

УДК 519.6:004.93



МУЛЬТИАГЕНТНЫЙ МЕТОД ПОСТРОЕНИЯ ДЕРЕВЬЕВ РЕШЕНИЙ

Е. А. Гофман¹, А. А. Олейник², С. А. Субботин³

¹ Запорожский национальный технический университет,
г. Запорожье, Украина, gofman_jenek@rambler.ru;

² Запорожский национальный технический университет,
г. Запорожье, Украина, olejnikaa@gmail.com;

³ Запорожский национальный технический университет,
г. Запорожье, Украина, subbotin@zntu.edu.ua

Исследуется поиск с использованием деревьев решений. Предложен мультиагентный подход для решения задачи идентификации деревьев решений. Разработан мультиагентный метод построения деревьев принятия решений с непрямой связью между агентами, позволяющий избежать избыточного расширения дерева.

ДЕРЕВЬЯ РЕШЕНИЙ, ДЕРЕВЬЯ КЛАССИФИКАЦИИ, CART, МУЛЬТИАГЕНТНЫЙ ПОИСК С НЕПРЯМОЙ СВЯЗЬЮ МЕЖДУ АГЕНТАМИ, КОЛЛЕКТИВНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ

Введение

При решении прикладных задач в различных областях промышленности, геологии, веб-технологий необходимо решать задачи классификации и прогнозирования. В связи с этим разработано множество методов, позволяющих так или иначе решать данные проблемы. К таким методам относятся методы регрессионного анализа, нейронные сети, нечёткое, нейро-нечёткое моделирование и другие [1, 2]. Однако данные подходы обычно ориентированы на решение либо задачи классификации, либо задачи регрессионного анализа. Часто в практических задачах удобно обладать инструментом, который может быть легко использован как для классификации, так и для прогнозирования. Таким инструментом являются деревья решений [3, 4]. Существуют различные методы идентификации деревьев решений (ID3, CART, CHAID, QUEST, C5.0). Однако большинство из них обладает определёнными недостатками, связанными с большой вычислительной сложностью, проблемами формирования дерева решений (рост дерева, отсечение части дерева) и т.п. [3–6].

В связи с этим актуальной является разработка новых методов синтеза деревьев решений, свободных от недостатков существующих. Одним из новых направлений искусственного интеллекта являются мультиагентные методы с непрямой связью между агентами, позволяющие решать различные оптимизационные задачи [7–12]. Такие методы являются особенно эффективными при решении задач дискретной оптимизации, поэтому в данной статье предлагается применить мультиагентный подход с непрямой связью между агентами для решения задачи идентификации деревьев решений.

Таким образом, целью авторов данной статьи является разработка мультиагентного метода с непрямой связью между агентами для синтеза деревьев решений.

Основными задачами работы являются:

- исследование основных принципов работы деревьев решений;
- анализ мультиагентного метода с непрямой связью между агентами;
- разработка мультиагентного метода идентификации деревьев решений;
- разработка программного обеспечения, реализующего предложенный мультиагентный метод.

1. Постановка задачи

Пусть задана обучающая выборка данных, состоящая из N экземпляров, каждый из которых характеризуется P атрибутами. При этом каждый атрибут может относиться к определённому лингвистическому терму T . Для каждого i -го экземпляра указаны вхождения к лингвистическим термам для каждого атрибута и указан лингвистический терм выходной переменной. Тогда необходимо построить такое дерево решений, которое позволяет выполнять отнесение выходного параметра к лингвистическому терму с заданной точностью:

$$Q^* \geq Q_{threshold},$$

где Q^* – точность прогнозирования по синтезированному дереву решений; $Q_{threshold}$ – приемлемая точность прогнозирования.

2. Деревья решений

Деревья решений представляют собой нисходящую систему, основанную на подходе “разделяй и властвуй”, основной целью которой является разделение дерева на взаимно непересекающиеся подмножества [3, 5]. Каждое подмножество представляет собой подзадачу классификации.

Дерево решений описывает процедуру принятия решения о принадлежности определённого экземпляра к тому или иному классу.

