

4. Электронный ресурс / Вентиляция животноводческих помещений – Россия 2016 – <https://studfile.net/preview/5709793/page:99/>

5. Электронный ресурс / Системы вентиляции – Беларусь 2021 – <https://btcvent.by/>

Львова О.М., ст. преподаватель,

Дубкова А.В., ст. преподаватель

УО «Белорусский государственный аграрный технический университет», Минск, Республика Беларусь

ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ:

ПЕРСПЕКТИВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ В ЭНЕРГЕТИКЕ

Рост потребления электроэнергии в мире должен привести к построению новой энергоинформационной инфраструктуры через создание «умных» интеллектуальных сетей с элементами искусственного интеллекта. Среди различных подходов к решению данной задачи выделяются технологии с использованием искусственных нейронных сетей.

Искусственная нейронная сеть – математическая модель, а также ее программная и аппаратная реализация, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. Искусственные нейросети успешно решают трудно формализуемые задачи, такие как, распознавание образов и речи, ассоциативный поиск информации, создание моделей нелинейных и трудно описываемых математически систем, а также прогнозирование их развития во времени.

Главное преимущество нейросети – возможность обучения. Искусственные нейронные сети могут менять свое поведение в зависимости от внешней среды, и на выходе будет получен верный результат на основании данных, которые отсутствовали в обучающей выборке или были искажены.

В основе ИНС лежит *искусственный нейрон*, созданный по аналогии с биологическим нейроном. Общий вид искусственного нейрона приведен на рис.1.

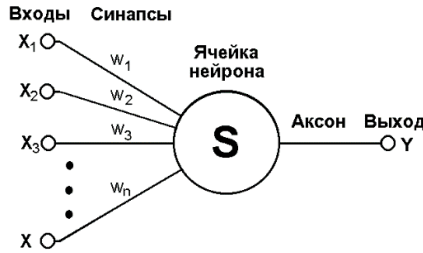


Рисунок 1 – Структура искусственного нейрона

Текущее состояние нейрона определяется как взвешенная сумма его входов:

$$S = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (1)$$

где n – число входов нейрона; x_i – значение входа i -го нейрона; w_i – вес i -го синапса.

Искусственные нейронные сети являются многослойными (рис. 2), то есть состоят из нескольких слоев нейронов: входного, внутренних и выходного. Внутренних слоев может быть от одного и больше. В многослойной нейронной сети каждый нейрон в любом слое связан со всеми нейронами предыдущего слоя. Сигнал передается в прямом направлении, от слоя к слою, генерируя выходную функцию. В обратном направлении распространяется сигнал ошибки. После вычисления ошибки, происходит коррекция весов w_i для каждого нейрона, далее процесс обучения нейросети повторяется до тех пор, пока ошибка не достигнет достаточно малых значений.

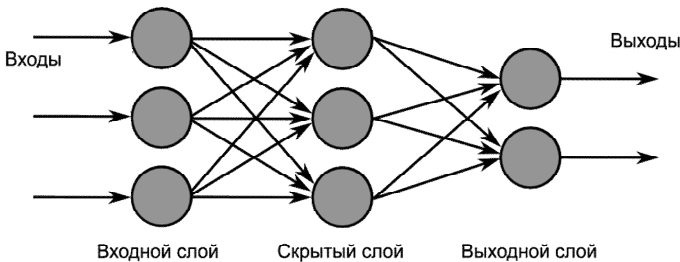


Рисунок 2 – Структурная схема многослойной искусственной нейронной сети
Наиболее перспективными областями электроэнергетики в об-

ласти использования ИНС являются: прогнозирование нагрузки электроэнергетической системы, диагностика и локализация неисправностей, оптимизация распределения нагрузки, оценка надежности, а также динамическая устойчивость энергетической системы в целом.

Существующие методы прогнозирования, такие как регрессионное моделирование, экспертные системы, нечеткая логика и другие, имеют серьезные ограничения и упускают множество факторов. Использование нейросети решает эти проблемы, при этом учитываются такие факторы как, погодные условия, выходные дни, спортивные и культурные события. Применение нейронных сетей позволяет получить точность прогнозирования электропотребления на уровне 96–97 %, что дает возможность повысить эффективность энергетических компаний.

Главным преимуществом ИНС при проведении диагностики аварийных ситуаций является ее гибкость при большом потоке данных и информационном шуме.

Нейронные сети Хопфилда показали высокую способность решения задач оптимизации распределения нагрузки, при этом учитываются такие ограничения как, потери при передаче энергии, контроль уровней загрязнения энергоблока.

Оценка надежности ЭЭС – важнейшая задача, которую успешно решают ИНС, наибольшую эффективность показала нейронная сеть типа многослойный персептрон. Основным преимуществом персептрона является его способность к обучению в онлайн-режиме.

Искусственные нейронные сети в электроэнергетике предоставляют возможность в режиме реального времени проводить быструю обработку информации, проводить нелинейное моделирование и фильтрацию данных, а также проводить прогнозирование при стохастических изменениях рабочих параметров.

Список использованных источников

1. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. М.: Вильямс М, 2006. 1104 с.
2. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. М.: Вильямс М, 2001. 291 с.
3. Шакирин А.И. Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур: перспективы использования искусственных ней-

ронных сетей / А.И. Шакирин, О.М. Львова, А.И. Богданович.// сборник статей III Международной научно-практической конференции. Минск, 23-24 марта 2017 г – Минск: БГАТУ, 2017. – С. 248–250.

**Матвейчук Н.М., доцент, Мякинник Е.Е., ст. преподаватель
УО «Белорусский государственный аграрный технический
университет», Минск, Республика Беларусь**
**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ПРИНЦИПА ЗАМКНУТОГО
УПРАВЛЕНИЯ КОНЦЕНТРАЦИЕЙ ПОЛИВНОГО
РАСТВОРА**

В настоящее время известны и используются в системах автоматического управления три фундаментальных принципа:

- принцип разомкнутого управления (по задающему воздействию);
- принцип компенсации возмущающего воздействия;
- принцип замкнутого управления с обратной связью (управление по отклонению).

Наибольшее распространение получил принцип замкнутого управления (рис. 1), позволяющий минимизировать отклонение управляемой величины от заданного значения.

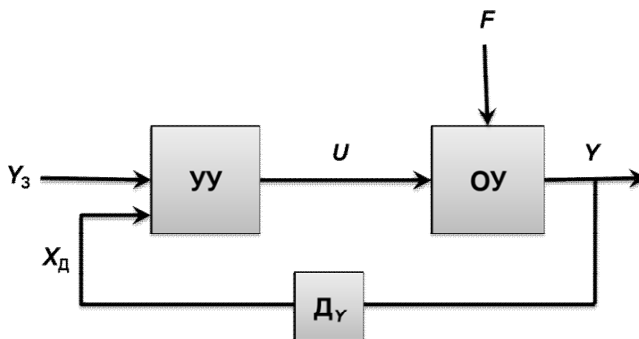


Рисунок 1 Принцип замкнутого управления

В работе рассматривается замкнутая система автоматического управления концентрацией растворов минеральных удобрений (рис. 2), позволяющая измерять концентрацию растворов в диапазоне от 0 до 0,2 МПа давления с точностью до $\pm 10\%$ и управлять ею.