



The analysis of the methods of neuron nets, which are used for solving of some problems of foundry, is presented. It is shown that the problems of projection of chill auxiliaries can be solved by means of the methods of neuron nets.

Т. В. МАТЮШИНЕЦ, БНТУ, Л. В. МАРКОВ, ОАО «ММЗ»

УДК 669.27:519

О ВОЗМОЖНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МЕТОДА НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ПРОЕКТИРОВАНИЯ КОКИЛЬНОЙ ОСНАСТКИ

Среди технических задач кокильного литья достаточно много задач, которые невозможно либо очень сложно формализовать математическими методами. К такого рода задачам относятся выбор положения отливки в форме, выбор типа литниковой системы, выбор типа и конструкции кокиля. Эти задачи используются при проектировании кокильной оснастки. Для автоматизированного решения поставленных задач может быть применен метод распознавания образов, сущность которого состоит в построении системы распознавания, базирующейся на идеологии нейронных сетей.

В последние десятилетия в мире бурно развивается новая прикладная область математики, специализирующаяся на искусственных нейронных сетях. Основное применение нейронных сетей – это автоматизация процессов распознавания образов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и многие другие приложения. С помощью нейронных сетей можно, например, предсказывать показатели биржевого рынка, выполнять распознавание оптических или звуковых сигналов, создавать самообучающиеся системы, способные управлять автомашиной при парковке или синтезировать речь по тексту [1, 2].

Широкий круг задач, решаемый нейронными сетями, не позволяет в настоящее время создавать универсальные, мощные сети, вынуждая разрабатывать специализированные нейронные сети, функционирующие по различным алгоритмам.

Несмотря на существенные различия, отдельные типы нейронных сетей обладают несколькими общими чертами. Сущность нейронной сети состоит в следующем. Основу каждой нейронной сети составляют относительно простые, в большинстве случаев однотипные элементы (ячейки), имитирующие работу нейронов мозга. При

этом каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием по аналогии с нервными клетками головного мозга, которые могут быть возбуждены или заторможены. Он обладает группой синапсов – однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов, а также имеет аксон – выходную связь данного нейрона, с которой сигнал поступает на синапсы следующих нейронов. Общий вид нейрона приведен на рис. 1 [3].

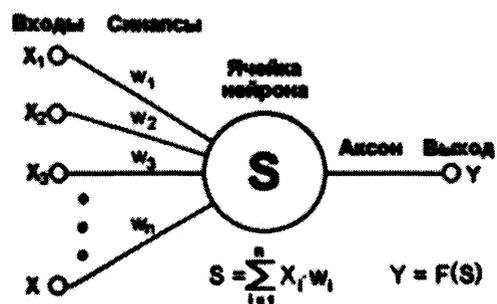


Рис. 1. Искусственный нейрон

Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи или ее весом w_i , который по физическому смыслу эквивалентен электрической проводимости. Текущее состояние нейрона определяется как взвешенная сумма его входов:

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

Выход нейрона есть функция его состояния:

$$y = f(s). \quad (2)$$

Нелинейная функция f называется активационной и может иметь различный вид. Одной из наиболее распространенных является нелинейная функция с насыщением, так называемая логистическая функция или сигмоид (т.е. функция S-образного вида):

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}. \quad (3)$$

Из выражения для сигмоида очевидно, что выходное значение нейрона лежит в диапазоне [0, 1].

Возвращаясь к общим чертам, присущим всем нейронным сетям, отметим принцип параллельной обработки сигналов, который достигается путем объединения большого числа нейронов в так называемые слои и соединения определенным образом нейронов различных слоев, а также в некоторых конфигурациях и нейронов одного слоя между собой, причем обработка взаимодействия всех нейронов ведется послойно.

