

рядов. Под оптимальным рядом следует понимать параметрический ряд, удовлетворяющий потребность с минимальными затратами производителя.

При создании швейных изделий для решения той или иной технологической задачи могут быть использованы одинаковые по функциональному назначению, но различные по своим техническим характеристикам и параметрам технологические процессы. Вместе с тем остается невыясненным, сколько типоразмеров узлов необходимо иметь для того, чтобы удовлетворить потребности потребителя и производителя одновременно.

С точки зрения производителей одежды выгодно иметь крайне ограниченное количество типоразмеров узлов. С точки зрения потребителей выгодно иметь достаточно широкое разнообразие типоразмеров узлов. Итак, для установления оптимального параметрического ряда должна быть проведена предварительная аналитическая работа по выявлению основных закономерностей и комплексных связей при производстве швейных изделий, а именно: определение применимости узлов и их фактических параметров, определение зависимости стоимости узлов от их параметров и объема выпуска. Поскольку процесс оптимизации параметрического ряда заключается в перераспределении параметров узлов и количеств их выпуска с целью отыскания минимума затрат, формула затрат должна иметь вид, выражающий зависимость затрат от этих переменных:

$$P=f(n, P_i, N_i, Q_i), \quad (4)$$

где P – суммарные затраты при изготовлении узлов:

n – число членов ряда;

P_i – величина параметра i -го члена ряда ($i=1, 2, \dots, n$);

N_i – объем выпуска i -го члена ряда;

Q_i – затраты на один типоразмер при подготовке производства.

Общий характер сформулированных рекомендаций позволяет использовать созданную методику при унификации любых технологических процессов в швейной промышленности.

Список использованных источников

1. Мокеева Н.С. Системное проектирование гибких потоков в швейной промышленности. – ИИЦ МГУДТ, 2003. – 240 с.
2. Халафян А.А. Статистический анализ данных. – М.: БИНОМ, 2007. – 412 с.

УДК 687.02:004

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДЛИТЕЛЬНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННОГО ЦИКЛА ИЗГОТОВЛЕНИЯ ШВЕЙНЫХ ИЗДЕЛИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГРАММИРОВАНИЯ

И.В. Урядникова

Новосибирский технологический институт

Московского государственного университета дизайна и технологии (филиал),

г.Новосибирск, Российская Федерация

Прогнозирование сроков выпуска швейных изделий в современных условиях является одной из важнейших функций управления производственным процессом. Существующие методики ориентированы на расчет или планирование длительности производственного цикла (ДПЦ) по известным значениям показателей. Это не позволяет учесть воздействие случайных факторов, что в итоге не позволяет получить прогнозных значений и на их основе оптимальным образом спланировать деятельность предприятия.

Для точного прогнозирования на основе больших объемов информации в условиях неопределенности необходимы новые методы и подходы. Для прогнозирования ДПЦ с учетом воздействия случайных факторов предлагается использование нейросетевого программирования.

Решение задач с использованием искусственных нейронных сетей относится к эволюционным методам моделирования. Особенностью таких систем является способность решать слабо структурированные и плохо формализованные задачи.

Основным элементом теории нейросетевого программирования является искусственный нейрон - простой вычислительный элемент, обладающий определенным количеством входов и единственным выходом, связывающим его с другими нейронами. На входы нейрона поступает информация извне или от других нейронов. Каждый нейрон характеризуется функцией преобразования входных сигналов в выходной (функция возбуждения нейрона). Нейроны в сети могут иметь одинаковые или разные функции возбуждения. Сигналы, поступающие на вход нейрона, неравнозначны – информация из одного источника может быть более важной, чем из другого. Приоритеты входов задаются с помощью вектора весовых коэффициентов, моделирующих синаптическую силу биологических нейронов. Таким образом, модель искусственного нейрона представляет собой дискретно-непрерывный преобразователь информации.

Множество нейронов, связанных между собой определенным образом, образуют искусственную нейронную сеть. Она является многослойной. Все искусственные нейроны одного слоя связаны со всеми искусственными нейронами последующего слоя посредством взвешенных связей. Взвешенные связи - это информационные каналы, через которые распределяется память искусственной нейронной сети.

Достоинством такой организации является возможность получения полной информации на выходе сети в ответ на частичный вход. Свойство искусственных нейронных сетей выводить неискаженный образ объекта на основе неполных или неточных данных является одним из самых важных, так как имитирует гибкость интеллекта человека, способного принимать решения при недостатке информации.

Важнейшим свойством нейронных сетей является их способность к обучению. Обучение нейронной сети заключается в изменении внутренних параметров модели таким образом, чтобы на её выходе генерировался вектор значений, совпадающий с результатами примеров обучающей выборки [1, 2].

