

5. Тареев, Б. Н. Физика диэлектрических материалов [Текст] / Б. Н. Тареев. – М.: Энергоиздат, 1982. – 320 с.
6. Сандуляк, А. В. Магнитофильтрационная очистка жидкостей и газов. [Текст] / А. В. Сандуляк. – М.: Химия, 1988. – 137 с.
7. Смоленский, Г. А. Сегнетоэлектрики и антисегнетоэлектрики [Текст] / Г. А. Смоленский. – Л.: Наука, 1971. – 476 с.
8. Separator for separating fluid media fromminu teparticles of impurities [text] / Sandulyak A., Garaschenko V., Yatskov N. – Patent 4492633 (USA), 1985.
9. Сандуляк, А. В. Использование сегнетоэлектрических насадок для очистки от высокодисперсных примесей [Текст] / А. В. Сандуляк, В. Л. Дахненко // Химическая технология. – 1986. – № 4. – С. 38–44.
10. Ребиндер, П. А. Избранные труды. Поверхностные явления в дисперсных системах [Текст] / П. А. Ребиндер. – М.: Наука, 1978. – 368 с.

References

1. Dacko, T. J., Zelentsov, V. I. (2009). Dependence of surface charge and adsorption of fluorine γ -aluminum oxygens from temperature solution. Electronic processing of materials, 5, 65–73.

2. Ardizzzone, S., Bianchi, C. (1999). Electrochemical features of zirconia polymorphs. The interplay between structure and surface OH species. Journal of Electroanalytical Chemistry, 465 (2), 136–141. doi: 10.1016/S0022-0728(99)00069-8
3. Duhyn, S. (1976). Conductivity and electrokinetic properties of the dispersion-systems. The scientific opinion, 194.
4. Kulski, L., Grabanyuk, V., Savchuk, O. (1987). Electrochemistry in the process of water purification. Tehnika, 324.
5. Tareev, B. (1982). Physics of dielectric materials. Energoizdat, 320.
6. Sandulyak, A. V. (1988). Magnetic filtration purification of liquids and gases. Chemistry, 137.
7. Smolensky, G. (1971). Ferroelectrics and antiferroelectrics. Nauka, 476.
8. Sandulyak, A., Garaschenko, V., Yatskov, N. (1985). Separator for separating fluid media fromminu teparticles of impurities. Patent 4492633 (USA).
9. Sandulyak, A., Dahlenko, V. (1986). Using Ferroelectric nozzles for cleaning vysokodispers-impurities. Hymycheskaya technology, 4, 38–44.
10. Rebinde, P. (1979). Favourites Proceedings. Surface phenomena in disperse systems. Kolloidnaya chemistry. Science, 368.

*Рекомендовано до публікації д-р техн.наук Корнієнком Я. М.
Дата надходження рукопису 22.05.2015*

Дахненко Валерій Леонідович, кандидат технічних наук, доцент, кафедра машин і апаратів хімічних та нафтопереробних виробництв. Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», пр. Перемоги, 37, м. Київ, Україна, 03056
E-mail: dvl2@meta.ua

УДК 681.5.015:628.21

DOI: 10.15587/2313-8416.2015.43328

СИСТЕМА НЕЧЕТКО-НЕЙРОННОГО УПРАВЛЕНИЯ КАНАЛИЗАЦИОННОЙ НАСОСНОЙ СТАНЦИЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ

© В. Н. Кузнецов, В. С. Есилевский, С. В. Дядюн, А. В. Белогурова

Рассмотрена система управления канализационной насосной станцией с регуляторами на основе нейронной сети с нечеткой логикой. Разработаны лингвистические правила для регулятора на основе нечеткой логики, поддерживающего уровень стоков в приемном резервуаре в заданных пределах. Показано применение генетических алгоритмов для обучения нейронной сети

Ключевые слова: генетический алгоритм, управление, нейронная сеть, система водоснабжения, насосная станция

It is considered the system of management of sewage pumping station with regulators based on a neuron network with fuzzy logic. Linguistic rules for the controller based on fuzzy logic, maintaining the level of effluent in the receiving tank within the prescribed limits are developed. The use of genetic algorithms for neuron network training is shown