Выбор структуры нейронной сети осуществляется в соответствии с особенностями и сложностью задачи. Для решения некоторых типов задач уже существуют оптимальные на сегодняшний день конфигурации. Если же задача не может быть сведена ни к одному из известных типов, разработчику приходится решать сложную проблему синтеза новой конфигурации. При этом он руководствуется несколькими основополагающими принципами: возможности сети возрастают с увеличением числа ячеек сети, плотности связей между ними и числом выделенных слоев; введение обратных связей наряду с увеличением возможностей сети поднимает вопрос о динамической устойчивости сети; сложность алгоритмов функционирования сети также способствует усилению силы нейронной сети. Вопрос о необходимых и достаточных свойствах сети для решения того или иного рода задач представляет собой целое направление нейрокомпьютерной науки. Так как проблема синтеза нейронной сети сильно зависит от решаемой задачи, дать общие подробные рекомендации затруднительно. В большинстве случаев оптимальный вариант получается на основе интуитивного подбора.

Рассмотрим некоторые примеры алгоритмов, которые были использованы при решении задач автоматизированного проектирования технологии кокильного литья методом распознавания образов в [4–6].

Как уже упоминалось, задача выбора положения отливки в кокиле относится к важнейшим и в то же время трудно формализуемым задачам проектирования кокильной оснастки, так как исходная информация может быть получена только исходя из анализа чертежа отливки. Автоматизированное решение этой задачи сводится к разработке алгоритма, позволяющего определить с высокой долей вероятности, к какой из заданных групп отливок относится проектируемая отливка. Таким образом, задачу определения отливки в форме методом распознавания можно представить в виде совокупности четырех задач: разделение множества проектируемых отливок на подмноже-

ства, обладающие свойствами образов; выделение наиболее информативных признаков отливки; разработка алгоритма и топологии искусственной нейронной сети; обучение нейронной сети на некоторой тестовой выборке отливок.

Так, например, в работе [5] предлагается алгоритм для определения положения отливки в форме для отливок типа «Крышка» (рис. 2).

Для класса отливок «Крышка» были выделены два подкласса: отливки, которые необходимо располагать наружной поверхностью вниз и вверх. Каждый образ описывался 18 количественными (вероятностными) и качественными (логическими) признаками (синапсами). В дальнейшем на основании анализа обучающей выборки были выделены пять наиболее информативных признаков (четыре логических и один вероятностный, определяющий габаритный размер):

A_1 – приливы отсутствуют;

A_2 – приливы на наружной поверхности;

A_3 – приливы на внутренней поверхности;

A_4 – приливы на наружной и внутренней поверхности;

H – высота отливки (от 10 до 300 мм).

Кроме описанных параметров, в алгоритме использованы следующие обозначения: \bar{H}_1 и \bar{H}_2 – математическое ожидание высоты отливки, расположенной наружной поверхностью вверх или вниз соответственно; S_1 и S_2 – оценка значения среднего квадратического отклонения от H_1 и H_2 ; L_1 и L_2 – значение функции правдоподобия принадлежности отливки к образу соответственно v_1 и v_2 ; K_1 и K_2 – критические значения функции правдоподобия для L_1 и L_2 ; $\xi(v_1)$ и $\xi(v_2)$ – апостериорные вероятности принадлежности отливки к образу v_1 и v_2 .

Другой важной задачей проектирования технологии кокильного литья является выбор поверхности разреза формы. Для решения этой задачи был предложен алгоритм [6], показанный на рис. 3.

Все множество отливок было разбито на пять классов: крышка, корпус, рычаг, кронштейн, элемент трубопровода. Было определено 16 информативных факторов (синапсов), имеющих неодинаковую степень важности для отливок разных классов.

При этом целевая функция запишется следующим образом:

$$Y = \sum_{i=1}^n x_i X_i, \quad (4)$$

где x_i – весовой коэффициент, характеризующий степень важности фактора; X_i – значение i -го фактора; n – число факторов. Кроме того, в

