

УДК 0.48+628.16.087+631.171:636.5

ОПТИМИЗАЦИЯ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ НЕЧЕТКИХ КОГНИТИВНЫХ КАРТ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ (НА ПРИМЕРЕ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССАМИ ВОДООЧИСТКИ)

В. Н. ШТЕПА

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

Введение

Анализ современных комбинированных систем водоочистки (КСВ), включающих несколько способов воздействия на водные растворы, показал сложность построения эффективных систем управления, поскольку такие объекты характеризуются размытостью и неопределенностью входной информации, что может иметь место, например, при залповых сбросах загрязнителей и/или действии чрезвычайных ситуаций техногенного и природного характера [4], [5].

Существующие системы автоматизации технологических процессов водоочистки не обеспечивают быстрого комплексного реагирования на оперативные изменения ситуационного поведения объектов управления, которые зависят от многих факторов технологического и организационного характера. Улучшить ситуацию можно за счет использования сценариев управления на основе когнитивно-сценарных моделей, а также алгоритмов с применением интеллектуальных механизмов [1], [2]. Поэтому разработка систем многоцелевого управления технологическими процессами водоочистки на основе сценарного подхода будет способствовать повышению производительности, уменьшению удельных потерь и расходов ресурсов и сырья, улучшению экологической безопасности.

При этом нейросетевой подход к оптимизации функционирования когнитивной карты позволяет использовать типовые нейросетевые алгоритмы и концепции обучения, что повышает эффективность получения соответствующих моделей и создает предпосылки для адаптации параметров в режиме реального времени.

Последовательность задач для реализации предлагаемого подхода может быть определена следующим образом [3]: выявление базовых целей, характеризующих исследуемый процесс или систему; выявление ключевых элементов процесса или системы; выявление взаимовлияния факторов; построение когнитивной модели; построение возможных сценариев развития; определение критериев оценки сценариев; оценка сценариев и выявления лучшего с точки зрения выбранных критериев.

Задача оптимального обобщения экспертных мнений с целью построения адекватных нечетких когнитивных карт (НКК) является актуальной, поскольку большинство фактической информации по объекту управления, в нашем случае КСВ, во многом носит субъективный характер (экспертные оценки), причем мнения экспертов по одному и тому же вопросу могут существенно, иногда принципиально, отличаться.

Целью исследования является обоснование и создание нейросетевого блока оптимизации функционирования нечетких когнитивных карт управления комбинированными системами водоочистки с реализацией интерактивного обобщения экспертных

мнений при формировании матрицы значений концептов с целью обеспечения эффективной работы технологического оборудования в режиме реального времени, включая условия действия нештатных ситуаций.

Основная часть

Для достижения цели сформулированы следующие задачи исследований:

- создание структуры НКК для сценарного управления КСВ;
- разработка методики оптимизации работы НКК КСВ с использованием нейронных сетей;
- синтез нейронной сети Кохонена поддержки работы НКК КСВ;
- создание методики использования вероятностной нейронной сети для выбора в режиме реального времени значений коэффициентов НКК КСВ.

Структура нечеткой когнитивной карты комбинированных систем водоочистки. При разработке структуры НКК системы управления комбинированными установками водоочистки исходим из того, что она представляет собой сложную организационно-техническую систему, которая состоит из кортежа:

$$\langle D(t), S(t), Y(t), E(t), t \rangle, \quad (1)$$

где D – действия системы водоочистки; S – влияние факторов внешней среды; Y – выходные показатели работы установки; E – множество концептов и взаимосвязей между ними; t – время функционирования.

В нашем случае для системы управления КСВ задача НКК – определение сценариев работы оборудования.

Указанная система характеризуется большой неопределенностью элементов, которые входят в ее состав (человеческий, экономический и другие факторы), и для моделирования развития такой системы невозможно получить ее точную математическую модель. Поэтому модель комбинированной установки представим в виде обобщенной НКК.

Соответствующая структура нечеткой когнитивной карты разрабатывалась исходя из экспериментальных исследований [4] и объектно-ориентированного анализа предприятий [5]. Исходя из технологических особенностей комбинированных систем водоочистки [2], [4], сценарное планирование выполняется раз в 5 мин.

