



ISSN-2091-508X

Ўзбекистан Республикасы Илимлер Академиясы
Қарақалпақстан бөлимининг

ХАБАРШЫСЫ

Ўзбекистон Республикаси Фанлар Академияси
Қорақалпоғистон бўлимининг

АХБОРОТНОМАСИ ВЕСТНИК

Қарақалпақского отделения
Академии наук Республики Узбекистан

Нөкис 2017 Нукус

4

Ўзбекистон Республикасы Илимлар Академияси

Қарақалпақстан бўлимининг

ХАБАРШЫСЫ

Журнал 1960-жылдан бастап шығып атыр

Ўзбекистон Республикаси Фанлар Академияси

Қарақалпақистон бўлимининг

АХБОРОТНОМАСИ

Журнал 1960 йилдан нашр қилинмоқда

ВЕСТНИК

Қарақалпақского отделения

Академии наук Республики Узбекистан

Журнал издается с 1960 года

№ 4
(249)

Нукус - «Илим» - 2017

Содержание

ЕСТЕСТВЕННЫЕ НАУКИ

Математика и математическое моделирование

Отаров А.О., Кеунимжаева Г.П. - Решение задачи Коши для обыкновенных дифференциальных уравнений методом степенных рядов 5

Физика

Ерназаров У.К., Нарымбетов Б.Ж. — Структура металл-полупроводник контакта в Al-nGaAs 9

Гидрология

Акназаров О.С. — Изменение фракционного состава донных наносов р. Амударьи в верхнем бьефе Тахиаташского гидроузла 15

Техника

Аимбетов И.К., Бекимбетов Р.Т. — Исследование осадок фундаментов зданий г. Нукуса 19
Каипбергенов Б.Т., Файзуллаев Б.А., Худайбергенов К.К., Юлдашев К.Р. — Идентификация технологического процесса аммонизации производства соды на основе нейро-нечеткой модели 22
Бекмуратова З.Т. — Физико-химические испытания бинта нового образца 27
Адылходжаев А.И., Кондрашенко В.И., Махаматалиев И.М., Цой В.М., Ильясов А.Т. — Особенности использования лазерно-интерференционных методов при исследовании деформационных свойств цементосодержащих материалов 30

Химия и химическая технология

Еникеева З.М., Холтураева Н.Р., Агзамова Н.А., Саидходжаева С.С., Бердимбетова Г.Е. — Комплексы противоопухолевого препарата, полученного из колхицина с глицирризиновой кислотой и ее моноаммонийной солью со сниженной токсичностью 36
Сейтгазарова О.М., Ихтиярова Г.А. — Органически модифицированные бентонитовые глины для очистки сточных вод от активных красителей 39
Туремуратов Ш.Н., Абылова А.Ж., Туремуратова А.Ш. — Влияние минеральных наполнителей на физико-механические свойства гипсовых вяжущих веществ 41

Биоэкология и сельское хозяйство

Айтжанов У.Е., Сейтбаев Р.С., Айтжанов А.Б. — Наследование скороспелости и засухоустойчивости у сложных гибридов, полученных в условиях засоленных земель Каракалпакстана 48
Турсынбаева Г.С. — Строение спермодермы пустынных видов семейства Brassicaceae Burnett 51
Шамуратова Н.Г., Нуржанов А.А., Агзамова Х.К., Абдалязов Н.А. — Энтомопатогенные микроорганизмы яблонной плодоярки 55
Жугинисов Т.И., Лебедева Н.И., Мирзаева Г.С., Рустамов К.Ж. - Основные вредители древесных видов Узбекистана 57
Юлдашов М.А., Камилов Б.Г. — Экологические основы выбора направления биотехнологий для увеличения производства рыбы в Узбекистане 60
Юлдашов М.А., Камилов Б.Г., Ким С.И. — Зависимость качества воды от скорости её тока в проточных бассейнах при содержании товарной радужной форели 62
Холов Е.Д. — Влияние неблагоприятных агроэкологических условий Бухарского оазиса на межзловое расстояние стебля у сортов хлопчатника и их гибридных рас 64
Рзаев Р.М. — Особенности морфофункциональной изменчивости организма юношей, проживающих в Республике Каракалпакстан 67
Кудайбергенова У.К., Мадреймов А.М. — Эколого-гигиеническая характеристика показателей окружающей среды как фактор риска в развитии заболеваний среди населения Каракалпакстана 71
Рузиев Ю.С. — Анализ молекулярных изоформ трансферрина в диагностике латентного дефици-

The results of systematized results of the foundation settlements of Nukus city buildings are submitted in the article. The settlements was calculate by summarizing of settlements layers where was used the results of investigation obtained by local geological organizations. The results of investigations snowed, that limit settlements occurs under not more limit pressure under foundation.

