

УДК 622.279.26/.4+665.62+519.7

Е.А. Казанцев, младший научный сотрудник, ООО «ТюменНИИгипрогаз», e-mail: KazancevEA@tngg.ru;

Д.А. Рычков, старший научный сотрудник, ООО «ТюменНИИгипрогаз», Rychkov@tngg.ru

Определение оптимальных параметров при создании искусственной нейронной сети для расчета модели установки комплексной подготовки газа в HYSYS

Для оперативной коррекции режима работы установки комплексной подготовки газа (УКПГ), выполнения однотипных расчетов материальных балансов промысловой подготовки углеводородного сырья газоконденсатных и нефтегазоконденсатных месторождений, расчета составов и свойств продуктов промысловой подготовки – товарного газа и нестабильного конденсата удобно использовать системы технологического моделирования (например, HYSYS). При этом первоначальная настройка модели – весьма трудоемкая и требует качественных исходных данных. Однако в дальнейшем для решения перечисленных задач модель практически не нуждается в дополнительных настройках и корректировке, оставаясь способной выдавать достаточно точные результаты при незначительных колебаниях входных параметров. По этой причине авторами сделана попытка использования встроенного в HYSYS инструмента создания искусственных нейронных сетей (ИНС) для прогнозирования работы УКПГ в условиях изменяющихся входных параметров. На примере модели УКПГ рассмотрен принцип создания искусственной нейронной сети в системе технологического моделирования HYSYS. При создании искусственных нейронных сетей, описывающих модель УКПГ, использовались шесть основных параметров. Нейронные сети были выполнены с обучающими базами разных размеров (от двух до пяти уровней для каждого параметра). В результате обучающие базы насчитывали от 64 до 15 625 расчетных точек. Проведено сравнение точности расчета созданных нейронных сетей и расчета, выполненного на термодинамической модели УКПГ в HYSYS. В результате анализа результатов расчетов определено оптимальное количество расчетных точек, необходимое для создания нейронной сети, описывающей поведение модели установки комплексной подготовки газа с использованием низкотемпературного сепаратора с приемлемой точностью.

Ключевые слова: системы технологического моделирования, HYSYS, нейронная сеть, модель установки комплексной подготовки газа.

.....

Е.А. Kazantsev, TyumenNIIgiprogas LLC (Tyumen, Russia), junior researcher; D.A. Rychkov, TyumenNIIgiprogas LLC (Tyumen, Russia), senior researcher

Definition of optimal parameters in artificial neuron network for gas processing plant model calculation by HYSYS

For operative correction of the complex gas treatment plant operation mode, performance of similar calculations of material balances of raw hydrocarbon deposits routine processing of gas condensate and oil and gas condensate fields, calculation of compositions and characteristics of routine processing products – commercial gas and unstable condensate – it is convenient to use process simulation systems (such as HYSYS). At the same time, primary setting of the model is highly labour consuming and requires high quality source data. However, in the future, for these tasks resolving, the model hardly needs additional setting and adjustment, and can return precise results upon insignificant variations of input parameters. For this reason the authors attempted to use a tool of artificial neural networks creation integrated with HYSYS, for making forecasts of complex gas treatment plant operation in the conditions of changing input parameters. The principle of creating an artificial neural network in HYSYS process simulation system is reviewed on the basis of the complex gas treatment model. When creating artificial neural networks that describe the complex gas treatment plant model, six main parameters were used. Neural networks were created with training bases of various sizes (from two to five levels for each parameter). As a result, training bases had from 64 to 15,625 reference points. Created neural networks calculation accuracy and accuracy of calculation performed on thermodynamical model of the complex gas treatment plant in HYSYS were compared. Analysis of the calculation results allowed for determination of the reference points optimal amount required for the neural network creation describing operation of the complex gas treatment plant model with low-temperature separator with adequate accuracy.

Keywords: technological modeling systems, HYSYS, artificial neuron network, ANN, gas processing plant model.

