B} , и \mathbf{C} – матрицы $(n \times n)$, $(n \times p)$, и $(m \times n)$, соответственно.

В подавляющем большинстве рассматриваемых задач объектами управления являются системы дискретного времени, которые могут быть представлены конечноразностными уравнениями, соответствующими (1):

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \Phi[\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)]; \\ \mathbf{y}(k) &= \Psi[\mathbf{x}(k)]; \end{aligned} \quad (3)$$

где $x_i(k)$, $u_i(k)$ и $y_i(k)$ – дискретные временные последовательности. В большинстве случаев результаты, полученные для дискретных систем управления, могут быть расширены и на непрерывные системы.

В знаковой для 90-х годов работе [2], ставшей на десяток лет лидером цитирования, Курт Хорник с соавторами, доказывая теорему о существовании ИНС, аппроксимирующей с заданной точностью произвольную непрерывную функцию, очень метко назвали ИНС универсальными аппроксиматорами (universal approximators). Именно это свойство ИНС стало основанием для широкого их использования не только при моделировании ОУ, но и при синтезе НСУ. При этом выделяются две крайние позиции, с которых разра-

ботчики САУ подходят к использованию ИНС – консервативная и радикальная. И первая, и вторая имеют множество сторонников в научном мире, объединяя их в соответствующие лагеря.

Представители лагеря консерваторов не отходят от методологии синтеза САУ, разработанной за последние полвека в рамках классической ТАУ для решения задач управления линейными стационарными объектами вида (2) с полностью или частично заданными параметрами. Насколько возможно, они опираются на полученные ранее результаты, пытаясь преодолеть их внутреннюю ограниченность, обусловленную использованием аналитического математического аппарата, за счет вычислительной гибкости ИНС. Не решаясь полностью заменить традиционные регуляторы на ИНС, они отводят последним функцию вспомогательных, уточняющих компонентов САУ.

Так, одним из замечательных результатов классической ТАУ, полученных усилиями целой, без преувеличения, армии ученых и разработчиков, является методология синтеза регуляторов пониженного порядка, представителем которых является пропорционально-интегрально-дифференциальный регулятор (ПИД-регулятор). Преобразование информации, осуществляемое ПИД-регулятором с постоянными коэффициентами, описывается следующим уравнением:

$$u(t) = k_p e(t) + k_I \int_0^t e(t) dt + k_D \frac{de(t)}{dt}, \quad (2)$$

где u – сигнал управления, генерируемый на выходе регулятора; k_p , k_I , k_D – коэффициенты пропорциональности, являющиеся настроечными параметрами; $e(t) = y(t) - r(t)$ – ошибка в выходной координате ОУ y по отношению к заданию r , подаваемая на вход регулятора.

Уже более полувека ПИД-регуляторы успешно применяются во всех сферах промышленного производства. Не отрицая никоим образом прогресса, достигнутого с их помощью в автоматизации технологических процессов, можно попытаться улучшить характеристики регуляторов путем привнесения дополнительной гибкости в соотношение их настроечных параметров за счет использования нелинейных свойств ИНС. Примером могут служить следующие ПИД-нейрорегуляторы (ПИД-НР) [3-4]

$$\begin{aligned} u(k) &= NN_p[e(k)]e(k) + NN_I[e(k)] \sum_{i=0}^k e(i) + \\ &+ NN_D[e(k)](e(k) - e(k-1)), \end{aligned} \quad (5)$$

или

$$u(k) = \text{NN} \left[e(k), \sum_{i=0}^k e(i), e(k) - e(k-1) \right], \quad (6)$$

где символ $\text{NN}(\cdot)$, как и в [1], обозначает преобразование, осуществляемое ИНС. При этом отличие между ПИД-НР (5) и (6) состоит в том, что в (5) нелинейный характер зависимости каждого коэффициента пропорциональности от величины ошибки описывается отдельной ИНС с одним входом и одним выходом, а в (6) сигналы ошибки, подаваемые на вход ПИД-НР, обрабатываются одной полносвязной ИНС с тремя входами и одним выходом.

Попытки улучшить характеристики ПИД-регуляторов за счет использования ИНС, например, [5], убедительно доказывают наличие дополнительных преимуществ у этой гибридной технологии. Это – и более высокое качество переходных процессов, и высокая робастность управления, проявляющаяся в возможности обеспечивать требуемое качество управления в весьма широком диапазоне изменения параметров ОУ, для перекрытия которого обыкновенно требуется несколько раз перенастраивать коэффициенты обычного ПИД-регулятора. В то же время, объем и характер информации, поступающей на вход ПИД-НР, изначально сужает возможности дальнейшего улучшения качества управления динамическим объектом.

Эти ограничения могут быть успешно преодолены в рамках радикального кибернетического подхода к построению НСУ. В последнем случае регулятор рассматривается как черный ящик, способный преобразовывать в команды управления предельно широкий спектр входных сигналов о поведении ОУ и об изменяющихся внешних воздействиях, как имевших место в прошлом, так и ожидающихся в будущем.

Действительно, для того, чтобы построить работоспособный НР, достаточно быть уверенным, что то, чего Вы хотите добиться от ОУ, в принципе реализуемо, и верить, что ИНС обладает достаточной вычислительной мощностью, чтобы преобразовать совокупность сигналов, подаваемых на ее вход вместе с сигналами задания, в такие команды управления, которые заставят ОУ вести себя любым желаемым образом. Эти два положения составляют своеобразный "символ веры", исповедуемый представителями лагеря радикальных сторонников нейроуправления.

Конечно, чтобы быть уверенным в способности ОУ отрабатывать команды управления, необ-

ходимо предварительно изучить его характеристики и функциональные возможности. Но, все-таки, не на аналитическом уровне, как этого требует ТАУ, а только на уровне количественных соотношений, описывающих допустимые сочетания управляющих воздействий, внешних возмущений и команд управления. Что же касается веры в могущество ИНС той или иной архитектуры, то она вполне может базироваться на опыте решения похожих задач. В таких случаях построение НСУ сводится исключительно к параметрической оптимизации ИНС.

Разработка теоретико-методических основ синтеза НСУ в рамках технологий контролируемого обучения связана с именами Вербоса и Нарендры, ключевые публикации [6-9] которых увидели свет на рубеже 90-х. Огромной заслугой Нарендры является то, что он, оценив широчайшие возможности ИНС, нашел убедительные доводы к тому, что "...те же подходы, которые оказались успешными для линейных ОУ, также могут быть применены, когда необходимо адаптивно управлять нелинейным ОУ. Структуры, используемые для идентификации как модели, так и регулятора, могут быть построены на тех же принципах, что и в линейном случае. Однако вместо линейных звеньев необходимо использовать нелинейные нейронные сети" [9].

Таким образом, изначально стратегическое преимущество НСУ состоит в их адаптивности, базирующейся на способности НР самостоятельно подстраиваться под происходящие с течением времени изменения в структуре и параметрах ОУ – либо в реальном времени, в темпе процесса управления, либо асинхронно, в темпе отслеживаемых изменений ОУ или внешней среды. Решение этой весьма непростой задачи обеспечивается наличием в составе НСУ блока или алгоритма обучения (а при наличии НЭ в составе САУ – двух блоков обучения), который обеспечивает первоначальную настройку НР, и затем его перенастройку в ходе работы НСУ.

На рис. 1 в самом общем виде представлены структурные схемы НСУ, реализующие принципы так называемого прямого и косвенного управления нелинейным ОУ. Важным компонентом обеих схем является эталонная модель (ЭМ), представляющая собой предельно широкое понятие, включающее в себя совокупность представлений разработчика об идеальной работе НСУ в различных режимах функционирования ОУ.

