

## ПОЛУЧЕНИЕ НОВОГО РЕШЕНИЯ В СИСТЕМЕ ВЫВОДА ПО ПРЕЦЕДЕНТАМ НА ОСНОВЕ АССОЦИАТИВНЫХ ПРАВИЛ

*Соколова Н.А.,*

*Херсонский национальный технический университет*

*Щеголькова В.А.,*

*Шосткинский институт Сумского государственного университета*

*Рассмотрен подход к построению моделей управления процессом обучения, основанный на методе вывода по прецедентам. Приведены основные этапы цикла управления и предложена реализация этапа адаптации в виде поиска ассоциативных правил. Разработан алгоритм адаптации прецедентов, использующий поиск ассоциативных правил.*

*Ключевые слова: процесс обучения, компьютеризированный процесс обучения, ассоциативные правила, вывод по прецедентам.*

**Введение.** К известным моделям управления, исторически сложившимся в теории автоматизированного обучения и получившим развитие в современных разработках, можно отнести: программное обучение; управление на основе стереотипов; динамическую разработку стратегий обучения; управление на базе экспертных систем и байесовского вывода; управление на основе теории автоматов с использованием механизмов нечеткой логики; интеллектуальные методы на основе нечеткой логики, нейронных сетей и генетических алгоритмов; управление на основе взаимодействия интеллектуальных агентов [1-7].

Значительный вклад в развитие теории автоматизированного обучения внесли отечественные и зарубежные ученые: Клейман Г.М., Деннинг В., Эссинг Г., Маас С., Новиков В.А., Савельев А.Я., Грищенко В.И., Довгялло А.М., Цыбенко Ю.В., Клейман Г.М., Аванесов В.С. и др.

Однако задача развития методов компьютеризированной информационной поддержки и управления процессом обучения, создания для этих целей моделей применения информационных технологий, специального математического и программного обеспечения для решения широкого круга задач, возникающих в процессе обучения, сохраняет свою актуальность.

**Основная часть.** В данной работе рассматривается еще один подход к построению моделей управления процессом обучения, основанный на методе вывода по прецедентам [8, 9], который предназначен для принятия решений на основе накопленных знаний о ранее возникавших ситуациях, называемых прецедентами. К преимуществам метода можно отнести самообучаемость, которая обеспечивает автоматическую адаптацию системы к пользователю.

Цикл управления, основанный на прецедентах, состоит из следующих этапов: 1) формальная постановка проблемы; 2) отбор подходящих для текущего случая прецедентов из базы; 3) адаптация выбранного решения для

текущего случая; 4) применение решения; 5) оценка применения; 6) сохранение и добавление текущего случая в базу прецедентов [8, 9].

Данная работа, являясь продолжением [10], кроме формального описания системы управления обучением на основе вывода по прецедентам, предлагает реализацию этапа адаптации в виде алгоритма поиска ассоциативных правил.

**Описание прецедента.** Прецедентом будем называть описание проблемы или ситуации с подробным указанием действий, принимаемых в данной ситуации или для решения данной проблемы [9]. Объектом управления является обучаемый. Согласно [8, 9] структура прецедента для адаптивного управления включает: 1) состояние объекта управления до воздействия; 2) описание управляющего воздействия; 3) состояние объекта управления после воздействия; 4) исход и его оценку.

Пусть в каждый момент времени, фиксированный системой обучения, объект управления характеризуется вектором  $Y(t) = (\overline{x_s})$ , где  $x_s$  – предметно-зависимые и независимые признаки модели обучаемого, в том числе и текущие результаты обучения. Обозначим  $Y(t), Y(t+1)$  – состояния объекта управления до и после сеанса обучения. Управляющее воздействие определим как  $U(t) = (\overline{p_k})$ , где  $p_k$  – значения параметров системы, которые отвечают за установку уровня помощи, полноту и способ изложения материала, отображение на экране и т.д.

Для определения качества обучения выделим критерии оценивания по дисциплине  $Q = \{\overline{kr_p}\}$ , где  $kr_p$  – фиксированные значения простых признаков модели обучаемого или интегральные оценки, выведенные на этих признаках. Они могут быть представлены в виде диапазона или задаваться дискретно. В действительности  $Q$  можно считать набором классов, которые покрывают все пространство возможных результатов обучения (альтернатив). Классы следует упорядочить с целью дальнейшего сравнения.