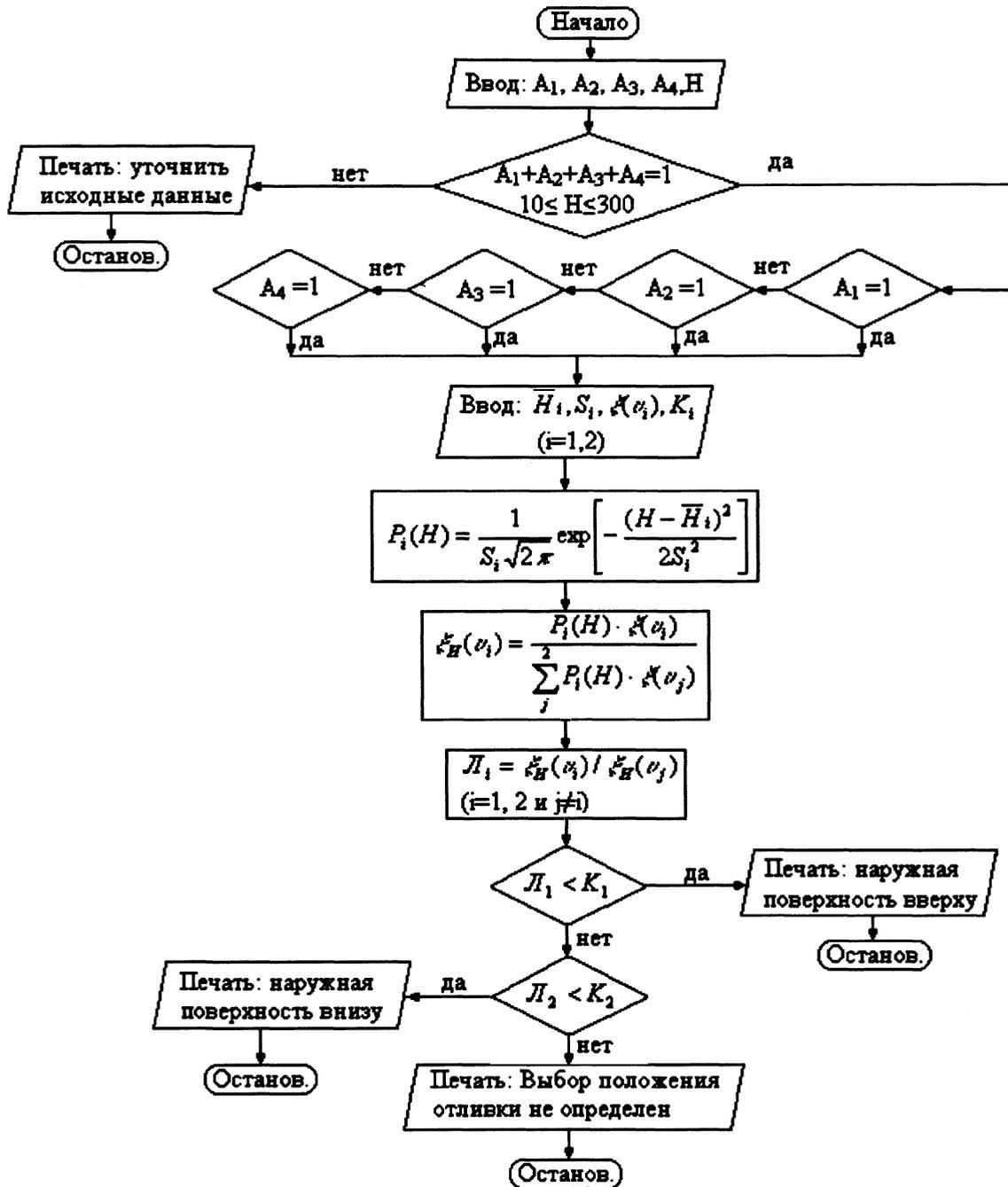


Рис. 2. Алгоритм выбора положения отливки в форме для отливок класса «Крышка»

алгоритме применены следующие обозначения: K – номер принадлежности отливки к одному из классов; N – число сравниваемых вариантов поверхности разъема формы ($N \geq 2$); j – номер класса отливки.

Из всех возможных вариантов поверхности разъема формы наилучшим будет такой, для которого значение целевой функции (4) будет минимально.