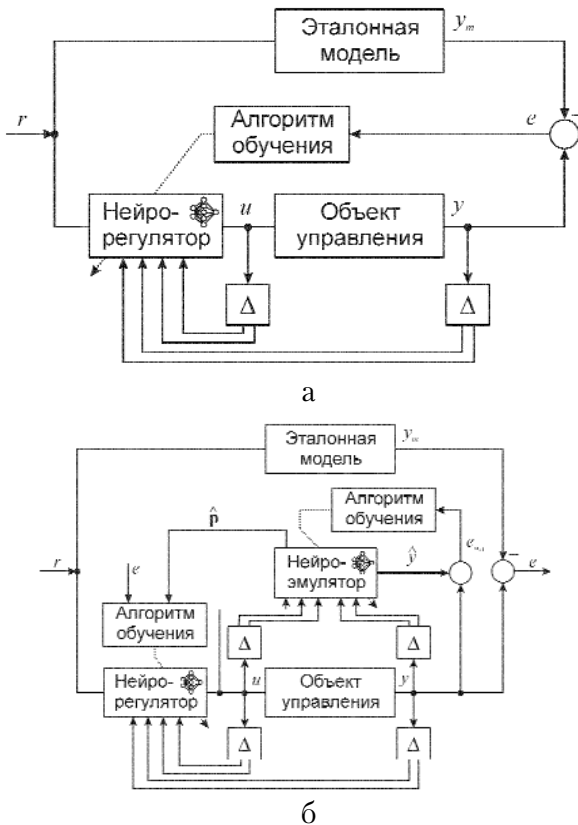


Рис. 1. Прямое (1а) и косвенное (1б) управление нелинейным ОУ с помощью эталонной модели. (Δ – элементы временной задержки)

Формально ЭМ может быть представлена как $M\{r(k), y_m(k)\}$, где $r(k)$ – вход ЭМ; $y_m(k)$ – желаемая реакция ОУ при подаче $r(k)$ на вход НР. Целью настройки НР в схемах с ЭМ является наделение его способностью генерировать такие управляющие воздействия $u(k)$, подаваемые на вход ОУ вида $P\{u(k), y(k)\}$, которые обеспечивают для любой заданной малой $\varepsilon > 0$:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} |y(k) - y_m(k)| \leq \varepsilon. \quad (7)$$

При прямом управлении настроечные параметры НР χ непосредственно корректируют так, чтобы уменьшить некоторую норму выходной ошибки ОУ $e(k) = y(k) - y_m(k)$ на каждом шаге k или на промежутке $k \in [0, K]$. При косвенном управлении для текущего k с помощью НЭ оценивают параметры ОУ $p(k)$ и далее, предполагая, что вектор $p(k)$ представляет собой истинные значения параметров объекта $p(k)$, корректируют вектор настроечных параметров НР χ .

Даже в схеме с прямым управлением настройка параметров НР на основании ошибки в выходе ОУ не является простой задачей. В частности, в этом случае становится проблемным использование наиболее популярного алгоритма обучения ИНС, известного как алгоритм обратного рас-

пространения ошибки (АОР), который предполагает возможность оценивать ошибку в выходной координате самого НР. Поэтому широкое распространение получило косвенное адаптивное управление нелинейными ОУ, где управление упрощается процедурой идентификации. В структуру такой интеллектуальной НСУ (см. рис. 1б) входит нейроэмулятор ОУ, позволяющий, например, с помощью несложных вычислений рассчитать частные производные показателя качества управления относительно параметров НР, необходимые для применения АОР в качестве алгоритма обучения НР.

Позитивную роль в развитии методов построения НСУ с ЭМ сыграла комбинация нейросетевых технологий управления с эволюционными технологиями глобального поиска, в частности, с генетическими алгоритмами (ГА), рассматриваемыми в качестве алгоритма обучения и адаптации ИНС. Замечательные свойства ГА позволяют оптимизировать настроечные параметры НР, не требуя ни знания его правильного выхода, ни вычисления производных. Крепнущее в среде специалистов в области искусственного интеллекта понимание комплиментарности этих двух вычислительных технологий привело к тому, что в 1992 году в США прошел первый международный семинар по совместному использованию ГА и ИНС [10], породивший мощную, не стихающую до сих пор волну публикаций об успешно выполненном эволюционном синтезе ИНС самой разной прикладной направленности. Весьма удобной эта комбинация оказалась и для задач управления в энергетике, отличающейся относительно большими значениями постоянных времени и низкими темпами развития переходных процессов.

Наконец, обсуждая возможные подходы к синтезу НР, нельзя не упомянуть о схемах построения НСУ, использующих понятие "обратной", или "инверсной", модели ОУ. Очевидно, что если ИНС можно обучить эмулировать преобразование "вход-выход" ОУ, то это дает основания надеяться, что ее можно научить эмулировать и обратное преобразование – "выход-вход", по крайней мере, при всех тех предположениях, которые принимаются в классической ТАУ. Такая обратная модель ОУ является идеальным регулятором, обеспечивающим полное повторение задания r выходным сигналом НСУ u . Однако эта эффективная теоретическая постановка далеко не всегда допускает интерпретацию на практике.

В докладе [11] указаны причины, обуславливающие трудности синтеза НСУ. И хотя с момента его публикации прошло 15 лет, они сохранили свою актуальность, бросая вызов новым поколениям сторонников радикального лагеря.

Во-первых, парадигма управления при помощи ИНС опирается только на веру, что настроечные параметры НР удастся выбрать такими, чтобы обеспечить оптимальное качество управления. К сожалению, пока что теоретические исследования свойств ИНС не дают общих правил выбора типа и структуры ИНС, надежно направляющих разработчика к гарантированному успеху вне зависимости от области применения. Выбор архитектуры ИНС остается достаточно трудоемкой процедурой, требующей выполнения многочисленных вариантных исследований, а накопленный опыт решения не обладает высокой универсальностью. Как и в случае с НЭ, наиболее сложным этапом синтеза НР является выбор структуры сигналов, поступающих на его вход. Только добившись от НСУ способности выполнять требования ЭМ, можно с уверенностью говорить, что архитектура НР подобрана верно, и что структуры входных переменных и НР, и НЭ – при косвенном управлении – адекватно отражают характер решаемой технической задачи.

Во-вторых, обучение НР требует достаточно много времени. Но даже длительное обучение отнюдь не гарантирует сходимости к глобальному экстремуму в пространстве настроечных параметров ИНС. Все это приводит к тому, что на практике не всегда удается достичь заданной точности НСУ, не говоря уже о том, чтобы выполнить обучение НР в реальном времени.

Спектр применения ИНС для решения задач управления в энергетике

Опыт применения ИНС для моделирования энергообъектов является прекрасной платформой для последующего решения задач управления ими в рамках нейросетевых технологий. Из ТАУ хорошо известно, что уровень сложности регулятора как совокупности динамических звеньев не превосходит сложности ОУ. Отсюда можно позволить себе аналогию – структурная сложность НР вряд ли должна превосходить сложность НЭ. Иначе говоря, если Вам удалось синтезировать НЭ, синтез НР для того же самого ОУ не должен вызывать особых затруднений. Наверное, поэтому задачи, отмеченные в табл. 1 настоящей публикации, во многом перекликаются с задачами, перечисленными в табл. 1 из [1].