На производстве иногда необходимо провести расчет какого-либо технологического процесса, не имея пакета моделирования. И даже в случае, если подобная программа имеется в наличии, как правило, требуется обученный персонал. Настройка термодинамических моделей в специализированных программных пакетах – системах технологического моделирования (СТМ), таких как HYSYS, «ГазКондНефть», PetroSim и т.п., требует усилий и времени. В то же время однократно настроенная модель способна выдавать результаты с высокой точностью, не требуя постоянной коррекции, при сохранении ряда входных параметров (состав сырья, давления и температуры по аппаратам) в допустимых пределах. Встречаются задачи, связанные с многократным проведением расчетов на одной и той же модели при изменении всего 1–2 параметров (облегчение состава добываемого флюида, снижение давления входа, рост содержания воды). В случае если выбранный для расчета термодинамический пакет ресурсоемок и/или использующаяся модель велика и имеет в своем составе рецикловые потоки, то расчет подобной модели на среднестатистическом компьютере может занять весьма значительное время (до получаса и более). СТМ HYSYS имеет специальную утилиту Parametric Utility, предназначенную для решения вышеупомянутых задач. Достигается это путем создания и настройки искусственной нейронной сети (ИНС), способной полностью заменить расчетное ядро HYSYS для конкретной термодинамической модели. Нейронная сеть будет работать в рамках тех параметров, на которые была настроена, то есть выполнить расчет для параметров, которые не были включены в настройку, невозможно без создания и обучения новой ИНС.

Этап создания ИНС состоит из двух стадий: определения входящих параметров и задания интересующих выходных параметров. Следует отметить, что коли-

чество выходных переменных никак не влияет на скорость настройки модели и на ее точность, в то время как количество входящих параметров напрямую влияет на время, которое придется потратить на «обучение» модели. После выбора необходимых параметров утилита предложит начать «обучение» ИНС, которое также состоит из двух этапов: в ходе первого будет создана «обучающая база»; на втором этапе по созданной базе будет произведена настройка ИНС и оценено отклонение полученных решений от эталонных (т.е. занесенных в базу). Стадия обучения требует наибольших затрат сил и времени. Основная сложность заключается в следующем: каждый из входных параметров, указанный на предыдущем этапе, способен меняться в определенных пределах; а чем больше использовано входных параметров, тем большее количество расчетных точек требуется, чтобы описать все возможные варианты поведения модели. Для каждой расчетной точки HYSYS выполняет расчет модели и сохраняет значения выходных величин. Таким образом, происходит заполнение «обучающей базы». Также имеется возможность подключить уже

готовую базу либо добавить новые расчетные точки к уже существующей базе. В ходе данной работы была создана модель УКПГ, изображенная на рисунке 1. Это типовая модель УКПГ для подготовки газа нижнемеловых отложений с использованием технологии низкотемпературной сепарации (НТС) с промежуточной сепарацией. Для достижения температуры $-30\text{ }^{\circ}\text{C}$ в низкотемпературном сепараторе используется дроссель, на котором происходит снижение давления газового потока до рабочего. Количество входных изменяемых параметров было решено ограничить шестью, чтобы создание ИНС не занимало слишком много времени. В качестве входных параметров были приняты массовые расходы сырьевых потоков, обозначенных как Plast, GAS II и ЛНС. Поток ЛНС совместно с потоком ННС формирует состав потока Plast, что позволяет имитировать изменение состава добываемого флюида по мере разработки. Остальными тремя изменяемыми параметрами являлись давления в низкотемпературном сепараторе С-3, разделителе Р-1 и буферной емкости БЕ. Для изменения давления использовались дроссели, установленные перед данными аппаратами.

