

**СТРОИТЕЛЬСТВО**

УДК 628.33:621.3

DOI 10.52928/2070-1683-2023-35-3-2-10

**РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ КОНТРОЛЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ  
ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ БИОЛОГИЧЕСКИХ ОЧИСТНЫХ СООРУЖЕНИЙ Г. ВИТЕБСКА  
НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ****А.В. ГАЛУЗО***(Витебский областной комитет природных ресурсов и охраны окружающей среды)***д-р техн. наук В.Н. ШТЕПА***(Полесский государственный университет, Пинск)***канд. техн. наук В.Д. ЮЩЕНКО***(Полоцкий государственный университет имени Евфросинии Полоцкой)*

*Проанализирована актуальность внедрения современных подходов повышения эффективности работы очистных сооружений канализации. Выполнено функциональное моделирование биологической очистки сточных вод с использованием методологии IDEF0, что позволило выделить номенклатуру входящих и управляющих факторов, механизмы и результаты выполнения соответствующих технологических процессов. Построена структурная схема потоков информации в разрезе контроля очистных сооружений. Выполнен корреляционный анализ взаимосвязей параметров качества сточных вод, сделаны экспертные выводы, позволившие обосновать дальнейшее использование нейронных сетей для моделирования процессов очистки водных растворов. На аналитической платформе Deductor построена нейромодель для прогноза функционирования биологических очистных сооружений с возможностью её интеграции в более высокие иерархические уровни цифровых систем городского водоотведения.*

**Ключевые слова:** биологические очистные сооружения, функциональное моделирование, контроль, прогнозирование, корреляционный анализ, нейронные сети.

**Введение.** В процессе использования воды на коммунальные, промышленные и сельскохозяйственные нужды происходит её загрязнение разнообразными минеральными, органическими и химическими веществами.

Недостаточно очищенные сточные воды (СВ), попадая в окружающую среду, загрязняют природную воду, снижают способность водных объектов к естественному самоочищению и способствуют развитию процесса эвтрофикации, которая, в свою очередь, ведет к нарушению качества водной среды, снижая привлекательность и конкурентоспособность всего региона.

Снижение антропогенной нагрузки на водные объекты с сохранением водных ресурсов является одной из важных целей международного значения, она обозначена в Национальной стратегии управления водными ресурсами в условиях изменения климата на период до 2030 года, утвержденной постановлением Совета Министров Республики Беларусь от 22 февраля 2022 г. № 91.

Основные требования по охране и использованию водных объектов установлены Водным кодексом Республики Беларусь, Законом Республики Беларусь от 26 ноября 1992 г. № 1982-ХІІ «Об охране окружающей среды», Постановлением Министерства природных ресурсов и охраны окружающей среды Республики Беларусь от 26 мая 2017 г. № 16 «О нормативах допустимых сбросов химических и иных веществ в составе сточных вод».

С точки зрения функциональности канализационных очистных сооружений (КОС), результатом их эксплуатации является обеспечение выполнений нормативных требований относительно качества сбрасываемых СВ [1].

При этом, с учётом режима водоотведения и состава сточных вод населённых пунктов, для выполнения такой задачи необходимо проводить оперативный контроль работы очистных сооружений. Под термином «контроль» имеется ввиду система мероприятий, направленных на мониторинг и подтверждение соответствия процессов очистки СВ установленным нормативным, технико-технологическим и экономическим требованиям на всех этапах жизненного цикла КОС, и это является обязательным для обеспечения экологической безопасности. Особенно важен функциональный и структурный анализ в контексте работы биологических очистных сооружений (БОС).

**Объект исследования.** В качестве объекта принят блок биологической очистки «первичный отстойник – зонированный аэротенк – вторичный отстойник» канализационных очистных сооружений г. Витебска. На КОС поступает смесь хозяйственно-бытовых и производственных сточных вод, их количество и состав подвергается постоянному изменению в соответствии с экономической ситуацией в республике и в настоящее время составляет порядка 75–90 тыс. м<sup>3</sup>/сут.

В зависимости от поступления и состава сточных вод, КОС неоднократно перестраивались, реконструировались и расширялись. Проектная производительность очистных сооружений в целом составляет 120 тыс. м<sup>3</sup>/сут, но отдельные сооружения могут суммарно обработать до 160 тыс. м<sup>3</sup>/сут сточных вод<sup>1</sup>. Конечной точкой очистки сточных вод является их сброс в р. Западная Двина с требуемыми нормативными концентрациями по регламентированным загрязнителям.

За 2022 год средние показатели сточных вод, поступающих на КОС, составляют: ХПК – 773,5 мг/дм<sup>3</sup>, БПК<sub>5</sub> – 315 мг/дм<sup>3</sup>, азот общий – 71,8 мг/дм<sup>3</sup>, фосфор общий – 5,5 мг/дм<sup>3</sup>.

