

Раздел VI. Вычислительные комплексы нового поколения и нейрокомпьютеры

УДК 004.891.3

М.Г. Ткаченко, Я.С. Коровин

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ В НЕФТЕГАЗОДОБЫВАЮЩЕЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ

В работе рассматривается проблема повышения эффективности нефтегазодобывающего производственного процесса. Предлагается решение поставленной проблемы за счет сокращения внутрисменных простоев добывающего фонда скважин. Рассмотрена задача анализа состояния установок электроцентробежных насосов фонда высокодебитовых нефтедобывающих скважин на основе применения нейросетевых методов обработки информации. На основе предложенных методов, подходов и алгоритмов разработано программное обеспечение системы поддержки принятия решений для операторов электроцентробежных установок.

Нейронные сети; анализ данных; нефтедобыча; электроцентробежные насосы.

M.G. Tkachenko, Y.S. Korovin

IMPLEMENTATION OF NEURAL NETWORK DATA ANALYSIS IN OIL AND GAS EXTRACTION INDUSTRY

The problem of oil production industrial process efficiency growth is considered in the work. The above mentioned problem is proposed to be solved by well stock idle times reduction. The task of high oil volume wells state analysis on the basis of neural network data analysis methods is considered. The decision support system software for operators of electric submersible pumps is developed on the basis of represented methods, algorithms and approaches.

Neural networks; data analysis; oil extraction; electric submersible pumps.

Введение. Данные макроэкономической статистики Китая и США свидетельствует о том, что процесс восстановления глобальной экономики продолжается, и, следовательно, будет сохраняться стабильный рост спроса на энергоносители [1]. При этом, наибольший рост спроса на углеводороды отмечается в странах азиатско-тихоокеанского региона, главным образом, в Китае, Индии, Индонезии и Филиппинах. Вместе с тем, главными сырьевыми базами углеводородов, за счет которых возможно удовлетворение растущих потребностей в энергоносителях, являются политически нестабильные Ближний Восток и Африка, труднодоступные и малоизученные шельфы арктических морей, север Западной Сибири, также существуют возможности увеличения добычи нефти и газа на шельфе Дальнего Востока.

Стабильность экономико-политической обстановки в Российской Федерации, а также запланированное в «Энергетической стратегии России до 2020 года» значительное увеличению экспорта углеводородов на быстрорастущие рынки азиатско-тихоокеанского региона позволит России укрепить свое влияние на мировую экономику, а также использовать дополнительный приток средств в бюджет на развитие научного, производственного и военного потенциала страны.

С учетом этих тенденций особое место среди критических отраслей промышленности приобретает стратегически важная нефтегазодобывающая отрасль. Необходимость обеспечения высокой рентабельности и фондоотдачи, ресурсо- и энергосбережение, а также сокращение потерь на всех стадиях технологического процесса стимулирует нефтедобывающие компании к инвестициям в разработку новых технологий с целью поиска перспективных решений в области создания автоматизированных информационно-управляющих систем высокоэффективного управления производственными процессами.

На сегодняшний день информационная насыщенность технологических производственных процессов в нефтегазодобывающей отрасли РФ значительно превышает средний уровень оснащенности промышленных объектов в целом по стране. Потоки телеметрической информации, поступающие в аналитические службы нефтяных компаний для анализа и контроля протекающих производственных процессов, а также принятия управляющих решений, имеют значительный объем. Например, данные телеметрии одного нефтегазодобывающего управления могут насчитывать более 270000 параметров [2].

Большие объемы информации, сопутствующие непрерывному производственному процессу, накладывают существенные ограничения на время обработки и формирования управляющих решений, а также снижают степень соответствия принимаемого управленческого решения фактической ситуации на промысле. Трудно формализуемый, нечеткий и противоречивый характер обрабатываемых телеметрических данных затрудняет возможность использования классических систем анализа информации и принятия решений [3-5].

Таким образом, в нефтегазодобывающей промышленности возникает необходимость разработки и внедрения в производственные технологические процессы новых методов и средств обработки информации в режиме реального времени.