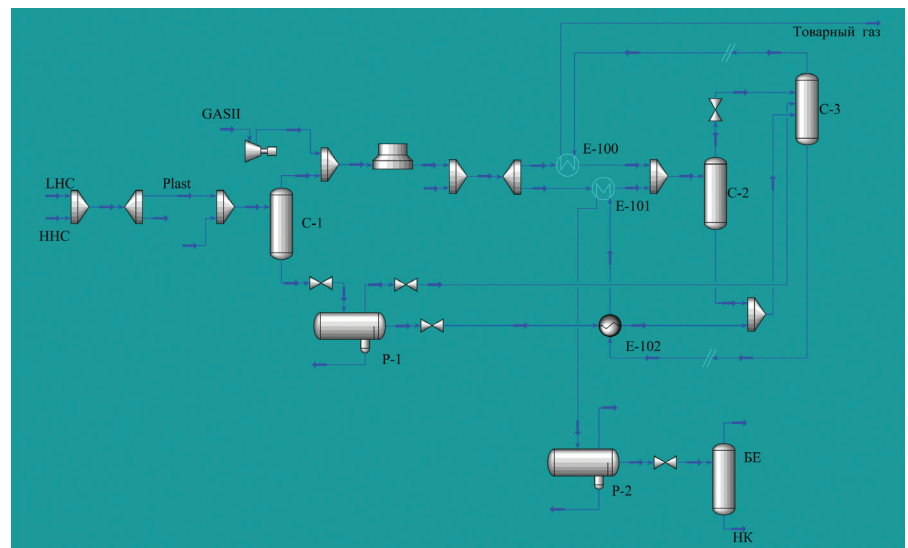


Рис. 1. Модель УКПГ в программе HYSYS

Fig. 1. Complex gas treatment plant model in HYSYS program

Ссылка для цитирования (for references):

Казанцев Е.А., Рычков Д.А. Определение оптимальных параметров при создании искусственной нейронной сети для расчета модели установки комплексной подготовки газа в HYSYS // Территория «НЕФТЕГАЗ». – 2015. – № 6. – С. 120–122.

Kazantsev E.A., Rychkov D.A. Opredelenie optimal'nyh parametrov pri sozdanii iskusstvennoj nejronnoj seti dlja rascheta modeli ustanovki kompleksnoj podgotovki gaza v HYSYS [Definition of optimal parameters in artificial neuron network for gas processing plant model calculation by HYSYS]. *Territoriya «NEFTEGAZ» = Oil and Gas Territory*, 2015, No. 6. P. 120–122.

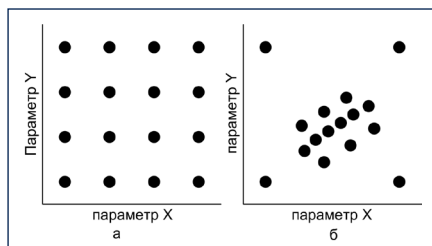


Рис. 2. Варианты распределения расчетных точек при заполнении обучающей базы ИНС
Fig. 2. Variants of reference points distribution when filling in the training base of the artificial neural network

Стоит отметить следующий момент. Утилита Parametric Utility имеет весьма любопытную особенность: при наполнении обучающей базы она полностью игнорирует сообщения об ошибках HYSYS, продолжая записывать значения выходных параметров. Данное поведение накладывает следующее ограничение на пользователя, желающего создать ИНС: модель HYSYS должна устойчиво работать во всем заданном диапазоне входных параметров. Если данное требование не удовлетворено, то пользователь может столкнуться с ситуацией, когда при определенном сочетании входных данных ИНС будет выдавать совершенно неадекватный отклик. Количество выходных переменных не влияет на время наполнения обучающей базы, поэтому было решено записывать

массовые расходы подготовленного газа, нестабильного конденсата (НК) и компонентно-фракционный состав НК. Можно сохранять данные по каждому потоку и аппарату, но это существенно увеличит объем сохраняемой информации и приведет к замедлению наполнения обучающей базы из-за ограничений скорости записи файлов на жесткий диск.

Чтобы показать, насколько существенна роль исходных данных, были созданы четыре ИНС, настроенные по базам, содержащим разное количество расчетных точек. В данной работе при генерации обучающей базы использовалась методика равномерного распределения расчетных точек, проиллюстрированная на рисунке 2а. Неравномерное расположение точек (рис. 2б) позволяет повысить точность ИНС в области, где происходит изменение характера зависимости выходных параметров от входных. Но нахождение подобной области является довольно нетривиальной задачей, к тому же в подобных случаях встает вопрос о целесообразности применения ИНС, ведь если закономерность хорошо поддается математическому описанию, то применение ИНС неоправданно ни с точки зрения временных затрат, ни с позиции трудозатрат.

