УДК 519.65
DOI: 10.21209/2308-8761-2017-12-4-15-23

Владимир Александрович Толпаев,
доктор физико-математических наук, профессор,
Северо-Кавказский научно-исследовательский
проектный институт природных газов
(355035, Россия, г. Ставрополь, ул. Ленина, 419),
e-mail: TolpaevVA@scnipigaz.ru

Александр Михайлович Кравцов,
кандидат физико-математических наук,
Северо-Кавказский научно-исследовательский
проектный институт природных газов
(355035, Россия, г. Ставрополь, ул. Ленина, 419),
e-mail: alex_k@bk.ru

Мушег Тигранович Петросянц,
младший научный сотрудник
лаборатории подземной гидродинамики, аспирант,
Северо-Кавказский научно-исследовательский
проектный институт природных газов
(355035, Россия, г. Ставрополь, ул. Ленина, 419),
e-mail: musheg901@mail.ru

Мария Александровна Бондаренко,
младший научный сотрудник, аспирант,
лаборатория подземной гидродинамики,
Северо-Кавказский научно-исследовательский
проектный институт природных газов
(355035, Россия, г. Ставрополь, ул. Ленина, 419),
e-mail: TolpaevVA@scnipigaz.ru

Одна задача аппроксимации комплексов технологических данных методами нечёткой логики

Рассматривается задача аппроксимации табличных данных с большими одинаковыми размерами строк. Предложена формулировка задачи в терминах нечётких множеств и приближённый способ описания α – срезов нечётких множеств специальными полиномиальными агрегатами – обобщениями полиномов Бернштейна для случая многих переменных. Построен приближённый алгоритм решения задачи, допускающий декомпозицию исходной задачи, приведён пример его работы. Представлены оценки для ряда характеристик аппроксимационной функции таблицы данных. Приводятся эмпирические оценки временной сложности алгоритма для ряда практических приложений алгоритма.

Ключевые слова: задача аппроксимации табличных данных, обнаружение зависимостей в данных, симплекс-метод, декомпозиция задачи аппроксимации

Математические описания современных технологических процессов содержат сотни и тысячи числовых или шкалированных переменных. Зачастую данные между собой связаны многочисленными зависимостями и образуют комплексы данных. Построение математических моделей для такого рода описаний и манипулирование данными возможно лишь с применением современных высокопроизводительных компьютерных средств.

Компьютерная обработка предполагает представление данных в удобном для автоматической обработки виде — формальной записи. В работе предлагается использовать способ формальной записи знаний о состоянии технологической системы, предоставляемый аппаратом теории нечёткой логики [3]. В основе алгебрологического описания знаний средствами нечёткой логики лежит описание множеств (нечётких) посредством задания для них функций принадлежности $\chi_A(x)$ со значениями из интервала $[0,\ 1]$, или иначе нечёткой меры. Для детерминированных множеств мера принадлежности элемента x определяется проще

$$\chi_A = \begin{cases} 1, & x \in A, \\ 0, & x \notin A. \end{cases}$$

Функция принадлежности, за исключением ряда простейших случаев [3], не может быть задана явно, аналитически. На практике, как правило, множества состояний системы полностью не очерчены, поэтому пользуются описаниями α-срезов нечётких множеств $F \subseteq X$, обозначаемых $A\alpha$

$$A_\alpha(x) = \{x \in X \mid \chi_A(x) \geq \alpha\}.$$

Будем считать, что множество экспериментальных данных A может быть представлено семейством своих α-срезов $A_\alpha(x)$. Экспериментальные данные, после подходящей нормировки, принадлежат некоторому конусу Ω. Для аппроксимации α-срезов воспользуемся обобщением полиномов Бернштейна (ОПБ) на многомерный случай [2]. Обобщением полинома Бернштейна функции $f(x)$ заданной в конусе $\Omega \in R^n$,

$$\Omega = \left\{ \mathbf{x} \middle| \mathbf{x} = \lambda_1(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{X_1} + \lambda_2(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{X_2} + ... + \lambda_M(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{X_M}, \lambda_i \in [0,1], \sum_{\mathbf{i=1}}^{\mathbf{M}} \lambda_i = 1, \mathbf{X_j} \in R^n \right\},$$

