В.Л. Стефанюк

Поведение конечного автомата в нечеткой среде: теория и приложения [1]

Аннотация. Рассмотрено поведение автомата с линейной тактикой М.Л. Цетлина, погруженного в нечеткую среду. Прежде поведение этого автомата изучалось в случайной среде, где можно было использовать классический аппарат вероятностных цепей Маркова. Настоящая работа опирается на два результата, полученные автором ранее, а именно на теорию, обобщающую цепи Маркова, и на аксиоматическое описание операций с нечеткими свидетельствами. Полученные в настоящей работе явные формулы для описания поведения автомата говорят о глубокой аналогии с результатами М.Л. Цетлина. В частности, показано, что автомат в нечеткой среде также обладает свойством асимптотической оптимальности. В качестве приложения обсуждается возможность использования этого свойства для измерения функций принадлежности для величин аналогичных синглетонам или точечным функциям. Делается вывод, что полученные в статье результаты открывают возможность построения некоторого аналога процедуры сбора статистики для области нечетких систем.

Ключевые слова: поведение конечного автомата, нечеткая среда, вероятностная среда, обучение, асимптотическая оптимальность, целесообразное поведение, обобщенная Марковская цепь, нечеткие синглетоны.

Введение

Аппарат нечетких систем нашел применение уже в самой первой экспертной системе, поскольку он позволял включить в интеллектуальную систему знания и сведения, в которых создатель системы был не вполне уверен [1]. Заметим, что с такого рода сведениями, в которых человек может сомневаться, человек справляется достаточно легко. Более того, способность человека работать с такого рода неточными данными является одной из наиболее ярких черт человеческого интеллекта.

Теория нечетких множеств была предложена и развита известным ученым Л. Заде [2]. Однако при практическом применении этого аппарата возникает целый ряд дополнительных вопросов, например, вопрос о правилах комбинирования нечетких свидетельств, полученных в результате анализа различных цепочек логического вывода, осуществляемого в интеллектуальной системе. Если в [1] этот вопрос решался чисто эвристическим образом, то в работах [3, 4] было предложено строить подобные правила, опираясь на некоторый естественный набор аксиом, из которых такого рода формулы вытекают как обоснованное следствие. Вообще аксиоматические подходы набирают всё большую популярность в искусственном интеллекте. Из недавних работ, например, публикация [5], где предлагается аксиоматика для ЛПР.

Вопрос анализа систем, работающих с нечеткой информацией, наталкивается еще и на другую трудность – отсутствие обоснованного математического средства для описания возможных последовательностей действий в рамках интеллектуальной системы. В качестве такого средства нами предложен аппарат обобщенных цепей Маркова [6], позволяющий выходить за рамки чисто вероятностного подхода, свойственного традиционным Марковским цепям.

В первом разделе, следуя подходу, описанному в [3], выводится выражение для суммарного нечёткого эффекта от двух нечетких вели-

[1] Работа выполнена при поддержке РФФИ, грант № 12-07-00209а, и программы Президиума РАН №15 проект 211.

чин – текущего состояния автомата и штрафа/нештрафа, получаемого этим автоматом. Полученное при этом математическое выражение имеет более гладкую математическую форму, отличающуюся от того, что было предложено Л. Заде, но фактически подчиняющегося логике Л. Заде. Эта форма, как показано, упрощает запись уравнений, описывающих поведение нечеткой системы в нечетких условиях.

Во втором разделе рассматривается поведение автомата с линейной тактикой, предложенного и изученного М.Л. Цетлиным путем рассмотрения его поведения в вероятностной среде, наказывающей или поощряющей автомат за совершенное действие с некоторой фиксированной вероятностью. Но в данном разделе этот автомат помещен теперь в нечеткую среду, которая наказывает или поощряет автомат с нечеткой функцией принадлежности. Здесь показано как из предположения об эргодичности обобщенной цепи Маркова, характеризующей всю ситуацию, удается вывести формулы, связывающие нечеткие утверждения о внутренних состояниях автомата с его действиями во внешней среде.