Следует отметить, что описанные алгоритмы разрабатывались в рамках теории распознавания образов, но без использования искусственных нейронных сетей. Поэтому в приведенных алго-

ритмах [5, 6] непредусмотрена возможность обучения. Используя эти алгоритмы для построения нейронной сети с учетом способности нейронной сети к обучению, можно добиться высокой точности и надежности работы системы распознавания. Очевидно, что процесс функционирования нейронной сети, т. е. сущность действий, которые она способна выполнять, зависит от величин синаптических связей, поэтому, задавшись определенной структурой нейронной сети, отвечающей какой-либо задаче, разработчик должен найти оптимальные значения всех переменных весовых коэффициентов.

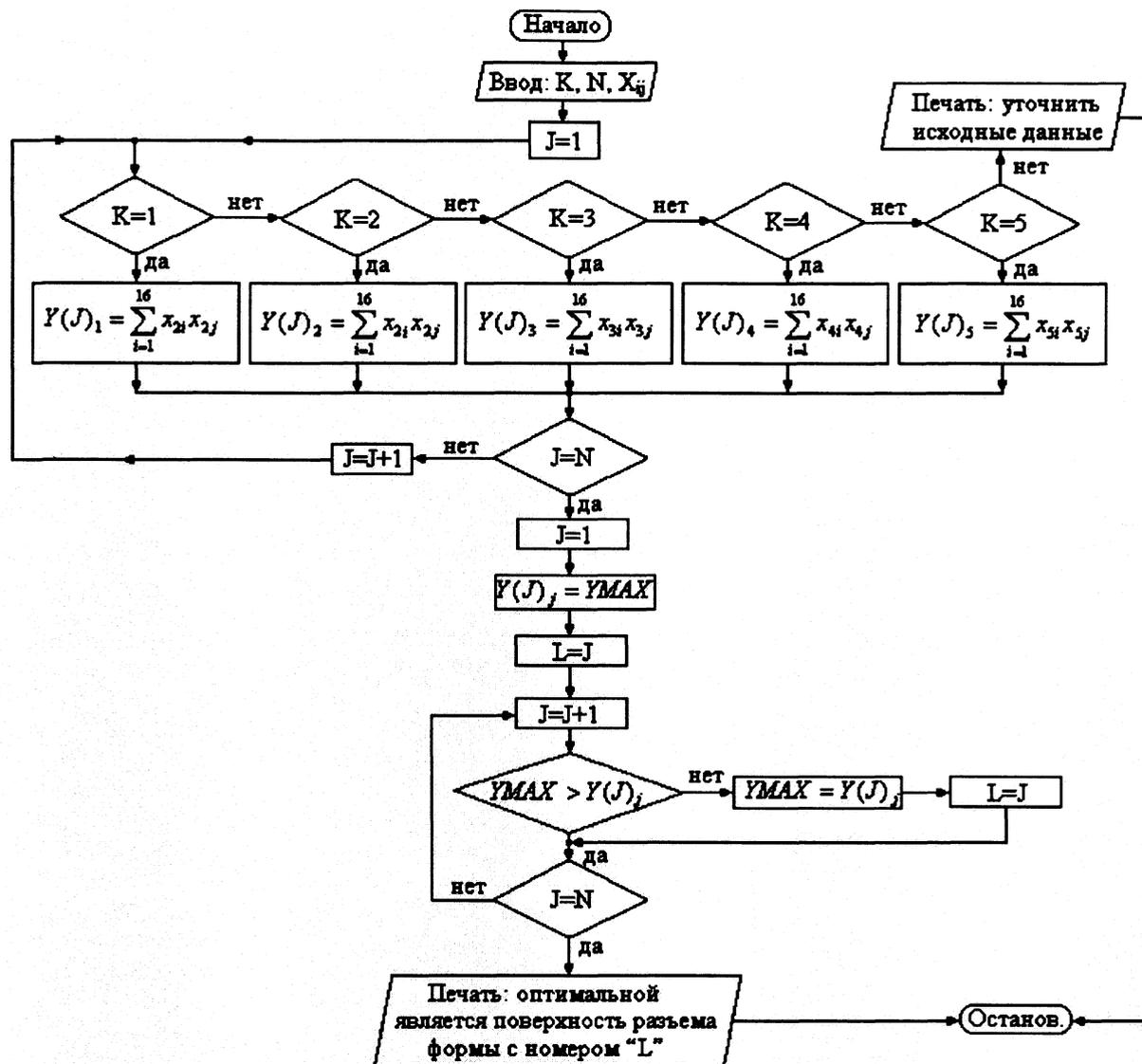


Рис. 3. Алгоритм выбора поверхности разъема формы

Этот этап называется обучением нейронной сети и от того, насколько качественно он будет выполнен, зависит способность сети решать поставленные перед ней задачи во время эксплуатации. На этапе обучения, кроме параметра качества подбора весов, важную роль играет время обучения. Эти два параметра связаны обратной зависимостью и приходится подбирать их на основе компромисса.

Обучение нейронной сети можно проводить с учителем или без него. В первом случае сети предъявляются значения как входных, так и желательных выходных сигналов и сеть по некоторому внутреннему алгоритму подстраивает веса своих синаптических связей. Во втором случае выходы нейронной сети формируются самостоятельно, а веса изменяются по алгоритму, учитывающему только входные и производные от них сигналы.

Существует множество различных алгоритмов обучения, которые делятся на два больших класса: детерминистские и стохастические. В первом из них

подстройка весов представляет собой жесткую последовательность действий, во втором случае она производится на основе действий, подчиняющихся некоторому случайному процессу.

Рассмотрим один из наиболее распространенных алгоритмов обучения нейронной сети – алгоритм обучения с учителем [1].

1. Проинициализировать элементы весовой матрицы (обычно небольшими случайными значениями).

2. Подать на входы один из входных векторов, которые сеть должна научиться различать, и вычислить ее выход.