Экспертно выбраны следующие элементы матрицы взаимовлияния НКК:

1. Промежуточные концепты:

- E_1 – техническое и технологическое оснащение установок водоочистки;
- E_2 – степень использования оборудования;
- E_3 – управление производством.

2. Входные действия:

- X_1 – цены на энергоносители;
- X_2 – расход воды;
- X_3 – рН входной воды;
- X_4 – концентрация взвесей (входная вода);
- X_5 – концентрация нитратов (входная вода);
- X_6 – концентрация фосфатов (входная вода);
- X_7 – биологическая потребность кислорода (БПК) входной воды;
- X_8 – концентрация поверхностно-активных веществ (ПАВ) (входная вода);
- X_9 – концентрация взвесей (входная вода);
- X_{10} – температура входной воды;
- X_{11} – рН выходной воды;
- X_{12} – концентрация взвесей (выходная вода);

- X_{13} – концентрация нитратов (выходная вода);
- X_{14} – концентрация фосфатов (выходная вода);
- X_{15} – БПК выходной воды;
- X_{16} – концентрация ПАВ (выходная вода).

3. Исходные действия:

- Y_1 – финансовые расходы;
- Y_2 – энергоэффективность.

Модель процессов в комбинированной установке водоочистки представлена в виде соответствующего орграфа (нечеткой когнитивной карты), которая приведена на рис. 1 и иллюстрирует множественные связи и характер взаимодействия факторов.

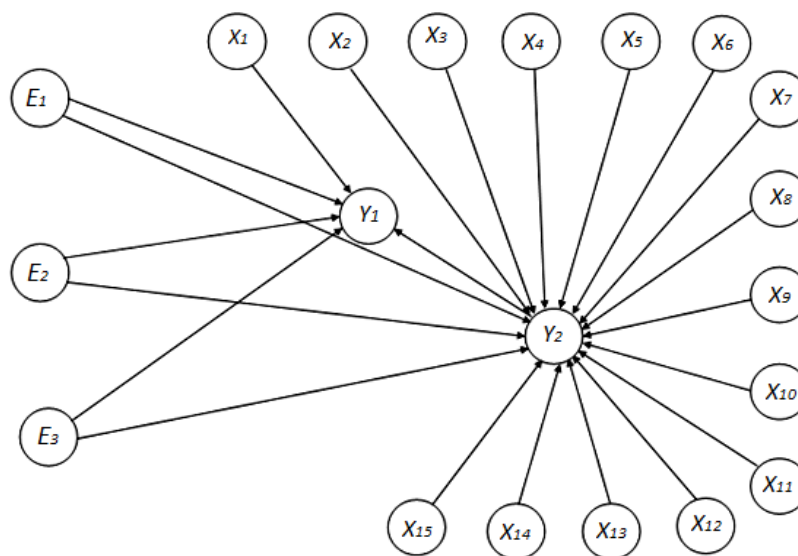


Рис. 1. Модель комбинированной установки водоочистки в виде нечеткой когнитивной карты

Концепт энергоэффективности (Y_2) является интегральным показателем, который объединяет расход электроэнергии и качество водоочистки.

Методика формирования, оптимизации и адаптивного использования блока расчета значений весовых коэффициентов НКК КСВ, полученных экспертной оценкой. Формирование значений весовых коэффициентов на основе экспертных оценок должно решить проблему невозможности оперативного опроса экспертов при изменении параметров процессов водоочистки.

Поэтому эксперты (принято количество экспертов равное трем) дают оценку не только типовым, полученным в результате экомониторинга, диапазонам параметров качества воды (рис. 2), но и их потенциально возможным значениям в случае действия нештатных ситуаций (залповые сбросы загрязнителей, порывы и другие непредвиденные ситуации).

При предложенной последовательности (рис. 2) экспертные оценки сводятся в одну таблицу с экспериментальными данными. С целью увеличения гибкости оценки каждый эксперт дает не одно возможное значение, а три наиболее вероятные, по его мнению, значения весовых коэффициентов.

Потом данные группируются для определения единого значения весовых коэффициентов на основе мнения экспертов – используется нейронная сеть.