**Методика проведения работы.** Для формализации задачи контроля процесса очистки сточных вод изначально выполнено функциональное моделирование с использованием методологии IDEF0<sup>2</sup>. Такой стандарт представляет собой объект в виде набора модулей, описание которых выглядит как «чёрный ящик» с входами, выходами, управлением и механизмом, который постепенно детализируется до необходимого уровня. Концепт методологии IDEF0 содержится в рекомендациях P50.1.028-2001<sup>3</sup>, где также отображаются все сигналы управления, которые на DFD (диаграмме потоков данных) не демонстрировались. Данная модель используется при организации процессов и проектов, основанных на моделировании как административных, так и организационных компонентов.

На основе технологического анализа канализационных очистных сооружений г. Витебска выбраны следующие категории параметров (согласно терминологии IDEF0) (рисунок 1):

- *входящие факторы* (данные поступают от измерительных средств, экспертных оценок и лабораторного анализа): качество СВ на входе в очистные сооружения, расход СВ, состояние оборудования;
- *управляющие факторы*: нормативные требования к качеству СВ перед сбросом в окружающую среду, стоимость ресурсов, паспортные характеристики оборудования и процессов;
- *механизмы*: технологическое оборудование;
- *результаты*: эффективность и ресурсозатратность системы.



Рисунок 1. – Контекстная диаграмма контроля эффективности блока биологических очистных сооружений

Проведя функциональную декомпозицию (разделение) первого уровня путем раскрытия контекстной диаграммы (см. рисунок 1) и компонентов блока биологической очистки, произведем детализацию процесса контроля работы и эффективности (рисунок 2) как формирование структуры информационных потоков технологических элементов.

На основе обобщения функционального моделирования и структуры информационных потоков была сформирована схема системы контроля эффективности БОС г. Витебска (рисунок 3). Необходимо отметить, что с учётом инерционности биологических процессов (необходимости значительного времени для перевода их параметров в новый рабочий режим), такая система должна включать и возможность упреждающего прогнозирования состояния процессов, в зависимости от показателей качества СВ, что трансформирует её в «систему контроля

<sup>1</sup> Ющенко В.Д., Куприянич Т.С., Галузо А.В. Особенности изменения количества и состава сточных вод, поступающих на очистные сооружения г. Витебска: сб. материалов IV-й МНПК «Актуальные научно-технические и экологические проблемы сохранения среды обитания» / Брест (25–27 сент. 2013 г.). – С. 132–135.

<sup>2</sup> Information Integration for Concurrent Engineering (ICE) Compendium Of Methods Report [Электронный ресурс]. URL: <https://www.cs.tcd.ie/Andrew.Butterfield/Teaching/CS4098/IDEF/IDEFcompendium.pdf>.

<sup>3</sup> P.50.1.031–2001. Информационные технологии поддержки жизненного цикла продукции. Терминологический словарь. Ч. 1. Стадии жизненного цикла продукции : рекомендации по стандартизации. – М.: Изд-во стандартов, 2001. – 32 с.

и прогнозирования» (СКП). При этом она интегрируется в данном случае в существующие SCADA-решения как отдельный информационно-аналитический модуль, получающий данные от аккредитованной лаборатории и экспертных заключений технологов КОС, причем для аккумуляции и упрощения обмена информацией идёт накопление в базе данных с перспективным изменением последней в базу знаний.

В рамках проведенных исследований рассматривается вариант построения СКП блока БОС «единый чёрный ящик». Данный вариант актуален с точки зрения уменьшения материальных затрат на фиксацию показателей СВ, когда есть только два блока данных: «вход на первичные отстойники – выход из вторичных отстойников» (без учёта изменения (промежуточных) показателей качества СВ на отдельных внутренних элементах БОС).

Оценка эффективности очистки сточных вод блока БОС была принята согласно выражению:

$$Э_{оч} = (C_{исх} - C_{кон}) \cdot 100 / C_{исх}, \quad (1)$$

где  $Э_{оч}$  – эффективность очистки сточных вод, %;

$C_{исх}$  и  $C_{кон}$  – содержание загрязняющих веществ соответственно до и после очистки сточных вод.