Специфика области применения накладывает на разрабатываемые методы и средства ряд требований:

- ◆ обеспечение работы в условиях жестких ограничений на время принятия решений;
- ◆ работа в ситуациях неопределенности, связанной с неполнотой и противоречивостью поступающей информации;
- ◆ непрерывный режим функционирования в течение длительного времени;
- ◆ минимизация участия оператора в процессе управления объектом (процессом);
- ◆ качественное и своевременное предупреждение наступления неисправности.

Применение нейросетевых методов интеллектуальной обработки информации при разработке производственных информационных систем и систем поддержки принятия решений для нефтегазодобывающего комплекса полностью удовлетворяет приведенным выше требованиям.

Метод нейросетевого анализа данных для нефтегазодобывающей отрасли. Обработка и анализ телеметрических данных в условиях непрерывного процесса нефтедобычи, сопровождаемого зашумлением информационного потока недетерминированными источниками помех, делает наиболее предпочтительным применение технологии искусственных нейронных сетей – на сегодняшний день, одного из наиболее мощных и динамично развивающихся инструментов интеллектуальной обработки телеметрической информации [6].

В настоящее время большинство крупных мировых нефтяных компаний вкладывают значительные средства в разработку систем поддержки принятия решений с элементами искусственного интеллекта, в частности, нейросетевых сис-

тем обработки информации. Подобные практики свидетельствуют о целесообразности применения нейронных сетей в качестве эффективного инструмента обработки зашумленных данных в областях, связанных с нефтегазодобывающим производством.

Информация о промышленных внедрениях подобных систем, как и их технические характеристики, представляет коммерческий интерес и зачастую скрываются, тем не менее, проведя анализ имеющихся данных, можно сделать вывод, что исследования проводятся преимущественно в следующих направлениях:

- ◆ оперативная диагностика состояния нефтепромыслового оборудования с прогнозированием возможного развития ситуации;
- ◆ разведка параметров нефтеносных пластов с целью определения оптимального места и параметров бурения;
- ◆ подбор оборудования и поиск оптимального места для его размещения в рамках комплекса добывающей установки;
- ◆ выявление порывов и несанкционированных врезок в магистральных нефтепроводах;
- ◆ прогнозирование значения дебита и динамического уровня жидкости в скважине;
- ◆ управление рисками промышленного процесса.

Применение нейросетевых методов и алгоритмов для решения производственных задач нефтегазодобывающей отрасли осложняется рядом проблем, важнейшими из которых являются:

высокая зашумленность данных, используемых для обучения нейронной сети, связанная со сбоями телеметрического оборудования, а также ошибок, возникших в ходе передачи данных по каналам связи;

противоречивость входных данных (часто незначительно отличающиеся или идентичные показания по анализируемому параметрам соответствуют различным режимам функционирования объекта или протекания процесса);

высокое время обучения нейронной сети.

Для решения данных проблем предложен и внедрен в производство ряд новых методов нейросетевой обработки информации.

Для преодоления проблемы зашумленности и противоречивости данных, а также сокращения временных затрат на обучение нейронной сети, предложен *метод нейросетевой интерпретации жестких правил о функционировании нефтегазового технологического объекта (процесса) управления* [3].

Метод представляет собой последовательность операций при вычислении логического выражения с применением формируемой в автоматизированном режиме нейронной сети, анализирующей входные параметры.

Каждое жесткое правило представляется в виде обученной нейронной сети с пороговой функцией активации. В условиях поставленной задачи применяется нейронная сеть с тремя скрытыми слоями. Такая архитектура нейронной сети позволяет разграничивать области любой сложности [7]. Подробно метод нейросетевой интерпретации априорных жестких правил описан в [3].

Основным преимуществом предложенного метода нейросетевой интерпретации априорных жестких правил о функционировании нефтегазового объекта (процесса) является возможность его применения в качестве эффективного метода кластеризации, с одной стороны, и метода классификации состояний в режиме реального времени – с другой. Фактически данный метод совмещает точность распознавания, присущую жестким продукционным моделям и высокую скорость нейросетевой обработки информации.

Группа нейронных сеть с пороговой функцией активации стала основой подсистемы, названной "Нейроэксперт".