УДК 519.687

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА АММОНИЗАЦИИ ПРОИЗВОДСТВА СОДЫ НА ОСНОВЕ НЕЙРО-НЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ

Б.Т. Каипбергенов¹, Б.А. Файзуллаев¹, К.К. Худайбергенов², К.Р. Юлдашев¹

¹Нукусский филиал Ташкентского университета информационных технологий
²Каракалпакский государственный университет им. Бердаха, г. Нукус

Введение. В настоящее время наблюдается прогресс в практическом применении интеллектуальных информационных технологий, которые, в частности, используются при проектировании, разработке и эксплуатации систем мониторинга и поддержки принятия решений по коррекции хода сложных технологических процессов (ТП). Безусловно, к таким процессам следует отнести процесс производства кальцинированной соды аммиачным способом.

На практике проблема построения моделей, как правило, усложняется многомерностью, неопределенностью и нелинейностью моделируемых объектов и их неоднородных характеристик, отсутствием (полным или частичным) экспертного опыта и аналитического описания зависимостей [1].

Эффективным средством для построения блоков технологического мониторинга и принятия решений для систем диагностики и управления являются нейро-нечеткие сети (ННС), которые сочетают в себе достоинства искусственных нейронных сетей (способность к обучению и обобщению), а также нечеткой логики (возможность преобразования модели в систему правил типа «Если-то», удобную для анализа и восприятия человеком) [2].

Изучение закономерностей ТП с неоднородными характеристиками и создание новых методов идентификации значений параметров модели на основе нечетких нейронных сетей считается актуальной задачей.

Постановка задачи. В реальном технологическом объекте с неоднородными характеристиками начальное состояние объекта является достаточно расплывчатым: в зависимости

от своей классификации один оператор интерпретирует ситуацию как нормальную, другой может выявить отклонения из нормального состояния.

В общем случае ситуация на объекте X зависит от параметров x_i и изменяется во времени (t):

$$X(t) = x_i(t) \quad i = \overline{1..N}; \quad (1)$$

где N - число общих параметров, воздействующих на состояние объекта.

Обычно в реальных условиях оценка ситуации на объекте осуществляется через определенный промежуток времени, поэтому выражение (1) можно описать в дискретной форме для k -го момента времени:

$$X_k = x_{ik}, \quad i = \overline{1..N} \quad (2)$$

Вопросы определения интервала дискретизации являются крайне важными при идентификации управления различными ситуациями.

В настоящей работе изучается технологический процесс аммонизации как объект с неоднородными характеристиками и приняты следующие обозначения параметров химико-технологического процесса аммонизации: x_1 - давление газообразного аммиака на выходе из охладителя, МПа; x_2 - расход слабо аммонизированного рассола на входе в абсорбер, м³/ч; x_3 - расход газообразного аммиака на входе в абсорбер, м³/ч; x_4 - расход маточного раствора в отделении дистилляции, м³/ч; x_5 - температура слабо аммонизированного рассола на выходе из охладителя, °С; x_6 - температура аммонизированного газа на выходе из охладителя, °С; y - температура верхней части абсорбера, °С;

интервал дискретизации – каждая шестая минута.

Во время управления процессами аммонизации необходимо контролировать контрольные точки температуры абсорбера и, используя приведенные данные, управлять данными технологическими объектами. В управлении процессом существенную роль играет и температура верхней части абсорбера.

Исходя из сказанного выше сформулируем в общем виде задачу идентификации нейронечеткой модели (ННМ) или ННС и проанализируем её особенности химико-технологического процесса с неоднородными характеристиками.

Принципы построения ННМ для идентификации технологического объекта с неоднородными характеристиками. Преимуществом ННС является наличие обучаемой сети в составе системы нечеткого вывода, которая самостоятельно создаёт базу правил для фазификатора, основываясь на обучающей выборке и заданных параметрах (вид функции принадлежности, количество скрытых слоев в сеть, эпоха обучения и т.д.).