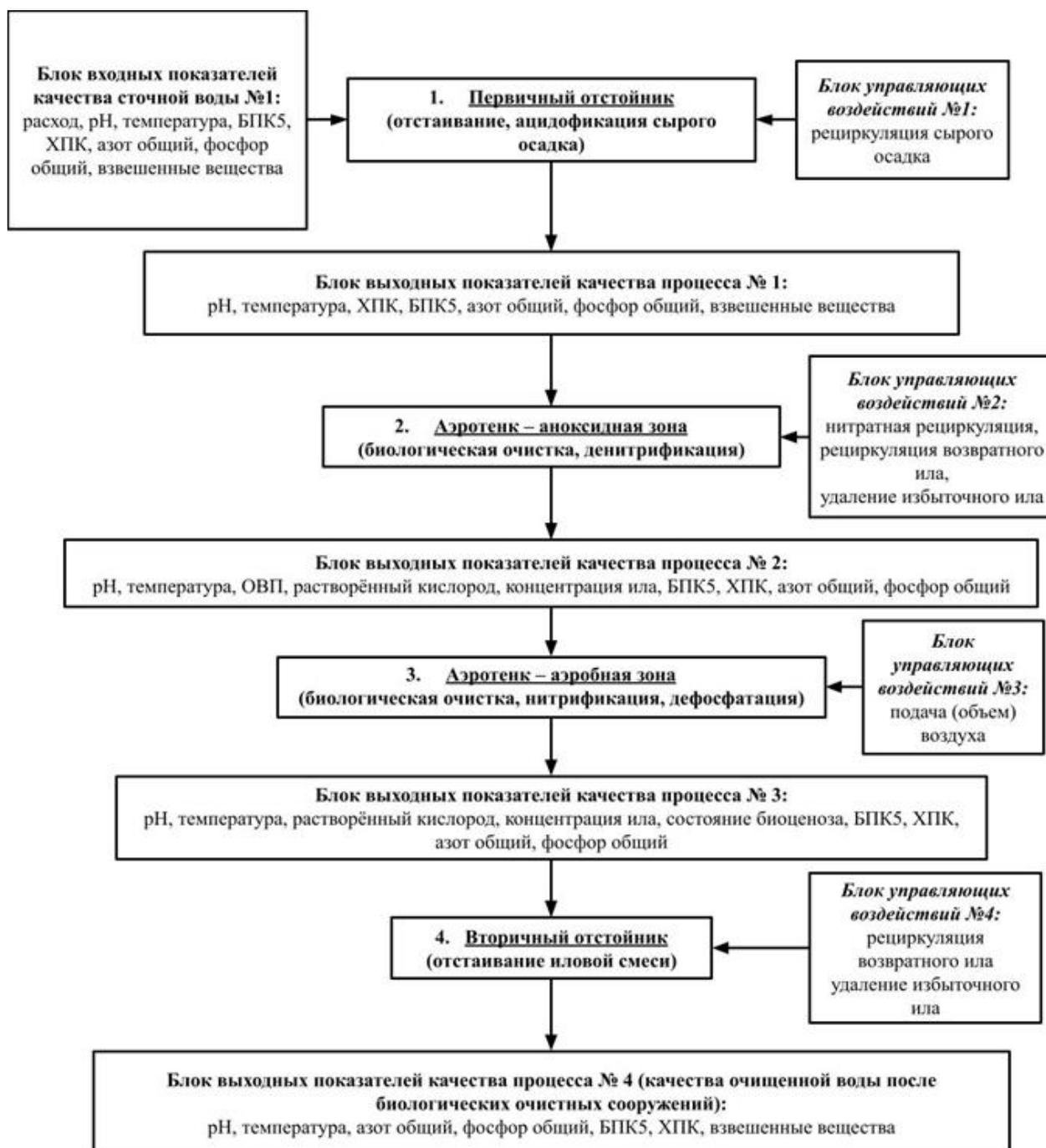


Рисунок 2. – Структура информационных потоков технологических элементов блока БОС г. Витебска



Рисунок 3. – Схема системы контроля и прогнозирования эффективности БОС г. Витебска

**Анализ результатов функционирования блока биологических очистных сооружений.** В ходе проведения исследования для построения СКП БОС были использованы статистические лабораторные и тестовые данные состава СВ по работе элементов блока БОС действующих канализационных очистных сооружений г. Витебска.

Для обработки приняты исходные данные за 2022 год и текущий период 2023 года, полученные в результате исследований СВ аккредитованной лаборатории предприятия (БПК<sub>5</sub>, ХПК, фосфор общий, азот общий, взвешенные вещества), показаний средств измерения, установленных на технологических трубопроводах (расход СВ, объем воздуха и рециркуляции иловой смеси), показаний стационарно установленных измерительных систем с набором датчиков для определения pH, температуры, концентрации кислорода и концентрации ила. Состояние активного ила оценивалось по результатам микробиологических исследований отобранных образцов экспертами аккредитованной лаборатории предприятия.

При этом для получения достоверных данных некоторые параметры функционирования системы были заданы в ходе изучения процессов биологической очистки в двухкоридорных зонированных аэротенках (процент рециркуляции, интенсивность аэрации, доза ила и т.д.).

Статистический анализ полученных данных был выполнен на аналитической платформе *Deductor*, которая является основой для создания прикладных решений. Реализованные в ней технологии позволяют на базе единой архитектуры пройти этапы построения аналитической системы: от создания хранилища данных до автоматического подбора моделей и визуализации полученных результатов. Этот пакет предоставляет инструментальные средства, необходимые для решения аналитических задач: отчетность, прогнозирование, сегментация, поиск закономерностей, а также другие задачи, где применяются аналогичные методики анализа, например, *OLAP*, *Knowledge Discovery in Databases* и *Data Mining*. Также *Deductor* является хорошей платформой для создания систем поддержки принятия решений.