Keywords: genetic algorithm, control, neural network, water supply system, pumping station

1. Введение

Решение задач энергосберегающего управления технологическими объектами, вообще, и насосными агрегатами на канализационных насосных станциях, в частности, в последнее время часто рассматривается с точки зрения использования нечеткой логики [1]. Такой подход дает положительные результаты в случае, когда исходное описание системы является неточным или неполным, что соответствует характеристике рассматриваемой задачи. Попытка

решения этой задачи классическими методами приводит к задачам большой размерности с неточно определенными параметрами, что может сделать систему управления неэффективной.

2. Анализ литературных данных и постановка проблемы

Проектирование систем управления на основе нечеткой логики предполагает использование правил вывода, которые заранее подготовлены в результате

общения с экспертами. Правила вывода включают в себя числовые значения параметров их срабатывания, которые не могут быть точно установлены заранее. Эти проблемы не являются специфическими для выбранного подхода. Такие же проблемы существуют и в классической схеме проектирования систем управления и относятся к классу задач идентификации параметров объекта и системы.

Постановка задачи построения регуляторов с автоматической адаптацией приводит к использованию методов искусственного интеллекта на основе технологий нейронных сетей, что было применено авторами для решения задачи управления насосными станциями в [2].

При этом остается проблема обучения нейронной сети, которую в данной работе предлагается решать для системы управления насосной канализационной станцией при помощи генетических алгоритмов, что позволяет улучшить качество обучения нейронной сети за счет известных преимуществ генетических алгоритмов с точки зрения поиска глобального минимума [3]. Как известно, генетический алгоритм – это поисковый алгоритм для задач оптимизации, имитирующий механизмы естественного отбора в природе.

3. Нечетко-нейронное управление канализационными насосными станциями

В данной работе рассматривается один из аспектов разработки системы нечетко-нейронного управления канализационными насосными станциями, предложенной авторами в [2]. Приведем некоторые результаты этой работы, которые необходимы для понимания обсуждаемой проблемы использования генетических алгоритмов.

Автоматика большинства канализационных насосных станций работает по следующему принципу. При достижении определенного уровня в накопительном резервуаре включают один насосный агрегат; если уровень воды в резервуаре продолжает возрастать и достигает другой отметки, то в работу включается еще один насосный агрегат и т. д. Через определенное время, когда вода из резервуара откачивается полностью, насосные агрегаты отключаются. Такая система приводит к нерациональному использованию электроэнергии, и в определенных ситуациях к чрезмерно частому включению либо слишком длительной работе насосных агрегатов, а также застою воды в резервуаре.

Формальная математическая постановка задачи приводит к оптимизационной задаче относительно суммарного расхода электроэнергии по всем насосным агрегатам с ограничениями (время застоя воды в резервуаре не должно превышать предельно допустимую норму, частота включений насосных агрегатов не должна превышать заданную). Предлагаемое решение основано на построении регулятора, использующего лингвистические правила управления, предварительно полученные от экспертов. Предложенный подход был исследован на имитационных моделях и дал положительный эффект.

Недостатком систем нечеткого регулирования является невозможность автоматической адаптации и обучения. Для решения этой проблемы предлагается воспользоваться подходом на основе нейронных сетей. При этом система нечеткого управления представляется в форме многослойной нейронной сети с четырьмя слоями (рис. 1).

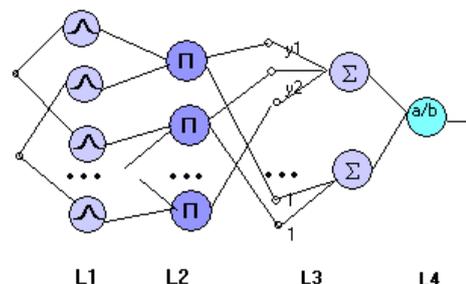


Рис. 1. Схема нейросетевой реализации модуля нечеткого управления

Количество элементов первого слоя определяется количеством входных элементов и правил и равно произведению количества входных переменных на количество нечетких правил. Конфигурация связей второго слоя соответствует базе правил, а мультипликаторы – блоку вывода. Третий и четвертый слои представляют собой реализацию блока дефазификации в терминах нечеткого управления.