Целью обучения  $H$  на каждом этапе является один из классов, входящий в  $Q$ .

Под исходом в широком смысле будем понимать набор значений параметров вектора состояния обучаемого, соответствующий одной из альтернатив результатов обучения  $IP = (\overline{x_s^\alpha}) \subseteq Y(t)$ . В конкретном понимании

определим исход в виде значения аддитивной  $I(t) = \sum_{i=1}^s \lambda_i x_i^\alpha$  или

мультипликативной  $I(t) = \prod_{i=1}^s \lambda_i x_i^\alpha$  функции полезности, что позволит

сравнивать альтернативы.

Оценка результата обучения – это показатель  $O = |H - IP|$ , который вычисляется как мера различия между исходом и целью. Определять и интерпретировать такую меру нужно правильно, т.к. могут найтись не только

обучаемые, которые не достигли цели, но и те, которые ее превзошли, т.е. перешли в более высокий класс качества обучения.

Таким образом, прецедент опишем как вектор  $PR(t) = (Y(t), U(t), Y(t+1), H, IP, O)$ .

**Задача управления.** На каждом этапе обучения стоит задача нахождения условно-оптимального управления  $U^*(t) = (\overline{p_k^*})$  для объекта, находящегося в начальном состоянии  $Y(t)$ , с целью перевода его в новое состояние  $Y^*(t+1)$  с альтернативой  $IP^* = (\overline{x_s^\alpha})^*$  так, чтобы  $O = |H - IP^*| \rightarrow \min$ . Класс  $H$  выбирается на каждом этапе в соответствии со стратегией обучения. Если преследуется цель поддержки и без того высокого уровня знаний, то имеет смысл для адаптации отбирать прецеденты из текущего или более высокого класса качества обучения. Если обучаемый успешно прогрессирует, то можно выбрать диапазон классов, которые находятся в зоне ближайшего развития. Для отдельных обучаемых не исключена стратегия удержания нижней границы качества обучения.

Таким образом, целью управления является достижение оптимального поведения обучаемого, выражающегося в виде последовательности определенных классов состояний. Задача управления состоит в том, чтобы найти алгоритм (адаптивный регулятор), который обеспечит достижение цели за конечное число управляющих воздействий. В соответствии со схемой вывода по прецедентам данный алгоритм реализуется с помощью этапов отбора и адаптации (рис. 1).

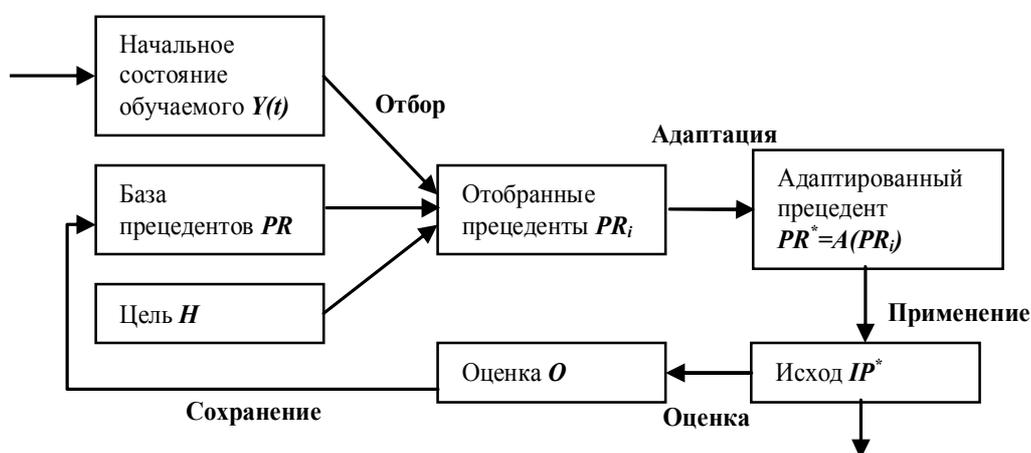


Рисунок 1 – Схема вывода на основе прецедентов в системе обучения

**Определение адаптации.** Адаптация – это модификация имеющегося решения с целью его оптимизации для применения в текущей ситуации. Различают адаптацию замещения и адаптацию преобразования. Первая повторно подтверждает некоторую часть отыскиваемого решения, вторая – изменяет его структуру [11]. К известным методам адаптации, применяемым в системах вывода по прецедентам, относятся: 1) корректировка или интерполяции признаков в имеющемся решении; 2) использование

алгоритмов, виробляють нове рішення; 3) адаптація, основана на моделях; 4) еволюційні методи [12].