На предварительном этапе создания системы контроля и прогнозирования биологических очистных сооружений г. Витебска с целью поискового анализа выполнили корреляционное исследование с использованием критерия Пирсона – метод параметрической статистики, позволяющий определить наличие или отсутствие линейной связи между двумя количественными показателями, а также оценить ее тесноту и статистическую значимость. Критерий позволяет определить, изменяется ли (возрастает или уменьшается) один показатель в ответ на изменения другого. В статистических расчетах и выводах коэффициент корреляции обычно обозначается как  $r_{xy}$  или  $R_{xy}$ .

Расчет коэффициента корреляции Пирсона производится по следующей формуле:

$$r_{xy} = \frac{\sum (d_x \times d_y)}{\sqrt{(\sum d_x^2 \times \sum d_y^2)}}. \quad (2)$$

Значения коэффициента корреляции Пирсона интерпретируются исходя из его абсолютных значений. Возможные значения коэффициента корреляции варьируют от 0 до 1. Чем больше абсолютное значение  $r_{xy}$  – тем выше теснота связи между двумя величинами.  $r_{xy} = 0$  говорит о полном отсутствии связи.  $r_{xy} = +1$  свидетельствует о наличии абсолютной (функциональной) связи.

Для оценки тесноты, или силы, корреляционной связи обычно используют общепринятые критерии по таблице Чеддока<sup>4</sup>, согласно которой абсолютные значения  $r_{xy} < 0,3$  свидетельствуют о слабой связи, значения  $r_{xy} 0,3-0,7$  – о связи средней тесноты, значения  $r_{xy} > 0,7$  – о сильной связи.

Оценка статистической значимости коэффициента корреляции  $r_{xy}$  осуществляется при помощи  $t_r$  – критерия, рассчитываемого по следующей формуле:

$$t_r = \frac{r_{xy} \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_{xy}^2}}. \quad (3)$$

Полученное значение  $t_r$  сравнивается с критическим значением при определенном уровне значимости и числе степеней свободы  $n-2$ . Если  $t_r$  превышает  $t_{крит}$ , то делается вывод о статистической значимости выявленной корреляционной связи.

По результатам корреляционных исследований построения СКП БОС «единый чёрный ящик» наблюдаются слабые линейные связи (менее 0,3), отражающие взаимосвязь между загрязняющими веществами исходя из их природы и влияния внешних факторов.

Например, наблюдается корреляционная связь между взвешенными веществами, БПК (0,118), ХПК (0,134) и фосфором общим (0,176). Данная связь объясняется тем, что через показатели БПК и ХПК выражают содержание органических веществ в сточных водах. Органические вещества в основном содержат примерно по 1/3 растворимых, коллоидных и взвешенных частиц [2].

В сточных водах фосфор встречается частично в виде органически связанного фосфора и частично в виде неорганического фосфора в форме полифосфатов и ортофосфатов. Органический фосфор, главным образом, связан также с взвешенными частицами. Температура и pH влияют на процесс аммонификации в сточных водах. Аммонификация – это бактериальное превращение органических соединений азота в неорганические формы гетеротрофными гнилостными бактериями в канализационной сети. Кроме аммиака в результате аммонификации образуется фосфор и сероводород. Результатом неудовлетворительной аммонификации в сети канализации является неэффективный процесс нитрификации в сооружениях биологической очистки. Поступающие со сточными водами белковые соединения разлагаются в анаэробных зонах с образованием аммонийного азота, и как следствие – повышенные концентрации в очищенных водах на выпуске очистных сооружений.

Температура влияет на физические свойства воды, на большинство протекающих в воде химических реакций и на процессы, связанные с жизнедеятельностью активного ила. В диапазоне температур 20–30 °C наблюдается изменчивость плотности воды, а следовательно, и растворимости загрязняющих веществ в сточных водах. Скорость осаждения взвешенных частиц и снижения БПК обратно пропорциональна вязкости и плотности воды [3].

В летний период успешнее протекают процессы не только окисления углеродсодержащих органических загрязнений, но и нитрификации и денитрификации.

Следует отметить линейную связь между показателями расход сточных вод и температура (0,29), обусловленную жизнедеятельностью населенного пункта (потребление горячей воды, периоды года) и инфильтрацией.

Оценка статистической обработки данных функционирования БОС г. Витебска (согласно корреляционным зависимостям) демонстрирует очень весомую нелинейность процессов:

- отсутствие высоких линейных связей;
- единичное количество заметных связей;
- небольшое количество умеренных связей.

<sup>4</sup> См. сноску 2.

В целом, линейные связи между технологическими параметрами незначительны, что в совокупности с неперiodичностью и нестационарностью процессов требует использования математического аппарата, способного обрабатывать такие наборы данных. Для решения поставленной задачи возможно и обосновано использование нейронных сетей.