ННС ANFIS (Adaptive network-based fuzzy inference system) обозначается следующим образом:

$$R_i: \text{Если } x_i = A_{ij} \text{ то } y_i = b_{i0} + \sum_{j=1}^n b_{ij} x_i, \quad i = \overline{1, n}; \quad (3)$$

здесь x и y – нечеткие параметры (например, расход, концентрация, температура и т.п.), определенные на множествах вещественных чисел; $b_{i0}, b_{i1}, \dots, b_{in}$ – некоторые действительные числа; n – число параметров.

Чтобы получить дифференцируемые соотношения «вход-выход», будем использовать гауссовы функции принадлежности (ФП):

$$\mu_{A_{ij}}(x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right), \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{1, m}$$

где $\mu_{A_{ij}}(x_i)$ – ФП нечеткого множества A_{ij} (далее для краткости обозначим $\mu_{A_{ij}}(x_i) = \mu_j(x_i)$); c_{ij} и σ_{ij} – параметры функции принадлежности – координата максимума и коэффициент концентрации.

Выбор гауссовой ФП обусловлен её достаточной гибкостью и простотой – она задается лишь двумя параметрами. Это сокращает размерность задачи оптимизации при настройке нечеткой базы знаний.

В ННС пересечение правил определяем ФП в форме произведения:

$$\mu_j(x) = \prod_{i=1}^n \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_i - c_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right), \quad j = \overline{1, m}$$

где c_{ij}, σ_{ij} – настраиваемые параметры функции принадлежности;

- нечеткая импликация Ларсена – нечеткое произведение;

- Т-норма – нечеткое произведение;

- композиция не производится;

- метод дефазификации – метод центроида.

Из (2) при m правилах вывода композиция исходных результатов сети определяется по следующей формуле:

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^m \omega_i y_i(x)}{\sum_{i=1}^m \omega_i};$$

$$y_j = b_{j0} + \sum_{i=1}^n b_{ij} x_i; \quad \omega_j = \mu_j(x); \quad j = \overline{1, m}$$

здесь

Выходная переменная после дефазификации принимает вид

$$y' = \frac{\sum_{i=1}^n \left(c_{j0} + \sum_{j=1}^m c_{ij} x_j \right) \prod_{j=1}^m \exp\left[-\left(\frac{x'_j - a_{ij}}{b_{ij}}\right)^2\right]}{\sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^m \exp\left[-\left(\frac{x'_j - a_{ij}}{b_{ij}}\right)^2\right]} \quad (4)$$

ННС с применением алгоритма Такаги-Сугено включает в себя пять слоев [3] и ANFIS содержит два параметрических слоя (первый и третий).

В первом слое настраиваемыми параметрами в процессе обучения являются c_{ij} и σ_{ij} гауссовских функций принадлежности фазификатора, а в третьем слое параметры линейных функций (3) определяются исходя из заключенных правил.

Сначала фиксируются параметры c_{ij} и σ_{ij} гауссовских ФП и рассчитывается

$$b_{i0}, b_{ij}, \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{1, m}$$

. Эти параметры находятся путем решения системы линейных уравнений.

При наличии n входных переменных числа параметров и m правил суммарное число настраиваемых параметров равно $m(3n+1)$.

Из этих положений [3, 4] и (4) представляем функциональную зависимость после дефазификации:

$$y(x) = \frac{\sum_{j=1}^m \left(b_{j0} + \sum_{i=1}^n b_{ij} x_i \right) \prod_{i=1}^n \mu_j(x_i)}{\sum_{j=1}^m \prod_{i=1}^n \mu_j(x_i)}$$