Таблица 1. Задачи управления энергообъектами, в которых применение ИНС признано высокоэффективным

№	Тип задачи	Публикации
1	Управление электроэнергетическими системами	
	– демпфирование низкочастотных и суб-синхронных резонансных колебаний в многомашиной энергосистеме	[12-32]
	– управление высоковольтными линиями постоянного тока	[33,34]
	– экономическая диспетчеризация энергосистем	[35-40]
2	Управление компонентами технологического оборудования энергопредприятий	
	– управление температурой пара на выходе котла	[5]
	– управление режимами работы парогенератора для минимизации выбросов NOx	[43]
	– управление электроприводами собственных нужд электростанций и тепловых сетей	[44-46]
	– управление инверторами и фильтрами	[47-50]
	– управление нагрузкой в распределительных сетях	[51]
	– управление потреблением реактивной энергии	[52]
3	Управление качеством теплоснабжения в крупных системах централизованного теплоснабжения	
	– управление суточными объемами отпуска тепла от ТЭЦ	[53]
	– управление температурой теплоносителя, отпускаемого от ТЭЦ	[54]
4	Управление энергопотреблением в зданиях	[55-61]

Здесь же уместно отметить, что среди новейших технологий управления в энергетике основным конкурентом НР являются нечеткие логические регуляторы или, как их еще называют, транслитерируя англоязычный термин, фаззи-регуляторы (ФР) [62]. Хорошо формализуя экспертный опыт "ручного" управления, накопленный оперативно-диспетчерским персоналом энергообъектов и энергосистем, ФР имеют высокие шансы занять лидирующее положение среди современных средств автоматизации, однако только там, где размерность переменных, характеризующих технологический процесс, невысока. Там же, где количество факторов, которые необходимо принимать во внимание при принятии управленческих решений, превышает 4-5, трудности реализации ФР становятся настолько ощу-

тимыми, что усилия, потраченные на синтез НР, по существу, "с нуля", оправдывают себя.

Рассмотрим, как решаются наиболее сложные из задач, перечисленных в табл. 1, подробнее.

Демпфирование низкочастотных и субсинхронных резонансных колебаний в энергосистеме

Высокая сложность и нелинейность энергосистем как объектов управления уже не один десяток лет бросают вызов разработчикам САУ. Традиционно автоматический регулятор возбуждения (АРВ) и регулятор скорости турбогенератора (ТГ) (рис. 2) проектируются с помощью модели энергосистемы, линеаризованной в окрестности некоторой рабочей точки. Как результат, в случае резких изменений в режиме работы или конфигурации энергосистемы САУ оказывается неэффективной.

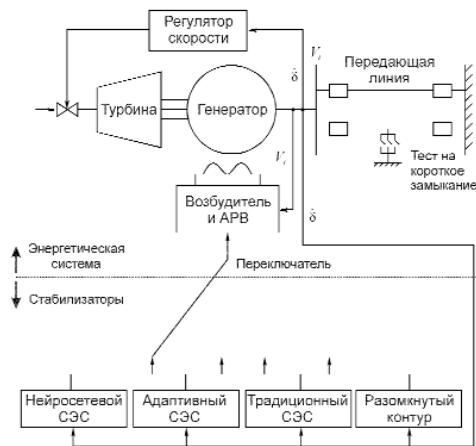


Рис. 2. Моделируемая схема управления турбогенератором

Дело в том, что быстродействующие АРВ, которыми оснащены многие генераторы, обеспечивают устойчивость, удерживая генератор в синхронизме с энергосистемой в течение переходных аварийных режимов. Однако эти системы возбуждения с большим коэффициентом усиления снижают демпфирующий момент, чем и обуславливают подверженность системы колебательной неустойчивости. Слабые линии передач, работа генераторов при больших углах силы вносят дополнительный вклад в эту проблему. Конечно, строительство более мощных линий и увеличение мощности генераторов снизило бы ее остроту, но далеко не всегда это возможно по экономическим или другим соображениям.

Именно в связи с упомянутыми обстоятельствами в последние 30 лет широкое применение находят регуляторы дополнительного возбужде-

ния синхронных генераторов, называемые также стабилизаторами энергосистемы (СЭС). Их устанавливают на генераторы, чтобы противодействовать отрицательному демпфированию из-за действия АРВ и других факторов. Обыкновенно такое устройство обеспечивает положительный демпфирующий механический момент в фазе с сигналом вариации скорости ротора. Проблема состоит в том, что параметры СЭС выбирают, исходя из специфических условий работы системы, и добиваются оптимальных характеристик только для этих условий. ИНС, благодаря присущей им способности к обучению, параллельной обработке информации и нелинейности предлагают один из перспективных путей решения этой проблемы.

Одним из признанных лидеров по исследованию перспектив применения ИНС в составе СЭС является группа сотрудников Университета Калгари, Канада, под руководством О.Малика. Ею последовательно исследованы самые разные конфигурации НСУ, нашедшие теоретическое обоснование в упоминавшихся выше работах Нарендры и др., и, что еще более ценно, выполнены экспериментальные исследования нейросетевых СЭС (НСЭС) на экспериментальной установке и на физической модели электроэнергетической системы [14-16, 20, 21, 23, 24, 26].

Вкратце рассмотрим отдельные варианты реализации НСЭС, апробированные канадскими исследователями.

НСЭС, имитирующий алгоритм адаптивного управления. В этом случае в качестве СЭС используется многослойный перцептрон, обученный с помощью АОР имитировать работу адаптивного СЭС со смещением полюсов. Адаптивный СЭС представляет собой контроллер со структурой "один вход – один выход". Следовательно, синтезируемый НСЭС также является системой того же типа. Учитывая, что время счета ИНС очень мало, описанный в [14] НСЭС объединяет в себе хорошее качество работы адаптивного СЭС с быстротой реакции ИНС.

В качестве входа для НСЭС используется отклонение скорости вращения ротора ТГ $\Delta\omega$. Учитывая динамический характер генератора как ОУ, на вход ИНС подается не только текущая координата $\Delta\omega(k)$, но и предыстория переходного процесса, то есть лаговые значения $\Delta\omega(k-1)$, $\Delta\omega(k-2)$ и $\Delta\omega(k-3)$. Были попытки использовать и более глубокие задержки, однако, как отмечается, это не оказало значительного влияния на работу системы.

Таким образом, у НР 4 входа. Выход НР представляет собой сигнал управления $V_{сэс}$. Из структуры НСЭС (рис. 3) видно, что вычисление лаговых значений входных сигналов осуществляется в самом НСЭС.

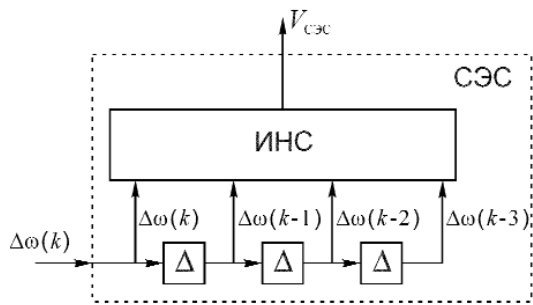


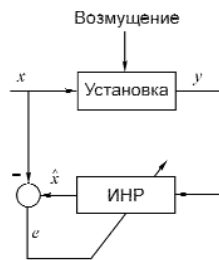
Рис. 3. НСЭС с одним входом и одним выходом

Поскольку в качестве ЭМ, используемой для обучения НСЭС, предполагалось использовать данные, полученные при работе ТГ под управление адаптивного СЭС, были выполнены комплексные исследования переходных процессов, развивавшихся под влиянием различных возмущений.