В третьем разделе полученные формулы используются для вывода некоторых окончательных утверждений о поведении автомата с линейной тактикой М.Л. Цетлина. Показано, что, как и следовало ожидать, характер поведения автомата не слишком сильно изменяется при переносе его из вероятностной среды в нечеткую.

В четвертом разделе обсуждаются функции принадлежности и то, почему появляется возможность работы с нечеткими синглетонами. Отметим, что нечеткие синглетоны отличаются от обычных синглетонов, известных из литературы по нечетким множествам, открывая новые возможности для определения величин неизвестных функций принадлежности в некотором классе.

В пятом разделе показано, что полученные свойства асимптотической оптимальности, в принципе, открывают возможность для измерения нечетких синглетонов, т.е. синглетонов с произвольной степенью принадлежности.

В заключении говорится, что экспериментальная проверка полученных выражений наталкивается на серьезные трудности, поскольку в отличие от теории вероятностей, находящей серьезную экспериментальную опору в статистике, теория нечетких множеств пока не имеет глубокой экспериментальной базы. Поэтому полученные результаты и проделанные в связи с этим шаги, являются на сегодня наиболее убедительным свидетельством верности всего анализа. С другой стороны, полученные в статье результаты, позволяют надеяться на построение некоторого аналога статистики, рассчитанной на область нечетких систем.

1. Комбинирование свидетельств аксиоматическими средствами

В настоящем разделе, следуя подходу, описанному в [3], строится суммарный нечёткий эффект, создаваемый двумя нечеткими величинами – текущим состоянием автомата и штрафом/нештрафом, получаемым этим автоматом. Полученное при этом математическое выражение имеет более «гладкую» математическую форму, отличающуюся от того, что было предложено Л. Заде, но фактически подчиняющееся общей логике Л. Заде. Эта форма, как будет показано, упрощает запись уравнений, описывающих поведение нечеткой системы в нечетких условиях.

Для начала рассмотрим самый простой обучающийся автомат, показанный на Рис. 1, имеющий всего два состояния и способный, в соответствии со своими состояниями, совершать одно из двух действий $\{\mathbf{1}, \mathbf{2}\}$.

Верхний граф на этом рисунке отражает переходы между состояниями автомата при штрафе за действие, совершенное автоматом, когда он находится в состоянии номер 1 (на графе это слева), совершая при этом действие **1**, или при штрафе, когда он находится в состоянии номер 1 (на графе это справа), совершая при этом действие **2**.

Нижний граф показывает переходы между состояниями автомата при нештрафе (поощрении) за действие **1**, совершаемое автоматом, когда он находится в состоянии 1 слева, или при нештрафе (поощрении) за действие, **2** совершаемое автоматом, когда он находится в состоянии 1 справа.

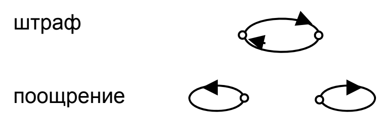

Рис. 1. Простейший обучающийся автомат с двумя действиями

При помещении этого автомата в нечеткую среду автомат приходит в одно из своих состояний по нечеткой схеме, когда $\mu_1^{(1)}(t)$ означает функцию принадлежности к состоянию 1, соответствующему действию **1** в момент времени t = 1,2,… . Аналогично можно определить нечеткое состояние $\mu_1^{(2)}(t)$, которое означает функцию принадлежности к состоянию 1, отвечающему действию **2** в момент времени t = 1,2,… .

Штраф или нештраф (т.е. поощрение) также задаются как функции принадлежности $\lambda^{(1)}$ и $\lambda^{(2)}$. По предположению автомат помещен в стационарную нечеткую среду, иными словами величины $\lambda^{(1)}$ и $\lambda^{(2)}$ от времени не зависят.

Поскольку штраф/нештраф, получаемый в момент t, определяет нечеткие состояния $\mu_1^{(i)}(t+1), i=1,2,$ в следующий момент, то естественно считать, что величины $\mu_1^{(1)}(t)$ и $\mu_1^{(2)}(t)$ *не зависят* от штрафа/нештрафа, получаемого в момент t, поэтому согласно Л. Заде «суммарная нечеткая величина», определяющая дальнейшую реакцию автомата определяется выражением

$$f(x,y)=\min\{x,y\}, \tag{1}$$

где $x=\mu_1^{(i)}(t);\ y=\lambda^{(i)},\ i=1,2$.