3. Если выход правильный, перейти на шаг 4. Иначе вычислить разницу между идеальным и полученным значением выхода:

$$\delta = Y_l - Y.$$

Модифицировать веса в соответствии с формулой

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \nu \delta x_i,$$

где t и $t+1$ – номера соответственно текущей и следующей итераций; v – коэффициент скорости обучения; $0 < v \leq 1$; i – номер входа; j – номер нейрона в слое.

Очевидно, что если $Y_j > Y$ весовые коэффициенты будут увеличены и тем самым уменьшат ошибку. В противном случае они будут уменьшены и Y тоже уменьшится, приближаясь к Y_j .

4. Цикл с шага 2, пока сеть не перестанет ошибаться.

На втором шаге на разных итерациях поочередно в случайном порядке предъявляются все возможные входные вектора. К сожалению, нельзя заранее определить число итераций, которые потребуются выполнить, а в некоторых случаях и гарантировать полный успех.

Работа всех сетей сводится к классификации (обобщению) входных сигналов, принадлежащих n -мерному гиперпространству, по некоторому числу классов. С математической точки зрения это происходит путем разбиения гиперпространства гиперплоскостями.

Анализ алгоритмов используемых для решения прикладных задач, показывает, что методы нейронных сетей могут быть использованы для

выбора литниковой системы и мест ее подвода. При этом разработка технологического процесса в значительной степени упрощается, так как выбираемые варианты основываются на данных промышленных испытаний.

Таким образом, для задач автоматизированного проектирования кокильной оснастки могут быть использованы методы нейронных сетей.

Литература

1. Назаров А., Лоскутов А. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. Санкт-Петербург: Наука и Техника, 2003.
2. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. М.: Мир, 1992.
3. Головкин В.А. Нейроинтеллект: Теория и применение. Кн. 1, 2. Брест: БПИ, 1999.
4. Неуструев А.А. Системы автоматизированного проектирования технологических процессов литейного производства // Машиностроение. Энциклопедия. Т. III-2. 1996. С. 584–599.
5. Неуструев А.А., Макарин В.С., Моисеев В.С., Потапов С.М. Выбор положения отливки в форме с помощью ЭВМ // Литейное производство. 1983. № 8. С. 11–12.
6. Неуструев А.А. Автоматизированное проектирование технологии литья легких сплавов // Литейное производство. 1985. № 11. С. 13–15.