степени N будем называть полином

$$P_N(\mathbf{x}) = \sum_{|k|=N} f(\mathbf{x_k}) \cdot (N; k_1, k_2, ..., k_M) \cdot \lambda_1^{k_1} \cdot \lambda_2^{k_2} \cdot ... \cdot \lambda_M^{k_M}. \tag{1}$$

Здесь суммирование выполняется по всем значениям мультииндекса $\mathbf{k} = (k_1, k_2, ..., k_M)$ высотой N, $|\mathbf{k}| = k_1 + k_2 + ... + k_M = N$, узлы ОПБ $\mathbf{x_k} = \dfrac{k_1}{N} \cdot \mathbf{X_1} + \dfrac{k_2}{N} \cdot \mathbf{X_2} +$ $+ ... + \dfrac{k_M}{N} \cdot \mathbf{X_M}$, мультиномиальный коэффициент $(N; k_1, k_2, ..., k_M) =$ $= (N; \mathbf{k} = \dfrac{N!}{k_1! \cdot k_2! \cdot ... \cdot k_M!}$, переменные λ_i, вообще говоря, могут быть заданы не единственным способом.

Последовательность ОПБ функции $f(x)$ сходится равномерно в конусе $\Omega \in R^n$ к непрерывной функции $f(x)$ [2].

Теорема. *Для всякой непрерывной в конусе*

$$\Omega = \left\{ \mathbf{x} \middle| \mathbf{x} = \lambda_1(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{X_1} + \lambda_2(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{X_2} + ... + \lambda_M(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{X_M}, \lambda_i \in [0,1], \sum_{\mathbf{i=1}}^{\mathbf{M}} \lambda_i = 1, \mathbf{X_j} \in R^n \right\},$$

функции $f(\mathbf{x})$ *при любом* $\varepsilon > 0$ *существует* $P_N(\mathbf{x}) = \sum_{|k|=N} f(\mathbf{x_k}) \cdot (N;\mathbf{k}) \cdot \lambda_1^{k_1} \cdot \lambda_2^{k_2} \cdot ... \cdot \lambda_M^{k_M}$ *(ОПБ функции* $f(\mathbf{x})$ *степени* N*), такой, что при выполнении для его узлов* $\mathbf{x}_k$ *условия*

$$\sum_{|k|=N} \|\mathbf{x} - \mathbf{x_k}\|_E^2 \cdot (N;\mathbf{k}) \cdot \lambda_1^{k_1} \cdot \lambda_2^{k_2} \cdot ... \cdot \lambda_M^{k_M} \leq \frac{C}{N}, \tag{2}$$

где константа C *не зависит от точки* $\mathbf{x}$*, справедливо*

$$\max_{x \in \Omega} |f(\mathbf{x_k}) - P_N(\mathbf{x})| < \varepsilon. \tag{3}$$

Пусть исходные экспериментальные данные представлены таблицей $Y = (y_{ij})$, i – номер наблюдения ($i = 1, 2, 3, \ldots, L$), j – номер наблюдаемого параметра в последовательности технологических параметров ($j = 1, 2, 3, \ldots, M-1$). Введём следующую нормировку

$$\lambda_j^{(i)} = \frac{1}{k} \frac{y_{ij} - y_j^{min}}{y_j^{max} - y_j^{min}}, j = 1, 2, ..., M-1,$$

$$\lambda_M^{(i)} = 1 - \sum_{j=1}^{M-1} \lambda_j^{(i)}, \tag{4}$$

$$y_j^{min} = \min_i y_{ij}, y_j^{max} = \max_i y_{ij}.$$

Параметр k выбирается так, чтобы все $\lambda_M^{(i)}$ были больше нуля. Векторы с компонентами $\left(\lambda_1^{(i)}, \lambda_2^{(i)}, \lambda_3^{(i)}, ..., \lambda_M^{(i)}\right)$, вследствие выбранной нормировки лежат в конусе Ω с вершинами

$$\begin{gathered} X_1 = (1, 0, 0, ..., 0, 0), \\ X_1 = (0, 1, 0, ..., 0, 0), \\ \vdots \\ X_{M-1} = (0, 0, 0, ..., 1, 0), \\ X_M = (0, 0, 0, ..., 0, 1). \end{gathered} \tag{5}$$

Функция принадлежности для точечного множества, определённого таблицей Y, имеет вид

$$\chi_Y(y) = \begin{cases} 1, & y \in Y, \\ 0, & y \notin Y. \end{cases} \tag{6}$$

Здесь $\mathbf{y}$ $M-1$ компонентный вектор строка.