Для снижения времени обучения нейронной сети и повышения качества нейросетевой классификации предложен *метод обработки данных в нейросетевом модуле с применением параллельных нейропроектов*. Под нейропроектом следует понимать совокупность конфигурационных данных нейронной сети, обученной на распознавание какого-либо отдельно взятого признака.

Такая организация процедуры обучения и распознавания оперативных данных нейросетевым модулем, построенным в виде конечного множества нейропроектов, является эффективным и оправданным решением. Нейропроекты обучаются на "поиск своего признака" (обучение нейронной сети на выявление одного признака происходит значительно быстрее, чем на их множество), данные о режимах состоянии добывающего оборудования подаются на входы всех нейросетевых проектов, и параллельно обрабатываются.

Таким образом, в рабочем режиме нейросетевой модуль, построенный с применением предложенного метода, может определять в совокупности несколько типов одновременно возникающих неисправностей, что является объективной реальностью при эксплуатации нефтегазодобывающего комплекса.

Для повышения качества входных данных и достоверности принимаемого нейронной сетью решения разработан метод извлечения правил из нейронной сети. Метод основан на преобразованиях, обратных операциям метода нейросетевой интерпретации жестких правил функционирования нефтегазового объекта управления [3].

Применение новых методов нейросетевого анализа данных позволило разработать универсальную методику нейросетевого анализа телеметрических данных функционирования нефтегазового технологического объекта управления.

Внедрение результатов в нефтегазодобывающий производственный процесс. На основе предложенных методов и алгоритмов была разработана архитектура и программно реализована система поддержки принятия решений (СППР) операторов установок электроцентробежных насосов (УЭЦН) нефтедобывающих скважин на основе нейронных сетей, получившая название СППР "УЭЦН-НС".

Разработанная СППР выполняет функции оперативной диагностики состояния УЭЦН с целью своевременного определения неисправностей и сокращения отказов в работе погружного оборудования. В качестве "ядра" системы использованы нейросетевые методы обработки диагностической информации [2-5], [8-11].

Принципы параллельной обработки телеметрической информации позволили наделить систему высоким быстродействием, а также обеспечить высокое качество определения состояний сложного мехатронного объекта нефтегазодобычи.

Система поддержки принятия решений на основе нейронной сети оперирует данными, предоставляемыми системой сбора телеметрической информации «ОКО», организующей систематизацию и подготовку данных для анализа СППР (рис. 1).

Для выполнения функций в соответствии с категориями пользователей, определенными на этапе разработки системы, выделены 2 типа автоматизированных рабочих мест:

- ◆ автоматизированное рабочее место эксперта-технолога;
- ◆ автоматизированное рабочее место лица, принимающего решения.

Эксперт-технолог определяет общий список параметров для анализа УЭЦН и список возможных неисправностей, которые будут диагностироваться системой, также определяет группы параметров, по которым классифицируется каждый тип неисправности, и задает правила определения каждого типа неисправности.

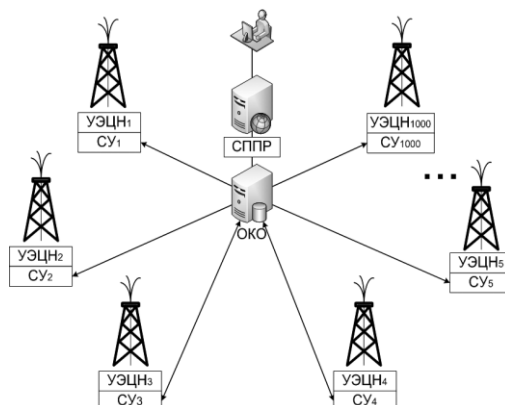


Рис. 1. СППР "УЭЦН-НС"

Сформированные правила поступают в подсистему "Нейроэксперт", и на их основе происходит классификация всего имеющегося массива информации по УЭЦН по режимам функционирования УЭЦН и по типам неисправностей согласно общему списку неисправностей, утвержденному экспертом-технологом. Эти предварительно обработанные данные образуют массив выборки обучающих примеров и используются для обучения нейронной сети.

В реальном масштабе времени данные, характеризующие работу УЭЦН, поступают через сервер приложений нефтяной компании (система «ОКО») на сервер приложений "УЭЦН-НС".