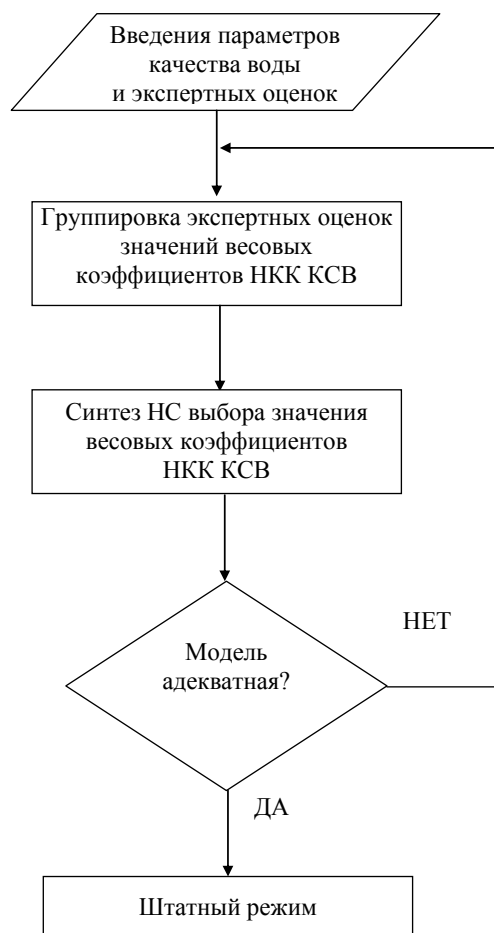


Рис. 2. Блок-схема алгоритма формирования и использования модуля определения значений весовых коэффициентов концептов НКК (при использовании экспертной оценки)

На следующем этапе формируется адекватная НС, задача которой – расчет значений параметров НКК КСВ исходя из информации, полученной от датчиков ИИК (информационно-измерительного комплекса).

Синтезируемое программное обеспечение включает реализацию работы обоих модулей, что поддерживает условие адаптивности: при выходе системы за пределы установленной эффективности возможно переобучение системы.

Периодическое (по времени) изменение параметров модулей группировки и выбора значений коэффициентов выполняться не будет, поскольку без использования экспертов такие действия могут со временем (при высокой частоте коррекции) внести искажения в работу системы.

Среди всего перечня концептов экспертно определяются: E_1 – техническое и технологическое оснащение установок водоочистки; E_2 – степень использования оборудования; E_3 – управление производством.

Для группировки экспертных оценок (кластеризации) и определения единых значений используем самоорганизационные карты Кохонена.

Модель Кохонена относится к классу алгоритмов векторного кодирования. Она обеспечивает топологическое отображение, оптимально размещает фиксированное число векторов во входном пространстве более высокой размерности, обеспечивая, таким образом, сжатие данных [3].

Алгоритм самоорганизации состоит из следующих этапов [2]:

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.

Размерность входного пространства (данных): $x = [x_1, \dots, x_m]^T$ – входной образ. Вектор синаптических весовых коэффициентов для j -го нейрона:

$$\omega_j = [\omega_{j1}, \dots, \omega_{jm}]^T, \quad (2)$$

где l – число нейронов сети.

Найдем нейрон-победитель:

$$\begin{aligned} i(x) &= \arg \max_{i, \overline{1, l}} \omega_i^T x; \\ \max_j w_j^T x &\Leftrightarrow \min_j \|x - w_j\|; \\ i(x) &= \arg \min_j \|x - \omega_j\|, \quad j = \overline{1, l}. \end{aligned} \quad (3)$$

Выражение (3) описывает процесс конкуренции. Непрерывное пространство входных образов отражается на дискретное пространство нейронов в процессе конкуренции между нейронами сети.

Нейрон-победитель определяет центр группы (окрестность) нейронов, участвующих в кооперации. Нейрон-победитель сильнее влияет на топологически близких соседей, чем на более отдаленные нейроны.

Пусть d_{ij} – латеральное расстояние между данным нейроном и возбужденным нейроном. Топологическая окрестность – это унимодальная функция латерального расстояния, которая удовлетворяет двум требованиям:

- h_{ij} – симметричность относительно центра;
- h_{ij} – амплитуда монотонно уменьшается с увеличением латерального расстояния и при $d_{ij} \rightarrow 0$.

