

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АЛГОРИТМА ОБРАТНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ ОШИБКИ ДЛЯ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ КАЧЕСТВОМ ПРОИЗВОДИМОЙ ПРОДУКЦИИ

Анотація. Публікація присвячена застосуванню алгоритму зворотного поширення помилки для управління системою управління якістю виробленої продукції.

Ключові слова: штучні нейронні мережі, управління якістю виробництва продукції, алгоритм зворотного поширення помилки.

Summary. The publication is dedicated to the use of back-propagation algorithm to control the quality management system of production.

Key words: artificial neural networks, quality control of production, back-propagation algorithm.

Постановка проблемы. Управление качеством производимой продукции является проблемой первой величины для любого предприятия. По этой причине большинство производителей не только охотно вкладывают средства в классические автоматизированные системы контроля качества, но и готовы внедрять новые перспективные разработки. Описывая производственный процесс, можно выделить входные характеристики, например: температура, плотность, химический состав, геометрические параметры заготовок и другие параметры; и выходные критерии качества получаемой продукции, их состав обычно описывается ГОСТами и прочими отраслевыми стандартами, а иногда требованиями заказчика готовой продукции [1, с. 9]. Входные характеристики можно, в свою очередь, разделить на изменяемые в процессе производства и неизменные, к последним в основном относятся характеристики заготовок и полуфабрикатов, подготовленных на других производствах. Таким образом, в производственном процессе всегда можно выявить взаимосвязь входных изменяемых характеристик производственного процесса с критериями качества получаемого на выходе продукта. В случае большого количества этих характеристик, а возможно и критериев качества, ручное управление подобным процессом становится невозможным, распространенные автоматические системы управления (АСУ), работающие в связке с экспертными системами (ЭС), требуют достаточно долгого и трудоемкого изменения правил и параметров в случае изменения выходных критериев или флуктуаций входных характеристик. Для подобных производственных процессов мы получаем нелинейное отображение множества входных характеристик на множество выходных критериев качества готовой продукции. Эта модель может быть описана с помощью искусственной нейронной сети [2, с. 21], при этом алгоритм обратного распространения ошибки [3, с. 51] реализует устойчивую обратную связь от набора выходных критериев к входным характеристикам.

Анализ исследований и публикаций. Первое описание метода обратного распространения ошибки как одного из вариантов обучения искусственных нейронных сетей дал А. И. Галушкин в 1974 г., одновременно с ним это сделал П. Дж. Вербос. В дальнейшем развитии метода участвовали Д. И. Румельхарт, Дж. Е. Хинтон и Р. Дж. Вильямс, а также С. И. Барцев и В. А. Охонин.

Достаточно полную и подробную классификацию систем нейросетевого управления можно найти в статье С. Г. Черного «Применение механизма информационных интеллектуальных моделей в системах автоматического управления», опубликованной в Вестнике ХНТУ № 1 (44), 2012 г. В этой публикации рассматривается совместная работа по принятию управленческого решения искусственной нейронной сетью и строится математическая модель системы управления.

Цель данной публикации состоит в рассмотрении возможности применения искусственной нейронной сети для управления сложным процессом производства продукции, а также использования алгоритма обратного распространения ошибки для реализации обратной связи в системе управления.

Изложение основного материала исследования. При решении задачи построения системы управления для производственного процесса, описанного выше, мы приходим к отображению множества входных характеристик на множество выходных критериев качества готовой продукции; это можно проиллюстрировать схемой, представленной на рис. 1.

Зона 1 показывает множество входных характеристик производственного процесса. Зона 3 отражает набор связываемых критериев качества готовой продукции. Для повышения лучшего усреднения и сглаживания нежелательных резких выбросов взаимодействия областей входных данных и выходных результатов целесообразно ввести промежуточные сумматоры, показанные в области 2.

Приведенная выше схема с легкостью может быть описана искусственной нейронной сетью

© В. О. Лазарев, 2013

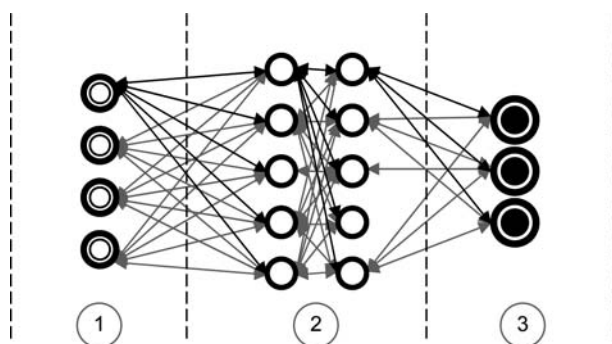


Рис. 1. Отображение входных характеристик на критерии качества

архитектурно представляющей собой n -слойный перцептрон [4, с. 222].