Однако это выражение затрудняет аналитическое исследование поведения автомата с линейной тактикой. Поэтому, обращаясь к аксиоматическому подходу публикации [3], мы пополним содержащиеся в [3] традиционные для нечетких величин аксиомы, еще двумя аксиомами относительно результата «суммирования», а именно:

$$f(0,0)=f(1,0)=f(0,1)=0 \tag{2a}$$

$$f(1,\alpha)=f(\alpha,1)=\alpha \tag{2b}$$

Нетрудно видеть, что эти аксиомы выполняются и для формулы Л. Заде (1). Но для нас важно заметить, что они верны и для следующего выражения

$$f(x,y)=x\times y, \tag{3}$$

в котором $x=\mu_1^{(i)}(t);\ y=\lambda^{(i)}, i=1,2.$

Опираясь на выражение (3), нетрудно написать формулу, связывающие функции принадлежности к состояниям, отвечающим первому и второму действию. Для этого вообразим, что на Рис. 1 между состояниями помещена мысленная «перегородка» и посмотрим, с какой функцией принадлежности будет происходить перемещение справа налево, а с какой – слева направо, предполагая, что система описывается обобщенной цепью Маркова [6], которая по предположению является эргодической и, следовательно, со временем в ней формируются стационарные величины принадлежностей.

Вообще говоря, параметры этой обобщенной цепи Маркова нам пока неизвестны, и свойство её эргодичности мы установим позже, если удастся найти стационарные величины, которые удовлетворяют свойству равенства «потоков» [6].

Имеем следующее соотношение «потоков» нечетких величин через указанную «перегородку» в пределе (при $t\to\infty$):

$$\lambda^{(1)}\mu_1^{(1)}=\lambda^{(2)}\mu_1^{(2)} \tag{4}$$

Из формулы (4) видно, например, что если штраф за действие **1** больше, чем за действие **2**, т.е. $\lambda^{(1)}>\lambda^{(2)}$, то функция принадлежности к состоянию, отвечающему действию **2**, будет больше, чем функция принадлежности для действия **1**, т.е. $\mu_1^{(2)}>\mu_1^{(1)}$.

Иными словами, даже простейший автомат, графы переходов для которого изображены на Рис. 1, обладает свойством обучения и при $t\to\infty$ выбирает то действие, штраф за которое минимален.

2. Поведение автомата с линейной тактикой

Автомат с линейной тактикой был предложен в свое время и изучен М.Л. Цетлиным [7], который рассмотрел его поведение в вероятностной среде, наказывающей или поощряющей автомат за совершенное действие с некоторыми фиксированными вероятностями.

В отличие от работ М.Л. Цетлина в настоящей работе автомат с линейной тактикой помещен в *нечеткую среду*, которая наказывает или поощряет автомат, опираясь на некоторые нечеткие функцией принадлежности, подобно

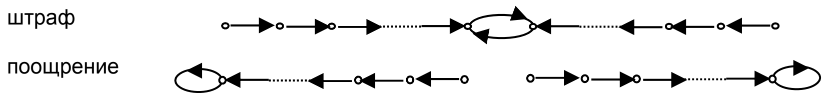

Рис. 2. Автомат с линейной тактикой с двумя действиями

элементарному автомату, изученному в предыдущем разделе.

Графы перехода между состояниями автомата с линейной тактикой изображены на следующем Рис.2.

В настоящем разделе, будет показано как из предположения об эргодичности обобщенной цепи Маркова [6], характеризующей всю ситуацию, удается вывести формулы, связывающие нечеткие утверждения о внутренних состояниях автомата с линейной тактикой [8].