В даній роботі пропонується використовувати підхід, що застосовує асоціативні правила. В базі прецедентів розшукується закономірності, що зв'язують вхідні та вихідні параметри, схожі до заданих. Закономірності фіксуються у вигляді правил, які змінюють набір і значення призначених параметрів системи, визначаючи тим самим адаптацію заміщення та перетворення.

**Рішення задачі пошуку асоціативних правил.** Нехай на етапі відбору прецедентів з бази отримано початкове підмножество, яке в подальшому будемо називати множиною транзакцій (кортежів)

$$PR = \{(x_1, x_2, \dots, x_n, p_1, p_2, \dots, p_m, Q_h)\},$$

де  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  – ознаки навчального,

$(p_1, p_2, \dots, p_m)$  – призначені параметри середовища навчання,

$Q_h$  – клас, до якого належить стан навчального після заняття навчання,  $\{Q_h\} = Q$ .

Асоціативним правилом будемо називати імплікацію  $M \Rightarrow N$ , де  $M$  є проекцією кортежа з множини  $PR$  на деякі осі, що відповідають ознакам навчального  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  і вісь, що відповідає класу  $Q_h$ ;  $N$  – проекція на осі, які відповідають призначеним параметрам середовища навчання  $(p_1, p_2, \dots, p_m)$ .  $M, N$  повинні в обов'язковому порядку містити хоча б по одному елементу, причому в  $M$  повинен бути присутній клас  $Q_h$ . Таким чином, кожному правилу  $M \Rightarrow N$  можна поставити в відповідність кортеж, який є зв'язком проєкцій  $M$  і  $N$ , де елементи з  $M$  розташовані на першому місці, а елементи з  $N$  на другому. Позначимо його  $M \times N$ . Правило  $M \Rightarrow N$  має підтримку  $s$ , якщо  $s$  відсотків транзакцій з множини  $PR$  містять  $M \times N$  на відповідних осях.

Більшість відомих алгоритмів пошуку асоціативних правил зіткнулися з проблемою алгоритмічної складності, тобто з ростом числа елементів у транзакціях експоненціально зростає кількість потенційних наборів. [13] Для зменшення розмірності простору пошуку зазвичай використовують властивість антимонотонності: підтримка будь-якого набору елементів не може перевищувати мінімальну підтримку будь-якого з його підмножин. На кожному етапі формування наборів відкидаються ті, для яких відомо, що підтримка хоча б одного з їх підмножин не досягає заданого порогу. В даній роботі проблема вирішується іншим способом. Це можливо завдяки специфіці задачі. По-перше, дані для пошуку попередньо відбираються, тому кількість транзакцій спочатку невелика. По-друге, заздалегідь відомі вхідні та вихідні змінні, що дозволяє забезпечити однонаправленість пошуку.

**Алгоритм поиска ассоциативных правил.** Ниже представлен алгоритм поиска ассоциативных правил, работающий на отобранном множестве транзакций (рис. 2).