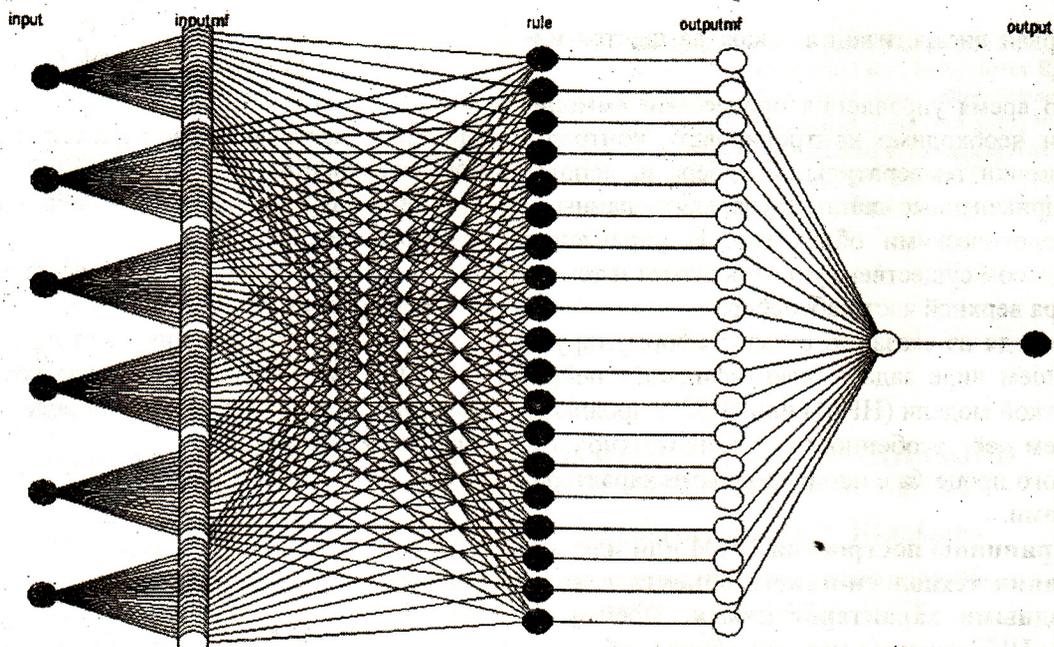


Рис. 1. Пример архитектуры построенных нейро-нечетких (ANFIS) сетей.

В процессе параметрической настройки ННС требуется минимизировать ошибку идентификации по всем обучающим параметрам. На рис. 1 приведена структура построенных нейро-нечетких (ANFIS) сетей.

После уточнения нелинейных параметров снова запускается процесс адаптации линейных параметров ANFIS (на первом этапе) и нелинейных параметров (на втором этапе). Этот цикл продолжается до тех пор, пока не стабилизируются параметры процесса.

При выборе алгоритма Sub. Clustering вводятся следующие дополнительные параметры [3]:

Rangofinfluence – вектор радиусов, определяющий соотношения проекций кластеров на координатные оси;

Squashfactor – коэффициент подавления, задающий размер кластера: чем больше значение коэффициента, тем больше объектов в окрестности центра кластера будет включено в него;

Accertratio – коэффициент принятия, устанавливающий, во сколько раз потенциал данной точки должен быть выше потенциала центра первого кластера для того, чтобы она рассматривалась как возможный центр следующего кластера;

Rejestratio – коэффициент отторжения, устанавливающий, во сколько раз потенциал данной точки должен быть ниже потенциала

центра первого кластера, чтобы рассматриваемая точка была исключена из возможных центров кластеров.

На рис. 2-3 приведены полученные данные от измерений реального ТП аммонизации производства соды (пунктирная линия) и идентифицированный выход (сплошная линия) для прогнозирования ТП аммонизации на основе ННС.

На рис. приведены компьютерные сравнительные вычислительные эксперименты ННМ по алгоритму Sub. Clustering (рис. 2) и по алгоритму Gridpartition (рис. 3).

Критерием эффективности идентификации функционирования технологического процесса выбрано среднее квадратичное отклонение Ad :

$$Ad = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{Mi} - y_i)^2$$

где y_{Mi} – прогноз значения функционирования технологического процесса на i -й момент времени, y_i – реальные значения технологического процесса.

В первом вычислительном эксперименте использовано для обучения сети 1200 и для теста 795 выборок.

Rangofinfluence – 0,5; Squash factor – 1,25; Accertratio – 0,5; Rejestratio – 0,15; $Ad=0,23$.

Во втором вычислительном эксперименте использовано для обучения сети 1200 и для теста 735 выборок.

