

# ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКИХ НЕЙРОННЫХ СИСТЕМ ПРИ ОБЕСПЕЧЕНИИ СТАБИЛЬНОСТИ НЕПРЕРЫВНОГО ПРОИЗВОДСТВА

Барышникова Е.С., Иващенко В.А.

*Институт проблем точной механики и управления РАН,*

*Россия, г. Саратов ул. Рабочая д.24*

baryshnikova@iptmuran.ru

*Аннотация: Для поддержания стабильности непрерывных технологических процессов предложена модель на основе нечеткой нейронной сети, объединяющая методы нечеткой логики и аппарат искусственных нейронных сетей. На основе сигналов, полученных от датчиков и операторов, система выдает прогноз опасности дестабилизации процесса и рекомендации по предотвращению данных ситуаций.*

Ключевые слова: непрерывное производство, нечеткая нейронная сеть, система управления.

## Введение

Непрерывное производство является сложным объектом с большим количеством взаимосвязанных параметров. Так как возобновление производственного процесса после вынужденных остановок требует значительного количества затрат энергии, важное значение имеет сохранение непрерывности процесса производства.

Одним из вариантов решения проблемы вынужденных остановок является использование современных методов управления сложными системами. Примерами таких моделей управления могут служить нейронные сети и аппарат нечеткого вывода.

Сведения, которыми располагает разработчик системы управления на момент ее создания, как правило, неполные, поэтому разрабатываемая система должна обладать механизмом обучения. Этот механизм в настоящее время может быть обеспечен искусственными нейронными сетями.

Но информация об объекте управления часто представлена в виде экспертных оценок на естественном языке. Для подобного рода задач могут быть использованы системы нечеткого вывода.

Исходя из изложенного, возможным решением проблемы является комбинация системы нечеткого вывода с аппаратом искусственных нейронных сетей.

Нечеткие нейронные сети — это гибридные модели, включающие в себя алгоритмы искусственных нейронных сетей, а также удобный механизм представления знаний и построения рассуждений, характерный для систем нечеткого вывода.

Комбинация системы нечеткого вывода и искусственной нейронной сети позволяет решать проблемы управления сложными системами более эффективно, с помощью всех преимуществ искусственных нейронных сетей и нечетких систем, таких как использование представления информации с помощью лингвистических переменных и эффективные алгоритмы обучения нейронных сетей.

Гибридные модели на основе нечеткого вывода описываются многими авторами. Искусственные нейронные сети применяются в основном для прогнозирования в экономике [1-2], моделирования процессов в промышленности и диагностике неисправностей [3-4], распознавании дефектов [5].

При этом почти не встречается работ по разработке систем управления непрерывным производством на основе искусственных нейронных сетей с нечетким выводом.

## 1 Постановка и подход к решению задачи

### 1.1 Постановка задачи

Необходимо разработать систему управления непрерывным производством на основе комбинации системы нечеткого вывода и аппарата искусственных нейронных сетей.

### 1.2 Решение задачи

Рассмотрим решение поставленной задачи на примере технологического процесса производства листового стекла. Это сложный энергоемкий процесс с большим количеством нечетких качественных параметров.

В процессе экспертного опроса была собрана информация о ситуациях, которые могут привести к остановке производства. При этом все данные представлены в нечетком виде на естественном языке.

Были рассмотрены различные модели представления такой информации и соответствующие алгоритмы принятия решений.

Вся собранная информация была систематизирована с использованием аппарата таблиц решений. Но модель на основе таблиц принятия решений оказалась недостаточно адаптируемой. При

возникновении новых ситуаций с кардинально иными признаками необходимо полностью пересматривать структуру таблицы. Модель на основе таблиц решений оказалась хорошим аппаратом для систематизации и формализации накопленного экспертного опыта.

Для решения задачи допустимо использование аппарата ситуационного управления. Однако процесс принятия решений при этом является долгой процедурой. Для непрерывного производства время принятия решения – очень важная характеристика.