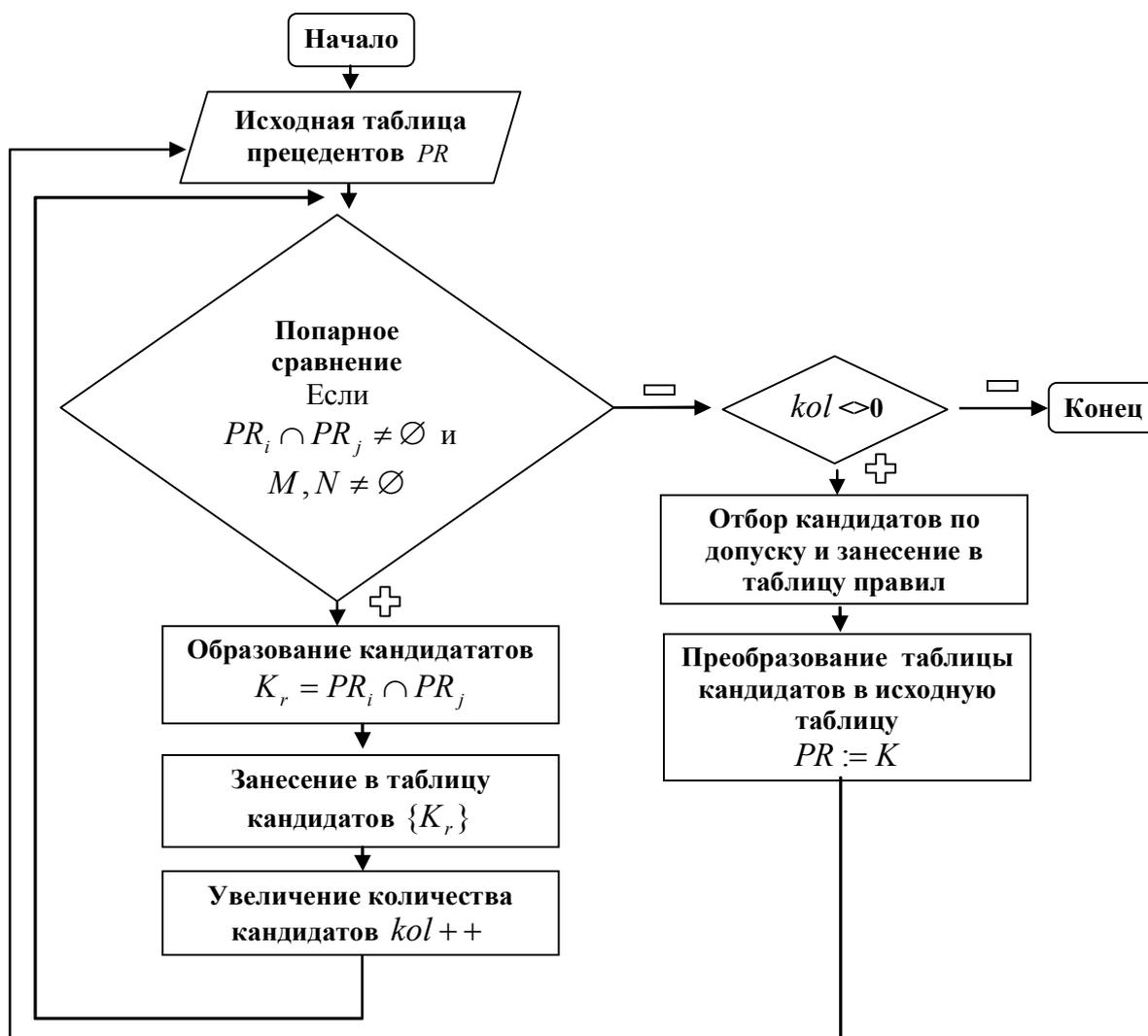


Рисунок 2 – Алгоритм поиска ассоциативных правил

В процессе работы алгоритма выполняется сравнение полных транзакций в исходном массиве. Если пара транзакций имеет общую часть, которая включает в себя хотя бы класс состояния обучаемого после сеанса обучения и назначаемые параметры среды, то из нее получим новую транзакцию, являющуюся кандидатом в правила. Если кандидат имеет заданную поддержку (допуск), он называется правилом и заносится в массив результатов. Массив кандидатов становится исходным массивом, и поиск правил продолжается циклически. Правила формируются по нисходящей – от полной транзакции к отдельным признакам, и при этом по возрастающей последовательности поддержки. Алгоритм заканчивает работу, если в очередной таблице не найдется ни одного нового кандидата. Чтобы назначить параметры для обучения, необходимо в таблице результатов найти

для каждого признака значение с максимальным числом поддержки для содержащего его правила.