Нейронная сеть № 1 была построена с использованием минимальной базы.

Каждый из шести изменяемых параметров имел только два возможных значения (минимальное и максимальное). Общий размер базы составил 64 расчетных точки. Каждая последующая модель содержала на одну дополнительную точку больше предыдущей. Таким образом, при составлении обучающей базы для ИНС № 4 каждый параметр мог иметь пять значений, и итоговый размер обучающей базы составил 15 625 расчетных точек. Разумеется, заполнение обучающей базы подобного размера заняло значительно больше времени, чем базы на 64 элемента, поэтому сравнение погрешности результатов работы всех созданных ИНС представляет особый интерес. С одной стороны, желательно уменьшить время, затраченное на создание ИНС, с другой – повысить точность отклика ИНС.

Результаты сравнения четырех созданных ИНС приведены на диаграмме (рис. 3).

Наибольшей точностью обладают ИНС № 3 и № 4, настроенные по 4096 и 15 625 точкам соответственно. Чуть большая точность ИНС № 3 при расчете НК объясняется тем, что при проверке HYSYS использует случайные значения входящих переменных. И хотя для нахождения погрешности было использовано 100 расчетных точек, полностью исключить влияние случайности входных данных нельзя. В целом ИНС № 2 и ИНС № 3 показали себя наиболее оптимальными: время создания ИНС № 3 составило 70 минут против 244 минут для ИНС № 4 при аналогичной точности расчета, а точность ИНС № 2 существенно выше точности ИНС № 1.

Полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что при создании ИНС для подобного типа моделей (без ректификационных колонн и с небольшим количеством внутренних рецикловых потоков) оптимальное количество дополнительных точек по каждому изменяемому параметру – до двух включительно, что означает, что каждый изменяемый параметр будет иметь до четырех значений (модель ИНС № 3). Это позволяет получить ИНС с оптимальным соотношением времени, затраченного на обучение, и точности расчета.

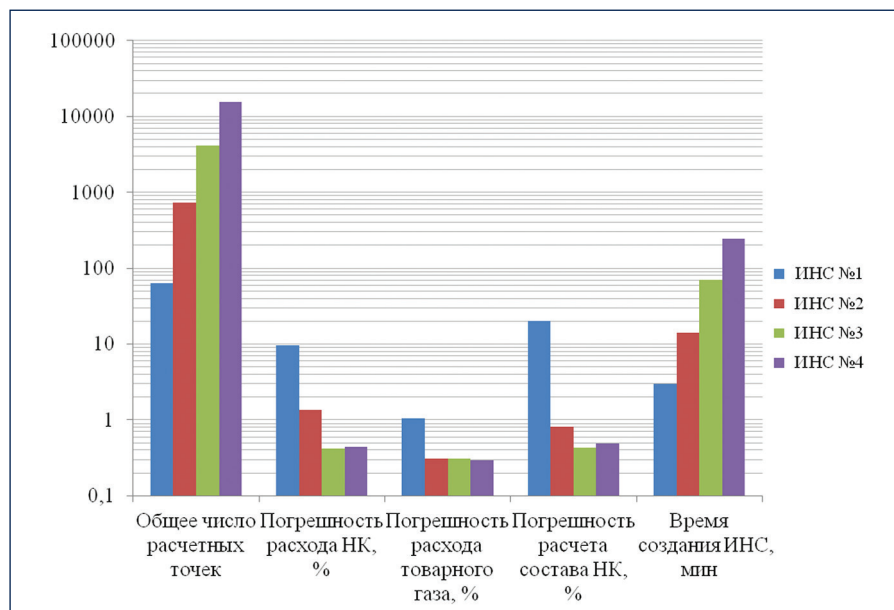


Рис. 3. Сравнение созданных ИНС
Fig. 3. Comparison of created artificial neural networks