

УДК 0.48+628.16.087+631.171:636.5

НЕЙРОСЕТЕВОЙ БЛОК ПОДДЕРЖКИ АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ КОМБИНИРОВАННЫМИ СИСТЕМАМИ ВОДООЧИСТКИ

В. Н. ШТЕПА

Учреждение образования «Полесский государственный университет», г. Пинск, Республика Беларусь

Введение

«Водная стратегия Республики Беларусь на период до 2020 года» в главе 20 «Стратегические цели, приоритетные направления» ставит задачу реализации комплекса мер, включающих мероприятия по: внедрению наилучших технических методов очистки сточных вод; снижению загрязнения поверхностных и подземных вод при добыче полезных ископаемых; развитию технического регулирования в области очистки сточных вод.

Один из ключевых аспектов повышения рационального водопользования – повторное использование сточных вод в технологических процессах. Однако реализация такого подхода возможна только в случае качественной очистки водных растворов.

Предельно-допустимые концентрации (ПДК) загрязнителей на реальных объектах можно достигнуть, исключительно объединяя в один комплекс разные методы [1]: механические (являются наиболее дешевыми и применяются для выделения взвесей); химические (используются для нейтрализации в сточных водах неорганических примесей); физико-химические (используются для фильтрации грубо- и мелкодисперсионных частиц, удаления коллоидных примесей и растворенных соединений); биологические (используются для очистки от органических соединений).

Очевидно, что реализация соответствующего комплекса технических средств возможна только с использованием систем управления. Однако такая задача с точки зрения практического создания на реальных промышленных объектах является сложной, что вызвано [1]:

– отсутствием необходимого спектра измерительных приборов, работающих в режиме реального времени в агрессивных средах на протяжении долгого времени (таких измерительных комплексов не более десяти – при потребности в контроле качества воды по десяткам параметров);

– многофакторностью входных параметров при их нестационарных и нелинейных характеристиках;

– возможностью неконтролируемого изменения свойств объекта управления: например, в результате био-физико-химических процессов в самой системе водоочистки существует высокая вероятность синтеза новых загрязнителей, которых не было в сточных водах.

Целью исследования является создание нейросетевого блока поддержки управления комбинированными системами водоочистки в составе модулей фильтрации входных сигналов и формирования в режиме реального времени классов качества входной воды с целью обеспечения адаптивности регулирования и возможности прогнозирования параметров соответствующих технологических процессов.

Постановка задач

Для достижения цели сформулированы следующие задачи исследований:

- анализ функциональных характеристик технических средств измерения качества воды при их работе на реальных объектах;
- апробация использования преобразования Гильберта–Хуанга для очистки от технологических шумов информации, которая передается с технических средств измерения качества воды;
- синтез нейронной сети Кохонена для адаптивного формирования классов качества водоочистки и энергозатратности процессов;
- разработка архитектуры нейросетевого блока поддержки адаптивного управления комбинированными системами водоочистки.

Фильтрация входных сигналов

При создании и исследовании нейронных сетей одна из ключевых задач – адекватность данных учебных выборок. Для информационно-измерительных блоков систем очистки сточных вод данная проблема стоит достаточно остро.

Например, основной трудностью, возникающей при эксплуатации датчиков мутности, являются паразитные отложения на прозрачных окнах излучателей и фотоприемников, которые постепенно накапливаются и приводят к искажениям результатов и метрологическому отказу. При этом доступ к датчикам часто затруднен или невозможен без остановки технологического процесса, а их обслуживание может быть сопряжено со значительными материальными, временными и трудовыми затратами. Также мутномеры, включая ультразвуковые приборы, рассчитаны на определенный достаточно узкий диапазон концентраций. Для широкодиапазонных измерений мутности требуется адаптивная перестройка параметров мутномера и алгоритма его работы, что может потребовать остановку системы водоочистки.

С целью улучшения функциональных характеристик и продления срока эксплуатации предлагается проводить фильтрацию входного сигнала с использованием преобразования Гильберта–Хуанга (ННТ) [2]. Традиционные методы анализа данных предназначены, как правило, для линейных и стационарных сигналов и систем. Вместе с тем очевидно, что многие информационные каналы, в том числе в системах водоочистки, не отвечают таким начальным требованиям, однако фильтрация является обязательным условием дальнейшей обработки данных. Именно поэтому необходимо формирование адаптивного базиса, который функционально зависит от содержательной составляющей самого сигнала и не будет предварительно выбранным и неизменным, как в классических подходах. Таким требованиям отвечает преобразование Гильберта–Хуанга, под которым понимают метод частотно-временного анализа на основе эмпирической модовой декомпозиции (EMD) нелинейных и нестационарных процессов и гильбертово-спектральный анализ (HSA) [2].