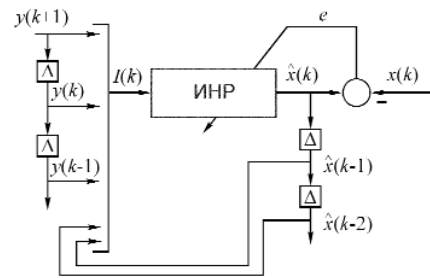
Возмущения включали в себя: изменение эталонного напряжения и напряжения шины бесконечной мощности в диапазоне $\pm 5\%$; изменение момента на валу ТГ в пределах $\pm 20\%$; отключение одной из передающих линий; трехфазное повреждение в одной цепи двухцепной линии электропередачи. Так было получено 35000 пар шаблонов "вход-выход", образовавших ЭМ для НСЭС. Из этого набора для обучения НСЭС было использовано 20000 пар, а оставшиеся 15000 пар применялись для тестирования качества обучения.

На основании численных экспериментов, выполненных с моделью экспериментальной установки, авторы [14] пришли к выводу, что даже простейший НСЭС обладает хорошими демпфирующими свойствами и способен существенно улучшить динамику системы.

НСЭС на базе инверсной модели. Схема обучения инверсного НР (ИНР) показана на рис. 4. На вход ИНС подается выходной сигнал установки y . Сеть обучается так, чтобы минимизировать разность между выходным сигналом НР \hat{x} и входным сигналом установки x .



а



б

Рис. 4. Схема обучения инверсного НР. а) общая схема; б) структура обратных связей

Вектор входных сигналов ИНР в момент времени k имеет следующий вид:

$$I(k) = [y(k+1), y(k), y(k-1), \dots, \hat{x}(k-1), \hat{x}(k-2), \dots]^T \quad (8)$$

Таким образом, выход сети $\hat{x}(k)$ в момент времени k определяется внешним по отношению к сети входным сигналом $y(k)$ в момент k , его ожидаемым значением $y(k+1)$ и его задержанными значениями $y(k-1), \dots$, а также, вследствие обратной связи, предыдущим входом $\hat{x}(k-1)$ и его задержанными значениями $\hat{x}(k-2)$.

Архитектура НСЭС в рабочем состоянии показана на рис. 5. Здесь выходной сигнал ИНР, обозначавшийся в процессе обучения \hat{x} , стал сигналом управления АРВ и изменил обозначение на $u(k)$.

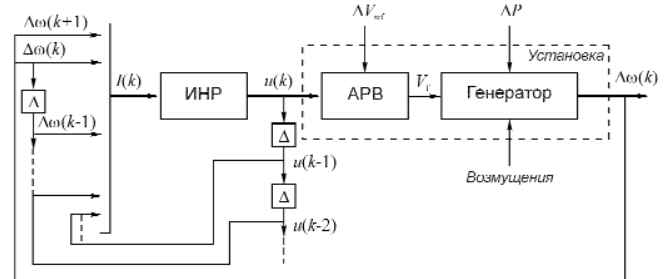


Рис. 5. Архитектура НСЭС на базе ИНР

Поскольку механическая постоянная времени генератора намного больше, чем такт работы ИНР, ожидаемое отклонение скорости на следующем шаге выбиралось таким же, как и на предыдущем.

Для того чтобы расширить спектр возмущений, которые мог бы обработать НСЭС, в набор входных сигналов ИНР дополнительно были включены ожидаемое, текущее и лаговые значения отклонений мощности нагрузки ТГ ΔP (табл. 2). Результаты численных экспериментов с ИНР показали его высокую эффективность, которая была подтверждена в ходе натурных экспериментов.

Таблиця 2. Параметры некоторых нейросетевых стабилизаторов энергосистем, разработанных в Университете Калгари

Параметры ИНС	Тип нейрорегулятора		
	аналог адаптивного, [14]	инверсный, [15]	с учетом мощности, [15]
Выходные переменные (сигналы управления НР)			
VCЭС	+	+	+
Входные переменные НР			
Отклонение скорости ТГ			
– ожидаемое значение $\Delta\omega(k+1)$		+	+
– на текущем шаге $\Delta\omega(k)$	+	+	+
– лаговое значение $\Delta\omega(k-1)$	+	+	+
– лаговое значение $\Delta\omega(k-2)$	+	+	+
– лаговое значение $\Delta\omega(k-3)$	+	+	+
– лаговое значение $\Delta\omega(k-4)$		+	
– лаговое значение $\Delta\omega(k-5)$		+	
Сигнал управления			
– лаговое значение $u(k-1)$		+	+
– лаговое значение $u(k-2)$		+	+
– лаговое значение $u(k-3)$		+	+
– лаговое значение $u(k-4)$		+	
– лаговое значение $u(k-5)$		+	
Отклонение электрической мощности			
– ожидаемое значение $\Delta P(k+1)$			+
– на текущем шаге $\Delta P(k)$			+
– лаговое значение $\Delta P(k-1)$			+
– лаговое значение $\Delta P(k-2)$			+
– лаговое значение $\Delta P(k-3)$			+
Послойная раскладка нейронов	1-20-20-1	12-30-10-1	13-35-1

С другими вариантами реализации НСЭС, в том числе с теми, которые осуществляют косвенное управление с помощью НЭ, можно ознакомиться в многочисленных публикациях, ключевые из которых приведены в списке литературы.

Управление качеством теплоснабжения в крупных теплофикационных системах

В последние годы мы становимся свидетелями того, как наукоемкие технологии управления, разработанные в свое время для нужд электроэнергетики и электроснабжения, начинают применяться в коммунальном хозяйстве городов, в частности – в теплоснабжении. Превращаясь из некой зоны застоя, в которой ничего не менялось на протяжении полувека, в объект самого пристального внимания со стороны общества, коммунальное теплоснабжение сегодня прилагает отчаянные усилия, чтобы выжить в конкурентной борьбе с индивидуальными отопительными технологиями в условиях неуклонного роста цен на природный газ.

По нашим прогнозам, острейшая необходимость реформирования организационно-экономических начал коммунальной энергетики в духе рыночных принципов приведет в ближайшие годы к взрыву исследовательской активности, направленной на моделирование новых взаимосвязей в этой сфере, на совершенствование алгоритмов экономического и технологического регулирования энергопотоков в регионах, на развитие способов активного управления энергопотреблением. Либерализация экономической ситуации, в частности, открытие доступа частным инвесторам к строительству когенерационных установок (КГУ), вызовет вполне естественную диверсификацию методов ведения хозяйства, в том числе используемых технологий управления производством и распределением тепловой и электрической энергии. Остро встанет вопрос о координации режимов работы средств покрытия нагрузки, продающих электроэнергию через Оптовый рынок электроэнергии (ОРЭ), и распределенной системы мелких КГУ. Сегодня эту пустующую нишу заполнить нечем, и тут ученых и разработчиков САУ ждет, что называется, непочатый край работ, в котором найдется место и предельно простым алгоритмам, и крайне изощренным интеллектуальным подходам.