Пусть глубина памяти автомата, показанного на Рис. 2, равна *n*, т.е. на каждом луче имеется ровно *n* состояний. Тогда, предполагая эргодичность, представим себе, что состояния глубины i и $(i+1)$ разделены воображаемой «перегородкой» и запишем, как и в предыдущем разделе, равенство потоков величин обобщенной Марковской цепи через эту «перегородку» слева направо и справа налево. (Состояния автомата пронумерованы так, что самое глубокое из них имеет номер *n*.)

$$\lambda^{(1)}\mu_i^{(1)} = (1-\lambda^{(1)})\,\mu_{i-1}^{(1)},\ i = 1,...,n, \qquad (5)$$

где $(1-\lambda^{(1)})-$ функция принадлежности нештрафа (т.е. поощрения) за действие **1**, а $\mu_i^{(1)}-$ функция принадлежности для состояния i на левом луче Рис. 2, отвечающему первому действию, т.е. действию номер **1**.

Временно зафиксируем $\mu_1^{(1)}$ и $\mu_1^{(2)}$, тогда из (4) и (5) имеем

$$\mu_k^{(1)} = \mu_1^{(1)}\left(\frac{1-\lambda^{(1)}}{\lambda^{(1)}}\right)^{k-1},$$

$$\mu_k^{(2)} = \mu_1^{(2)}\left(\frac{1-\lambda^{(2)}}{\lambda^{(2)}}\right)^{k-1}, \qquad (6)$$

$$k = 1,...,n.$$

При этом соотношение между $\mu_1^{(1)}$ и $\mu_1^{(2)}$ определяется равенством (4). В результате получаем

$$\mu_k^{(1)} = \mu_1^{(1)}\left(\frac{1-\lambda^{(1)}}{\lambda^{(1)}}\right)^{k-1},$$

$$\mu_k^{(2)} = \mu_1^{(1)}\frac{\lambda^{(1)}}{\lambda^{(2)}}\left(\frac{1-\lambda^{(2)}}{\lambda^{(2)}}\right)^{k-1}, \qquad (7)$$

$$k = 1,...,n.$$

Определим теперь нечеткую функция $M^{(1)}$ принадлежности состояния автомата к левому лучу, когда автомат выполняет действие **1**. Эта величина получается из того соображения, что функция принадлежности к каждому состоянию на этом луче может рассматриваться как свидетельство в пользу $M^{(1)}$. В работе [3] показано, что итоговая функция принадлежности $x(\alpha_1,...,\alpha_k)$ определяется следующим выражением:

$$x(\alpha_1,...,\alpha_n) = \sum_i \alpha_i - \sum_{i\neq j}\alpha_i\alpha_j + \sum_{i\neq j\neq k}\alpha_i\alpha_j\alpha_k - ..... \qquad (8)$$

Переписав это выражение в следующей форме

$$x(\alpha_1,...,\alpha_n) = 1-(1-\alpha_1)(1-\alpha_2)\cdots(1-\alpha_n) = \\ = 1-\left\{\prod_{i=1}^{n}(1-\alpha_i)\right\}, \qquad (9)$$

имеем из (7) для левого луча автомата Рис. 2, находясь на котором автомат совершает первое действие,

$$M^{(1)} = 1-\prod_{k=1}^{n}(1-\mu_k^{(1)}) = \\ = 1-\prod_{k=1}^{n}(1-\mu_1^{(1)}\left(\frac{1-\lambda^{(1)}}{\lambda^{(1)}}\right)^{k-1}). \qquad (10a)$$

Аналогично для второго луча, т.е. второго действия автомата Рис. 2, получаем

$$M^{(2)} = 1-\prod_{k=1}^{n}(1-\mu_k^{(2)}) = \\ = 1-\prod_{k=1}^{n}(1-\mu_1^{(1)}\frac{\lambda^{(1)}}{\lambda^{(2)}}\left(\frac{1-\lambda^{(2)}}{\lambda^{(2)}}\right)^{k-1}). \qquad (10b)$$

3. Асимптотическая оптимальность автомата

Сравним функцию принадлежности $M^{(1)}$, отвечающую за выполнение первого действия, с функцией принадлежности $M^{(2)}$, отвечающей за выполнение второго действия. Имеем

$$\frac{M^{(1)}}{M^{(2)}}=\frac{1-\left\{\prod_{k=1}^{n}(1-\mu_1^{(1)}\left(\frac{1-\lambda^{(1)}}{\lambda^{(1)}}\right)^{k-1})\right\}}{1-\left\{\prod_{k=1}^{n}(1-\mu_1^{(1)}\frac{\lambda^{(1)}}{\lambda^{(2)}}\left(\frac{1-\lambda^{(2)}}{\lambda^{(2)}}\right)^{k-1})\right\}}, \quad (11)$$

где положительная константа $\mu_1^{(1)}$ удовлетворяет условию $\mu_1^{(1)} \leq 1$ (см. подробности в [8]).