**Нейросетевое моделирование процессов биологической очистки сточных вод г. Витебска.** В качестве базовой нейросетевой архитектуры использовался многослойный персептрон, где основным вычислительным элементом такой многослойной нейронной сети (МНС) является формальный нейрон, который выполняет параметрическое нелинейное преобразование входного вектора в скалярную величину  $y$  [4].

Нейроны образуют сеть, характеризующуюся следующими параметрами и свойствами:

$M$  – число слоев сети;

$N_\mu$  – число нейронов  $\mu$ -го слоя, где связи между ними в слое отсутствуют.

Выходы нейронов  $\mu$ -го слоя ( $\mu = 1, 2, \dots, n, M - 1$ ) поступают на входы нейронов только следующего  $\mu+1$  слоя. Внешний векторный сигнал  $x$  поступает на входы нейронов только первого слоя, выходы нейронов последнего слоя  $M$  образуют вектор выходов сети  $y(M)$ . Типовая структура сети показана на рисунке 4 [4].

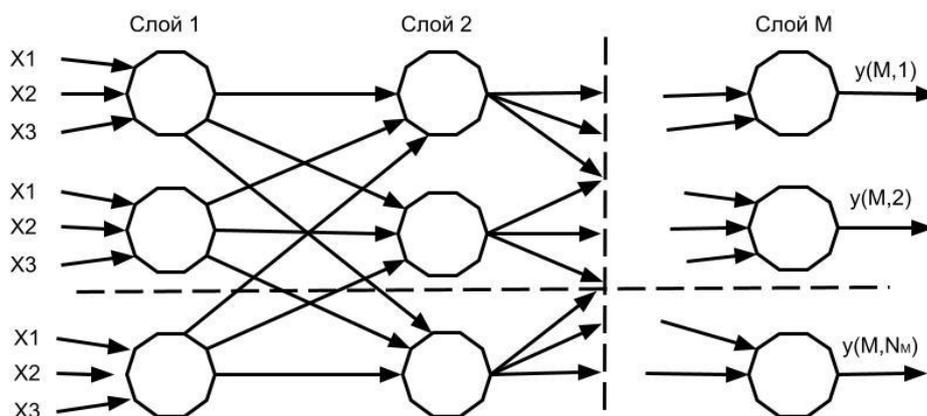


Рисунок 4. – Типовая архитектура многослойного персептрона<sup>5</sup>

Каждый  $\mu$ -й нейрон для  $i$ -го слоя превращает входной вектор  $x(\mu, i)$  в исходную скалярную величину  $y(\mu, i)$ . Это преобразование состоит из двух этапов: сначала вычисляется дискриминантная функция  $net(\mu, i)$ , которая далее превращается в исходную величину  $y(\mu, i)$ . Дискриминантная функция представляет собой отрезок многомерного ряда *Тейлора*. Коэффициенты разложения отрезка многомерного ряда *Тейлора* образуют вектор весовых коэффициентов  $w(\mu, i)$  или память нейрона.

Дискриминантная функция нейрона имеет вид:

$$net(\mu, i) = w_0^{(\mu, i)} + \sum_{j=1}^N W_j^{(\mu, i)} X_j^{(\mu, i)}, \quad (4)$$

где  $w(\mu, i) = (w_0(\mu, i);$

$w_1(\mu, i), \dots, w_N(\mu, i))T$  – вектор весовых коэффициентов нейрона;

$x_j(\mu, i)$  –  $j$ -я компонента  $N$ -мерного входного вектора  $x(\mu, i)$ .

Нелинейное преобразование  $y(\mu, i) = \psi(net(\mu, i))$  задается функцией активации, являющейся монотонной и ограниченной. В частности, при положительных или нулевых выходах нейрона такой функцией может быть сигмоидная функция  $\psi(x) = 1/(1+e^{-x})$ . Обозначим через  $y(\mu) = (y(\mu, 1), y(\mu, 2), \dots, y(\mu, N_\mu))T$  вектор выхода нейронов  $\mu$ -го слоя. Процесс обучения сети осуществляется в результате минимизации целевой функции – некоторого критерия качества  $F(w)$ , характеризующего интегральную меру близости выходов сети  $y(M)(k)$  и указаний учителя  $y^*(k)$ :

$$F(w) = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k Q(\varepsilon(w, m)), \quad (5)$$

где  $k$  – номер текущего цикла обучения нейросетей (НС);

$m = 1, 2, \dots, k-1$  – номера предыдущих циклов обучения НС;

$W$  – сложенный вектор-столбец весовых коэффициентов сети, который составляют векторы-столбцы  $W(\mu) = (W(\mu, 1)T, W(\mu, 2)T, \dots, W(N_\mu)T)T$ ,  $\mu = M, M-1, \dots, 1$  каждого слоя.

Мгновенный критерий качества  $Q(\varepsilon(W, k))$ , входящий в интегральный критерий качества  $F(W)$ , зависит от вектора ошибки сети  $Q(\varepsilon(W, m))$ :  $\varepsilon(W, m) = y(M)(m) - y^*(m)$ .

