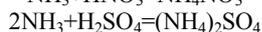
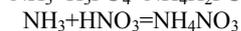
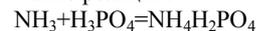


3. Приём и дозировка в упаренную аммофосную пульпу KCL , $(NH_4)_2SO_4$.
4. Гранулирование, сушка, охлаждение и рассев продукта.
5. Кондиционирование, складирование и погрузка готовой продукции с предварительной классификацией.

Этап нейтрализации кислот, является одним из определяющим для последующего состава NPK удобрений.

На первой стадии в процессе нейтрализации кислот происходят такие реакции:



Основные факторы, влияющие на состав:

1. Расходы исходных компонентов.
2. Концентрации исходных веществ в компонентах.
3. Температура внутри аппарата.

Все реакции – экзотермические, т. е. идут с выделением тепла, поэтому важно знать, как влияет температура на скорость той или иной реакции.

Расчёт и моделирование данной многофазной системы довольно затруднителен, так как необходимо знать множество промежуточных параметров системы такие как – pH раствора, вязкость раствора, парциальное давление аммиака над раствором и др.

Эти требования могут быть удовлетворены только путем внедрения современных средств автоматизации, базирующихся на использовании не только соответствующих технологических средств, но и разнообразных математических моделей процесса и эффективных алгоритмов управления. Поэтому задачи разработки автоматизированных систем управления технологическими комплексами получения NPK являются весьма актуальными и представляют как теоретический, так и практический интерес.

Как рассматривалось в работах [5], [6], [7] рассмотренные реакции являются реакциями 2-го порядка и протекают мгновенно. Основным фактор определяющий скорость реакции это массоперенос от пузырей газообразного NH_3 в зону реакции.

Несмотря на широкое распространение методов основанных на коэффициентах тепло, массоотдачи [4] является ограниченной. И эти ограничения проявляются особенно сильно, когда эти коэффициенты получаются зависящие от движущих сил Δt , ΔC или уровней температур, концентраций.

Закономерности, связанные с характером потенциальных полей [8] (температурных, концентрационных и др.) применимы только для конкретного рассматриваемого случая и имеют жёсткие ограничения на значения параметров, что в свою очередь предусматривает трудности при внедрении этих методов на практике.

В рамках рассматриваемого подхода нередко проводят чисто формальную обработку опытных данных, строя соотношения (типа регрессионных моделей и др.). И нет гарантии приемлемой надёжности (в том числе прогнозные) получаемых расчётных уравнений, поскольку в своей основе они базируются на чисто инженерной интуиции исследователя, а отсутствие самообучения и адаптации приводит к неадекватности модели процесса.

Свободной от перечисленных недостатков является подход основанной на нейросетевых алгоритмах. Нейроподобные модели, известные также как параллельной распределённой обработки или системы связей. Интеллектуальные свойства этих систем обеспечиваются взаимодействием простых компонентов – нейронов и настройкой связей между ними в процессе обучения и адаптации. Нейроны организованы в несколько слоёв, поэтому такие системы являются распределёнными. Алгоритмы и архитектуры, реализующие этот подход, не предполагают явного программирования. Они просто выбираются для обучения сети. В этом и состоит основное преимущество такого подхода: инвариантного свойства входной информации выявляются за счёт выбора соответствующей архитектуры и метода обучения.

Проблема, которая возникает при использовании нейросетевых алгоритмов в моделировании процесса аммонизации NPK удобрений это определения времени реакции системы на возмущение, т.е. определения скорости процесса, который может меняться со временем.

Как рассматривалось выше скорость реакции определяется скоростью диффузии аммиака, которая в свою очередь зависит от градиента концентраций реагирующих веществ. Проведя исследования, мы установили, что при установившемся технологическом режиме изменение скорости реакции происходит в небольших пределах. Эти изменения времени реакции системы будем отслеживать с помощью поиска локальных экстремумов в области $\Delta=0,2$ часа, при общем времени реакции системы $S_T=0,8$ часа.

Скорость реакции будет зависеть от расхода NH_3 , поэтому в модели будем анализировать расходы NH_3 и изменение pH при одинаковом расходе остальных компонентов

Полученная нейросетевая модель показана на рисунке 1.

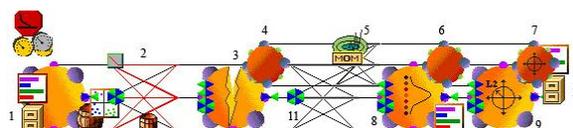


Рис. 1. Нейросетевая модель: 1- входные данные массив значений pH; 2- неросьть размерностью 4x4 (служит для установки чувствительности модели); 3-анализатор, предотвращающий уход модели при обучении в самовозбуждение; 4- обратная связь для анализатора; 5- нейросеть размерностью 4x4 в обратной связи (OC), для установки порога переобучения (MOM – адаптируемая время реакции смещения); 6 – OC для устройства определения оптимальности переобучения; 7 – OC для устройства поиска локального экстремума; 8 - устройство определения оптимальности переобучения; 9 - устройство поиска локального экстремума; 10 – выходные данные массив значений расхода NH_3 ; 11 – основная нейросеть размерностью 16x16

В данной нейросетевой модели (Рис. 1) используется многослойная сеть с обратными связями и логического супервизора, что позволяет проводить изменения алгоритма переобучения частей нейросетевой модели для получения наилучшего результата.