Как и в случае элементарного автомата предыдущего раздела, здесь наблюдается факт обучения автомата. Действительно, если, например, штраф за действие **1** больше, чем за действие **2**, т.е. $\lambda^{(1)} > \lambda^{(2)}$, то функция принадлежности, отвечающая за действие **2**, будет больше, чем функция принадлежности, отвечающая за действие**,** т.е. $M^{(2)} > M^{(1)}$.

Более того, из выражения (11) видно, что если в этом случае выполнено еще и неравенство $\frac{1-\lambda^{(2)}}{\lambda^{(2)}}>1$, то при $n\to\infty$ выполняется $M^{(2)}\to 1, M^{(1)}\to 0$, т.е. автомат с линейной тактикой, помещенный в нечеткую среду, обладает свойством асимптотической оптимальности, которое было определено в [7] для этого автомата при погружении его в вероятностную среду.

Из (11) видно, что асимптотически оптимальное поведение автомата невозможно, если выполняются оба следующих неравенства

$$\frac{1-\lambda^{(i)}}{\lambda^{(i)}}\leq 1, \quad i=1,2. \quad (12)$$

Таким образом, использованный аппарат анализа системы, опирающейся на нечеткую логику, позволил строго показать, что автомат с линейной тактикой с ростом памяти *n* успешно обучается совершать более выигрышное действие в нечеткой среде, если только не выполняется (12), когда за оба действия автомат «чаще» наказывается, чем поощряется, т.е. выполнено $\lambda^{(i)} > \frac{1}{2}, i=1,2.$

4. Относительно использования нечетких синглетонов

Использованные нами функции принадлежности часто называют нечеткими точками, т.е. одиночными элементами нечетких множеств. Они встречаются в некоторых публикациях под названием синглетонов (*singletons*) [9]. Но обычно предполагается, что функция принадлежности равна единице в рассматриваемой точке.

Так в статье [10] говорится следующее: «Методы полной реализации, в которых допускается, чтобы нечеткая система строилась из набора элементарных функциональных элементов, связываемых реальными величинами, не синглетонная фаззификация обычно ведет к проблемам. В нашей статье мы показываем, что нечеткие системы с импликационными рассуждениями, применяющими дефаззификацию типа DCOG, могут моделироваться посредством использования синглетонной архитектуры.»

Затем авторы [10] отмечают, что фаззификация в процессе отображения действительного пространства $X \in R^n$ на нечеткое множество чаще всего используется синглетонная фаззификация, когда действительные числа $\mathbf{\overline{x}}=\left[\overline{x}_1,\overline{x}_2,...,\overline{x}_n\right]$ отображаются на множество $A' \subseteq X$ посредством следующей функции принадлежности $\mu_{A'}(x)=\begin{cases}1\, if\;\; x=\overline{x}\\ 0\, if\;\; x\neq\overline{x}\end{cases}$. В качестве альтернативы могут использоваться и другие функции, например, $\mu_{A'}(x)=\exp\left[-\left(\frac{x-\overline{x}}{\sigma}\right)^2\right]$, которая принимает значение 1, если выполнено $if\;\; x=\overline{x}$. Мотивацией в пользу последнего случая является учет возможности появления шума. При этом для дефаззификации используется процедура вычисления «центра тяжести», т.е. COG[2].

В настоящей работе мы пользуемся несколько отличной концепцией синглетона, отличающейся от приведенной выше. Мы назвали её *нечетким*

[2] Center Of Gravity

синглетоном. Нечеткий синглетон может принимать любые значения из интервала $[0,1]$.

