УДК 621.311:629.1.014:629.391

А.Н.КРАВЧЕНКО, И.Н.БЕЛОГЛАЗОВ, Э.Д.КАДЫРОВ
Санкт-Петербургский государственный горный институт (*технический университет*)

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В СИСТЕМЕ УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССОМ ПЛАВКИ В ПЕЧИ ВАНЮКОВА

Описаны возможности применения нейросетевых технологий в системе управления процессом плавки в печи Ванюкова. Рассмотрены варианты использования нейронных сетей как в локальных контурах регулирования, так и в системе управления всем процессом в целом, а также достоинства и недостатки таких систем. Приведен пример создания простейшего нейросетевого регулятора для стабилизации параметров.

In clause opportunities of application neural network technologies in a control system of smelting process in furnace are described. Variants of using of neural networks both in local contours of regulation, and in a control system of all process as a whole are shown. Merits and demerits of such systems are considered. The example of creation of the elementary neural network regulator for stabilization of parameters is resulted.

Развитие технологий производства металлов в полной мере отражается на технологических процессах, используемых на предприятиях Кольской горно-металлургической компании. Это развитие касается не только освоения новых методов обработки рудного материала, но и использования новейших средств компьютерной техники и интеллектуальных систем. Внедрение новейших способов переработки медно-никелевых концентратов на базе плавки в жидкой ванне требует создания системы комплексной автоматизации и диспетчеризации процесса.

Применение нейросетевых технологий для управления процессом плавки в печи Ванюкова имеет множество возможных реализаций. Это обусловлено гибкостью и универсальностью самих нейросетей, которые могут быть использованы для локальных систем управления или стабилизации (хотя в данном случае гораздо дешевле использовать традиционные системы локального регулирования) и для оптимизационного многоконтурного управления всем процессом в целом, а также сложностью и непредсказуемостью самого технологического процесса. При этом наиболее оптимальным образом математический аппарат нейросетевого управления будет работать именно с комплексом переменных, описывающих текущее состояние процесса, и базой данных переменных процесса, сформированной именно для нужд управления.

Хотя нейронные сети получили довольно-таки мощное развитие и нашли свое применение в различных областях науки и техники, например в финансовых системах прогнозирования курсов акций, в программах медицинской диагностики, но в отечественной металлургии подобных применений на сегодняшний день не существует, а в мировой – единицы.* В свою очередь, металлургия и автоматизация предлагает целый спектр задач, в решении которых могут быть с успехом использованы нейронные сети.

Создание системы управления с применением нейронных сетей требует несколько больших затрат, чем построение системы управления с использованием традиционных методов. Это связано и с высокой стои-

* *Круглов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В.Круглов, В.В.Борисов. М.: Горячая линия-Телеком, 2002; *Комашинский В.И.* Нейронные сети и их применение в системах управления и связи / В.И.Комашинский, Д.А.Смирнов. М.: Горячая линия-Телеком, 2003.

мостью аппаратного и математического обеспечения системы, и с более высокими затратами на отладку системы. Тем более, что адекватного или оптимального управления процессом можно добиться не сразу. Если локальные системы регулирования, построенные на нейросетях, могут удовлетворительно функционировать сразу после создания и запуска процесса, то нейросетевая система оптимизационного управления или система, учитывающая большое количество факторов, должна получить некоторую информацию об объекте. Иными словами, для адекватного функционирования таких систем необходимо создание базы данных процесса.

Создание базы данных – довольно трудоемкая задача, решение которой на начальных этапах отладки процесса осложняется тем, что практически всегда отладка протекает в ручном режиме под управлением опытного оператора-технолога или плавильщика. И насколько точно будет решаться эта задача, т.е. насколько адекватные значения параметров будут помещаться в базу данных, настолько адекватно будет вести себя нейросеть в дальнейшем. Параллельно с созданием базы данных процесса нейросетевая система управления может быть переведена в так называемый режим обучения (обучаемость – одна из отличительных черт нейронных сетей), в котором она будет следить за поведением технологического процесса и реакциями технологического персонала. Эти действия помогут создать нейросетевую модель технологического процесса.