Выберем аппроксимацию функции принадлежности множества данных таблицы Y в виде ОПБ (1) степени N

$$\chi_N(\mathbf{y}) = \sum_{|\mathbf{k}|=N} a_{\mathbf{k}} \cdot (N; k_1, k_2, ..., k_M) \cdot \lambda_1^{k_1} \cdot \lambda_2^{k_2} \cdot ... \cdot \lambda_M^{k_M}. \tag{7}$$

Здесь все коэффициенты a_k должны быть неотрицательными, в силу неотрицательности функции $\chi_Y(\mathbf{y})$, а λ компоненты нормированного в соответствии с формулами (4) вектора данных. Коэффициенты a_k подлежат определению из условия близости непрерывной аппроксимации (7) к дискретной функции (6).

Условие аппроксимации в интегральной норме $\|\cdot\|_L = \int\limits_\Omega |\cdot| d\Lambda$

$$\|\chi_N(y) - \chi_Y(y)\|_L \to \min \tag{8}$$

дополним требованиями удовлетворительного согласования значений аппроксимационной функции с данными из таблицы Y

$$|\chi_N(y^{(i)}) - 1| \le d, \ i = 1, 2, 3, ..., L. \tag{9}$$

Параметр d оценивает наибольшее уклонение для наилучшего приближения функции принадлежности.

Условие (8) после интегрирования запишется в виде

$$\frac{N!}{(N+M-1)!} \cdot \sum_{|\mathbf{k}|=N} a_{\mathbf{k}} \to \min\,. \tag{10}$$

В (10) учтено, что все коэффициенты a_k в представлении (7) являются неотрицательными числами и

$$\int\limits_\Omega (N; k_1, k_2, ..., k_M) \cdot \lambda_1^{k_1} \cdot \lambda_2^{k_2} \cdot ... \cdot \lambda_M^{k_M} d\Lambda =$$

$$= \int\limits_0^1 \int\limits_0^{1-\lambda_1} ... \int\limits_0^{1-\lambda_1-...\lambda_{M-1}} (N; k_1, k_2, ..., k_M) \cdot \lambda_1^{k_1} \cdot \lambda_2^{k_2} \cdot ... \cdot \lambda_M^{k_M} d\lambda_m ... d\lambda_2 d\lambda_1 = \tag{11}$$

$$= \frac{N!}{(N+M-1)!}.$$

Задачу для определения неизвестных коэффициентов a_k можно таким образом переформулировать в виде задачи линейного программирования

$$\sum_{|\mathbf{k}|=N} a_{\mathbf{k}} \to \min, \tag{12}$$

с ограничениями вида (9)

$$\sum_{|\mathbf{k}|=N} a_{\mathbf{k}} \cdot (N; k_1, k_2, ..., k_M) \cdot (\lambda_1^i)^{k_1} \cdot (\lambda_2^i)^{k_2} \cdot ... \cdot (\lambda_M^i)^{k_M} \le 1 + d, \ i = 1, 2, 3, ..., L,$$

$$\sum_{|\mathbf{k}|=N} a_{\mathbf{k}} \cdot (N; k_1, k_2, ..., k_M) \cdot (\lambda_1^i)^{k_1} \cdot (\lambda_2^i)^{k_2} \cdot ... \cdot (\lambda_M^i)^{k_M} \ge 1 - d, \ i = 1, 2, 3, ..., L,$$

$$a_k \ge 0.$$

Задача (12) заведомо имеет решение. В силу неотрицательности коэффициентов, целевая функция ограничена снизу нулём, а совместность системы ограничений можно обеспечить выбором в качестве d достаточно большого положительного числа.

Наименьшее числовое значение d, при котором существует решение задачи (12), даёт оценку снизу наибольшего уклонения для наилучшего приближения функции меры принадлежности к множеству, определяемому таблицей данных Y. В свою очередь, этот факт позволяет использовать d для оценки параметра α для α-среза исходного нечёткого множества A, представленного таблицей экспериментальных данных Y.

$$\chi_N(y) = A_\alpha(y), \text{ при } \alpha \leq 1 - d. \tag{14}$$

Ограничения на величину α определяются как точностью измерения, так и плотностью данных в исходном множестве. Удовлетворительный результат, как следует из **Теоремы**, следует ожидать, если данные образуют ε–сеть в исходном нечётком множестве, и степень ОПБ N достаточно высока.