В целом метод EMD базируется на предположении, что любой набор данных содержит различные режимы колебательных процессов. Каждый из таких колебательных режимов может быть представлен функцией внутренней моды (IMF) с соответствующими ограничениями: количество экстремумов и количество нулевых пересечений функции должны быть равными или отличаться не более чем на единицу; в любой точке функции среднее значение огибающих кривых, определенных локальными экстремумами, должно быть равно 0.

То есть IMF представляют собой колебательные режимы, вместо постоянных амплитуды и частоты используются сменные амплитуда и частота, как функции времени.

Суть EMD заключается в последовательном (итерационном) установлении функций эмпирических мод $c_j(t)$ и остатков $r_j(t) = r_{j-1}(t) - c_j(t)$, где $j = 1, 2, 3, \dots, n$ при $r_0 = y(t)$. Результатом разложения будет представление сигнала в виде суммы модовых функций и конечного остатка [2]:

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t), \quad (1)$$

где n – количество эмпирических мод, которое устанавливается в расчетах.

Для исследования возьмем экспериментальные данные с предприятия «КийПром-Инвест Групп», где информационно-измерительным прибором был «ИКО-17» и регистрировались показания концентрации взвесей в сточных водах мясоперерабатывающего цеха.

Исследуемый отрезок составил 7089 значений (измерения проводились на протяжении 2 сут). Была осуществлена его центровка относительно среднеарифметического значения – 1247 мг/л.

Используя известную методику [3], провели фильтрацию входного сигнала концентрации взвесей в сточных водах (рис. 1):

1) идентификация локальных экстремумов сигнала $y(k)$ и группировка их в массивы векторов координат и соответствующих амплитудных значений;

2) вычисление верхней и нижней огибающих сигнала $y(k)$ по выделенным максимуму и минимуму;

3) расчет функции средних значений $m_1(k)$ и нахождения первого приближения к первой функции моды IMF:

$$h_1(k) = y(k) - m_1(k); \quad (2)$$

4) повторение шагов 1–3, принимая вместо $y(k)$ функцию $h_1(k)$, и нахождение второго приближения к первой функции моды IMF – функцию $h_2(k)$:

$$h_2(k) = h_1(k) - m_2(k). \quad (3)$$

Аналогично рассчитываются и последующие приближения к первой функции моды IMF. Критерием остановки итераций (i) может быть нормализованная квадратичная разница между двумя последовательными операциями приближения:

$$\delta = \frac{\sum_k (h_{i-1}(k) - h_i(k))^2}{\sum_k (h_i(k))^2}. \quad (4)$$

Последнее значение $h_i(k)$ итераций принимается за высокочастотную функцию моды $c_1(k) = h_i(k)$ семейства IMF, которая входит в состав исходного сигнала. Это позволяет исключить $c_1(k)$ из состава сигнала и оставить в нем более низкочастотные составляющие:

$$r_1(k) = y(k) - c_1(k). \quad (5)$$

Функция $r_1(k)$ обрабатывается как новые данные по аналогичной с нахождением второй модовой функции IMF методике – $c_2(k)$:

$$r_2(k) = r_1(k) - c_2(k). \quad (6)$$

Тем самым достигается декомпозиция сигнала в n -модов эмпирическом приближении в сумме с остатком $r_n(k)$ (1). Остановка декомпозиции сигнала должна происходить при максимальном «выпрямлении» остатка, т. е. превращение его в тренд сигнала по интервалам задачи. Практически же процесс может прекращаться по следующим критериям: остаток $r_n(k)$ становится монотонной функцией без экстремумов; остатки $r_n(k)$ становятся несущественными по своим значениям или мощности сравнительно с сигналом; достигается предварительно заданная относительная среднеквадратичная погрешность реконструкции сигнала без учета остатка $r_n(k)$.

