На основе полученных данных мы можем видеть, что время регулирования составляет также 0,5с, однако перерегулирование при разгоне гораздо меньше, чем при автоматической настройке и составляет 22%.

Исходя из экспериментальных данных можно судить о том, что найденный оптимальный регулятор способен устранить колебания подвески при перемещении (разгон/торможение) рамы автооператора за довольно быстрый промежуток времени.

УДК 658.012.011.56

О.В. Герман, доц., канд. техн. наук
(БГТУ, г. Минск)
А.В. Заяц, асп.
(БГУИР, г. Минск)

ОБ ОДНОЙ МОДЕЛИ НЕЧЕТКОГО РЕГУЛЯТОРА

ВВЕДЕНИЕ

Рассматривается задача построения нечеткого регулятора на базе построения численного прогноза с использованием обучающего нечеткого множества. Поставленная задача сводится к (до)определению нечеткого вектора параметров регулируемого объекта с оценкой нечеткой меры принадлежности регулируемой величины на основе имеющего тренда. Известны подходы к прогнозированию нечетких последовательностей [1–3]. Они используют различный математический аппарат – генетические алгоритмы, функции распределения нечетких значений, нейронные сети и др. При этом качество нечеткого прогнозирования (оценивания на ближайший момент времени для заданной линии тренда) в значительной степени увязывается с качеством используемой математической модели. Достоинство предлагаемого подхода состоит в том, что не предполагается знания законов распределения разрядов случайных многомерных объектов, а также их взаимосвязи (парной и групповой корреляции).

ОПРЕДЕЛЕНИЕ НЕЧЕТКОГО ПРОГНОЗНОГО ЗНАЧЕНИЯ

Пусть дана таблица с нечеткими векторами, в которой представлены векторы и значения меры их принадлежности к некоторому нечеткому множеству (скажем, A) и к его дополнению ($\sim A$). Диапазон изменения случайной величины может быть известным или нет.

x	*x1*	*x2*	*x3*	μ_A	$\mu_{\sim A}$
1	1	4	8	0.6	0.4
2	2	2	5	0.8	0.2
3	3	3	2	1	0
4	4	3	1	0.9	0.1
5	4	2	1	0.8	0.8
6	5	1	2	0.6	0.4
7	5	2	2	0.55	0.45
8	5	3	1	0.55	0.45

Столбец $\mu_{\sim A}$ указывает меру принадлежности к дополнительному множеству $\sim A$. Пусть дан вектор $\boldsymbol{x}_z = < 3, 5, ? >$. Нужно доопределить (спрогнозировать) недостающее значение третьего разряда и указать меру принадлежности полученного вектора к множеству A.

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ

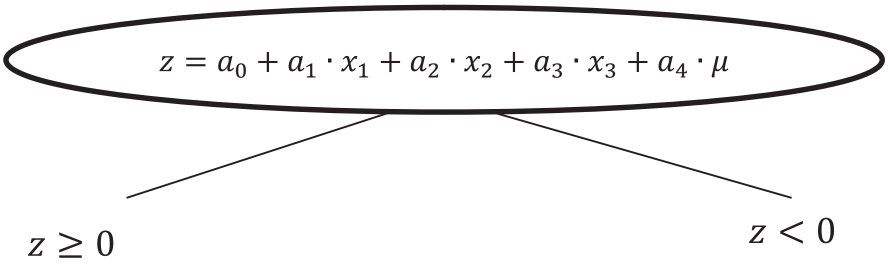
Для решения задачи используем модель нечеткого многомерного классификатора, предложенного в [4]. Эта модель в свою очередь базируется на основе четкого многомерного классификатора [5]. Прежде всего от «нечеткой» таблицы перейдем к четкой:

x	*x1*	*x2*	*x3*	μ_A	*Y*
1	1	4	8	0.6	+
2	1	4	8	0.4	–
3	2	2	5	0.8	+
4	2	2	5	0.2	–
5	3	3	2	1	+
6	3	3	2	0	–
7	4	3	1	0.9	+
8	4	3	1	0.1	–
9	4	2	1	0.8	+
10	4	2	1	0.2	–
11	5	1	2	0.6	+
12	5	1	2	0.4	–
13	5	2	2	0.55	+
14	5	2	2	0.45	–
15	5	3	1	0.55	+
16	5	3	1	0.45	–