Искусственная нейронная сеть представляет собой совокупность искусственных нейронов (ИН), соединенных взвешенными связями (синапсами). Каждый ИН имеет некоторое количество входов и выходов. Основная задача ИН включает 3 стадии:

- 1) принятие входной информации, которая передается в виде набора произведений выходных сигналов предыдущих ИН и весов входящих связей;
- 2) обработка принятых сигналов посредством применения к ним функции активации ИН;
- 3) передача результата функции активации на вход следующим ИН.

Алгоритм обратного распространения ошибки относится к группе методов обучения искусственных нейронных сетей (ИНС) с учителем. Это означает, что в фазе обучения ИНС сравнивает полученные результаты выходов сети с эталонными значениями. После каждого прохождения учебных данных по ИНС возможны 2 варианта результата:

- результат работы ИНС равен эталонному;
- результат работы ИНС отличен от эталонного.

В первом случае принято считать, что состояние весовых коэффициентов связей ИН (синапсов) не требует изменения. Во втором случае требуется коррекция весов.

Для проведения коррекции весов следует вычислить разницу результата, полученного ИНС, и эталонного результата для данного учебного набора входящих характеристик. Полученная разница инициирует процесс обратного прохода сети, в котором входы и выходы ИН меняются местами, а функция активации работает аналогично. Процесс обратного прохода по сети сопровождается коррекциями весов; подробное описание алгоритма обратного распространения ошибки можно найти в [2] и [3].

В случае представления интересующей нас схемы управления производственным процессом в виде многослойного перцептрона в общем виде можно выделить несколько стадий подготовки и эксплуатации системы:

- Уточнение используемой архитектуры ИНС.
- Разработка правил подготовки входящих данных и получаемых результатов.

- Создание эталонного набора входов и выходов для обучения ИНС.

- Непосредственно процесс обучения ИНС, включающий корректировку весов и последующую их фиксацию.

- Процесс доводки и шкалирования, определяющий зависимость изменения результата работы ИНС от тонких изменений различных входящих параметров.

Уточнение используемой архитектуры ИНС.

Определившись в общем случае с архитектурой ИНС в виде многослойного перцептрона, остается выяснить количество скрытых слоев ИН, а также количество ИН в каждом слое. Стоит отметить, что на сегодняшний день не существует общепринятой методики точного расчета этих параметров. Априори эти параметры зависят от сложности поставленной задачи, количества входов и выходов сети и количества обучающих образцов. При выборе данных параметров стоит принять во внимание аппаратные ресурсы вычислительной машины, на которой предполагается эксплуатация системы управления.

При малом количестве скрытых слоев и ИН в них ИНС может не обучиться или обучиться некачественно, это повлечет резкие колебания результирующей функции. Большое количество скрытых слоев и ИН в них повлечет за собой переобучение сети, исчезнет способность к обобщению и резко увеличится нагрузка на аппаратные ресурсы, что приведет к завышенным требованиям. Таким образом, подобная настройка ИНС производится непосредственно под конкретную целевую задачу.

Разработка правил подготовки входящих данных и получаемых результатов. Применение данных в «сыром» (необработанном) виде для обработки ИНС в большинстве случаев невозможно. Это связано преимущественно с различной размерностью данных, вследствие этого в первую очередь нужно преобразовать данные таким образом, чтобы их значения находились в пределах, как минимум, одного порядка. Применяя нелинейные функции активации ИН (это является обязательным условием применения алгоритма обратного распространения ошибки, так как требуется дифференцируемость функции активации в любой точке), нужно получить входные данные в диапазоне $(-1; 1)$ или $(0; 1)$, для этого потребуются их масштабировать.

Создание эталонного набора входов и выходов для обучения ИНС и процесс обучения. При создании обучающего множества нужно руководствоваться в первую очередь принципом полноты, следует включить все возможные варианты, при этом обучающий набор не должен быть избыточным. Подробные методики подготовки обучающих данных и процесса обучения ИНС описаны в [5; 6; 7].

Процесс доводки и шкалирования системы. После уточненного проектирования, создания и

обучения ИНС весовые коэффициенты фиксируются, а механизмы, обеспечившие работу алгоритма обратного распространения ошибки, переключаются в эксплуатационный режим.

Суть предлагаемой методики заключается в использовании математического и алгоритмического аппарата, метода обратного распространения ошибки, а возможно, и готовых программно-аппаратных его реализаций, не только для обучения ИНС, а также для управления процессом производства готового продукта в реальном времени.

Система может реализовать две основные функции:

- контроль получаемого продукта и автоматическая подстройка входных параметров производственного процесса в реальном времени;
- плавная подстройка под требуемые критерии качества и функционала при их изменении без остановки производственного процесса.

