

РАЗРАБОТКА КОМПЬЮТЕРИЗИРОВАННОЙ ПОДСИСТЕМЫ ОПТИМАЛЬНОГО РАСКРОЯ СОРТОВОГО ПРОКАТА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Насадюк Е.А., группа ИУС-06м

Руководитель доц. Жукова Т.П.

Обжимные прокатные станы — блюминги и слябинги, предназначенные для производства заготовок из слитков стали,—исторически считаются не удобными для автоматизации объектами. Однако реалии экономической ситуации оказались таковыми, что на сегодняшний день большая часть производимой прокатной продукции в черной металлургии начинает свой путь в блюмингах и слябингах. Наряду с мероприятиями по реконструкции механических узлов и электрооборудования снова стала актуальной проблема автоматизации [1]. Это требует разработки математических моделей и количественного описания промышленных операций.

Этим занимаются крупные научно-промышленные предприятия и научные институты. Среды отечественных компаний больше всего добилась НПО «Доникс», которая занимается автоматизацией металлургических производств Украины. В пределах СНГ имеет наибольший опыт АКХ ВНИИМЕТМАШ. Но описанные предприятия в поставляемых системах не используют методы искусственного интеллекта. В отличие от мирового лидера автоматизации SIEMENS AG, которые в последних продуктах используют комбинированные системы для расчета и прогнозирования свойств и характеристик на всех этапах производства металла.

Постановка задачи

Найти оптимальное значение длин для порезки немерных штанг с минимальным значением негодной обрезки.

$$\min (L - n_m x_m - \sum x_{ni} - l_t) \rightarrow 0, \quad \text{где} \quad (1)$$

L - общая длина исходной сортовой заготовки

n_m - заданное количество мерных штанг для данной заготовки

x_m - длина мерной штанги

x_{ni} - длина i -той немерной штанги

l_t - технологическая длина

Последний параметр характеризует длину на которую уменьшится заготовка при охлаждении [2]. Линейных методов для расчета этого значения нет. Поэтому этот параметр подлежит прогнозу с помощью нейронной сети.

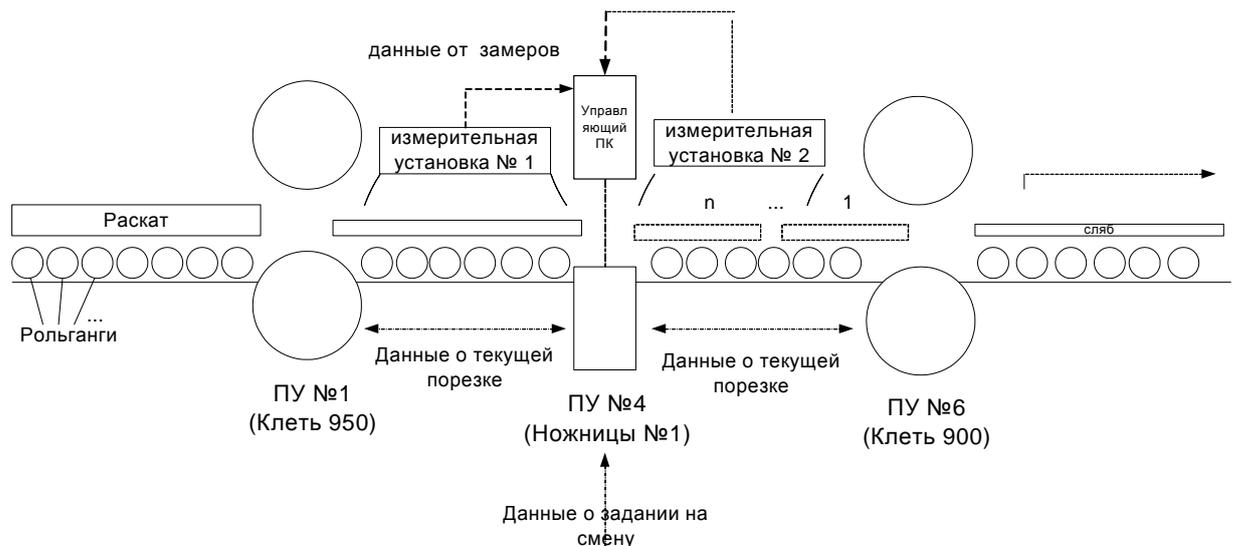


Рисунок 1. Заготовочный стан 950/900 О бжимного цеха ЗАО ММЗ «ИСТИЛ-УКРАИНА»

Для решения задачи прогнозирования рассмотрим иерархическую сетевую структуру, в которой связанные между собой нейроны (узлы сети) объединены в несколько слоев (рисунок 2). На возможность построения таких архитектур указал еще Ф.Розенблатт, однако им не была решена проблема обучения. Межнейронные синоптические связи сети устроены таким образом, что каждый нейрон на данном уровне иерархии принимает и обрабатывает сигналы от каждого нейрона более низкого уровня. Таким образом, в данной сети имеется выделенное направление распространения нейроимпульсов - от входного слоя через один (или несколько) скрытых слоев к выходному слою нейронов. Нейросеть такой топологии мы будем называть обобщенным многослойным персептроном или, если это не будет

вызывать недоразумений, просто персептроном.