Этим условиям удовлетворяет функция Гаусса:

$$h_{ij}(x) = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2}\right); \quad d_{ij}^2 = \|r_i - r_j\|^2, \quad (4)$$

где r_j – позиция возбужденного нейрона; j , r_i – дискретная позиция нейрона-победителя.

Обе координаты определяются в дискретном выходном пространстве. Ширина топологической окрестности со временем уменьшается. Если n – дискретное время, то экспоненциальное падение обеспечивает зависимость:

$$\sigma(n) = \sigma_0 e^{-\frac{n}{\tau_1}}, \quad n = 0, 1, 2, \dots, \quad (5)$$

где τ_1 – временная константа, σ_0 – начальное значение.

Функция окрестности:

$$h_{j,i(x)}(n) = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2(n)}\right), \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad (6)$$

Впоследствии окрестность сужается, так как его ширина уменьшается. Нейроны окрестности будут участвовать в адаптации весовых коэффициентов. Цель кооперации – скоррелировать изменение весовых коэффициентов нейронов одной окрестности.

Адаптация заключается в изменении весового коэффициента w_j в зависимости от входного вектора x . Она базируется на постулате обучения Хебба: правильные связи усиливаются, а ложные ослабевают.

Однако в случае самоорганизации это правило неприменимо, поскольку не известен целевой выход. Если связи будут модифицироваться только в сторону усиления, то вскоре все они достигнут насыщения.

Модификация весовых коэффициентов вычисляется по формуле

$$\Delta w_j = \eta y_j x - g(y_j) w_j, \quad (7)$$

где η – коэффициент скорости обучения.

Выберем линейную функцию:

$$g(y_j) = \eta y_j.$$

Тогда (7) будет иметь вид:

$$\Delta w_j = \eta y_j (x - w_j) = \eta h_{ji(x)} (x - w_j). \quad (8)$$

Тогда при переходе от момента времени n к $n+1$ получим:

$$\omega_j(n+1) = \omega_j(n) + \eta(n) h_{j,i(x)}(n) (x - \omega_j(n)), \quad j = \overline{1, l}. \quad (9)$$

Таким образом, модифицируются весовые коэффициенты всех нейронов в окрестности нейрона-победителя i . Значение весового вектора w_i нейрона-победителя i приближается к x . Векторы синаптических весовых коэффициентов отслеживают распределение входных векторов в соответствии с выбором окрестности, обеспечивая тем самым топологическое составление карты признаков во входном пространстве.

Синтез нейросетевого блока расчета значений весовых коэффициентов НКК КСВ, полученных экспертной оценкой. Используя пакет прикладных математических программ «Statistica» на основании экспериментальных исследований [4] синтезируем нейронную сеть Кохонена (рис. 3). Для каждого набора экспериментальных данных создается своя НС.

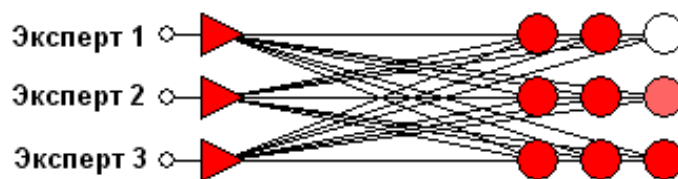


Рис. 3. Архитектура самоорганизационной нейронной сети Кохонена определения числовых значений параметров НКК (экспертные оценки)

Адекватность НС подтверждена оценкой относительной среднеквадратической ошибки (рис. 4): для учебной выборки – 0,83 %, для контрольной выборки – 0,03 %.