Предложенный способ построения α-срезов нечётких множеств указывает на возможность применения некоторых процедур нечёткой логики для уменьшения вычислительной трудоёмкости решения задачи линейного программирования (12). Рассмотрим некоторые из них.

1. Табличные данные содержат слабосвязанные между собой группы столбцов.

На языке теории множеств это означает возможность представить исходное множество прямым произведением множеств меньшей размерности

$$A = A_1 \times A_2 \times ... \times A_m.$$

В этом случае, построение α-срезов можно проводить раздельно для групп столбцов, соответствующих множествам $A_1, A_2, ..., A_m$. «Склейка» функций проводится по правилам теории нечётких множеств

$$\chi_A(y) = \chi_{A_1}(y_1) \cdot \chi_{A_2}(y_2) \cdot ... \cdot \chi_{A_m}(y_m).$$

2. Группы строк таблицы данных локализованы в отдельных областях множества A.

На языке теории множеств это означает возможность представить исходное множество разбиением

$$A = A_1 \cup A_2 \cup ... \cup A_m, \; A_i \cap A_j = \oslash, \; i \neq j.$$

Для этого случая упрощение построения α-срезов происходит за счёт понижения степеней ОПБ, аппроксимирующих α-срезы множеств $A_1, A_2, ..., A_m$. Для описаний отдельной группы данных с той же точностью можно использовать полином меньшей степени. «Склейка» функций проводится по следующему правилу

$$\chi_A(y) = \chi_{A_1}(y_1) + \chi_{A_2}(y_2) + ... + \chi_{A_m}(y_m).$$

Размерность задачи линейного программирования существенно влияет на трудоёмкость построения решения. Вычислительная сложность, например, симплекс-метода Данцига для решения задачи линейного программирования является экспоненциальной.

Дальнейшие упрощения вычислений при манипулировании данными могут быть получены на основании основных правил нечёткой логики. Характеристические функции для нечёткой дизъюнкции и конъюнкции получаются так

$$\chi_{A\cup B}(y) = \max(\chi_A(y)), \chi_B(y)), \; \chi_{A\cap B}(y) = \min(\chi_A(y), \chi_B(y)).$$

Для функций α-срезов множеств, представленных при помощи ОПБ,

$$\chi_{A\cup B}(\mathbf{y}) = \sum_{|\mathbf{k}|=N} c_{\mathbf{k}} \cdot (N; k_1, k_2, ...k_M) \cdot \lambda_1^{k_1} \cdot \lambda_2^{k_2} \cdot ... \cdot \lambda_M^{k_M},$$
$$\chi_{A\cap B}(\mathbf{y}) = \sum_{|\mathbf{k}|=N} f_{\mathbf{k}} \cdot (N; k_1, k_2, ...k_M) \cdot \lambda_1^{k_1} \cdot \lambda_2^{k_2} \cdot ... \cdot \lambda_M^{k_M},$$
$$\chi_{A}(\mathbf{y}) = \sum_{|\mathbf{k}|=N} a_{\mathbf{k}} \cdot (N; k_1, k_2, ...k_M) \cdot \lambda_1^{k_1} \cdot \lambda_2^{k_2} \cdot ... \cdot \lambda_M^{k_M},$$
$$\chi_{B}(\mathbf{y}) = \sum_{|\mathbf{k}|=N} b_{\mathbf{k}} \cdot (N; k_1, k_2, ...k_M) \cdot \lambda_1^{k_1} \cdot \lambda_2^{k_2} \cdot ... \cdot \lambda_M^{k_M}, \tag{17}$$

эта операция выполняется почленно, так $c_k = \max(a_k, b_k)$ – для дизъюнкции и $f_k = \min(a_k, b_k)$ – для конъюнкции.