Полученная схема представляет собой многослойную сеть, основанную на нечетком выводе. Поэтому ее можно обучать так же, как и обычную нейронную сеть, если использовать обобщенный алгоритм обратного распространения ошибки [3]. Для этого необходима обучающая выборка в виде пар: входной вектор – эталонный выходной сигнал, которая может быть получена при наблюдении за реальной работой насосной станции.

Обучение нейронной сети связано с поиском оптимальных весовых коэффициентов сети. Для многослойных сетей методом решения этой задачи является, как правило, алгоритм обратного распространения ошибки, который сводится к поиску точек с минимумом ошибки на многомерной поверхности весовых коэффициентов. Основной проблемой является низкая скорость сходимости алгоритма и возможность попадания в ловушки локальных минимумов.

Для борьбы с этими проблемами нейронных сетей предлагается использовать генетические алгоритмы.

4. Основные понятия теории генетических алгоритмов

Генетические алгоритмы служат, главным образом, для поиска решений в многомерных пространствах поиска и основаны на математической модели естественного отбора и используют биологическую терминологию для описания математических методов и объектов.

Поисковый алгоритм оптимизационной задачи, называемый генетическим алгоритмом, требует предварительно определить целевую функцию приспособленности для особой популяции, задать

начальные условия (определить начальную популяцию), и выполнить в цикле до выполнения условия останова итерационную процедуру, включающую следующие шаги: скрещивание, мутацию, вычисление целевой функции для всех особей, селекцию нового поколения. Искомая точка представляется в двоичном виде, расположение 0 и 1 в котором интерпретируется как значение гена в хромосоме.

Скрещивание – это операция, при которой из двух хромосом порождается одна или несколько новых хромосом. Оно моделирует размножение внутри популяции. Для этого, случайно отбирается несколько пар особей, происходит скрещивание между хромосомами в каждой паре, а полученные новые хромосомы переходят в популяцию нового поколения. После этой операции выполняются операторы мутации. В строке, к которой применяется мутация, каждый бит с заданной вероятностью изменяется на противоположный. Мутация – это преобразование хромосомы, которое случайно изменяет одну или несколько ее позиций (генов). Наиболее распространенный вид мутаций – случайное изменение только одного из генов хромосомы. Популяция, полученная после мутации, подвергается отбору в соответствии с целевой функцией. Отбор гарантирует, что будут выживать лучший или лучшие члены популяции. Популяция следующего поколения в силу отбора обладает в среднем более высокой приспособленностью в смысле целевой функции.

5. Использование генетического алгоритма для обучения нейронной сети

Подход, основанный на использовании генетического алгоритма для обеспечения работы нейронной сети, может включать следующие основные направления [3]:

- применение генетического алгоритма для подбора параметров, используемых нейронной сетью;
- применение генетического алгоритма для подбора правила обучения либо параметров, управляющих обучением нейронной сети
- применение генетического алгоритма для анализа нейронной сети

В данной работе эволюционный подход используется для обучения нейронных сетей и состоит из двух основных этапов. Первый этап включает выбор схемы представления весов связей. Он определяет, можно ли кодировать эти веса двоичными последовательностями или требуется какая-то другая форма. На втором этапе уже осуществляется сам процесс эволюции, основанный на генетическом алгоритме.

На первом этапе необходимо выбрать между бинарным представлением и кодированием весов действительными числами. Обычно альтернативой двоичному коду выступает логарифмическое кодирование или другие более сложные формы записи данных, например, матричное представление [4]. Основным ограничением является точность представления весов. Если особь представлена короткой хромосомой, то обучение происходит очень медленно. Если же используются слишком длинные хромосомы, то для нейронных сетей большой размерности алгоритм

становятся нерационально трудоемким. В данной работе использовалось задание значений весов действительными числами.