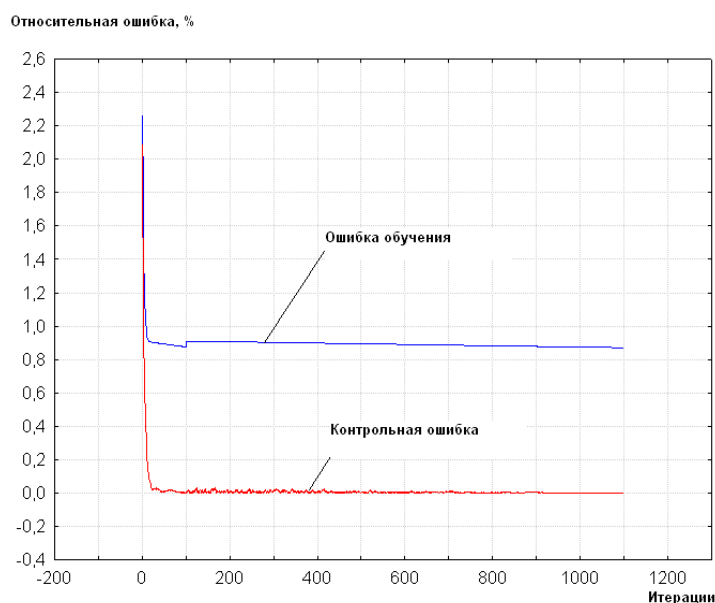


Рис. 4. Проверка адекватности самоорганизационной НС Кохонена определения числовых значений параметров НКК (экспертные оценки)

С использованием синтезированной топологической карты НС Кохонена (рис. 5) и предложенной методики рассчитываются единичные значения для всех весовых коэффициентов концептов НКК КСВ:

- значения коэффициентов влияния концепта E_1 на: Y_1 – $-0,77$ и Y_2 – $0,79$;
- значения коэффициентов влияния концепта E_2 на Y_1 – $-0,78$ и Y_2 – $0,80$;
- значения коэффициентов влияния концепта E_3 на Y_1 – $-0,89$ и Y_2 – $0,90$.

После расчета с помощью самоорганизационной НС Кохонена единичных экспертно определенных значений весовых коэффициентов НКК КСВ при разных комбинациях входных параметров необходимо решить задачу их выбора в режиме реального времени в зависимости от значений с датчиков информационно-измерительного комплекса (ИКК). Для этого предлагается использовать вероятностные нейронные сети (PNN), которые являются частным случаем Байесовских сетей. Такая сеть не требует обучения в том смысле, которое необходимо для сетей типа персептрона, радиально-базисной функции и других архитектур, так как все параметры PNN-сети (число элементов и значения весов) определяются учебными данными [2].

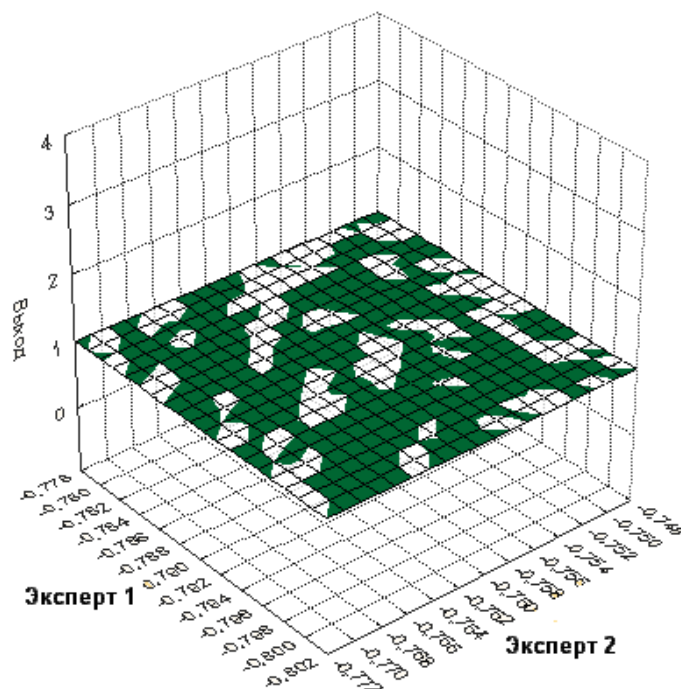


Рис. 5. Плато прогноза самоорганизационной НС Кохонена определения числовых значений параметров НКК (экспертные оценки)

В основу классификации в сети PNN положена идея, что для каждого образца можно принять решение на основе выбора наиболее вероятного класса из тех, которым мог бы принадлежать этот образец. Такое решение требует оценки функции плотности вероятности для каждого класса. Эта оценка устанавливается в результате рассмотрения учебных данных. Правилom является то, что класс с плотным распределением в области неизвестного образца будет более многочисленным, по сравнению с другими классами. Точно так же будет иметь преимущество и класс с высокой априорной вероятностью или высокой ценой ошибки классификации.