Пример. Рассмотрим пример построения α-среза для таблицы модельных данных. Данные, расположенные в первых трёх столбцах, независимы между собой. Остальные столбцы сформированы по правилам

$$y_4 = y_1 + y_2 + y_3,$$
$$y_5 = y_1 \cdot y_2 + 2 \cdot (y_1 + y_2) \cdot y_3,$$
$$y_6 = y_1 \cdot y_2 \cdot y_3,$$
$$y_7 = \sqrt{y_1^2 + y_2^2 + y_3^2},$$
$$y_8 = 1 - \sum_{i=1}^{7} y_i. \tag{18}$$

Модельные данные нормированы $\sum_{k=1}^{8} y_{i,k} = 1$.

i	y_{i1}	y_{i2}	y_{i3}	y_{i4}	y_{i5}	y_{i6}	y_{i7}	y_{i8}
1	0,009	0,132	0,093	0,234	0,162	0,0274	0,00011	0,343
2	0,117	0,009	0,213	0,339	0,243	0,0547	0,000224	0,0239
3	0,042	0,189	0,045	0,276	0,199	0,0287	0,000357	0,22
4	0,039	0,138	0,144	0,321	0,203	0,0564	0,000775	0,0976
5	0,045	0,096	0,003	0,144	0,106	0,00517	0,000013	0,601
6	0,081	0,087	0,036	0,204	0,124	0,0191	0,000254	0,448
7	0,051	0,024	0,183	0,258	0,191	0,0287	0,000224	0,264
8	0,006	0,234	0,006	0,246	0,234	0,00428	$8,42 \cdot 10^{-6}$	0,27
9	0,03	0,15	0,057	0,237	0,163	0,025	0,000256	0,337
10	0,273	0,015	0,027	0,315	0,275	0,0196	0,000111	0,0755

После решения задачи (12) для данных из таблицы при $d = 0,000001$, найдём вид модели первого порядка

$$0,673 \cdot 10^{-5} y_1 + 0,933 \cdot 10^{-5} y_2 + 2,00 y_4 + 1,00 y_5 + 1,00 y_6 + 0,922 y_7 + 1,00 y_8 = 1. \tag{19}$$

Если учесть второе из соотношений (4), для дополняющей переменной y_8, зависимость (19) примет вид

$$y_4 = 1,00 y_1 + 1,00 y_2 + 1,00 y_3 + 0,008 y_7. \tag{20}$$

Зависимость (20) практически повторяет первое правило из (18).

Для построения модели второго порядка, которая содержит 36 коэффициентов, объём таблицы следует увеличить. Так, при объёме таблицы в 40 строк получим модель

$$1,07y_2y_3+0,402\cdot10^{-2}y_2y_5+4,00y_4y_8+0,210\cdot10^{-3}y_2y_8+$$
$$+3,98y_4y_5+0,0448y_1y_7+0,928y_6y_8+1,79y_4y_6+0,978y_5y_6+$$
$$+0,000184y_1y_8+2,00y_5y_8+4,74y_4y_7+0,00918y_2y_6+1,08y_1y_3+ \qquad (22)$$
$$+0,00696y_1y_6+1,92y_7y_8+1,16y_5y_7+0,00416y_3y_4+0,00328y_1y_5+$$
$$+0,000692y_1^2+4,54y_4^2+1,00y_8^2+0,467y_5^2=1.$$

В этой модели второго порядка проявляется помимо первого правила из (18), второе и четвёртое правило. Дальнейшее повышение порядка модели позволяет обнаружить все зависимости, присутствующие в табличных данных.

В примере величина d для модельных данных выбиралась весьма малой. Если бы данные содержали погрешность, то выбор величины d следовало бы подчинить правилу — недопустимо выбирать d меньше, чем погрешность измерений.

Следует отметить, что если данные не содержат зависимостей, то с повышением порядка моделей обнаруживается стремление описаний к «тривиальному» правилу

$$(y_1+y_2+...y_8)^N=1.$$

Заключение. Предложенный подход к построению математического описания табличных комплексов технологических данных позволяет получать удобные, с точки зрения возможностей автоматизации обработки данных, описания данных произвольного объёма. Средствами нечёткой логики может быть проведён анализ моделей данных с целью обнаружения возможных зависимостей в данных. Реализуемость идей, изложенных в статье, подтверждает практический пример применения предложенных подходов к моделированию экспериментальных данных, который позволил построить модель технологических данных по группе скважин одного из газовых месторождений юга России [1]. Данные включали в себя дебит отдельных газовых скважин, эксплуатационные показатели давления и другие параметры, всего более 12 параметров. По выборке из более 300 данных средствами нечёткой логики было построено описание модели действующих скважин для конкретного газового месторождения.