Для каждого входящего вектора  $x$  из обучающего множества должен быть определен вектор желаемых выходов сети  $y^*$ .

<sup>5</sup> См. сноску 3.

Если обучающаяся МНС используется как классификатор, то обычно желаемые выходы имеют низкий уровень (0 или менее 0,1), кроме выхода узла, соответствующего классу, к которому относится  $x$ ; этот выход в данном случае имеет высокий уровень (1 или более 0,9). Градиентные методы обучения МНС основаны на использовании градиента целевой функции  $F(w)$ . Эти способы носят итеративный характер, так как составляющие градиента оказываются нелинейными функциями. Все далее рассмотренные методы основаны на итерационной процедуре, реализуемой в соответствии с формулой:

$$W_{k+1} = W_k + a_k s(W_k), \quad (6)$$

где  $W_k, W_{k+1}$  – текущее и новое приближение значений весов и порогов НС к оптимальному решению соответственно;

$a_k$  – шаг сходимости;

$s(W_k)$  – направление поиска в  $N$ -мерном пространстве весов.

Способ определения  $s(W_k)$  и  $a_k$  каждой итерации зависит от особенностей конкретного метода.

Обобщенный градиентный алгоритм по отношению к задаче обучения МНС имеет следующий вид.

Шаг 1. Инициализация: сдаются параметры МНС:  $N$  – число входов,  $M$  – число слоев, начальные веса и пороги  $w$ . Задаются параметры алгоритма обучения: максимально допустимое число циклов обучения  $Epochs$ , параметр сходимости алгоритма  $\varepsilon_1$  – цель обучения (в качестве нее обычно выступает максимально допустимая среднеквадратичная ошибка),  $\varepsilon_2$  – параметр сходимости вдоль прямой (для простоты будем считать их равными величинами).

Шаг 2. Положить счетчик итераций  $k = 0$ .

Шаг 3. Вычислить компоненты:  $\frac{\partial Q(\varepsilon(W_{k-1}, k))}{\partial W}$ .

Шаг 4. Выполняется ли равенство  $\| \frac{\partial Q(\varepsilon(W_{k-1}, k))}{\partial W} \| \leq \varepsilon_1$ ? Если да, то сходимость достигнута нужно перейти к шагу 13, если нет, то перейти к шагу 5.

Шаг 5. Выполняется ли неравенство  $k > Epochs$ ? Если да, то достигнуто максимальное число циклов обучения, сходимость не достигнута, нужно перейти к шагу 13, если нет, то перейти к шагу 6.

Шаг 6. Вычислить  $s(W_k)$ .

Шаг 7. Выполняется ли неравенство  $\frac{\partial Q(\varepsilon(W_{k-1}, k))}{\partial W} s(W_k) < 0$ ? Если да, то нужно перейти к шагу 9, если нет, то принять:  $S(W_k) = - \frac{\partial Q(\varepsilon(W_{k-1}, k))}{\partial W}$ .

Шаг 8. Найти такое значение  $a_k$ , при котором  $F(W_k + a_k s(w_k))_{\min}$ , используя параметр  $\varepsilon_2$ .

Шаг 9. Положить  $w_{k+1} = w_k + a_k s(w_k)$ .

Шаг 10. Выполняется ли неравенство  $F(w_{k+1}) < F(w_k)$ ? Если да, то нужно перейти к шагу 11, если нет, то перейти к шагу 13.

Шаг 11. Выполняется ли неравенство  $\frac{\| \Delta w \|}{\| w_k \|} \leq \varepsilon_1$ ? Если да, то имеем окончание поиска и нужно перейти к шагу 13, если нет, то перейти к шагу 12.

Шаг 12. Положить  $k = k + 1$  и перейти на шаг 3.

Шаг 13. Остановка.

Структурно нейронная сеть состоит из двух основных элементов: функции активации – преобразования входного сигнала нейрона в выходной, и функции ошибки, которая вычисляет точность выдаваемого результата и показывает качество обученной нейронной сети. С учётом необходимости усиления слабых сигналов в области нуля и ослабления сильных сигналов в области больших значений аргумента в качестве функции активации использован арктангенс, который описывал функционирование нейрона сети отображением:

$$y_i = \arctg \left( \sum_{j=1}^{N_{in}} x_j w_{ij} \right), \quad (7)$$

где  $y_i$  – выходной сигнал  $i$ -го нейрона;

$x_j$  – входные сигналы от других нейронов, находящихся на предыдущем слое;

$w_{ij}$  – веса межнейронных связей.

С использованием аналитических зависимостей (2)–(7) в платформе *Deductor* создана нейросетевая модель согласно концепции «единого чёрного ящика» (рисунок 5). Глубина обучающей выборки составила 72 комплексных набора данных. Отдельно необходимо отметить, что получение даже одного полного примера такой выборки – крайне непростая научно-организационная задача, в рамках которой задействуются порядка десяти разнопрофильных, в том числе высококвалифицированных, специалистов; время её формирования – до 5 суток при сложной подготовительной работе на технологической линии БОС, в аккредитованной лаборатории, в отделе контрольно-измерительных приборов и автоматизации.