**Реализация алгоритма.** Пусть имеется база прецедентов вида  $PR(t) = (Y(t), U(t), Y(t+1), H, IP, O)$ . Текущее состояние обучаемого задано вектором  $Y(t) = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  и поставлена цель достигнуть состояния  $Q_h$ . В качестве исходных признаков  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  выберем начальный уровень подготовленности к обучению, умственные способности, творческие способности, уровень подготовки обучаемого для работы с системой и другие характеристики, определенные в результате психолого-педагогического тестирования. Чтобы сократить количество входных признаков, используем метод главных компонент, получив при этом  $Comp_1, Comp_2, Comp_3$ , и вычислим стереотип обучаемого  $Ster$  [14]. Для компонент определим следующие значения лингвистических переменных:  $n$  – низкий,  $ns$  – ниже среднего,  $s$  – средний,  $vs$  – выше среднего,  $v$  – высокий, а стереотип зададим классами 1, 2, 3, 4.

К текущим результатам обучения отнесем  $K = \{K_i\}$  – уровень знаний концептов предметной области и  $Er = \{er_q\}$  – типы ошибок, сделанные на предыдущих этапах обучения. В данном примере ограничим их количество интегрированным параметром  $K$  и тремя типами ошибок  $Er_1, Er_2, Er_3$ . Знания концептов также могут быть описаны значениями  $n, ns, s, vs, v$ , а типы ошибок закодируем: 1 – ошибка сделана, 0 – ошибка отсутствует. Таким образом, вектор состояния обучаемого для данного примера будет выглядеть  $Y(t) = (S, Comp_1, Comp_2, Comp_3, K, Er_1, Er_2, Er_3)$ .

Обозначим  $P_k(t)$  – назначаемые параметры системы. К ним отнесем:

– включение дополнительных разделов предметной области  $PDO = \{0, 1, 2\}$  (0 – выключен, 1 – включена ссылка, 2 – включен в текст урока);

– степень изложения материала  $Plsl = \{0, 1, 2, 3\}$  (0 – минимально необходимое, 1 – с объяснениями, 2 – с обоснованиями, 3 – с дополнительным материалом);

– уровень абстрактности  $PA = \{1, 2, 3\}$  (1 – теоретический, 2 – теоретико-практический, 3 – практический);

– метод изложения материала  $PM = \{0, 1, 2, 3\}$ ;

– поддержка  $PP = \{0, 1, 2, 3\}$  (0 – интерактивная помощь, 1 – помощь по вызову, 2 – помощь в виде ссылок, 3 – отсутствие помощи);

– поддержка творческих способностей  $PT = \{0, 1, 2\}$  (0 – отсутствует, 1 – развитие способностей, 2 – полная поддержка творчества);

– поддержка забывания  $PZ = \{0, 1, 2\}$  (0 – отсутствует, 1 – частичная, 2 – полная);

– контроль утомляемости  $PU = \{0, 1\}$  (0 – отсутствует, 1 – присутствует);

– наработка навыков  $PN = \{0, 1, 2\}$  (0 – отсутствует, 1 – стандартная, 2 – повышенная).

Требуется по исходным данным назначить параметры системы обучения.

Пусть новая проблема определена следующим образом (табл. 1).

Таблица 1 – Описание текущей ситуации

<i>Ster</i>	<i>Comp1</i>	<i>Comp2</i>	<i>Comp3</i>	<i>K</i>	<i>Er1</i>	<i>Er2</i>	<i>Er3</i>	$Q_h$
1	vs	vs	s	vs	1	0	0	$\leq 2$

В соответствии циклом управления по прецедентам выполним отбор случаев, наиболее сходных с заданной ситуацией. Воспользуемся методом отбора на основе запросов и частичных порядков [15]. В результате получим исходное множество транзакций  $PR$  (рис. 3).

Npr	Nuch	Ster	Comp1	Comp2	Comp3	Kdo	Er1do	Er2do	Er3do	PDO	Plsl	PA	PM	PP	PT	PZ	PU	PN	RRReal
67	13	1	vs	vs	n	vs	1	0	0	0	0	0	0	1	1	3	1	2	1
74	15	1	v	vs	s	vs	1	0	0	1	0	0	0	1	1	3	0	2	2
75	15	1	v	vs	s	vs	1	0	0	0	1	0	0	1	1	3	0	2	2
80	16	1	vs	v	s	vs	1	0	0	1	0	0	0	1	1	3	1	3	2
81	16	1	vs	v	s	vs	1	0	0	0	0	0	0	1	1	3	1	3	1
88	17	1	v	vs	s	vs	1	0	0	0	1	0	0	1	1	3	1	3	2
101	20	1	v	vs	s	vs	1	0	0	0	0	0	0	1	1	3	1	3	1
226	44	1	vs	vs	n	vs	1	0	0	0	0	0	0	1	1	3	1	2	2