После завершения обучения ИНС получаемый на выходе набор критериев будет считаться текущим эталоном, так как система весовых коэффициентов фиксирована, то отклонение от эталона будет происходить лишь по вине входных характеристик процесса. Зафиксировав отклонение выходных параметров от текущего эталона, система активирует метод обратного распространения ошибки, но веса ИНС не будут изменяться, в результате обратного прохода по ИНС будет произведен расчет, какие именно из входящих характеристик изменились и в какой степени, активируя соответствующие контроллеры, система компенсирует разницу путем увеличения или уменьшения подачи нужного входящего компонента, что, в свою очередь, приведет к изменению выходных параметров. Таким образом, в результате итеративного сравнения с текущим эталоном и подстройки параметров изменения будут нивелированы и процесс будет прекращен до следующего выхода за границы заданных выходных нормативов.

Другая возможность, заложенная в предлагаемой методике, заключается в плавной подстройке входящих параметров в ответ на меняющиеся выходные критерии качества и функционала готового продукта. В этом случае имеет место такая последовательность: выходные параметры ИНС настраиваются в соответствии с новыми требованиями, в результате чего формируется новый текущий эталон, следовательно, набор критериев, бывший прошлым текущим эталоном, превращается в ошибочный, активируются механизмы, реализующие алгоритм обратного распространения ошибки, который вычисляет разницы состояний узлов сети при обратном проходе и определяет, какие из входных параметров и в какой степени требуется изменить, чтобы обеспечить совпадение конечного набора критериев с новым эталоном.

Как известно, алгоритм обратного распространения ошибки основывается на том, что кор-

рекция весов синапсов при обучении ИНС производится в зависимости от самих этих весов, то есть величина функции ошибки конкретного узла при обратном проходе по сети делится между входами данного узла пропорционально весам входящих синаптических связей. В результате обратного прохода мы получим изменение весов на всех ребрах графа ИНС, включая и разницу весов синапсов, идущих от входов ИНС к первому скрытому слою, именно эти разницы можно использовать как численные характеристики для изменения соответствующих входных параметров. На рис. 2 схематически показан обратный проход по ИНС, влияющие узлы и синапсы выделены более плотными градиациями серого.

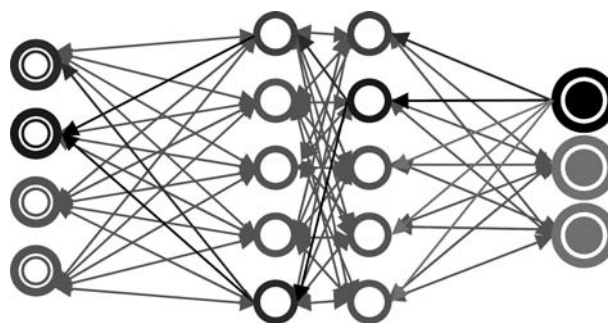


Рис. 2. Использование метода обратного распространения ошибки для определения и настройки влияющих на результат входящих параметров

Выводы. Использование искусственных нейронных сетей в различных сферах производственной деятельности достаточно давно не вызывает удивления. ИНС заняли место рядом с другими инструментами и технологиями. Для использования нейросетевых методов разработан серьезный математический, алгоритмический и технологический аппарат.

Методика, предлагаемая в данной публикации, предлагает рассмотреть применение широко известного алгоритма обратного распространения ошибки не только по прямому назначению — в качестве инструмента обучения ИНС, но и в качестве метода анализа и управления непосредственно процессом производства готовой продукции.

Нужно отметить, что целесообразность подобной методики будет очень сильно зависеть от условий конкретного производства, в особенности от количества входных и выходных параметров. Предпочтительными для применения методики являются производственные процессы с максимальным количеством плохо параметризуемых входящих характеристик, управление которыми операторским составом сильно осложнено, дорогостояще или неоптимально по причине низкой скорости реакции.

Литература

1. Гиссин В. И. Управление качеством продукции / В. И. Гиссин. — Ростов-на-Дону : Феникс, 2000. — 300 с.

2. Заенцев И. В. Нейронные сети: основные модели / И. В. Заенцев. — Воронеж : Воронеж, 1999. — 76 с.

3. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан. — М. : Издательский дом «Вильямс», 2001. — 287 с.

4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. — 2-е изд. — М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. — 1103 с.

5. Комарцова Л. Г. Нейрокомпьютеры / Л. Г. Комарцова, А. В. Максимов. — М. : Изд-во МГТУ им. Баумана, 2004. — 250 с.

6. Галушкин А. И. Нейронные сети. Основы теории / А. И. Галушкин. — М. : Горячая линия — Телеком, 2010. — 320 с.

7. Kosko B. Neural Networks and Fuzzy Systems. A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence / B. Kosko. — Prentice Hall : Englewood Cliffs, 1992. — 400 с.