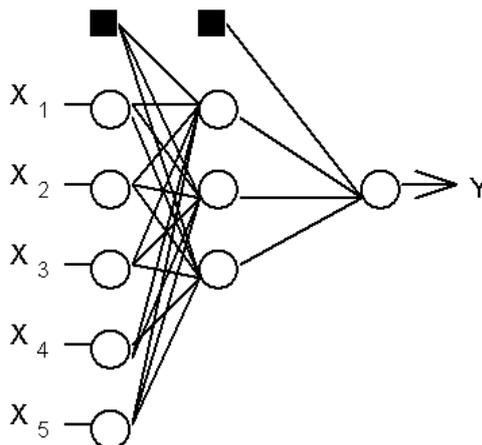


Рисунок 2. Структура многослойного персептрона с пятью входами, тремя нейронами в скрытом слое, и одним нейроном выходного слоя.

Персептрон представляет собой сеть, состоящую из нескольких последовательно соединенных слоев формальных нейронов МакКаллока и Питтса. На низшем уровне иерархии находится входной слой, состоящий из сенсорных элементов, задачей которого является только прием и распространение по сети входной информации. Далее имеются один или, реже, несколько скрытых слоев. Каждый нейрон на скрытом слое имеет несколько входов, соединенных с выходами нейронов предыдущего слоя или непосредственно со входными сенсорами $X_1..X_n$, и один выход. Нейрон характеризуется уникальным вектором весовых коэффициентов w . Веса всех нейронов слоя формируют матрицу, которую мы будем обозначать V или W . Функция нейрона состоит в вычислении взвешенной суммы его входов с дальнейшим нелинейным преобразованием ее в выходной сигнал [3]:

$$y = \frac{1}{(1 + \exp(-[\sum_i W_i x_i - \Theta]))} \quad (2)$$

Выходы нейронов последнего, выходного, слоя описывают результат классификации $Y=Y(X)$. Особенности работы персептрона состоят в следующем. Каждый нейрон суммирует поступающие к нему сигналы от нейронов предыдущего уровня иерархии с весами, определяемыми

состояниями синапсов, и формирует ответный сигнал (переходит в возбужденное состояние), если полученная сумма выше порогового значения. Персептрон переводит входной образ, определяющий степени возбуждения нейронов самого нижнего уровня иерархии, в выходной образ, определяемый нейронами самого верхнего уровня. Число последних, обычно, сравнительно невелико [3].

Традиционно рассматривается аналоговая логика, при которой допустимые состояния синоптических связей определяются произвольными действительными числами, а степени активности нейронов - действительными числами между 0 и 1. Иногда исследуются также модели с дискретной арифметикой, в которой синапс характеризуется двумя булевыми переменными: активностью (0 или 1) и полярностью (-1 или +1), что соответствует трехзначной логике.

Для обучения многослойной сети в 1986 г. Руммельхартом был предложен алгоритм обратного распространения ошибок. Потому что для обучения многослойного персептрона нельзя применить δ -правило Розенблатта. Т.к. для этого необходимо знать не только текущие выходы нейронов y , но и требуемые правильные значения Y [3]. В случае многослойной сети эти правильные значения имеются только для нейронов выходного слоя.

Основная идея обратного распространения состоит в том, как получить оценку ошибки для нейронов скрытых слоев. Заметим, что известные ошибки, делаемые нейронами выходного слоя, возникают вследствие неизвестных пока ошибок нейронов скрытых слоев. Чем больше значение синоптической связи между нейроном скрытого слоя и выходным нейроном, тем сильнее ошибка первого влияет на ошибку второго. Следовательно, оценку ошибки элементов скрытых слоев можно получить, как взвешенную сумму ошибок последующих слоев. При обучении информация распространяется от низших слоев иерархии к высшим, а оценки ошибок, делаемые сетью - в обратном направлении, что и отражено в названии

метода.

Однако практическое применение этого метода в области прокатки нераспространенное, главным образом из-за отсутствия уверенности в результатах вычислений. Это обусловлено многими факторами. Прежде всего, лишь в последнее время этот метод стал возможным при более широкой доступности недорогих вычислительных мощностей. Кроме того, пока математические основы нейронных сетей еще полностью не разработаны, никто не знает в точности механизмов их обучения, то есть остается неизвестным, как нейронные сети вычисляют результат. Поэтому, они нередко рассматривались как потенциально ненадежные "черные ящики" [4].

Хотя существующие системы удовлетворяют требованиям, разработка новой подсистемы актуальна, т.к. она позволит более эффективно использовать ресурсы и внесет вклад в исследование нейронных сетей.

Перечень ссылок

1. Бабаев Ф.В. Оптимальный раскрой материалов с помощью ЭВМ. – М: Машиностроение, 1982. – 168с.
2. Технологическая инструкция 234-П.03.01 –2002. Производство блюмов, слябов и заготовок из углеродистых и легированных марок стали в обжимном цехе. ОАО «Донецкий Metallургический Завод»
3. Терехов С. А. Нейросетевые информационные модели сложных инженерных систем / Нейроинформатика Новосибирск: Наука, Сибирская издательская фирма РАН, 1998.
4. Система управления главным приводом блюминга с автоматическим контролем и быстродействующей защитой от буксований рабочих валков ПРОМЫШЛЕННЫЕ АСУ И КОНТРОЛЛЕРЫ . 2005. № 07