Новый столбец Y указывает класс, к которому принадлежит многомерный объект. Здесь два класса (+ и – (равносильно A и $\sim A$)). Значение нечеткой меры (μ_A) становится четвертым разрядом векторов $\boldsymbol{x}$, причем если $\mu_A \geq 0.5$, то объект относится к классу A. Четкий классификатор представляет в общем случае дерево. Узлы дерева представляют линейные алгебраические неравенства вида

$$z = a_0 + a_1 \cdot x_1 + a_2 \cdot x_2 + a_3 \cdot x_3 + a_4 \cdot \mu \qquad (1)$$

Коэффициенты неравенств(а) (1) находятся с помощью процедуры устранения невязок [5] по обучающей таблице (и ее производным). Если коэффициенты a_k $(k = 0{,}4)$ известны, то, подставляя значения вместо переменных x_k, μ получим значение z, причем, если $z \geq 0$, то «идем» по дереву по ветви влево, иначе – по ветви вправо. Если узел конечный, то при $z \geq 0$ объект относится к классу A, иначе к классу $\sim A$. Поясняет сказанное рисунок.



В интересах простоты наш пример дает дерево с одной единственной корневой вершиной и соответствующим алгебраическим неравенством (решение получено в EXCEL Solver)

$$z = 0.923 - 0.368 \cdot x_1 - 0.164 \cdot x_2 - 0.164 \cdot x_3 + 3.273 \cdot \mu \geq 0 \qquad (2)$$

Итак, строим прогнозный ряд для вектора <3,5,?,?>. Для этого вектора не известна третья координата и мера принадлежности к множеству A. Из таблицы видим, что третья координата изменяется в диапазоне [1;8]. Далее предполагаем, что диапазон изменения переменной известен. Выберем в этом диапазоне $n > 2$ последовательно возрастающих равноудаленных значений (чем больше n, тем точнее ожидаемое прогнозное значение). Например, возьмем n =10: 1; 1.77; 2.45; 3.24; 4.02; 4.8; 5.58; 6.36; 7.13; 8.

Возьмем теперь первый вектор <3, 5, 1> ($x1$ =3, $x2$ = 5, $x3$ = 1). Для этого вектора нужно найти меру принадлежности к множеству A. Опираясь на работы [4,5], выполняем следующий эксперимент. Последовательно рассматриваем ряд значений меры принадлежности μ_A, начиная с $\mu_A = 0$ и каждый раз увеличивая μ_A на δ, где δ – достаточно малая величина, например, $\delta = 0.1$. Для всех векторов, получаемых в ходе эксперимента, определяем принадлежность к множеству A на базе оценки (2), полученной выше. Заносим данные в таблицу. Обнаруживаем точку «перехода» вектора <3,5,1> из класса $\sim A$ в класс A с пятой строки (значения в столбце Y становятся положительными). По этим данным нетрудно получить общий результат: μ_A <3,5,1> $\approx$ 0.65, $\mu_{\sim A}$<3,5,1> $\approx$ 0.35 (среднее между двумя разделяющими значениями:

0.3 и 0.4). Теперь строим такую же экспериментальную таблицу для вектора <3, 5, 1.77> и т.д.

Экспериментальная таблица для векторов <3,5,_>

x	*x1*	*x2*	*x3*	μ_A
1	3	5	1	0.65
2	3	5	1.77	0.65
3	3	5	2.45	0.55
4	3	5	3.24	0.55
5	3	5	4.02	0.45
6	3	5	4.8	0.45
7	3	5	5.58	0.45
8	3	5	6.36	0.35
9	3	5	7.13	0.35
10	3	5	8	0.25

По сути, эта таблица задает определение нечеткой меры на заданном диапазоне. Этим мы получаем решение задачи, а именно – для третьей координаты вектора <3,5,?> определяем средневзвешенное значение из таблицы, равное 3,8577.

ЛИТЕРАТУРА

1. Тукаева Э.М., Мухаметзянов И.З. Модель прогнозирования нечетких данных при решении бизнес задач предприятий ТЭК. – УэкС, №8, 2013.

2. Chen S.M. Forecasting enrolments based on fuzzy time series. – Fuzzy sets Systems, 1996, vol. 81, №3, p.p. 311–319.

3. Демидов Л.А., Скворцова Г.С. Применение генетических алгоритмов для прогнозирования нечетких временных рядов. – Вестник РГРТУ, №1 (вып. 31), Рязань, 2010.

4. Боброва Н.Л., Герман О.В. Оценка адекватности нечеткого многомерного распознавателя на основе классифицирующего дерева. Информационные технологии и системы: Материалы международн. научной конференции, Минск, октябрь 2013, 242–244.

5. Герман О.В., Боброва Н.Л. Многомерный нечеткий распознаватель на основе четкого распознавателя и его оценка. – Мн., Доклады БГУИР, №6(76), 2013, с.с.67–71.