В результате была выбрана модель нечеткой нейронной сети, которая объединяет методы нечеткой логики и аппарат искусственных нейронных сетей. В статье предлагается структура и состав такой сети на основе модели нечеткой системы Такаги-Сугено-Канга.

Сеть состоит из входного, скрытого и выходного слоев. Входными переменными являются данные различных датчиков: температуры, давления защитной атмосферы, расположения лужи стекла, положения растягивающего устройства и пр. Во входном слое они нормализуются.

Скрытый слой представляет собой подсистему на основе нейронных сетей. На этом слое нормализованные данные с датчиков используются для вычисления функций принадлежности лингвистических переменных. Для простоты представления и вычисления, не в ущерб требуемой точности, мы выбрали трапециевидные функции принадлежности для всех лингвистических переменных (рис. 1).

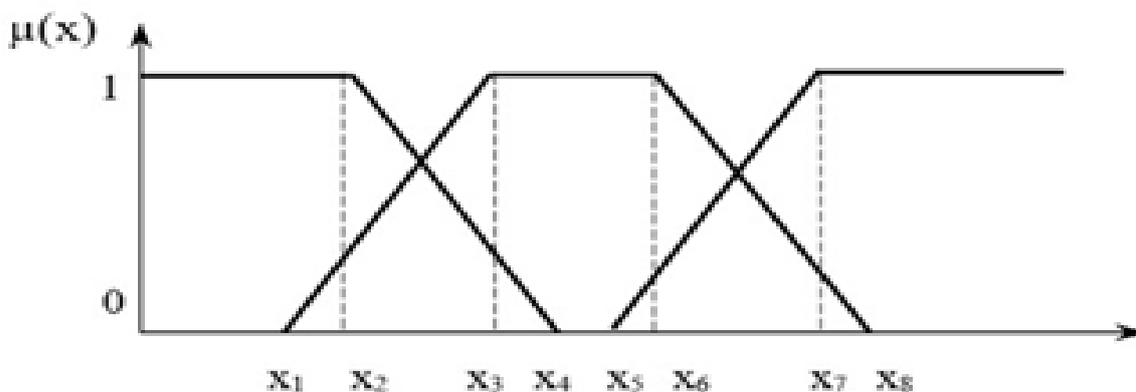


Рис. 1. Вид функций принадлежности входных лингвистических переменных

Полученные лингвистические переменные используются для определения класса возникшей ситуации и выработки необходимого управляющего воздействия.

## 2 Пример решения задачи

В первую группу лингвистических переменных отнесем данные о ленте стекла, которые раскрывают понятия управляемости, положения ленты стекла и др.

Вторая группа лингвистических переменных связана со свойствами выпускаемого стекла – толщина стекла, прозрачность и др., а также наличие дефектов, например, переменная «толщина» и ее возможные значения: «уменьшение», «увеличение» и «неравномерная».

В третью группу включим данные от исполнительных устройств – растягивающих устройств, шиберов, лера, холодильников и нагревателей.

К четвертой группе отнесем сведения от обеспечивающих служб – давление защитной атмосферы, расход воды и ее температура, расход электроэнергии и температура в ванне расплава.

На вход ИНС поступает цифровая информация от датчиков  $x_i$ , где  $i=1, \dots, n$ ,  $n$  - количество входных сигналов. С помощью аппарата лингвистических переменных осуществляется переход к описанию текущей ситуации в виде значений функций принадлежности нечетких переменных. Функции принадлежности  $\mu_j(x_i)$ , где  $j=1, \dots, m$ , задаются экспертами на этапе разработки ИНС.

Полученные значения функций принадлежности поступают на следующий слой сети, где определяется наличие или отсутствие того или иного признака аварийной ситуации. Агрегирование лингвистических переменных проводится с использованием операций нечеткой логики (конъюнкции или дизъюнкции) и вычисляется как минимальное для конъюнкции и максимальное для дизъюнкции значения функций принадлежности

$$z_l = \{\mu_1(x_1) \wedge \mu_2(x_2)\} \vee \{\mu_3(x_3) \wedge \mu_4(x_4)\} \vee \dots \vee \{\mu_{n-1}(x_{n-1}) \wedge \mu_n(x_n)\}, \quad (1)$$

где  $l=1, \dots, k$ ,  $k$  - общее количество признаков аварийных ситуаций.