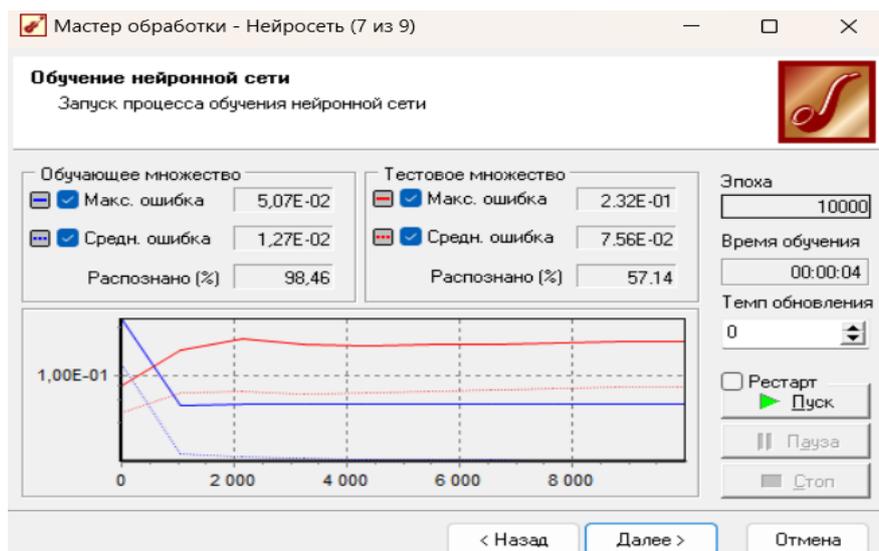


Рисунок 5. – Интерфейс модуля создания нейросетевой модели (многослойного перцептрона), блока БОС г. Витебска, согласно концепции «единого чёрного ящика» в платформе Deductor

Качество синтеза многослойного перцептрона (см. рисунок 5) составило (при 10000 итерационных эпохах) на обучающей выборке – 98,46%, на тестовой выборке – 57,14%; оно в целом приемлемо. Однако такие результаты демонстрируют необходимость дальнейших исследований, нацеленных на проверку наличия «переобучения» МНС и декомпозицию технологической схемы, с точки зрения объектов моделирования, на: первичный отстойник, аноксидную зону, оксидную зону, вторичный отстойник. При этом критически важно наполнение (расширение) обучающих наборов данных, что позволит увеличить их репрезентативность и повысить гибкость (адаптивность) нейросетевого прогнозирования.

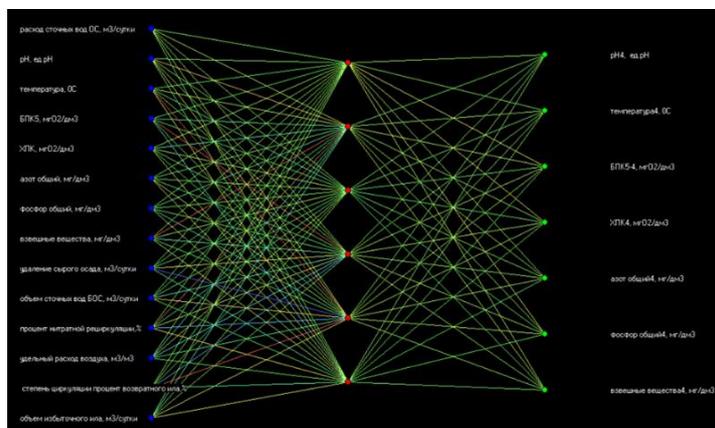


Рисунок 6. – Архитектура многослойного перцептрона, моделирующего БОС г. Витебска, согласно концепции «единого чёрного ящика» в платформе Deductor

**Заключение.** Проведен функциональный и структурный анализ контроля биологических очистных сооружений «первичный отстойник – зонированный аэротенк – вторичный отстойник», в ходе которого решены следующие задачи:

- выполнено функциональное моделирование с использованием методологии IDEF0;
- определены входящие и управляющие факторы, механизмы и результаты соответствующих технологических процессов;
- построена структурная схема потоков информации в разрезе контроля очистных сооружений;
- выполнен корреляционный анализ взаимосвязей параметров качества сточных вод.

Полученные результаты исследований указывают на целесообразность и обоснованность использования нейронных сетей для моделирования и прогнозирования процессов очистки сточных вод.