Рисунок 3 – Фрагмент результатов работы программы по отбору прецедентов

Если база прецедентов недостаточно полная, то запрос ограничится только стереотипом и желаемыми результатами обучения, без учета индивидуальных характеристик обучаемого. В этом случае будем иметь дело со стереотипным подходом. В процессе обучения база прецедентов будет наполняться, и накапливать опыт. Таким образом, адаптация на основе ассоциативных правил позволит уточнить и индивидуализировать процесс обучения.

Найдем ассоциативные правила при поддержке 0,7 (табл. 2). Высокий уровень обусловлен тем, что прецеденты были специальным образом отобраны.

Правила легко записать в виде «если, то». Например, для первой строки: *если  $K=vs$  и  $Er1=1$  и  $Er2=0$  и  $Er3=0$ , то  $Plsl=0$ ,  $PA=0$ ,  $PM=0$ ,  $PP=1$ ,  $PT=1$ ,  $PZ=3$* . Т.к. все правила имеют высокое значение поддержки, каждое из них имеет право назначить параметры системы. Поэтому сделаем обобщение по принципу максимальной поддержки и назначим параметры обучения (табл. 3).

Таблица 2 – Ассоциативные правила, полученные при уровне поддержки 0,7

Поддержка	Comp1	Comp2	Comp3	K	Er1	Er2	Er3	PDO	Plsl	PA	PM	PP	PT	PZ	PU	PN
0,75	-	-	-	vs	1	0	0	-	0	0	0	1	1	3	-	-
0,75	-	-	-	vs	1	0	0	-	-	0	0	1	1	3	-	-
1	-	-	-	vs	1	0	0	-	-	0	0	1	1	3	-	-
0,75	-	vs	-	vs	1	0	0	-	-	0	0	1	1	3	-	-
0,75	-	-	-	vs	1	0	0	-	-	0	0	1	1	3	1	-
0,75	-	-	s	vs	1	0	0	-	-	0	0	1	1	3	-	-
0,75	-	-	-	vs	1	0	0	0	-	0	0	1	1	3	-	-

Таблица 3 – Значения параметров для системы обучения

PDO	Plsl	PA	PM	PP	PT	PZ	PU	PN
0	0	0	0	1	1	3	1	-

При понижении уровня поддержки, может быть определено большее количество параметров, но при этом точность понижается.

**Выводы.** Для адаптации предлагается использовать подход, основанный на поиске ассоциативных правил. Он использует как адаптацию замещения, так и адаптацию преобразования. Для реализации метода предложен алгоритм, который строит правила без полного перебора признаков. Вместо этого производится полный перебор транзакций, что само по себе уменьшает размерность пространства поиска. Уменьшить размерность позволяет также предварительный отбор прецедентов перед выполнением алгоритма. В результате получаем правила, удовлетворяющие заданной поддержке. Применяя их, можно назначить параметры системы, которые являются общими для отобранных транзакций. Для уточнения параметров, значения которых не определены, можно использовать следующие меры: 1) снизить уровень поддержки; 2) расширить пространство поиска до стереотипа и требуемого класса успеваемости; 3) использовать эвристики; 4) оставить неопределенными.

В будущих исследованиях предполагается работа по поиску особых закономерностей, прогнозирование результатов обучения, а также поддержка эффективной самообучаемости системы за счет введения понятия компетентности базы прецедентов.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Цибульский Г.М., Герасимова Е.И., Ерошин В.В. Модели обучения автоматизированных обучающих систем // Системотехника / Сетевой электронный научный журнал. – 2004. – № 2. – Режим доступа к журн.:

<http://systech.miem.edu.ru/2004/n2/Cibulskiy.htm>.

2. Петрушин В.А. Экспертно-обучающие системы. – Киев: Наукова думка. – 1992. – 196 с.

3. Буль Е.Е. Обзор моделей студента для компьютерных систем обучения // *Educational Technology & Society*. – 2003. – № 6(4). – С. 245-250.