При этом количество участвующих в агрегировании переменных, как правило, различно. Например, признак «Болтание лужи» описывается группой переменных: «положение лужи в текущий момент», «положение лужи в момент времени  $t-1$ », «положение лужи в момент времени  $t-2$ ».

Полученные значения степени истинности признаков ситуаций агрегируются в третьем слое ИНС. При этом агрегирование реализуется с помощью формулы

$$y_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^J w_j z_j}{\sum_{j=1}^J w_j}, \quad (2)$$

где  $y_i$  – степень истинности  $i$ -й аварийной ситуации, а  $w_j$  – вес значимости  $j$ -го признака ситуации,  $i=1, \dots, I, j=1, \dots, J$ .

Выход ИНС образует вектор истинности аварийных ситуаций, по которому определяется наличие или отсутствие конкретной аварии на объекте.

Таким образом, была получена модель, на вход которой подаются данные с датчиков, а на выходе мы получаем решение о необходимости реализации того или иного управляющего воздействия и информацию о том, может ли текущая ситуация привести к остановке производства.

Обучение гибридной сети начинается одновременно с ее созданием.

Этап 1. Выбираем первую ситуацию. Для этой ситуации формируем набор входных переменных и создаем первый слой сети.

Формируем функции принадлежности для лингвистических переменных, описывающих данную ситуацию. В вычислении функции принадлежности могут участвовать данные с нескольких датчиков.

Создаем нейроны, определяющие наличие признаков выбранной ситуации.

Устанавливаем веса значимости для полученных признаков равными 1.

Этап 2. Выбираем следующую ситуацию и формируем набор входных переменных для нее. Добавляем необходимые входные данные в первый слой сети.

Формируем функции принадлежности для лингвистических переменных, описывающих эту ситуацию с учетом уже имеющихся в сети.

Создаем нейроны, определяющие наличие признаков выбранной ситуации.

Корректируем веса значимости для признаков ситуации.

Этап 3. Подаем в вход нейронной сети информацию о предыдущей ситуации и обратным проходом корректируем веса и коэффициенты функций принадлежности с помощью метода градиентного спуска.

В данном методе минимизируется среднеквадратичная ошибка по формуле

$$E_p = 0,5 \sum_{k=1}^{NK} (y_k - d_k)^2 \quad (3)$$

для каждой выборки ( $d_k$  и  $y_k$  – соответственно желаемое и расчетное значения на выходе сети).

Этап 4. Возвращаемся к этапу 2.

Этап 5. Повторяем этап 3 для всех уже имеющихся ситуаций.

Алгоритм обучения представлен ниже на рис. 2.

## Заключение

В статье предлагается алгоритм создания и обучения искусственной нейронной сети на основе системы нечеткого вывода для управления непрерывным производством.

Для обучения нечеткой сети используется гибридный алгоритм. При этом уточнение параметров осуществляется в два этапа. На первом этапе фиксируются параметры первого слоя и рассчитываются линейные параметры полиномов третьего слоя TSK. На втором этапе фиксируются линейные параметры полиномов третьего слоя и уточняются нелинейные параметры первого слоя.

В настоящее время осуществляется тестирование предложенной сети на данных с ОАО «Саратовстройстекло». Результаты тестирования показывают целесообразность использования полученных результатов в системе управления производством.

Так как обучение искусственной нейронной сети с нечетким выводом – непрерывный процесс, то предложенная модель будет адаптироваться под изменяющиеся параметры производства. Это позволит использовать данную сеть не только на рассмотренной технологической линии, но и на других, подобных ей.