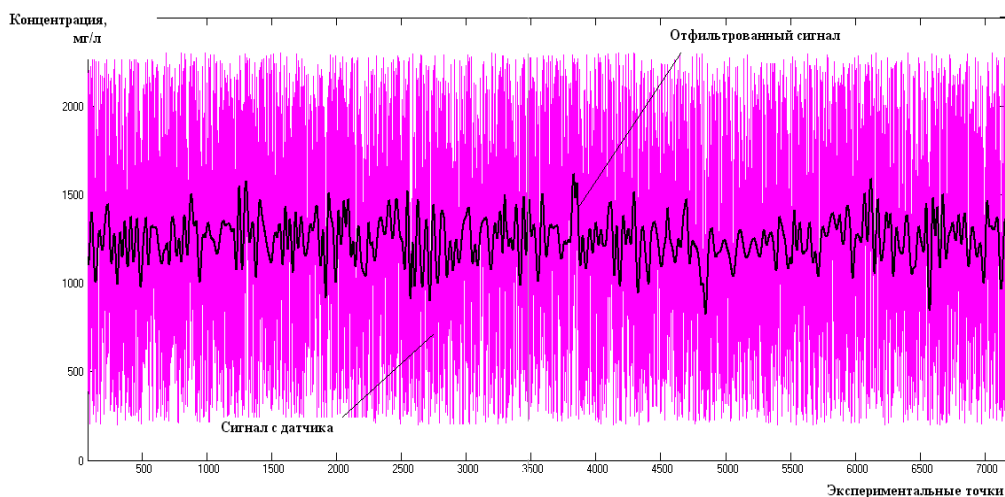


Рис. 1. Результаты фильтрации сигнала концентрации взвесей в сточных водах с использованием преобразования Гильберта–Хуанга (ошибка реконструкции сигнала – 2,04 %)

Анализ технологической информации с использованием нейронной сети Кохонена

Проведя фильтрацию сигналов с использованием методики преобразования Гильберта–Хуанга (рис. 1), можно передавать технологическую информацию на систему управления. Однако во время ее эксплуатации часто возникают ситуации, когда в результате изменения ранее исследованных технологических характеристик созданные математические модели теряют адекватность. То есть управляющее воздействие рассчитывается неверно, что может вызвать выход из строя узлов систем [4].

Для устранения такого методического недостатка предлагается использовать карту самоорганизации – Self-Organizing Maps (SOM). В них нейроны реализуются в узлах одномерной или двумерной решетки. Процесс конкурентного обучения базируется на избирательной настройке на различные входные образы, или классы входных образов. Положения нейронов-победителей конфигурируются относительно других.

Модель Кохонена относится к классу алгоритмов векторного кодирования. Она обеспечивает топологическое отображение, оптимально размещает фиксированное число векторов во входном пространстве более высокой размерности, обеспечивая сжатие данных [4].

Алгоритм самоорганизации состоит из следующих этапов [5]:

1) инициализация синаптических весов в сети (с использованием датчика случайных чисел);

2) конкуренция (*competition*): для любого входного образа и для всех нейронов сети вычисляется значение дискриминантной функции, это является основой конкуренции; нейрон с максимальным значением дискриминантной функции становится победителем;

3) кооперация: нейрон-победитель определяет пространственное расположение соседних возбужденных нейронов;

4) настройки весовых коэффициентов (адаптация): значение дискриминантной функции возбужденных нейронов увеличивается для данного образа путем настройки весовых коэффициентов. При адаптации отзыв нейрона победителя на близкий входной образ увеличивается.

Приняв, что сточные воды промышленного объекта не соответствуют нормативным требованиям по таким показателям (имеет место на многих предприятиях): биологическая потребность кислорода (БПК), pH, концентрации взвешенных частиц и нитратов. Для доведения сброса до ПДК можно применить [1]: биологическую очистку, электрокоагуляцию, электрокоррекцию pH, разделение продуктов коагуляции и флотации (рис. 2).

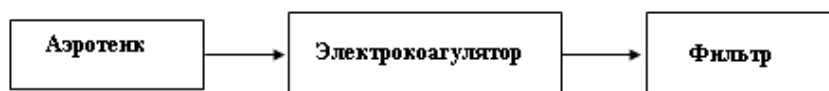


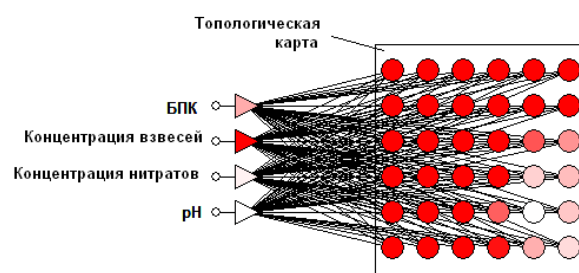
Рис. 2. Структура комплекса очистки сточных вод

Взяв отфильтрованные (1)–(4) данные экспериментальных исследований отдельных модулей комбинированной установки водоочистки [1, табл. 1, рис. 3], в пакете прикладных математических программ «Statistica» синтезировали и адекватно настроили (среднеквадратичная погрешность – 2,05 %) соответствующую нейронную сеть Кохонена (рис. 3).

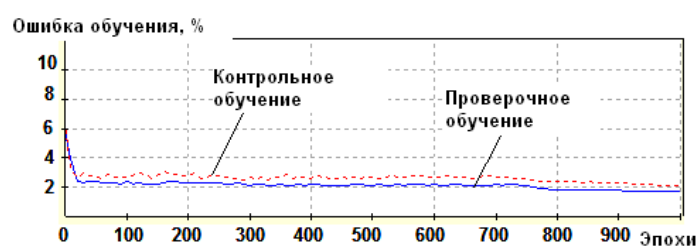
Таблица 1

Экспериментальные исследования водоочистки

БПК, г/м ³	pH	Концентрация взвесей, г/м ³	Концентрация нитратов, мг/л
350–500	5–9,5	500–3000	45–80



а)



б)

Рис. 3. Структурные и функциональные параметры сети Кохонена:
а – архитектура сети; б – обучение сети

Обучающая выборка содержала 680 наборов, осуществлялась проверка на наличие «переобучения».