Конечно, ведение технологического процесса оператором скорее всего не всегда оптимально, однако первоначальный этап обучения системы поможет уже на начальной стадии функционирования системы управления вести процесс в рамках технологического регламента. При достижении необходимой степени адекватности нейросетевой модели, оператор может принять решение о передаче некоторых функций управления, например управления какими-нибудь каскадными контурами регулирования (подача газа – подача дутья – подача кислорода в дутье), обученной системе. Эти функции могут быть реализованы традиционными методами синтеза систем локального регулирования, но уставки для этих систем будет формировать нейросетевая система управления.

На этом этапе при сформированном критерии оптимальности процесс «обучения» необходимо продолжать, хотя система уже должна функционировать в так называемом экспертном режиме, т.е. предлагая советы оператору-технологу, который может вносить те или иные коррективы в работу системы управления. Эти коррективы будут фиксироваться и в случае достижения критерия оптимальности вноситься в нейронную сеть. Заметим, что процесс поиска оптимального варианта ведения технологического процесса с подбором значений множества параметров может происходить в течение часов, дней и даже месяцев. Для сокращения этого времени и снижения затрат необходим поиск оптимального пути ведения процесса. Можно, например, ослабить некоторые критерии поиска, либо снизить число исследуемых параметров, в том числе и за счет самоорганизации самой нейронной сети. Но чем сложнее нейронная сеть, чем больше функций она может выполнять, тем, естественно, дороже обходится как программное, так и аппаратное ее обеспечение.

Используемая нейронная сеть, в свою очередь, должна отвечать довольно-таки большому количеству критериев. Она должна быть достаточно гибкой в обучении, трансформации, модернизации. Для этого необходимо заранее разработать математический аппарат (и его программную реализацию) для проведения этих операций.

Уменьшить стоимость системы на базе нейронной сети можно за счет разделения функций управления различными подсистемами между меньшими нейронными сетями, например, создав отдельно нейросетевые подсистемы управления газодинамическим, температурным режимами и другими технологическими составляющими.

Рассмотрим построение контура регулирования температуры с использованием нейросетевого регулятора (рис.1). Собственно сигнал с датчика температуры, преоб-

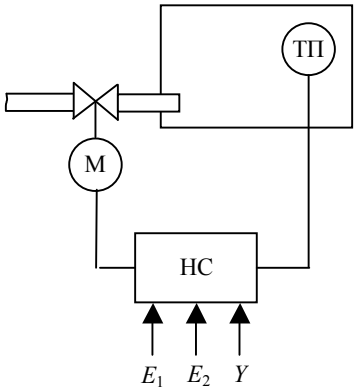


Рис.1. Контур регулирования температуры с использованием нейросетевого регулятора (пример)

М – модель; ТП – технологический параметр; НС – нейронная сеть; E_1 – параметр управления (задание); E_2 – параметр обучения (например, время переходного процесса); Y – сигнал для включения режима обучения

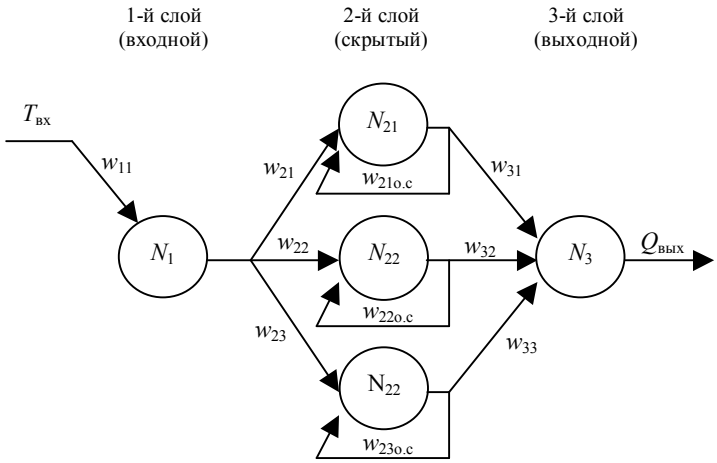


Рис.2. Топология нейронной сети регулятора (здесь $Q_{вых}$ – выходной параметр, в данном случае расход сырья)