4. Пустынникова И.Н. Технология использования экспертных систем для диагностики знаний и умений // *Educational Technology & Society*. – 2001. – № 4(4). – С. 77-101.

5. Астанин С.В. Сопровождение процесса обучения на основе нечеткого моделирования // *Открытое образование*. – 2000. – № 5. – С. 27-32.

6. Глибовец Н.Н. Использование JADE для разработки компьютерных систем поддержки дистанционного обучения агентного типа // *Educational Technology & Society*. – 2005. – № 8(3). – С. 325-345.

7. Gavrilova T., Voinov A., Lescheva I. Learner-model Approach to Multi-agent Intelligent Distance Learning System for Program Testing // 11 Int. conf. on Industrial & Engineering Applications of Artificial Intelligence & Expert Systems AIE/IEA. – Cairo, Egypt. – 1999. – P. 98-102.

8. Карпов Л. Е., Юдин В. Н. Методы добычи данных при построении локальной метрики в системах вывода по прецедентам // Институт Системного Программирования РАН. – М.: Препринт. – 2006. – № 18. – Режим доступа к журн.:

[http://sitforum.ru/consulting/BI/data\\_mining/](http://sitforum.ru/consulting/BI/data_mining/).

9. Карпов Л.Е., Юдин В.Н. Адаптивное управление по прецедентам, основанное на классификации состояний управляемых объектов // Труды ИСП РАН. – М.: ИСП РАН. – 2007. – Режим доступа к журн.:

<http://www.citforum.ru/consulting/BI/karpov/>.

10. Щеголькова В.А. Схема адаптивного обучения по прецедентам : материалы IX международной науч. конференции им. Т.А. Таран [«ИАИ-2009»], (Киев, 19-22 мая 2009 г.). – С. 446-450.

11. López de Mántaras R., McSherry D., Bridge D., Leake D., Smyth B. Retrieval, reuse, revision and retention in case-based reasoning // *The Knowledge Engineering Review*. Cambridge University Press: Cambridge. – 2006. – P. 215-240.

12. Aamodt A., Plaza E. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations, and System Approaches // *AI Communications*. – IOS Press. – Vol. 7:1. – 1994. – P. 39-59.

13. Чубукова И.А. Data Mining: учебное пособие / Чубукова И.А. – М.: Интернет-университет информационных технологий: БИНОМ: Лаборатория знаний, 2006. – 382 с.

14. Щеголькова В.А. Моделирование обучаемого на основе методов интеллектуального анализа данных: материалы X Международной научно-технической конференции [«Системный анализ и информационные технологии»], (20-24 мая 2008 г., Киев). – К.: НТУУ КПИ. – 2008. – С. 274.

15. Щеголькова В.А. Отбор прецедентов в адаптивной системе обучения: матеріали доповідей конференції [«Сучасна інформаційна Україна: інформатика, економіка, філософія»], (Донецьк, 14-15 травня 2009 року). – Т. 1. – 2009. – С. 130-134.

**Соколова Н.А., Щеголькова В.А. ОТРИМАННЯ НОВОГО РІШЕННЯ У СИСТЕМІ ВИВОДУ ПО ПРЕЦЕДЕНТАХ НА ОСНОВІ АСОЦІАТИВНИХ ПРАВИЛ**

*Розглянуто підхід до побудови моделей управління процесом навчання, який ґрунтується на методі виведення за прецедентами. Наведено основні етапи циклу управління та запропоновано реалізацію етапу адаптації у вигляді пошуку асоціативних правил. Розроблено алгоритм адаптації прецедентів, який використовує пошук асоціативних правил.*

*Ключові слова: процес навчання, комп'ютеризований процес навчання, асоціативні правила, вивід по прецедентах.*

**Sokolova N.A., Shchegolkova V.A. RECEIVING OF NEW SOLUTION IN THE SYSTEM OF CONCLUSION ON PRECEDENTS ON THE BASIS OF ASSOCIATIVE RULES**

*The approach to the design of management models for a process of training that is based on the method of conclusion on some precedents is considered. The main stages of management cycle are presented and the implementation of the adaptation stage in the form of a search for associative rules is proposed. An adaptation algorithm for precedents is designed that uses the search of associative rules.*

*Key words: training process, computerized process of training, associative rules, a conclusion on precedents.*