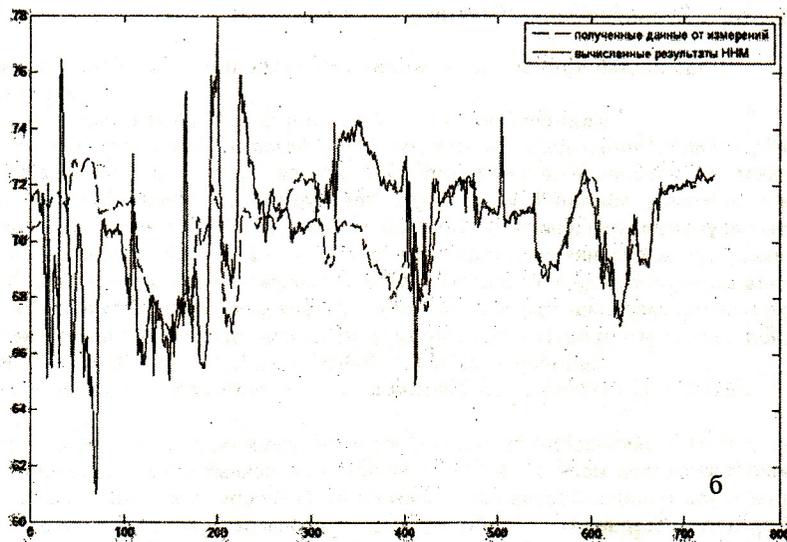
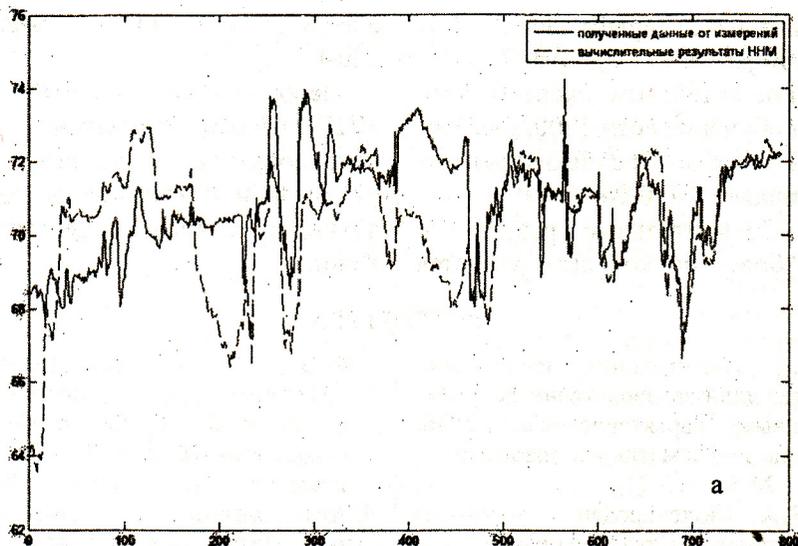


Рис. 2. Идентификация температуры верхней части абсорбционной колонны сравнительно на основе разработанных ННМ по алгоритму Sub. Clustering и реального процесса.

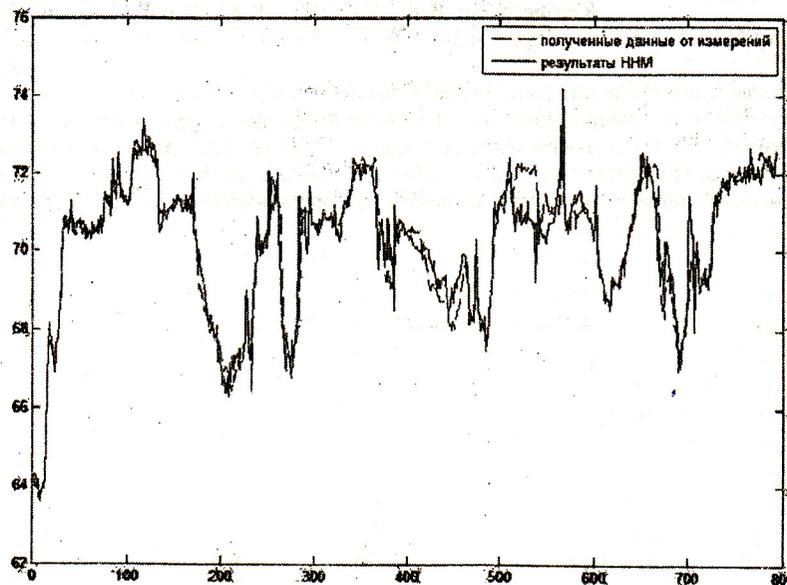


Рис. 3. Идентификация температуры верхней части абсорбционной колонны сравнительно на основе разработанных ННМ по алгоритму Gridpartitioning реального процесса.

Rang of influence – 0,3; Squash factor – 1,5; Accept ratio – 0,5; Reject ratio – 0,1; Ad=0,11.

В третьем вычислительном эксперименте использовано для обучения сети 1200, для теста 795 выборок и 3 эпохи. Среднеквадратическая ошибка составляет Ad=0,06.

Заключение. Сравнительные результаты показывают, что более подходящим является

алгоритм Gridpartition, нежели алгоритм Sub. Clustering.