Подобные величины использовались в системе MYCIN [1] для «синглетонной фаззификации», когда применялось некоторое эвристическое правило для комбинирования свидетельств в пользу или против некоторого факта. Правила комбинирования свидетельств на основе определенной аксиоматики в [3] использовались в нашей динамической системе SEISMO 1996 года для предсказания времени землетрясения.

Покажем, что использование нечетких когнитонов в данной статье соответствует использованию функций принадлежности, соответствующих классической теории Л.А. Заде.

В самом деле, пусть s представляет собой множество из двух элементов $\{0,1\}$, где 0 соответствует штрафу (наказанию) для автомата, а 1 соответствует посылке автомату поощрения. Тогда величина *feedback*, т.е. обратной связи, представляет собой традиционную нечеткую величину, функция принадлежности которой определяется с помощью двух «дельта-функций» с величинами λ_0 и λ_1, при условии, что выполняется $\lambda_o + \lambda_1 = 1$. (Последнее предполагает, что «нейтральной» реакции со стороны обратной связи *feedback* не предусмотрено.)

Таким образом, из свойства нечеткости вытекает, что при нажатии кнопки *feedback* на нашей обучающейся машине, она может получить как наказание (0), так и поощрение (1).

Поэтому на нашей реальной обучающейся машине [11] были предусмотрены две кнопки, одна для наказания, другая – для поощрения.

Поскольку предполагается, что $\lambda_o + \lambda_1 = 1$, в математическом анализе естественно ограничиться одной величиной, а именно *нечетким синглетоном наказания* λ_0, а для поощрения пользоваться *нечетким синглетоном поощрения* $(1-\lambda_0)$.

Довольно очевидно, что вышеприведенные соображения из работы [10] могут быть использованы и в случае нечетких синглетонов, если в этом возникнет необходимость.

В конечном итоге мы используем $\lambda_0^{(1)}$ для обратной связи, обеспечивающей наказание автомату за действие **1**, и величину $\lambda_0^{(2)}$ для наказания за действие **2**, выполняемое автоматом, или просто $\lambda^{(1)}$ и $\lambda^{(2)}$.

5. Возможность измерения степени нечеткости с заданной точностью

Прежде всего, важно подчеркнуть, что величины, определяющие наказания и поощрения, *являются ненаблюдаемыми величинами*.

Когда наказания или поощрения выдаются человеком, то их значения определяются некими неясными соображениям в его мозгу. В технических системах и в теоретическом анализе эти величины выводятся логически из некоторого набора других ненаблюдаемых факторов.

Но следует отметить, что величины $\lambda^{(1)}$ и $\lambda^{(2)}$ не наблюдаемы в том же смысле, в каком не наблюдаема вероятность $p(A)$ некоторого события A. Хотя в теории вероятностей имеется опосредованный способ вычисления $p(A)$ путем сбора статистики появления события A.

Существует ли какая-либо возможность сделать нечеткую величину известной, пусть с некоторой точностью?

Покажем, что на этот вопрос можно дать положительный ответ.

Выше было доказано, что конечный автомат в нашей нечеткой среде обладает важным свойством *асимптотической оптимальности*. Другими словами, автомат позволяет установить, какое из приведенных ниже соотношений верно $\lambda_1 < \lambda_2$ или же $\lambda_1 \geq \lambda_2$, для заданных λ_1 и λ_2 при $n \to \infty$.

Поэтому можно сказать, что описанный выше обучающийся автомат аналогичным образом «собирает статистику» поскольку он позволяет установить, какую позицию занимает неизвестная нечеткая величина в упорядоченной последовательности величин $\left(\lambda^{(1)}, \lambda^{(2)}, ..., \lambda^{(s)}\right)$, хотя эти величины остаются ненаблюдаемыми сами по себе. Положение некоторого λ в ряду этих величин может быть определено путём многократного применения линейного автомата Рис. 2. При этом надежность определения этого места возрастает с ростом n в соответствии со свойством асимптотической оптимальности поведения автомата.