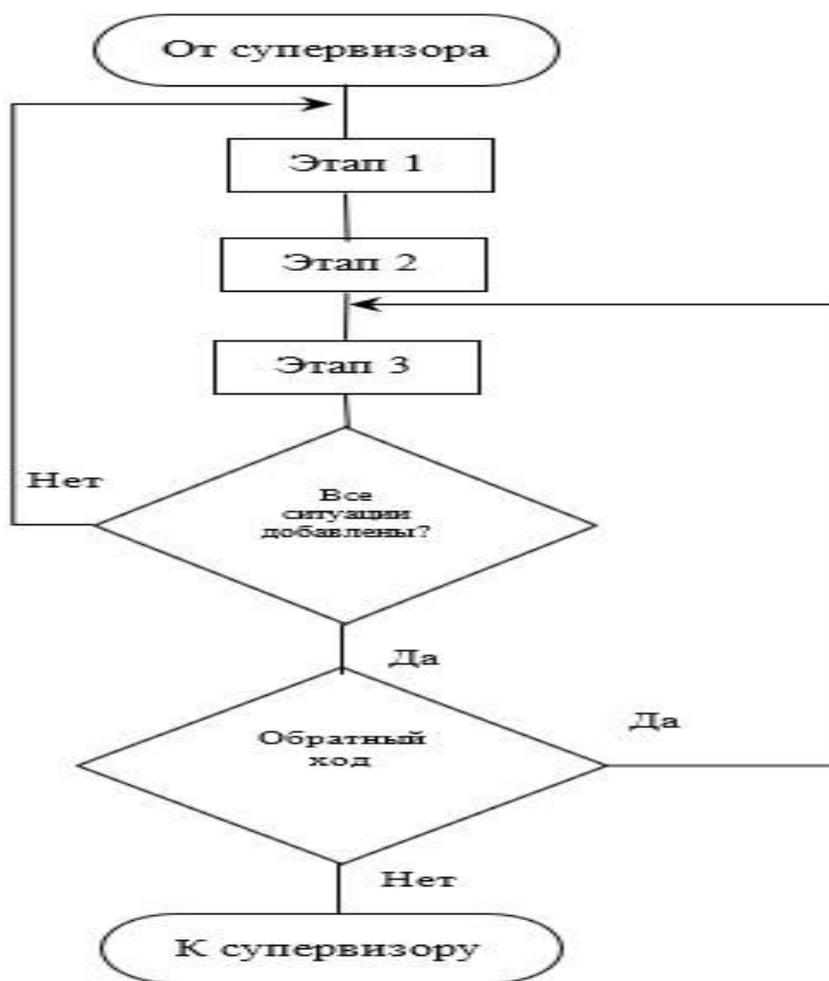


Рис. 2 Алгоритм обучения ИНС

## Литература

1. Kim Y., Ahn W., Kyong J.O., Enke D. An intelligent hybrid trading system for discovering trading rules for the futures market using rough sets and genetic algorithms. *Applied Soft Computing*. Vol. 55. 2017. – P.127-140.
2. Dehghani, M.; Riahi-Madvar, H.; Hooshyaripor, F.; Mosavi, A.; Shamshirband, S.; Zavadskas, E.K.; Chau, K.-w. Prediction of Hydropower Generation Using Grey Wolf Optimization Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Energies*. Vol. 12. 2019. – P. 289.
3. Ефимов И.В., Петров Д.Ю., Иващенко В.А., Мешалкин В.П. Автоматизированная нейронно-эвристическая процедура распознавания точечных дефектов в листовом стекле // *Химическая технология*. 2014. №8. – С.500-5004.
4. Катасёв А.С. Нейронечеткая модель формирования нечетких правил для оценки состояния объектов в условиях неопределенности // *Компьютерные исследования и моделирование*. Т.11. 2019. № 3. – С. 477-492.
5. Есмаханова, Л.Н., Джунисбеков М.Ш., Темиргалиев Т.К., Тлешова А.С. Применение нейронных сетей в системе управления технологическим процессом текстильной промышленности // *Известия вузов. Технология текстильной промышленности*. № 2. 2020. – С. 156-160.