Из того, что уже удалось создать в сфере управления взаимосвязанным потреблением тепловой и электрической энергии крупными жилыми массивами многоэтажной застройки, отметим НР качества теплоснабжения (НР-КТ), предназначенный для расчета суточной потребности жилых массивов в тепловой энергии [53]:

$$Q^*(d) = NN[r, W(d-1) - W_s(d-1), T_n(d), (T_n(d+1) + T_n(d+2))/2], \quad (9)$$

а также НР температуры прямого теплоносителя (НР-ТТ), отдаваемого ТЭЦ в городскую теплофикационную сеть [54]:

$$\tau_1^*(h) = NN[h, Q^*(d), T_n(d), T_n(d-1)]. \quad (10)$$

Здесь Q^* обозначает суточное задание для ТЭЦ по отпуску тепла; r – уставку, определяющую граничную величину избыточного потребления электроэнергии населением теплового района ТЭЦ на нужды электроотопления; W и W_s – фактическое и эталонное потребление электроэнергии населением; T_n – среднесуточную наружную температуру; τ_1^* – задание по температуре теплоносителя, отпускаемого в теплосеть; d – номер суток; h – номер часа в сутках.

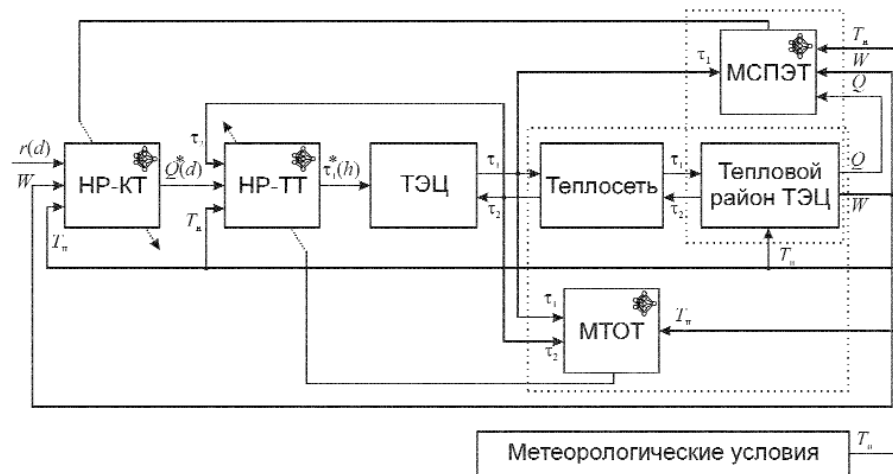


Рис. 6. Общая схема НСУ теплоснабжением от ТЭЦ

Оба указанных НР предназначены для совместного использования в составе иерархической системы управления производством теплоэнергии (ИСУ-ПТ) на Харьковской ТЭЦ-5 (ХТЭЦ-5), обеспечивающей планирование работы энергогенерирующего оборудования ТЭЦ на сутки вперед [63-64]. Нейросетевые компоненты ИСУ-ПТ в привязке к технологической схеме теплоснабжения представлены на рис. 6.

Для синтеза обоих НР, а также для выполнения оперативных расчетов потребности в тепле и суточного графика температуры прямого теплоносителя используются нейросетевые модели связанного потребления электроэнергии и тепла (МСПЭТ) тепловым районом ХТЭЦ-5, а также модель температуры обратного теплоносителя (МТОТ), описанные в первой части статьи [1].

Структура входных и выходных переменных НР-КТ и НР-ТТ представлена в табл. 3.

ИНС обоих НР синтезированы в рамках архитектуры "многослойный перцептрон с активационными функциями типа гиперболический тангенс". Обучение НР осуществлялось при помощи ГА. По сравнению с задачей моделирования (на базе РБФ-сетей с использованием локального ускорителя процесса поиска), описанной в [1], здесь нужен вдвое больший размер популяции и на порядок больше вычислений целевой функции. В среднем поисковый процесс занимает 100 тысяч эпох моделируемой эволюции популяции из 100 особей. Зато, и в этом состоит другая особенность синтеза НР, целевая функция считается в несколько раз быстрее, чем при синтезе НЭ. Причина этого в том, что здесь для оценки приспособленности каждой особи не нужно сканировать достаточно большой набор тренировочных шаблонов. Доступ к памяти компьютера остается пока что одной из самых медленных опе-

раций в цикле вычислений, и сокращение количества обращений существенно ускоряет поисковый процесс.

После правильного выбора перечня входных переменных, предопределяющего – что особенно важно – за счет включения в него лаговых значений переменных, динамические свойства НР, большое внимание должно быть уделено выбору вида целевой функции в задаче параметрической оптимизации ИНС и подбору тестовых входных заданий, с помощью которых осуществляется настройка НСУ. Наш опыт показывает, что удачной

Таблица 3. Нейрорегуляторы для управления отпуском тепла от Харьковской ТЭЦ-5

Параметры ИНС	Тип нейрорегулятора	
	НР-КТ, [53]	НР-ТТ, [54]
Выходные переменные (сигналы управления НР)		
Отпуск тепла, суточный	+	
Температура прямого теплоносителя, часовая		+
Входные переменные НР		
Условия управления		
– время суток		+
Наружная температура		
– прогноз на текущие сутки	+	+
– прогноз на несколько суток	+	
– лаговые значения		+
Избыточное потребление электроэнергии в быту		
– задание на текущие сутки	+	
– лаговые значения	+	
Теплопотребление		
– задание на текущие сутки		+
Послойная раскладка нейронов	4-10-1	4-30-1
Количество настраиваемых переменных	61	181

формой целевой функции является свертка векторного критерия, отдельные компоненты которого содержат оценку степени неуспешности численных экспериментов с ОУ в статике и динамике. Тестовые задания $r_i(k)$, входящие в состав ЭМ, должны в компактной форме отображать характерные режимы работы, планируемые для НСУ.

Обычно мы используем следующую постановку задачи параметрической оптимизации НР:

$$\begin{aligned} F &\xrightarrow{\chi} \min; \\ F &= \sum_i f(r_i); \\ f(r) &= a_1 \sum_k e(k) + a_2 \sum_k [e(k) - e(k-1)] + \\ &+ a_3 \sum_k p_y(v(k)) + a_4 \sum_k p_u(u(k)); \\ &k \in [0, K]; \end{aligned} \quad (11)$$

где χ – вектор настроечных параметров НР; $f(\cdot)$ – функционал качества, рассчитываемый на i -м прогоне НСУ при подаче на ее вход тестового задания r_i ; $p(\cdot)$ – штрафная функция, рассчитываемая по значениям выхода ОУ y и/или управляющим воздействиям u в зависимости от того, относительно кого из них действуют проектные ограничения; a – весовые коэффициенты.

Планирование работы энергогенерирующего оборудования ТЭЦ при помощи окончательно настроенной ИСУ-ПТ осуществляется в несколько этапов.

На первом этапе при помощи НР-КТ оцениваются верхняя и нижняя границы допустимого диапазона изменения суточного отпуска тепловой энергии от ТЭЦ, обеспечивающего стабильность качества теплоснабжения на территории ее теплового района в ближайших сутках при ожидаемых погодных условиях [65]. На втором этапе при помощи НР-ТТ рассчитывается оптимальный суточный график изменения температуры прямого теплоносителя на коллекторе ХТЭЦ-5, предусматривающий заблаговременную разгрузку теплосети в ночные часы, когда на теплораспределительных станциях, расположенных в непосредственной близости от потребителей, сокращается разбор горячей воды. На третьем этапе на основании решения задачи оптимизации распределения тепловой и электрической нагрузки между энергоблоками, а также между энергоблоками и пиковыми водогрейными котлами составляются предварительные суточные графики маневрирования тепловой и электрической нагрузкой для тепловых и электрических энергоблоков и, при необходимости,

тепловой мощностью водогрейных котлов, которые обеспечивают одновременное выполнение требования, касающегося оптимизированного суточного профиля температуры теплоносителя, а также графиков маневрирования электрической мощностью энергоблоков, которые, как ожидается, будут получены от Администратора ОРЭ.