Подобная процедура устанавливает значение функции принадлежности (нечеткий синглетон), если воспользоваться линейкой функций принадлежности вида

$$(0.1\ 0.2\ \ 0.3\ \ 0.4\ \ 0.5\ \ 0.6\ \ 0.7\ \ 0.8\ \ 0.9) \qquad (13).$$

Очевидно, что автомат при применении (13) позволяет измерить неизвестную нечеткую величину с 10% точностью. Об этом говорилось еще в нашей статье [12], где обсуждалась еще одна наша процедура, а именно так называемое «Бостонское устройство».

В действительности рассмотренный нами автомат рис. 2 в силу показанного нами ограничения (12) заставляет нас пока ограничиться линейкой функций (0.1 0.2 0.3 0.4 0.5), т.е. измерять нечеткие синглетоны в интервале [0, 0.5] с указанной точностью. Обсуждение этого обстоятельства мы отложим на будущее.

Пока не совсем ясно как физически генерировать «наказания/поощрения», если задана величина λ. Именно на это нацелены процедуры дефаззификации, которые упоминались в предудущем разделе. Разумеется, эта проблема снимается, если наказания/поощрения создаются человеком, который оперирует с нечеткими величинами так, как он их понимает [9]. Именно это лицо в точности тем же способом должно определять те нечеткие величины, которые подаются на вход машины. Это очень важно, поскольку в противном случае результаты, получаемые от технического устройства, могут быть неверно интерпретированы этим лицом [13].

В работе [9] показаны *различные способы понимания нечеткости*. Указанной неопределенности можно избежать, если организовать предварительное обучение групп пользователей, например, в системах человеко-машинного взаимодействия. В ходе обучения люди построят общее понимание того, что понимается под функцией принадлежности λ как людьми, так и техническими устройствами [13].

Итак, мы понимаем, что некоторое лицо может сформулировать нечеткое значение для некоторого факта и сказать, например: «Я полагаю, что машина должна быть наказана за действие **1** с величиной $\lambda^{(1)} = 0.4$ ». Но остается непонятным, каким образом это лицо пришло к такого рода решению.

В настоящей работе мы предлагаем некоторое решение описанных проблем, используя приведенный конечный автомат и выстроенную линейку упорядоченных величин функций принадлежности. В докладе [14] полученные результаты предложено использовать для создания некоего аналога сбора статистики для области нечетких величин.

Заключение

Полученные в данной работе формулы показывают, что поведение автомата М.Л. Цетлина с линейной тактикой остается целесообразным и асимптотически оптимальным, т.е. характер поведения не слишком сильно изменяется при переносе автомата из вероятностной среды в нечеткую. Полученные теоретические результаты вполне соответствуют ожиданиям, и поэтому они носят правдоподобный характер.

Однако экспериментальная проверка полученных формул может вызвать серьезные трудности, почти философского характера. В отличие от теории вероятностей, находящей серьезную экспериментальную опору в статистике, теория нечетких множеств пока не имеет глубокой экспериментальной базы. Поэтому полученные математические результаты и правильность проделанных в связи с этим шагов, являются на сегодня наиболее убедительным свидетельством верности всего анализа, приведенного выше, и справедливости сделанных выводов.

С другой стороны, стоит отметить, что в реальной ситуации общения человека с технической системой вероятностная схема также не слишком оправдана. Например, в нашей реальной обучающейся машине, где рассматривалось коллективное поведение автоматов с линейной тактикой, человек, нажимающий кнопки “наказания” или “поощрения”, действовал из неких разумных соображений [11] . Но эти соображения, на наш взгляд, ближе к нечетким схемам размышления, чем к вероятностным рассуждениям. Действительно, трудно себе представить, чтобы человек нажимал эти кнопки, сообразуясь с конкретными величинами вероятностей.

Вообще, пока неясно, как показывать практическую работоспособность системы искусственного интеллекта, кроме того, чтобы собрать большое количество убедительных примеров и случаев, в которых работа интеллектуальной системы носила бы очевидно положительный характер. Может быть, поэтому такое заметное место в искусственном интеллекте заняли различные экспертные и интеллектуальные системы, а также когнитивные системы, развивающие подход типа ДСМ.