Использование идентификации на базе ННС позволит прогнозировать и предупреждать появление предаварийных и аварийных режимов и с высокой точностью управлять технологическими процессами в реальном времени.

ЛИТЕРАТУРА

1. Исмаилов М.А. Формирование диагностического пространства для производственных объектов с неоднородными характеристиками //Узб. журнал «Проблемы информатики и энергетики». – Ташкент, 2015. - № 5. - с. 3-11.
2. Файзуллаев Б.А. Моделирование карбонизационной колонны производства соды как объекта с неоднородными характеристиками //Вестник

3. Штовба С.Д. Идентификация нелинейных зависимостей с помощью нечеткого логического вывода в системе MATLAB //Математика в приложениях (Exponenta Pro). - 2003. № 2 (2) с. 9-15.
4. Абдулхаков А.Р. Методы и алгоритмы редукции нечетких правил в базах знаний интеллектуальных систем: КД. – Казань, 2015.– 140 с.

Сода ишлаб чиқаришда аммонизация технологик жараёнини нейро-норавшан модель асосида дентификациялаш

Каипбергенов Б.Т.¹, Файзуллаев Б.А.¹, Худайбергенов К.К.², Юлдашев К.Р.¹

¹Тошкент ахборот технологиялари университети Нукус филиали, ²Қорақалпоқ давлат университети, Нукус

Турли тавсифли технологик жараёнлар ва параметрлар қийматларини норавшан нейрон тармоқлар асосида идентификациялашнинг янги усулларини яратиш бўйича қонуниятлар ўрганилди. Идентификация масаласи учун нейро-норавшан модель яратишни умумий кўриниши шакллантирилди. Унинг асосий ўзига хосликлари сода ишлаб чиқаришдаги абсорбция кимёвий технологик жараёнини идентификациялаш масаласи таҳлил қилинди. Ушбу жараён учун нейро-норавшан тармоқ асосида математик модель яратилган. Нейро-норавшан тармоғи асосида Sub. Clustering ва Gridpartition алгоритмлари бўйича компьютер ҳисоблаш тажриба ишларининг нисбий қийматлар графикалари берилган.

Идентификация технологического процесса аммонизации производства соды на основе нейро-нечеткой модели
Каипбергенов Б.Т.¹, Файзуллаев Б.А.¹, Худайбергенов К.К.², Юлдашев К.Р.¹

¹Нукусский филиал Ташкентского университета информационных технологий, ²Каракалпакский государственный университет, Нукус

Изучены закономерности технологического процесса с неоднородными характеристиками и создание новых методов идентификации значений параметров модели на основе нечетких нейронных сетей. Сформирован общий вид задачи идентификации нейро-нечеткой модели. Проанализированы её особенности по химико-технологическим процессам абсорбции содового производства. Создана математическая модель процесса на основе нечетко-нейронной сети. На основе нечетко-нейронной сети даны графики относительных значений компьютерно-вычислительных экспериментов по алгоритмам Sub. Clustering и Gridpartition.

Identification of the technological process of ammonization of soda production on the basis of a neural-fuzzy model
Kaipbergenov B.T.¹, Fayzullaev B.A.¹, Khudaybergenov K.K.², Yuldashev K.R.¹

¹Tashkent University of Information Technologies Nukus branch of Tashkent University of Information Technologies, ²Karakalpak State University, Nukus

The rules of the technological process with heterogeneous characteristics and the creation of new methods for identifying the values of the model parameters on the basis of fuzzy neural networks are studied. A general view of the tasks of identification of a neural-fuzzy model is formed. Its features on chemical-technological processes of absorption of soda production are analyzed. A mathematical model of the process wich based on a fuzzy-neural network is created. On the basis of a fuzzy neural network, graphs of the relative values of computer-computational experiments on the algorithms of Sub. Clustering and the Grid partition algorithm are given.

Введе
ния кон
дукции
го рынка
ных изда
ся актуал
годны для
ганы здр
жесткие т
Целью
рение сп
хлопчатог
ского не
вводимог
ся на стве
Уз 14479
Объек
ответить,
гда удовл
свойства
ность, ма
делочас
белизна,
Для созд
ной техно
обладает
статье.
Суров
ется в со
тинным
ПР. 42 Уз
Форму
примен
наве разр
001-00 [4
Для у
шения и
методич
но-инжен
книжечес
маркетин
трель осу
ного про
ся контро
сплана пр
Науч
Получен
Гител (И
работу
на техно
бита сист
объекта с
ной про
получение
В стат
испытани