Центральным критерием при решении оптимизационной задачи третьего этапа является максимизация прибыли предприятия от продажи электроэнергии в ОРЭ и теплоэнергии местным потребителям. Иначе говоря, производственно-технический отдел ТЭЦ, исходя из установившейся практики эксплуатации оборудования, сначала разрабатывает наиболее выгодный, с экономической точки зрения, план его почасовой загрузки, а только потом подает в ОРЭ ценовые заявки, выверенные по каждому энергоблоку, которые, в случае их принятия и подтверждения Администратором ОРЭ, вернутся на ТЭЦ плановыми графиками несения нагрузки желаемого типа. Если этого не происходит, и ТЭЦ получает в качестве задания совершенно другие суточные профили электрической нагрузки энергоблоков, оптимизационная задача, предварительно решенная на третьем этапе, рассматривается еще раз. Результаты ее решения утверждаются главным инженером и передаются в котлотурбинный цех.

Проблемы применения НР в энергетике

Как можно увидеть из перечня литературы, приложенного к первой и второй частям статьи, ключевые публикации по применению НЭ и НР в энергетике приходятся на начало 90-хх. Тогда многим казалось, что основная трудность работы с ИНС состоит в отсутствии быстродействующей вычислительной техники. Для преодоления этой проблемы ведущими компаниями электронной индустрии стали активно создаваться специализированные компьютерные платы-акселераторы и даже нейрокомпьютеры, делающие упор на параллельной обработке информации.

Однако прошло совсем немного времени, и производительность процессоров для персональных компьютеров выросла сначала в сотни, а потом и в тысячи раз, обесценивая усилия, потраченные на совершенствование специализированных систем. Шагнуло вперед и прикладное программное обеспечение, позволяя даже новичкам самостоятельно изучать возможности ИНС. С середины 90-хх активно начали развиваться коммуникационные системы, что стимулировало дальнейшее развитие автоматизированных систем контроля и

учета энергопотребления. Стало ясно, что ключевую роль для внедрения в энергетику новых вычислительных технологий играют данные о состоянии ОУ, и теперь уже их недостаток или ограниченная доступность стали восприниматься как главное препятствие на пути к успеху НСУ.

Кстати сказать, и сегодня собираемые архивы топливо- и энергопотребления остаются далекоими от совершенства. На любом энергопредприятии фиксируются и архивируются огромные информационные массивы параметров оборудования и режимов его функционирования. Но далеко не всегда в этих архивах находят адекватное отражение данные о структуре объектов мониторинга, о моментах ее изменения в соответствии с требованиями практики. И это создает серьезные проблемы с использованием уже собранных данных при синтезе сначала нейросетевых моделей ОУ, а затем и НР для управления ими. Негативное влияние на доступность первичных данных по энергопотреблению оказала приватизация энергообъектов и спровоцированная ею обстановка искусственной информационной закрытости, якобы охраняющая корпоративные интересы собственников предприятий от посягательств конкурентов.

К этому стоит добавить, что между теоретическими разработками в области применения средств искусственного интеллекта в энергетике и достигнутыми с их помощью практическими результатами остается достаточно большой разрыв. К сожалению, ожидания по-прежнему превосходят фактические достижения, и многое из того, чем манит и привлекает к себе доктрина нейроуправления, остается неуловимым фантомом. Главное потенциальное преимущество ИНС – адаптивность, понимаемая еще и как способность к самообучению, к самостоятельному изучению внешней среды, повсеместно встречающаяся в природных системах, остается пока что тайной за семью печатями. Алгоритмы и, в более широком смысле, методология контролируемого обучения ИНС, получившие широкое распространение в нейроуправлении, все-таки, остаются неким способом заставить НР вести себя приблизительно так же, как ведут себя их предшественники, может быть, немного лучше [14-16]. Но говорить о способности современных НР к самообучению в тех ситуациях, которые не принимались во внимание в процессе их контролируемого обучения, например, при резких изменениях структуры ОУ, сегодня, по-видимому, преждевременно.

В этом смысле показательными являются результаты сопоставительных исследований тех же ПИД-регуляторов и НР [5,33,60,61], которые, когда задача рассматривается в теоретической постановке, безусловное предпочтение отдают НР, но, когда дело доходит до оценки фактической эффективности, утрачивают категоричность. Не случайно, не доверяя в полной мере НР, авторы [61] (и не только они) вводят в состав НСУ дублирующий ПИД-регулятор на случай генерирования НР некорректных управляющих воздействий. А такое вполне возможно, если не удастся исключить режимы функционирования НСУ, которые могут выходить за пределы области, для которой проводилось обучение НР.

В целом, ситуация с освоением НР в энергетике, безусловно, не так плачевна, как, скажем, с экспертными системами, на которые возлагались огромные надежды в 80-хх, но о которых практически забыли уже в 90-хх. Но и не так оптимистична, как с ФР, которые нуждаются в очень большом объеме данных для настройки, отдавая предпочтение человеческому опыту, и поэтому относительно легко отвоевывают для себя новые плацдармы на нижних уровнях иерархического управления энергообъектами.

Как бы там ни было, никакие трудности и проблемы не могут лишить очарования кибернетический подход к управлению, который без труда находит себе сторонников в мире ученых сегодня и, без сомнения, будет находить завтра. Самое главное, что им предстоит сделать, чтобы доказать исключительность ИНС на практике – это правильно определиться с точкой приложения усилий, выбрать для них новую область, где конкуренция с опытом, аккумулированным традиционными технологиями управления, не была бы так сильна. Тогда группам разработчиков НСУ, охватывающим, как правило, не более 5–10 человек, не придется ставить себя в необходимость превзойти результаты, достигнутые многолетним упорным трудом тысяч и тысяч инженеров, опиравшихся на аппарат классической ТАУ. Но и в этом вопросе сделаны определенные подвижки и накоплен новый багаж знаний и представлений, который позволяет представителям радикального лагеря братья за решение по-настоящему сложных практических задач.

Заключение

Энергетика Украины сегодня представляет собой некогда самодостаточный техноценоз, сформировавшийся 30-35 лет назад на базе передовых

для того времени технологий управления и более-менее успешно адаптировавшийся (благодаря интеллектуальным усилиям самих же энергетиков) к новым условиям хозяйствования в период относительной стабильности цен на энергоносители, имевшей место на рубеже веков. Начавшийся полтора года назад рост цен на топливо открыл новую страницу в ее развитии, предъявив обществу новый уровень требований, касающихся экономичности производства, передачи, распределения и потребления всех видов энергии. Чтобы выполнить эти требования, энергетика должна найти и освоить новые способы организационно-экономического и технологического управления, концентрирующие внимание всех участников процесса энергоснабжения на необходимости роста энергоэффективности. Появление новых целей и новых методических подходов для их достижения откроет дорогу новым вычислительным технологиям, наработавшим к теперешнему времени обширный задел приемов решения

сложных многопараметрических и многокритериальных задач. И среди них, без сомнений, окажутся ИНС, уже доказавшие свою исключительно высокую эффективность, по крайней мере, при решении задач моделирования энергообъектов и краткосрочного прогнозирования их поведения.

Мы живем в эпоху информационной революции, и будущее развитие технологий неразрывно связано с дальнейшей информатизацией и интеллектуализацией процессов управления. В будущем все больше и больше усилий будет тратиться на оптимизацию управления формальными и неформальными корпорациями, действующими в сфере энергоснабжения. Рост затрат на управление является естественной платой за рост энергоэффективности общественного производства, и поэтому крайне важно не ошибиться в выборе самих вычислительных технологий для эффективного решения управленческих задач.

1. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Сергеев С.А. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей в энергетике. 1. Моделирование // Проблемы общей энергетике. – 2006, №14. – С. 50-61.
2. Hornik K., Stinchcombe M., White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators // *Neural Networks*. – 1989, Vol.2 – p. 359-366.
3. Scott G.M., Shavlik J.W., Ray W.H. Refining PID controllers using neural nets // In: *Advances in Neural Information Processing Systems* / Eds. J.E Moody, S.J.Hanson, R.P.Lippmann. – San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1992. – p. 555-562.
4. Jones A.H. Genetic tuning of non-linear PID-controllers // In: *Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms. Procs. of the Int. Conf. in Ales, France, 1995* / Eds. D.W.Pearson, N.C.Steele, R.F.Albrecht). – Wien: Springer Verlag, 1995. – p. 412-415.
5. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Сергеев С.А. Синтез робастного ПИД-нейроконтроллера для регулирования температуры пара на выходе котла // *Вестник ХГПУ. Экология. Математика. Электроэнергетика*. – 1997. – вып. 8. – С. 121-125.
6. Werbos P.J. Backpropagation and neurocontrol: A review and prospectus // In: *Procs. of the Int. J. Conf. on Neural Networks*. – Washington, DC. – 1989. – v.1. – p. 209-216.
7. *Neural networks for control* / Eds. W. T. Miller, R. S. Sutton, P.J. Werbos. – The MIT Press, 1990.
8. Narendra K.S., Parthasarathy K. Identification and control of dynamical systems using neural networks // *IEEE Trans. on Neural Networks*. – 1990, v.1, N 1. – p. 4-27.
9. Levin A. U., Narendra K. S. Control of nonlinear dynamical systems using neural networks: Controllability and stabilization // *IEEE Trans. on Neural Networks*. – 1993. – vol. 4. – p. 192-206.
10. Schaffer J.D., Whitley L.D., Eshelman L.J. Combination of Genetic Algorithms and Neural Networks: A Survey of the State of the Art // In: *Procs. of the Int. Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks* / Eds. L.D. Whitley and J.D. Schaffer. – Baltimore, Maryland. – 1992. – p. 1-3.
11. Shaohua Tan, Shi-Zhong He. Hybrid Control of Nonlinear Dynamical Systems Using Neural Nets and Conventional Control Schemes // In: *Int. J. Conf. on Neural Networks. Baltimore, Maryland. June 7-11, 1992*. – v.2. – p. 805-810.
12. Hsu Y.Y., Chen C.L. Tuning of power system stabilizers using an artificial neural network // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1991. – v.6, N4. – p. 612-619.
13. Wu Q.H., Hogg B.W., Irwin G.W. A neural network regulator for turbogenerators // *IEEE Trans. on Neural Networks*. – 1992. – v.3, N1. – p. 95-100.
14. An artificial neural network based adaptive power system stabilizer / Y.Zhang, G.P.Chen, O.P.Malik, G.S. Hope // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1993. – v.8, N1. – p. 71-77.
15. Application of an inverse input/output mapped ANN as a power system stabilizer / Y.Zhang, O.P.Malik, G.S.Hope, G. P.Chen // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1994. – v.9, N3. – p. 433-441.
16. Zhang Y., Malik O.P., Chen G.P. Artificial neural network power system stabilizers in multi-machine environment // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1995. – v.10, N1. – p. 147-155.

17. Park Y.M., Choi M.S., Lee K.Y. A neural network-based power system stabilizer using power flow characteristics // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1996. – v. 11, N 2. – p. 435-441.
18. Kobayashi T., Yokoyama A. An adaptive neuro-control system of synchronous generator for power system stabilization // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1996. – v. 11, N3. – p. 621-630.
19. Park Y. M., Hyun S. H., Lee J. H. A synchronous generator stabilizer design using neuro inverse controller and error reduction network // *IEEE Trans. on Power Systems*. – 1996. – v. 11, N 4. – p. 1969-1975.
20. Shamsollahi P., Malik O.P. An adaptive power system stabilizer using on-line trained neural networks // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1997. – v.12, N4. – p. 382-387.
21. He J., Malik O.P. An adaptive power system stabilizer based on recurrent neural networks // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1997. – v.12, N4. – p. 413-418.
22. Neural control of turbogenerator systems / D. Flynn, S. MacLoone, G.W. Irwin, M. D. Brown, E. Swidenbank, B. W. Hogg // *Automatica*. – 1997. – v.33, N 11. – p. 1961-1973.
23. Shamsollahi P., Malik O.P. Real-time implementation and experimental studies of a neural adaptive power system stabilizer // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1999. – v.14, N3. – p. 737-742.
24. Shamsollahi P., Malik O.P. Direct neural adaptive control applied to synchronous generator // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1999. – v.14, N 4. – p. 1341-1346.
25. Neural network based control for synchronous generators / E. Swidenbank, S. McLoone, D. Flynn, G. W. Irwin, B. W. Hogg // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1999. – v.14, N4. – p. 1673-1679.
26. Experimental verification of a generating unit excitation neurocontroller / M.M. Salem, A.M. Zaki, O.A. Mahgoub, E. Abu El-Zahab, O.P. Malik // In: *Procs. of IEEE PES Winter Meeting*. – 2000. – v.1. – p. 585-590.
27. Changaroon B., Srivastava S. C., Thukaram D. A neural network based power system stabilizer suitable for on-line training – a practical case study for EGAT system // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 2000. – v.15, N1. – p. 103-109.
28. Segal R., Kothari M. L., Madnani S. Radial basis function (RBF) network adaptive power system stabilizer // *IEEE Trans. on Power Systems*. – 2000. – v.15, N2. – p. 722-727.
29. Venayagamoorthy G.K., Harley R.G. A continually online trained neurocontroller for excitation and turbine control of a turbo-generator // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 2001. – v.16, N1. – p. 261-269.
30. Venayagamoorthy G. K., Harley R.G., Wunsch D.C. Adaptive critic based neurocontroller for turbogenerators with global dual heuristic programming // In: *Procs. IEEE PES Winter Meet.* – 2001. – v.1. – p. 291-294.
31. Liu W., Venayagamoorthy G.K., Wunsch D.C. Design of an adaptive neural network based power system stabilizer // *Neural Networks*. – 2003. – v.16. – p. 891-898.
32. Park J.P., Ganesh K. Comparison of MLP and RBF Neural Networks Using Deviation Signals for Indirect Adaptive Control of a Synchronous Generator // *IEEE Trans. on Power Delivery*. – 2004. – N 1. – p. 919-925.
33. Comparative Evaluation of Neural-Network-Based and PI Current Controllers for HVDC Transmission / V.K. Sood, N. Kandil, R.V. Patel, K. Khorasani // *IEEE Trans. on Power Electronics*. – 1994. – vol. 9, N 3. – p. 288-296.
34. Intelligent current controller for an HVDC transmission link / K.G. Narendra, K. Khorasani, V.K. Sood, R.V. Patel // *IEEE Trans. on Power Systems*. – 1998. – v.13, N 3. – p. 1076-1083.
35. Matsuda S., Akimoto Y. The Representation of Large Numbers in Neural Networks and Its Application to Economical Load Dispatching of Electric Power // In: *Procs. of the Int. J. Conf. on Neural Network*. Washington (DC), 1989. – New York (N.Y.): 1989. – v.1. – p. 587-592.
36. Application of Artificial Neural Networks to Unit Commitment / M. H. Sendaula, S. K. Biswas, A. Eltom, C. Parten and W. Kazibwe // In: *Procs of the First Int. Neural Networks Application to Power Systems*, 23-26 July 1991. – p. 256-260.
37. Liang R.-H, Hsu Y.-Y. Scheduling of hydroelectric generation using artificial neural networks // *IEE Procs. Gener., Transm., Distrib.* – 1994. – vol.141, N5. – p.452-458.
38. Neural-net based coordinated stabilizing control for the exciter and governor loops of low head hydropower plants / M. Djukanovic et al. // *IEEE Trans. on Energy Conversion*. – 1995. – v.10, N4.
39. Wong K. P. Computational Intelligence Application in Unit Commitment, Economic Dispatch and Power Flow // In: *IEEE Conf. in Advance in Power System Control, Operation and Management*. – November 1997. – p. 54-59.
40. Improve the Unit Commitment Scheduling by Using the Neural Network Based Short Term Load Forecasting / T. Saksornchai, W.J. Lee, M. Methaprayoon, J. Liao // *IEEE Trans. on Power Delivery*. – June 2004. – p. 33-39.
41. Optimal environmental dispatching of electric power systems via an improved Hopfield neural network model / T.D.King et al. // *IEEE Trans. on Power Systems*. – 1995. – v.10, N3. – p. 327-332.
42. Kumarappan N., Mohan M.R., Murugappa S. ANN Approach to Combined Economic and Emission Dispatch for Large-Scale System // *IEEE Power Distribution System*. – March 2002. – p. 323-327.
43. Closed Loop NOx Control and Optimisation Using Neural Networks / J. Gabor et al. // In: *Power Plants and Power Systems Control (IFAC Proceedings Volumes)* / Ed J.-P. Waha. – Brussels, Belgium: 2000.
44. Losleay A., Zargari N.R., Joos G. A neural network controlled unity power factor three phase current source PWM front-end rectifier for adjustable speed drives // In: *Fifth Int. Conf. on Power Electronics and Variable-Speed Drives*, London, UK, 26-28 Oct. 1994. – London, 1994. – p. 251-255.