Теория нечетких систем в этом отношении представляет особую трудность, поскольку многие вопросы в ней остаются до сих пор открытыми. Автор надеется, что содержащиеся в данной статье теоретические разработки помогут сделать эту теорию более привычной, более обоснованной и тем самым еще более полезной для практических целей. Особенно большую надежду автор питает в отношении возможности построения некоторого аналога процедуры сбора статистики для области нечетких систем.

Мы хотели бы выразить признательность профессору Г.С. Плесневичу из Московского энергетического института за общую поддержку нашего подхода к построению обобщения аппарата Марковских цепей. Хотелось бы также отметить важную роль проф. А.Б. Петровского из Института системного анализа РАН, который справедливо поднял вопрос о возможных приложениях развиваемой нами теории обучения автоматов в нечетких средах, подтолкнув автора к дальнейшим разработкам.

Литература

1. Shortliff E. H., Computer-based medical consultation: MYCIN. American Elsevier, 1976.
2. Zadeh L. Fuzzy sets. Information and Control, № 8, 1965, 338-348.
3. Стефанюк В.Л. Доверять ли свидетельствам? Всесоюзная конференция по искусственному интеллекту. - Т.1. - М.:АН СССР, 1988. - С.406-410.
4. Johnson and Kotz. Axiomatic approach to formulas for combining likelihoods of evidences. Journal of Statistical Computation and Simulation 31, pp.49-54, 1989.
5. Басков О.В. Сужение множества Парето на основе нечеткой информации об отношении предпочтения ЛПР, Искусственный интеллект и принятие решений № 1, 2014, стр. 57-65.
6. Стефанюк В.Л. Обобщенные цепи Маркова. Искусственный интеллект и принятие решений, 2011, N4, С.95-99.
7. Цетлин М.Л., Некоторые задачи о поведении конечных автоматов, ДАН СССР, т. 139, № 4, 1961.
8. V. L. Stefanuk. Behavior of Tsetlin's Learning Automata in a Fuzzy Environment, 2я Международная конференция по мягким вычислениям (WConSC), Баку: Letterpress (Азербайджан), 2012, С. 511-513.
9. Munakata, Toshinori (2008). Fundamentals of the New Artificial Intelligence. Neural, Evolutionary, Fuzzy and More. Springer, USA, Cleveland.
10. Nowicki R.K, Starczewski J.T. On Non-singleton Fuzzification with DCOG Defuzzification, Artificial Intelligence and Soft Computing, Lecture Notes in Computer Science Volume 6113, 2010, pp. 168-174.
11. Стефанюк В.Л. Пример задачи на коллективное поведение двух автоматов. Автоматика и телемеханика. - 1963. - Т.24. - N.6. - С.781-784.
12. В.Л.Стефанюк. Выявление величин функций принадлежности, VII-я Международная научно-практическая конференция «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте», Коломна: Физматлит, Т.3, с.1338-1343, 2013.
13. Vadim L. Stefanuk. On Man-Machine Interaction with Qualitative Data. Proceedings of 12th IFAC/IFIP/IFORS/IEA symposium on Analysis, Design, and Evaluation of Human-Machine Systems, August 11-15 2013, Las Vegas, USA, https://www.dropbox.com/s/v08l0ulqj1k0ewe/HMS13.zip, IFAC, pp.533-535, 2013.
14. Vadim L. Stefanuk. Interaction Using Qualitative Data, 4th World Conference on Soft Computing. Program of Conference, plenary talk (abstracts), p. 43-44, http://www.wconsc-2014-berkeley.com/keynote.html

Стефанюк Вадим Львович. Ведущий научный сотрудник Института проблем передачи информации РАН. Окончил Московский государственный университет в 1962 году. Доктор технических наук. Профессор Кафедры информационных технологий Российского университета дружбы народов. Автор более 200 научных работ. Область научных интересов: искусственный интеллект, коллективное поведение автоматов, мобильная радиосвязь, мета-экспертные системы, аксиоматика сбора свидетельств, транзакционный анализ в обучении, динамические экспертные системы, теоретико-категорные методы, цепи Маркова-Стефанюка, творческое решение задач, семиотическая интроспекция, интеллектуальные системы подготовки конференций. E-mail: stefanuk@iitp.ru.