С использованием алгоритма самоорганизации [4] получили 4 четко выраженных класса (табл. 2).

Результаты подтверждают целесообразность применения при синтезе систем управления нейронных сетей Кохонена, ключевое преимущество которых над аналогами заключается в функционировании в режиме реального времени при возможности создания классификационной математической модели с несколькими входными переменными «без учителя».

Практические задачи, которые может решать такая нейронная сеть при синтезе и функционировании систем управления водоочистительным оборудованием:

– адаптивное формирование классов параметров качества очистки сточных вод (например, на основе прогностических данных);

– адаптивное формирование классов финансовых затрат на энергетические ресурсы (например, исходя из рыночных прогнозов).

Таблица 2

Распределение классов параметров качества очистки сточных вод, полученных при применении нейронной сети Кохонена

Номер класса	БПК, г/м ³	pH	Концентрация взвесей, г/м ³	Концентрация нитратов, мг/л
Класс 1	345–349	6,5–6,7	550–561	46–55
Класс 2	398–403	6,7–7,1	558–701	73–78
Класс 3	430–447	6,9–7,8	865–904	59–64
Класс 4	453–481	7–8,3	873–910	52–73

Архитектура нейросетевого блока поддержки адаптивного управления комбинированными системами водоочистки

С учетом проверенной эффективности использования преобразования Гильберта–Хуанга (фильтрация сигналов) и анализа технологических параметров (нейронная сеть Кохонена) предлагается соответствующая архитектура блока поддержки адаптивного управления системами водоочистки (рис. 4), где информация с датчиков проходит фильтрацию и передается на анализ непосредственно в нейронную сеть Кохонена. Выходная с этого блока информация передается системе управления.

Задача блока: улучшить эффективность работы систем водоочистки путем обеспечения возможности работы в условиях размытости и неполноты информации относительно качества сточных вод.

Существующие системы управления водоочисткой [1] работают без возможности прогнозирования действия возмущающих факторов, только по факту регистрации изменения значений параметров качества воды существующими контрольно-измерительными приборами. Такой подход приводит к некачественной очистке при залповых выбросах загрязнителей.

Предложенная архитектура системы управления комбинированными системами водоочистки дает возможность в режиме реального времени в условиях размытости входной информации «отсеять» помехи (преобразование Гильберта–Хуанга) и провести группировку (классификацию) параметров качества воды с использованием сети Кохонена.



Рис. 4. Архитектура нейросетевого блока поддержки адаптивного управления комбинированными системами водоочистки

Выходная информация нейросетевого блока поддержки адаптивного управления создает объективные предпосылки для синтеза подсистемы прогнозирования качества входной на очистку воды, что устранит вышеописанные функциональные недостатки существующих решений по управлению комбинированными системами водоочистки.

Заключение

Использование нейросетевого блока поддержки адаптивного управления системами водоочистки в составе фильтра входной от датчиков информации на основании преобразования Гильберта–Хуанга и самоорганизационной сети Кохонена, расширяет функциональные возможности систем управления комбинированными установками водоочистки, поскольку улучшит их работу в условиях неполноты и размытости информации о качестве воды.

Основываясь на предложенных решениях, перспективным направлением является создание и исследование соответствующих интеллектуальных информационно-аналитических систем с подсистемами прогноза значений параметров качества воды.

Литература

1. Очистка растворов от дисперсных примесей методом электрокоагуляции. 2. Осаждение глинистых примесей при переменных гидродинамических режимах, факторный эксперимент / М. И. Донченко [та інш.] // Вісник Національного технічного університету «ХПІ». – 2009. – № 22. – С. 57–65.
2. Huang, N. E. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis / N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N. C. Yen, C. C. Tung, H. H. Liu. – London: Proceedings of R. Soc. London. – 1998. – Ser. A 454. – P. 903–995.
3. Huang N. E. The Hilbert-Huang transform and its applications / N. E. Huang, S. Samuel, Z. Shen. – Singapore: World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. – № 28. – 1997. – P. 45–53.
4. Кохонен, Т. Самоорганизующиеся карты Кохонена / Т. Кохонен. – М. : Бином, 2014. – 655 с.
5. Штепа, В. М. Обґрунтування архітектури системи управління комплексними методами очистки стічних вод промислових об'єктів / В. М. Штепа // Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка. – Харків : ХНУТСГ, 2014. – Вип. 154. – С. 48–50.

Получено 20.05.2015 г.