разованный в цифровой, подается непосредственно на вход нейронной сети, которая состоит из трех слоев: входного, выходного и скрытого (рис.2). Слои, в свою очередь, состоят из нейронов: входной слой обрабатывает один сигнал, поэтому здесь можно ограничиться одним нейроном N_1; выходной слой также должен выдавать один сигнал, поэтому здесь тоже только один нейрон N_3; скрытый слой может содержать любое количество нейронов, но для нашей задачи можно ограничится тремя N_{21}, N_{22}, N_{23}. С увеличением числа нейронов увеличивается точность регулирования, но следует помнить, что большее число нейронов требует больших вычислительных мощностей. Каждый вход каждого нейрона имеет свой весовой коэффициент w, значение которого умножается на значение входа. Нейрон 1-го слоя имеет один вход – текущее значение температуры $T_{вх}$. Нейроны 2-го и 3-го слоев имеют несколько входов и свои весовые коэффициенты. Нейроны внутреннего слоя N_{21}, N_{22}, N_{23} также имеют весовые коэффициенты для сигналов обратной связи ($w_{21o.c}$, $w_{22o.c}$, $w_{23o.c}$), которые предназначены для учета скорости изменения сигнала входа. После умножения на весовой коэффициент значения входных сигналов в нейронах суммируются, и результат обрабатывается функцией активации, параметром которой он, собственно говоря, и является. В нашем случае в качестве функции активации выбрана наиболее распространенная сигмоидная функция. Выходом данной функции является величина в диапазоне от нуля до единицы, которую можно отмасштабировать на необходимый рабочий интервал. Этот сигнал и будет управляющим сигналом для исполнительного механизма.

Варьируемыми параметрами нейронной сети являются весовые коэффициенты, значения которых изменяются в процессе так называемого обучения. В зависимости от выбранного алгоритма обучения (в нашем случае это алгоритм обратного распространения ошибки), тем или иным образом будут изменяться значения весовых коэффициентов. Алгоритм обучения работает с известным критерием обучения, т.е. изменение весовых коэффициентов будет происходить до достижения необходимого значения этого критерия. Например, до тех пор, пока ошибка системы (рассогласование температуры) не станет меньше заданного минимума. Как только необходимое значение критерия достигнуто, «обучение» прекращается и дальше нейронная сеть функционирует с полученными весовыми коэффициентами.

Настройка такого регулятора происходит автоматически, оператор задает только критерии настройки и производит включе-

ние (выключение) алгоритма «обучения». Адекватность и точность работы такого регулятора зависит, в основном, от выбранного критерия настройки и алгоритма обучения. Но алгоритм обучения в процессе функционирования системы изменить не так-то просто, тем более, что сложность математического аппарата системы в большинстве случаев превосходит сложность математического аппарата нейросети.

Вариантом создания системы управления может быть и объединенная система, построенная из подсистем управления различными технологическими составляющими процесса и экспертной системы, также созданной на базе нейронной сети. В таком комплексе нейронные сети подсистем реагируют на изменяющуюся ситуацию относительно небольшого набора конкретных параметров, а общая картина технологического процесса передается для рассмотрения экспертной системе. В результате сложные решения принимаются на более высоком уровне с учетом дополнительных данных и привлечением обслуживающего персонала.

Еще одним вопросом функционирования нейросетевой системы управления процессом плавки в печи Ванюкова является надежность такой системы. Некоторые проблемы с анализом надежности нейросетевых систем управления возникают из-за допущения полной безошибочности компьютеров, тогда как искусственные нейронные сети могут быть неточны даже при их правильном функционировании. На самом же деле компьютеры, как и люди, тоже могут ошибаться. Первые – в силу различных технических проблем или ошибок в программах, вторые – из-за невнимательности, усталости или непрофессионализма персонала. Следовательно, для создания надежной системы управления таким сложным процессом, как плавка в жидкой ванне, необходимо, чтобы эти системы дублировали и страховали друг друга. Поэтому нейронные сети должны выступать не в качестве единственных средств управления, а в качестве дополнительных, предупреждающих особые ситуации или берущих на себя управление, когда проблема не решается стандартным образом и какие-либо задержки могут привести к материальным и людским потерям.

Другая трудность использования нейронных сетей состоит в том, что традиционные нейронные сети неспособны объяснить, каким образом они решают задачу. Внутреннее представление результатов обучения зачастую настолько сложно, что его невозможно проанализировать, за исключением некоторых простейших случаев, к которым процесс плавки с большим количеством учитываемых параметров отнести нельзя.