Результаты анализа данных системой «УЭЦН-НС» отображаются на автоматизированном рабочем месте лица, принимающего решения (ЛПР). При необходимости, ЛПР производит корректировку результатов анализа, сопровождая ее комментариями.

Откорректированные результаты поступают обратно на сервер приложений "УЭЦН-НС" и используются для переобучения нейронной сети.

Необходимо заметить, что в подсистеме "Нейроэксперт" определение отклонений и типов неисправностей производится по ограниченному числу параметров (для каждой неисправности характерен свой набор параметров, по которым она выявляется); но обучение нейронной сети, также как распознавание в режиме реального времени происходит с учетом всех параметров, влияющих на работу УЭЦН.

Такой принцип позволяет четко в режиме реального времени выявлять отклонения и предупреждать наступление аварийных ситуаций, а также в перспективе выявлять новые неизвестные априори закономерности между комбинациями параметров и режимами работы УЭЦН.

Выводы. Рассмотрен новый подход к решению актуальной научно-технической задачи разработки методов и средств обработки оперативных данных о функционировании нефтегазодобывающего технологического объекта управления на основе применения технологии искусственных нейронных сетей.

На основе данного подхода реализован комплекс программного обеспечения системы поддержки принятия решений операторов установок электроцентробежных насосов на основе нейронной сети (СППР "УЭЦН-НС").

Разработанная система успешно внедрена в промышленную эксплуатацию в ОАО "Сургутнефтегаз". За период промышленной эксплуатации при помощи СППР "УЭЦН-НС" было выявлено несколько десятков неисправностей в работе погружного оборудования, что позволило избежать отказов УЭЦН и, соответст-

венно, убытков, обусловленных затратами на ремонт оборудования. Также внедрение СППР "УЭЦН-НС" в производственные процессы позволило уменьшить время обработки диагностической информации в 5-6 по сравнению с ранее использовавшейся системой анализа данных.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Толстоусов А.* Взгляд на рынок / А. Толстоусов. Режим доступа: [http://www.grandscapital.ru/markets/27/ 30.09.2010]
2. *Коровин Я.С.* Принципы построения мультинейроагентных систем поддержки принятия решения для управления технологическими процессами нефтегазодобывающих предприятий / Галуев Г.А., Коровин С.Я., Коровин Я.С. // *Нейрокompьютеры. Разработка и применение.* – М.: Изд-во "Радиотехника" – 2006. – № 4-5. – С. 116-122.
3. *Коровин Я.С.* Система поддержки принятия решений по контролю состояния УЭЦН на основе нейронной сети: архитектура, реализация, перспективы / Коровин Я.С. // *Нефтяное хозяйство.* – Изд-во "Нефтяное хозяйство", 2007. – № 1. – С. 80-85.
4. *Korovin Y.S.* Intellectual decision adoption support systems for technological processes management in oil/gas production industry on the basis of neuronetwork and multiagent technologies usage / Galuyev G.A., Korovin S.Y., Korovin Y.S. // *Optical Memory and Neural Networks.* – New York, USA, "Allerton Press" – 2006. – № 3. – P. 179-185.
5. *Korovin Y.S.* Oil & Gas Production Enterprises Technological Processes Management On The Multineuroagent Decision Adoption Support System Basis / Galuyev G.A., Korovin S.Y., Korovin Y.S., Matveev S.N. // *Optical Memory and Neural Networks.* – New York, USA, "Allerton Press", 2006. – № 4. – P. 150-157.
6. *Петровский А.Б.* Компьютерная поддержка принятия решений: современное состояние и перспективы развития / Петровский А.Б. // *Системные исследования. Методологические проблемы.* Ежегодник / Под ред. Д.М. Гвишиани, В.Н. Садовского. – М.: Эдиториал УРСС, 1996. – № 24. – С. 146-178.
7. *Каллан Роберт.* Основные концепции нейронных сетей / Пер. с англ. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2003. – 288 с.
8. *Галуев Г.А., Коровин Я.С.* Мультинейроагентная система поддержки принятия решений для управления технологическими процессами нефтегазодобывающих предприятий // *Известия ТРТУ.* – 2005. – № 10 (54). – С. 108-115.
9. *Коровин Я.С.* Методика определения типов неисправностей в работе технологического оборудования нефтегазодобывающих предприятий и ее нейросетевая реализация / Коровин Я.С., Шипика А.В. // *Материалы Второй Международной научной молодежной школы "Нейроинформатика и системы ассоциативной памяти".* – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2006. – С. 158-161.
10. *Коровин Я.С.* Особенности внедрения системы поддержки принятия решений по контролю состояния установок электроцентробежных насосов на основе нейронной сети: практические результаты, перспективы развития // *Известия ТРТУ.* – 2007. – № 1 (73). – С. 82-88.
11. *Коровин Я.С.* Нейросетевой подход к управлению мехатронным комплексом технологического оборудования нефтегазодобывающей отрасли / Коровин Я.С. // *Сб. материалов Международной научно-технической выставки-конгресса "Мехатроника и робототехника" (Мир-2007).* – СПб., 2007. – С. 81-83.