На втором, вычислительном этапе непосредственно используется эволюционный алгоритм. Исходный набор хромосом содержит специфическим способом закодированное множество весов нейронной сети. Сердцевиной алгоритма является применение генетических операторов: скрещивания особей в соответствии с их приспособленностью и мутации для получения нового поколения. После выполнения очередного шага алгоритма происходит декодирование каждой особи нового поколения для восстановления множества весов и конструирование соответствующей этому множеству нейронной сети. В качестве целевой функции выбирается среднеквадратичная погрешность между фактическими и заданными значениями на всех выходах сети при подаче на ее входы обучающих образов. Эта погрешность определяет приспособленность особи.

В соответствии с предложенным алгоритмом были рассчитаны веса для нейронной сети, реализующей регулятор нечеткого вывода. При этом считаются заданными и остаются неизменными архитектура сети, определяющая количество слоев, число нейронов в каждом слое и топологию межнейронных связей, а также правило обучения сети. Приспособленность каждой особи (генотипа) оценивается значением среднеквадратичной погрешности, рассчитанной по соответствующей этой особи нейронной сети.

В использованном алгоритме эволюционного обучения в отличие от метода обратного распространения ошибки, где веса изменяются после обработки сети каждой обучающей пары, реализуется режим задержанного обучения, при котором значения весов изменяются только после предъявления сети всех обучающих образов (одной эпохи полностью).

6. Выводы

Применение генетических алгоритмов в сочетании с теорией нечетких множеств и теорией нейронных сетей для управления насосными агрегатами водопроводения показали перспективность такого подхода.

Имитационное моделирование показало, что регулятор на основе нечеткой логики обладает рядом преимуществ перед классическими регуляторами, позволяя учитывать трудно формализуемые ограничения и правила. Использование в конструкции системы нечеткого регулирования нейросетевой модели позволяет добавить свойство адаптивности и обучаемости, тонко настраиваемое с помощью эволюционного подхода.

Нечетко-нейронный регулятор для управления канализационными насосными агрегатами – перспективный по эффективности и безопасности способ управления насосными станциями, а генетические алгоритмы позволяют расширить класс решаемых при этом задач искусственного интеллекта.

Литература

1. Есилевский, В. С. Минимизация энергозатрат на управление насосными станциями путем использования

регуляторов с нечеткой логикой [Текст] / В. С. Есилевский, В. Н. Кузнецов, Л. В. Уварова // «Сантехника» Водоснабжение. Водоотведение. – 2009. – № 1. – С. 64–70.

2. Есилевский, В. С. Система нечетко-нейронного управления канализационными насосными станциями. [Текст] / В. С. Есилевский, В. Н. Кузнецов // Международный конгресс «Вода: экология и технология» ЭКВАТЕК – 2012. – Москва, Россия, 2012.

3. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы [Текст] / Д. Рутковская, М. Пилинский, Л. Рутковский. – М., Горячая линия. Телеком, 2004. – 452 с.

4. Siddique, N. H. Computational intelligence : synergies of fuzzy logic, neural networks, and evolutionary computing [Text] / N. H. Siddique. – Chichester, West Sussex, United Kingdom: John Wiley & Sons Inc., 2013. – 517 p.

5. Кузнецов, В. Н. Автоматизация управления трубопроводными транспортными системами металлургических предприятий. [Текст] / В. Н. Кузнецов. – Старый Оскол, «ТНТ», 2008.

6. Есилевский, В. С. Нейросетевая система идентификации состояния бетонных коллекторов по цифровому изображению [Текст] / В. С. Есилевский, В. Н. Кузнецов, А. Ю. Келепко // «Вода: экология и технологии». ЭКВАТЕК-2008. – Москва, Россия, 2008.

7. Хайкин, С. Нейронные сети – полный курс [Текст] / С. Хайкин. – Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

8. Евдокимов, А. Г. Моделирование и оптимизация потокораспределения в инженерных сетях [Текст] / А. Г. Евдокимов, А. Д. Тевяшев, В. В. Дубровский. – М: Стройиздат, 1990. – 368 с.