Для двух классов А и В, согласно этому правилу, выбирается класс А, если

$$h_A c_A f_A(x) = h_B c_B f_B(x), \quad (10)$$

где h – априорная вероятность; c – цена ошибки классификации; $f(x)$ – функция плотности вероятностей.

В контексте нашей задачи интересуют не столько дискретная классификация, сколько значение выхода слоя добавления, который высчитывает плотности распределения вероятности для совокупности экземпляров соответствующего образа. То есть на выходе этого слоя сможем отслеживать динамику изменения (потенциальной смены) коэффициентов.

Для этого традиционно используется форма функции Гаусса, куда включен квадрат евклидова расстояния от неизвестного образа к элементу слоя образцовых образов:

$$g(x) = \sum_{i=1}^n \exp\left(\frac{-\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right), \quad (11)$$

где σ – параметр, который задает ширину функций Гаусса; x – неизвестный входной образец.

Выход нейронной сети – номер класса (значения коэффициентов), к которому относится полученный набор входных величин. При эксплуатации предложенного блока оптимизации работы НКК КСВ информация подается на отдельные PNN-сети, а они реализуют выбор экспертных значений (рис. 6) в зависимости от данных с ИИК.

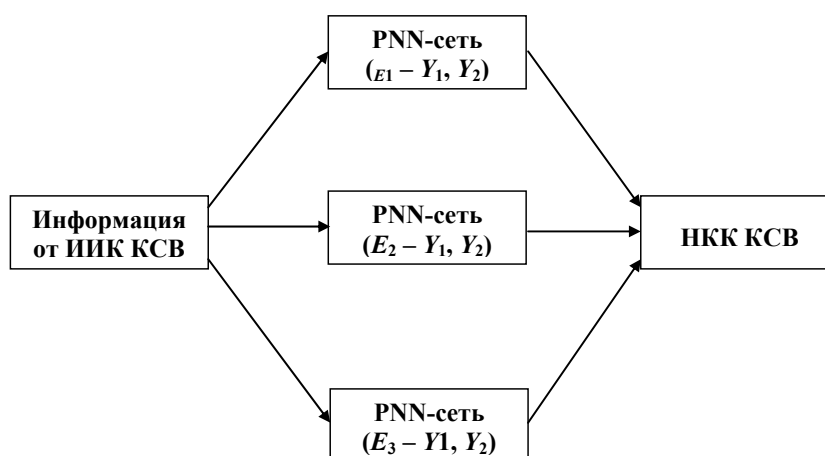


Рис. 6. PNN-сеть определения значений весовых коэффициентов НКК КСВ (структура использования)

Заключение

Использование нейронных сетей Кохонена (оптимизация экспертных заключений) и вероятностных нейронных сетей (выбор значений коэффициентов) позволяет повысить функциональную эффективность НКК КСВ путем обеспечения возможности адаптации в режиме реального времени ее параметров в зависимости от влияния техногенных и природных факторов: качества воды, ее расхода, состояния технологического оборудования.

Литература

1. Лисенко, В. П. Спеціальні розділи вищої математики (Нечіткі множини) / В. П. Лисенко, Б. В. Кузьменко. – К. : НАУ, 2004. – 83 с.
2. Люггер, Дж. Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем : пер. с англ. / Дж. Ф. Люггер. – М. : Вильямс, 2005. – 864 с.
3. Рассел, С. Искусственный интеллект: современный подход : пер. с англ. / С. Рассел, П. Норвиг. – 2-е изд. – М. : Вильямс, 2006. – 1408 с.
4. Штепа, В. М. Обґрунтування алгоритму експериментально-аналітичних досліджень режимів електротехнічної очистки стічних вод агропромислових об'єктів з метою побудови енергоефективних систем управління / В. М. Штепа // Енергетика і автоматика. – 2012. – 01 (11). – Режим доступа: http://nbuv.gov.ua/j-pdf/eia_2014_2_10.pdf. – Дата доступа: 10.09.2015.
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 02.12.2015 г.