Для тренировки нейросети использовалась выборка 2000 пар значений (Рис. 2) расхода аммиака и pH в зоне реакции.

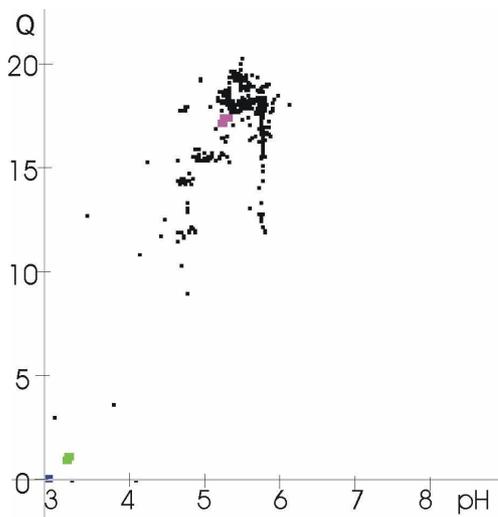


Рис. 2.

На рисунке видно что зависимость описывается некоторым множеством точек, лежащем в определённой области.

Для проверки обученной нейросетевой модели использовалась выборка значений расхода аммиака и анализировалась реакция модели, результат которой показан на рисунке 3.

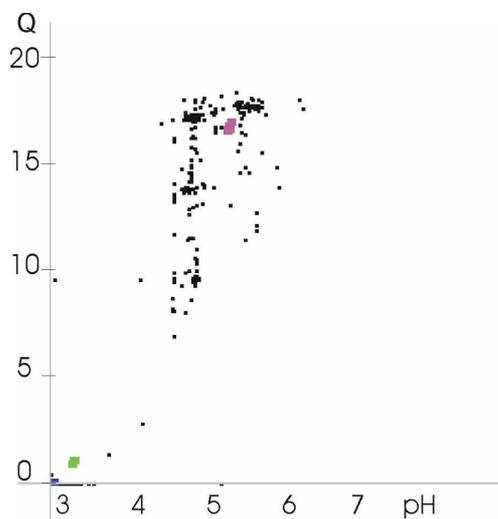


Рис. 3

Как видно из рисунка обученная нейросетевая модель прогнозирует множество сходное с исходным с некоторой ошибкой.

Средняя ошибка прогноза приведена в таблице 1.

Таблица 1

Составляющие	Ср. квадр. ошибка прогноза %		
	Выборка 100 зн., откл.	Выборка 1000 зн.	Выборка 2000 зн.
	6,5 %	5,5 %	4,3 %

Выводы

Таким образом, предложенная модель позволяет провести прогноз с точностью около 5 %. Проведенный анализ позволяет предположить, что для управления процессом необходимо использовать смешанные алгоритмы, которые включают в себя кроме нейросетевого моделирования, существующие частичные модели технологического процесса. В работе использованы методики построения нейронных сетей описанные в работах [1], [9], [10], [11].

ЛИТЕРАТУРА

1. Питенко А.А. Использование нейросетевых технологий при решении аналитических задач. Методы нейроинформатики: сборник научных трудов / Под ред. А.Н. Горбаня; Отв. за вып. М.Г. Доррер. Красноярск: КГТУ. 1998. С. 152–163.
2. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука. 1996. 276 с.
3. Миркес Е.М. Нейрокомпьютер. Проект стандарта. Новосибирск.: Наука. 1998. 188 с.
4. Азбель Д.С., Нароженко А.Ф. Массопередача от одиночного пузыря, взвешенного в турбулентном потоке. «Теоретические основы химической технологии, 1969»
5. Даквертс П.В. Газожидкостные реакции. М. «Химия», 1973. 296 с.
6. Романков П.Г. Массопередача и абсорбция Ленинград 1964.
7. Позин М.Е. Технология минеральных удобрений Ленинград «Химия» 1983. 347 с.
8. Общий курс процессов и аппаратов химической технологии: Учебник: В 2 кн./В. Г. Айнштейн, М. К. Захаров, Г.А. Носов и др.; Под ред. В. Г. Айнштейна. М.: Логос; Высшая школа, 2002. Кн. 1. 912 с., ил.
9. Калан Р. Основные концепции нейронных сетей : Пер. с англ. – М. Издательский дом «Вильямс», 2003. – 288 с.
10. Андрейчиков А.В., Андрейчикова О.Н. Интеллектуальные информационные системы: Учебник М.: Финансы и статистика, 2004. – 424 с.
11. Люггер, Джорж Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем, 4-е изд. Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2003. – 864 с.