45. *Neural technologies in electrical drive control* / V.B.Klepikov, G.K.Voronovsky, S.A.Sergeev, K.V.Mahotilo // In: *Procs. of the II Conf. Sterowanie w Ergoelektronike i Napedzie Elektrycznym. SENE'95. Poland, Lodz-Arturowek, 1995* – p. 336-343.
46. *Применение методов нейронных сетей и генетических алгоритмов в решении задач управления электроприводами* / В.Б. Клепиков, С.А. Сергеев, К.В. Махотило, И.В. Обруч // *Электротехника*. – М., 1999. – №5. – С. 2-6.
47. *Design of an adaptive variable-structure voltage regulator using artificial network* / M.E.Aggoune, F.Boudjema, A.Bensenouci, A.Hellal, S.V.Vadari, M.R.Elmesai // In: *Second IEEE Conference on Control Applications, Vancouver, DC, Canada, 13-16 Sept. 1993*. – New York, NY, USA: 1993. – v.1. – p.337-343.
48. Trzynadłowski A.M., Legowski S.. *Application of neural networks to the optimal control of three-phase voltage-controlled inverters* // *IEEE Trans. on Power Electronics*. – 1994. – v.9, N4. – p. 397-404.
49. Moreno J., Esquivel A. *Neural Network Based Approach for the Computation of Harmonic Power in Real Time Microprocessor-Based Vector for an Induction Motor Drive* // *IEEE Trans. on Industry Application*. – 2000. – N1. – p. 277-282.
50. Vazquez J.R., Salmeron P.R. *Three Phase Active Power Filter Control Using Neural Networks* // In: *10th Mediterranean Electrotechnical Conference*. – 2000. – v. 3. – p. 924-927.
51. Novosel D., King R.L. *Using artificial neural network for load shedding to alleviate overload lines* // *IEEE Trans. on Power Delivery*. – 1991. – v.9, N1.
52. Santoso N.I., Tan Owen T. *Neural net based real-time control of capacitors installed on distribution systems* // *IEEE Trans. on Power Delivery*. – 1990. – v.5, N1. – p.266-272.
53. Вороновский Г.К. *Усовершенствование практики управления крупными теплофикационными системами в новых экономических условиях*. – Х.: Изд-во "Харьков", 2002. – 240 с.
54. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Сергеев С.А. *Энергоэкономичное управление состоянием теплосети в крупных системах централизованного теплоснабжения* // *Технічна електродинаміка*. – К.: Інститут електродинаміки НАНУ, 2006. – Темат. вип. Проблеми сучасної електротехніки. – Ч. 1. – С. 129-135.
55. Kreider J.F., Wang, X.A. *Artificial neural networks demonstrated for automated generation of energy use predictors for commercial buildings* // *ASHRAE Trans.* // 1991. – v. 97, N 2. – p. 775-779.
56. *Expert systems, neural networks and artificial intelligence applications in commercial building HVAC operations* / J.F.Kreider, X.A.Wang, D.Anderson, J.Dow // *Automation in Construction*. – 1992. – v.1, N3. – p. 225-238.
57. Curtiss P.S., Kreider J.F., Brandemuehl M.J. *Adaptive control of HVAC processes using predictive neural networks* // *ASHRAE Trans.* – 1993. – v.99, Pt 1. – p. 496-504.
58. Curtiss P.S., Kreider J.F., Brandemuehl M.J. *Energy management in central HVAC plants using neural networks* // *ASHRAE Trans.* – 1994. – v.100. – Pt 1. – p. 476-493.
59. Kreider J.F., Rabl A. *Neural Networks Applied to Building Energy Studies*. – Boston, USA: McGraw-Hill, 1994.
60. Curtiss P.S. *Experimental results from a network-assisted PID controller* // *ASHRAE Trans.* – 1996. – v.102. – Pt. 2.
61. Bailey M.B., Curtiss P.S. *Neural Network Modeling and Control Applications in Building Mechanical Systems* // *Proc. of 2001 Int. Conf. of Chartered Institution of Building Services Engineers and American Society of Heating Refrigeration and Air-Conditioning Engineers, Inc., London, England, October 18, 2001*. – p. 193-226.
62. Momoh J. A., Ma X., Tomsovic K. *Overview and Literature Survey of Fuzzy Set Theory in Power System* // *IEEE Trans. on Power Systems*. – 1995. – pp. 1676-1690.
63. *Розробка алгоритмів управління температурними режимами теплоносія з метою енергозбереження при виробництві теплової енергії на ВАТ "Харківська ТЕЦ-5": Звіт про НДР / НТУ "ХПІ"*. – 92539; № ДР 0107U003014/ – Харків, 2007. – 111 с.
64. *Иерархическая система управления производством тепловой энергии на Харьковской ТЭЦ-5 (Прогнозирование потребности, планирование производства, выбор рационального состава оборудования)* / Г.К. Вороновский, К.В. Махотило, А.Ю. Козлоков, С.А. Сергеев. *Препринт Института системных исследований в энергетике № 2007-1/НР*. – Х.: ИСИЭ, 2007. – 76 с.
65. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Сергеев С.А. *Планирование работы ТЭЦ в условиях Оптового рынка электроэнергии* // В кн.: *Инновационное развитие топливно-энергетического комплекса: проблемы и возможности* / Под общ. ред. Г.К. Вороновского, И.В. Недина. – К.: Знання України, 2004. – С. 219-226.