Ткаченко Максим Геннадьевич

Научно-исследовательский институт многопроцессорных вычислительных систем им. А.В. Каляева Южного Федерального Университета.

E-mail: TkachenkoMG@yandex.ru.

347928, г. Таганрог, ул. Чехова, д. 2.

Тел.: 88634315941.

Программист.

Коровин Яков Сергеевич

E-mail: korovin_yakov@mail.ru.

Заведующий лабораторией.

Tkachenko Maxim Gennadievich

Scientific Research Institute of Multiprocessor Computer Systems Southern Federal University.

E-mail: TkachenkoMG@yandex.ru.

2, Chehov Street, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: +78634315941.

The Programmer.

Korovin Yakov Sergeevich

E-mail: korovin_yakov@mail.ru.

Head the Laboratory.

УДК 519.7

С.Е. Бублей

ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОНЕЧЕТКИХ СИСТЕМ ДЛЯ ЗАДАЧ УПРАВЛЕНИЯ

Рассмотрены алгоритмы обучение нейронных систем в условиях отсутствия априорной информации. Приведены схемы алгоритмов. Определены условия их применения и существующие недостатки. Рассмотрены генетические алгоритмы. Приведены определения операторов генетических алгоритмов. Предложен генетический алгоритм для обучения адаптивной автоматной системы управления.

Обучение; генетические алгоритмы.

S.E. Bublely

RESEARCH OF ALGORITHMS OF TRAINING OF NEURAL INDISTINCT SYSTEMS FOR MANAGEMENT PROBLEMS

Algorithms training of neural systems in the conditions of absence of the aprioristic information are considered. Schemes of algorithms are resulted. Conditions of their application and existing lacks are defined. Genetic algorithms are considered. Definitions of operators of genetic algorithms are resulted. The genetic algorithm for training of an adaptive automatic control system is offered.

Training; genetic algorithms.

Известны алгоритмы обучение нейро-нечетких систем (ННС): алгоритм обратного распространения ошибки [1,2]; эволюционный гибридный алгоритм [3,2]; алгоритм обучения Хэбба [4]. Рассмотрим эти алгоритмы.

Рассмотрим алгоритм обратного распространения ошибки применяется для многослойных ННС. Имеется множество входов x_1, \dots, x_n , множество выходов и множество внутренних узлов. При описании ННС все узлы определены числами от 1 до L . Определим $w_{i,j}$ – вес линии, соединяющей i -й и j -й узлы, а через y_i – выход i -го узла. Если в системе известен результат обучения, то функция ошибки, полученная по методу наименьших квадратов, определится выражением:

$$w_i^m(t+1) = w_i^m(t) - \eta \frac{\partial e_r^{(m)}}{\partial y_k^{(m)}} \Big|_{(t)}, \quad (1)$$

где w_i^m – вес i -го нейрона m -го слоя; η – множитель, задающий скорость обучения, $0 < \eta < 1$; e – среднеквадратическая ошибка обучения r -го множества m -го слоя; y – выходное воздействие. Структура алгоритм обратного распространения ошибки при обучении ННС показана на рис. 1.