В рамках дальнейших исследований необходимо:

- создать четыре модели нейронных сетей, которые формируют ассоциацию моделей, пошагово описывающих технологические процессы на БОС г. Витебска: первичный отстойник, аэротенк-аноксидная зона, аэротенк-аэробная зона, вторичный отстойник;

- провести анализ максимальной и средней ошибки синтеза МНС «единого чёрного ящика» и среднеарифметические значения максимальной и средней ошибки синтеза 4-ёх МНС последовательных технологических блоков для соответствующих обучающих и тестовых выборок данных;
- провести анализ точности распознавания данных при синтезе МНС «единого чёрного ящика» и расчет среднеарифметических значений процентов точности распознавания данных синтеза 4-ёх МНС последовательных технологических блоков для соответствующих обучающих и тестовых выборок;
- проводить системную работу по дальнейшему наполнению обучающих для МНС выборок данных.

После выявления более высокого качества нейросетевого моделирования необходимо разрабатывать программное обеспечение и формировать интерфейсные решения для контроля экологической безопасности БОС и эффективного управления технологическими процессами [5; 6] с его интеграцией в единое информационное поле «Цифровой водоканал города».

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Шаршунов В.А. Очистка сточных вод и утилизация их отходов: пособие. – Минск: Мисанта, 2020. – 642 с.
2. Очистка сточных вод, биологические и химические процессы: [пер. с англ.] / М. Хенце, П. Армоэс, Й. Ля-Кур-Янсен и др. – М.: Мир, 2009. – 480 с.
3. Жмур Н.С. Технологические и биохимические процессы очистки сточных вод в сооружениях с аэротенками. – М.: Акварос, 2003. – 512 с.
4. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с.
5. Штепа В.Н., Заец Н.А., Алексеевский Д.Г. Адаптивные решения интеллектуального управления очистными сооружениями // Новые методы и технологии в водоснабжении и водоотведении: сб. тр. / под общ. ред. В.О. Китикова. – Минск: БГТУ, 2022. – С. 281–287.
6. Alekseevsky D.G., Chernysh Ye.Yu., Shtepa V.N. Formalization of the Task of Creating a Mathematical Model of Combined Wastewater Treatment Processes // Journal of Engineering Sciences. – 2021. – Vol. 8, Iss. 2. – P. H1–H7. DOI: 10.21272/jes.2021.8(2).h1.

#### REFERENCES

1. Sharshunov, V.A. (2020). *Ochistka stochnykh vod i utilizatsiya ikh otkhodov: posobie*. Minsk: Misanta. (In Russ.).
2. Khentse, M., Armoes, P., Lya-Kur-Yansen, I. & Arvan, E. (2009). *Ochistka stochnykh vod, biologicheskie i khimicheskie protsessy*. Moscow: Mir. (In Russ.).
3. Zhmur, N.S. (2003). *Tekhnologicheskie i biokhimicheskie protsessy ochistki stochnykh vod v sooruzheniyakh s aerotenkami*. Moscow: Akvaros. (In Russ.).
4. Kruglov, V.V. & Borisov, V.V. (2002). *Iskusstvennye neironnye seti. Teoriya i praktika*. Moscow: Goryachaya liniya-Telekom. (In Russ.).
5. Shtepa, V.N., Zaets, N.A. & Alekseevskii, D.G. (2022). Adaptivnye resheniya intellektual'nogo upravleniya ochistnymi sooruzheniyami. In V.O. Kitikov (Eds.). *Novye metody i tekhnologii v vodosnabzhenii i vodoотводении: sb. tr.* (281–287). Minsk: BGTU. (In Russ.).
6. Alekseevsky, D.G., Chernysh, Ye.Yu. & Shtepa, V.N. (2021). Formalization of the Task of Creating a Mathematical Model of Combined Wastewater Treatment Processes. *Journal of Engineering Sciences*, 8(2), H1–H7. DOI: 10.21272/jes.2021.8(2).h1.

Поступила 20.11.2023

### DEVELOPMENT OF CONTROL AND FORECASTING SYSTEM FOR THE EFFECTIVE FUNCTIONING OF BIOLOGICAL WASTEWATER TREATMENT PLANTS IN THE CITY OF VITEBSK BASED ON NEURAL NETWORKS

**A. HALUZA**

*(Vitebsk Regional Committee of Natural Resources and Environmental Protection)*

**V. SHTEPA**

*(Polessky State University, Pinsk)*

**V. YUSHENKO**

*(Euphrosyne Polotskaya State University of Polotsk)*

*The relevance of implementing modern approaches to improving the efficiency of sewage treatment facilities has been analyzed. Functional modeling of biological wastewater treatment has been performed using the IDEF0 methodology. It has allowed the identification of the nomenclature of input and control factors, mechanisms, and the results of corresponding technological processes. A block diagram of information flows in the context of control of wastewater treatment facilities is constructed. Correlation analysis of the relationships between wastewater quality parameters has been conducted, and expert opinions have justified the further use of neural networks for modeling the processes of purification of aqueous solutions. Neural model has been built on the Deductor analytical platform for forecasting the functioning of biological wastewater treatment plants.*

**Keywords:** *biological wastewater treatment plants, functional modeling, control, forecasting, correlation analysis, neural networks.*