Объём таблицы данных в 300 строк позволил построить модель скважин месторождения 4-го порядка, которая содержала около 2500 коэффициентов. Расчёт на ПК с процессором Intel Core i7 3.4GHz занял по времени несколько минут.

Список литературы

1. Бондаренко М. А. Методы математического моделирования в задачах оптимального управления технологическими процессами интеллектуального месторождения // Новые технологии в газовой промышленности: тезисы докладов 11-й Всерос. конф. молодых учёных, специалистов и студентов. М.: РГУ им. И. М. Губкина, 2015. С. 286.

2. Захаров В. В., Кравцов А. М., Прийменко С. А. Обобщения полиномов Бернштейна в задачах многокритериальной оптимизации // Наука и мир. 2014. Т. 1, № 2.

3. Wang L. X. A Course in Fuzzy Systems and Control. Prentice-Hall International, Inc., 1994.

Статья поступила в редакцию 10.04.2017; принята к публикации 25.04.2017

Библиографическое описание статьи

Толпаев В. А., Кравцов А. М., Петросянц М. Т., Бондаренко М. А. Одна задача аппроксимации комплексов технологических данных методами нечёткой логики // Учёные записки Забайкальского государственного университета. Сер. Физика, математика, техника, технология. 2017. Т. 12, № 4. С. 15–23. DOI: 10.21209/2308-8761-2017-12-4-15-23.

Vladimir A. Tolpayev,
Doctor of Physics and Mathematics,
Research and Design Institute of Natural Gases
(419 Lenina st., Stavropol, 355035, Russia),
e-mail: TolpaevVA@scnipigaz.ru

Aleksandr M. Kravtsov,
Candidate of Physics and Mathematics,
Research and Design Institute of Natural Gases
(419 Lenina st., Stavropol, 355035, Russia),
e-mail: alex_k@bk.ru

Musheg T. Petrosyants,
Junior Researcher, Postgraduate Student,
Laboratory of Reservoir Hydrodynamics,
North-Caucasus Research and Design Institute of Natural Gases
(419 Lenina st., Stavropol, 355035, Russia),
e-mail: musheg901@mail.ru

Maria A. Bondarenko,
Junior Researcher, Postgraduate Student,
Laboratory of Underground Hydrodynamics,
North-Caucasian Research and Design Institute of Natural Gases
(419 Lenina st., Stavropol, 355035, Russia),
e-mail: TolpaevVA@scnipigaz.ru

One Problem of the Approximation of Process Data Set by Methods of Fuzzy Logic

We study the problem of approximation of tabular data with the same large size lines. We suggest a formulation of the problem in terms of fuzzy sets and approximate way of describing the α – slices of fuzzy sets of special polynomial functions – Bernstein polynomial for the case of several variables. An approximate algorithm for solving the problem allowing the decomposition of the original problem is an example of his work. We give estimates for the number of characteristics of the approximate function data table. The study provides empirical assessments of the time complexity of the algorithm for a number of practical applications of the algorithm.

Keywords: tab functions, detect dependencies in the data, the simplex method, decomposition approximation problem

References

1. Bondarenko M. A. Metody matematicheskogo modelirovaniya v zadachakh optimal'nogo upravleniya tekhnologicheskimi protsessami intellektual'nogo mestorozhdeniya // Novye tekhnologii v gazovoi promyshlennosti: tezisy dokladov 11-i Vseros. konf. molodykh uchenykh, spetsialistov i studentov. M.: RGU im. I. M. Gubkina, 2015. S. 286.

2. Zakharov V. V., Kravtsov A. M., Priimenko S. A. Obobshcheniya polinomov Bernshteina v zadachakh mnogokriterial'noi optimizatsii // Nauka i mir. 2014. T. 1, № 2.

3. Wang L. X. A Course in Fuzzy Systems and Control. Prentice-Hall International, Inc., 1994.

Received: April 10, 2017; accepted for publication April 25, 2017

Reference to article

Tolpayev V. A., Kravtsov A. M., Petrosyants M. T., Bondarenko M. A One Problem of the Approximation of Process Data Set by Methods of Fuzzy Logic // Scholarly Notes Of Transbaikal State University. Series Physics, Mathematics, Engineering, Technology. 2017. Vol. 12, No. 4. PP. 15–23. DOI: 10.21209/2308-8761-2017-12-4-15-23.