9. Дядюн, С. В. Идентификация параметров насосных станций трубопроводных систем [Текст] / С. В. Дядюн // В сб. "АСУ и приборы автоматизации", Харьков, ХНУРЭ. – 2001. – № 116. – С. 96–104.

10. Дядюн, С. В. Выбор оптимальных комбинаций агрегатов насосной станции городского водопровода

[Текст] / С. В. Дядюн // Коммунальное хозяйство городов. – 1992. – № 1. – С. 63–70.

References

1. Esilevskiy, V. S., Kuznetsov, V. N., Uvarova, L. V. (2009). Minimizatsiya energozatrat na upravlenie nasosnyimi stantsiyami putem ispolzovaniya regulyatorov s nechetkoy logikoy. «Santehnika» Vodospabzhenie. Vodootvedenie, 1, 64–70.

2. Esilevskiy, V. S., Kuznetsov, V. N. (2012). Sistema nechetko-neyronnogo upravleniya kanalizatsionnymi nasosnyimi stantsiyami. Mezhdunarodnyy kongress «Voda: ekologiya i tehnologiya» EKVATEK-2012. Moscow.

3. Rutkovskaya, D., Pilinskiy, M., Rutkovskiy, L. (2004). Neyronnyie seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 452.

4. Siddique, N. H. (2013). Computational intelligence : synergies of fuzzy logic, neural networks, and evolutionary computing. Chichester, West Sussex, United Kingdom: John Wiley & Sons Inc., 517.

5. Kuznetsov, V. N. (2008). Avtomatizatsiya upravleniya truboprovodnyimi transportnyimi sistemami metallurgicheskikh predpriyatiy. Staryiy Oskol, «TNT».

6. Esilevskiy, V. S., Kuznetsov, V. N., Kelepko, A. Yu. (2008). Neyrossetevaya sistema identifikatsii sostoyaniya betonnykh kollektorov po tsifrovomu izobrazheniyu. «Voda: ekologiya i tehnologii». EKVATEK-2008. Moscow.

7. Haykin, S. (2006). Neyronnyie seti polnyiy kurs. Izdatelskiy dom «Vilyams», 1104.

8. Evdokimov, A. G., Tevyashev, A. D., Dubrovskiy, V. V. (1990). Modelirovanie i optimizatsiya potokoraspredele-niya v inzhenernykh setyah. Moscow: Stroyizdat, 368.

9. Dyadyun, S. V. (2001). Identifikatsiya parametrov nasosnykh stantsiy truboprovodnykh sistem. V sb. "ASU i priboryi avtomatiki", Harkov, HNURE, 116, 96–104.

10. Dyadyun, S. V. (1992). Vyibor optimalnykh kombi-natsiy agregatov nasosnoy stantsii gorodskogo vodoprovoda. Kommunalnoe hozyaystvo gorodov. – Kiev: Tehnka, 1, 63–70.

Дата надходження рукопису 18.05.2015

Кузнецов Владлен Николаевич, доктор технических наук, профессор, кафедра автоматизации и систем управления, Старооскольский технологический институт им. А. А. Угарова (филиал) федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Национальный исследовательский технологический университет «МИСиС» (СТИ НИТУ «МИСиС»), 42, Микрорайон Макаренко, г. Старый Оскол, Белгородская обл., Россия, 309516

E-mail: vnk1937@mail.ru

Есилевский Валентин Семенович, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры, кафедра прикладной математики, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, пр. Ленина, 14, г. Харьков, Украина, 61000

E-mail: yes@kture.kharkov.ua

Дядюн Сергей Васильевич, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры, кафедра прикладной математики и информационных технологий, Харьковский национальный университет городского хозяйства им. А. Н. Бекетова, ул. Революции, 12, г. Харьков, Украина, 61 002

E-mail: daulding@mail.ru

Белогурова Анна Викторовна, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры, кафедра прикладной математики и информационных технологий, Харьковский национальный университет городского хозяйства им. А. Н. Бекетова, ул. Революции, 12, г. Харьков, Украина, 61 002

E-mail: 26ann@ukr.net