Нейросетевое программирование предполагает создание и обучение искусственной нейронной сети с использованием компьютерных технологий и специальных компьютерных программ – нейросимуляторов. Эта технология использована для решения задачи прогнозирования ДПЦ изготовления швейных изделий.

В качестве входной информации использованы значения показателей, влияющих на время изготовления в швейном потоке. Эти показатели разделены на две группы: системные – традиционно используемые при расчете ДПЦ (сменный выпуск изделий, количество деталей в пачке, такт потока и др.) и случайные, непредсказуемым образом влияющие на ДПЦ (задержка подачи кроя из раскройного цеха; дефекты деталей на различных участках обработки изделия; отсутствие рабочего на рабочем месте; поломка оборудования и др.). Для выявления случайных факторов на швейном предприятии был проведен экспертный опрос.

В качестве выходной информации использовано ожидаемое (прогнозируемое) значение ДПЦ.

Таким образом, для определения ДПЦ сконструирована нейронная сеть, состоящая из 13 входных нейронов, одного скрытого слоя и одного нейрона в выходном слое. Каждый из входных нейронов соответствует одному из системных и случайных факторов, влияющих на ДПЦ, нейрон в выходном слое – ДПЦ

Для конструирования нейронной сети использованы нейроны сигмоидального типа, функция активации, которых является непрерывной и может быть выражена в виде сигмоидаль-

ной функции [2]. Использование сигмоидальной функции предполагает реализацию алгоритма обучения «с учителем» по принципу минимизации целевой функции (алгоритм обратного распространения ошибки).

Целью обучения нейронной сети является минимизация ошибки для каждого входа. Когда сеть выдает выходные значения, отличающиеся от фактических на величину, равную или меньшую значения ошибки, сеть считается обученной. В результате сетью запоминаются значения весовых коэффициентов, которые в дальнейшем позволяют использовать обученную сеть на других исходных данных.

Для реализации методики планирования ДПЦ был проанализирован ряд нейропакетов. Из значительного количества представленных на отечественном рынке программных продуктов по признакам универсальности, совместимости с Windows, дружелюбного интерфейса, а также высокой скорости обучения сети с использованием разных алгоритмов выбора аналитическая платформа Deductor Studio российской фирмы «BaseGroup».

Для реализации методики на первом этапе выполнены количественный и качественный отборы исходных данных. Так как для обучения нейронной сети используется метод «с учителем», осуществлен импорт как входных, так и выходных данных. Средствами программы для оценки значимости входных данных проведен корреляционный анализ. В итоге некоторые факторы признаны незначимыми и далее не использовались. После этого в программе Deductor Studio построена нейронная сеть. Далее произведено обучение сети. При обучении на входы подаются значения факторов, влияющих на ДПЦ, а на выход – его предполагаемое значение. Модель обучается, сеть находит зависимости между входными и выходными значениями, определяет силу влияния факторов. Обучение прекращается после достижения заданного значения ошибки. После обучения проанализирована работа нейронной сети. Если сеть обучена хорошо, она приобретает способность моделировать неизвестную функцию, связывающую значения входных и выходных переменных. Впоследствии такую сеть можно использовать для прогнозирования ситуаций, когда выходные значения неизвестны, сеть способна прогнозировать эту величину в соответствии с новыми значениями влияющих факторов. Таким образом, обеспечивается процесс прогнозирования ДПЦ.

Построенная нейронная сеть, показавшая наилучшие результаты при тестировании, содержит один скрытый слой, состоящий из 39 нейронов, обученная с использованием алгоритма «обратного распространения ошибки». Сеть может в дальнейшем использоваться для планирования работы предприятия на основе точных значений, что сократит временные и финансовые расходы на дополнительные ресурсы. Неоспоримым достоинством использования нейронной сети для планирования ДПЦ является учет случайных факторов и высокая скорость получения результатов.

Результаты, полученные с использованием нейронной сети показали достаточно высокую точность вычислений. Среднее отклонение значения длительности производственного цикла, полученное с использованием нейронной сети, составило 0,34%. Максимальное абсолютное отклонение при фактическом значении длительности производственного цикла 20 часов, составило 0,2 часа. Это является допустимым, учитывая прогнозный характер результатов, выдаваемых нейронной сетью.

Таким образом, анализ отклонения значений ДПЦ, полученных с использованием нейронной сети, от фактических показал достаточную точность работы нейронной сети.

Список использованных источников

1. Фролов Ю. В. Интеллектуальные системы и управленческие решения. – М.: МГПУ, 2000. – 294 с.
2. С. В. Аксенов, В. Б. Новосельцев Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии)/ под ред. В. Б. Новосельцева. – Томск: Изд-во ИТЛ, 2006. – 128 с.