Дерево решений является древовидной структурой, состоящей из внутренних и внешних узлов,

связанных рёбрами [6]. Внутренние узлы – модули, принимающие решение, – рассчитывают значение функции решения, на основании чего определяют дочерний узел, который будет посещён далее. Внешние узлы (также называемые конечными узлами), напротив, не имеют дочерних узлов и описывают либо метку класса, либо значение, характеризующее входные данные. В общем случае, деревья решений используются следующим образом. Вначале передаются данные (обычно это вектор значений входных переменных) на корневой узел дерева решений. В зависимости от полученного значения функции решения, используемой во внутреннем узле, происходит переход к одному из дочерних узлов. Такие переходы продолжаются до тех пор, пока не будет посещён конечный узел, описывающий либо метку класса, либо значение, связанное со входным вектором значений признаков.

3. Мультиагентный поиск с непрямой связью между агентами

Мультиагентный метод с непрямой связью между агентами является мультиагентным эвристическим итеративным методом случайного поиска [7, 11, 14]. Поведение агентов моделируется как процесс перемещения и исследования пространства поиска. Особенностью моделируемого перемещения является моделирование выделения феромонов, которые агенты оставляют на пути в процессе своего перемещения. Феромоны в процессе работы испаряются. Таким образом, на наилучшем пути остаётся большее количество феромонов, так как добавление феромонов происходит чаще, чем испарение. А поскольку выбор пути для перемещения агентов основывается на информации о количестве феромонов, то агенты выбирают лучший путь. Обобщённая схема работы мультиагентного метода с непрямой связью между агентами представлена на рис. 1.

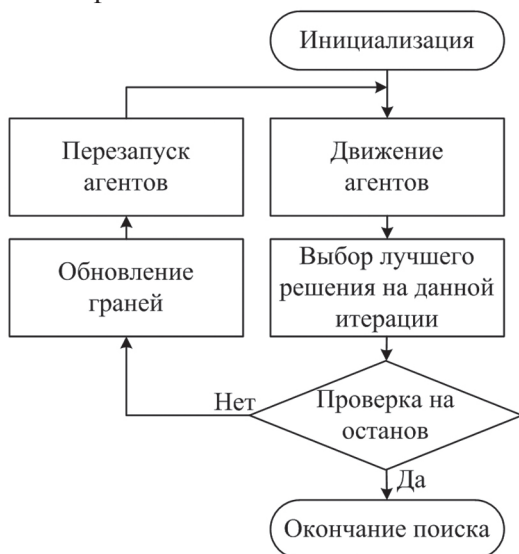


Рис. 1. Обобщённая схема работы мультиагентного метода с непрямой связью между агентами

На этапе инициализации задаются параметры метода, влияющие на его работу. Далее происходит передвижение агентов между узлами графа, в результате чего, после окончания передвижения каждого агента, формируются решения, из которых выбирается лучшее на данной итерации. Далее выполняется проверка на окончание работы метода (критерием окончания работы может быть заданное количество итераций или некоторый критерий для выбранного решения). После чего, если проверка была выполнена успешно, происходит окончание поиска, в процессе которого выбирается самое лучшее решение из всех, что встречались на пройденных итерациях. Если же проверка была unsuccessful, то производится обновление граней, которое заключается в имитации испарения феромонов, и перезапуск агентов.

Основываясь на принципах мультиагентного метода, его разновидностях и областях применения [13–15] можно выделить следующие преимущества и недостатки.

К преимуществам метода можно отнести то, что:

- он может использоваться в динамических приложениях (агенты адаптируются к изменениям окружающей среды);
- в процессе поиска метод использует память всей колонии, что достигается за счёт моделирования выделения феромонов;
- сходимость метода к оптимальному решению гарантируется;
- стохастичность оптимизационного процесса, то есть случайность поиска, за счёт чего исключается возможность закливания в локальном оптимуме;
- мультиагентность метода;
- возможность применения к решению различных задач оптимизации.

Можно выделить следующие недостатки метода:

- теоретический анализ затруднён, поскольку итоговое решение формируется в результате последовательности случайных решений; распределение вероятностей меняется при итерациях; исследования являются больше экспериментальными, чем теоретическими;
- сходимость гарантируется, но время сходимости не определено;
- высокая итеративность метода;
- результат работы метода достаточно сильно зависит от начальных параметров поиска, которые подбираются экспериментально.

Таким образом, можно отметить, что рассматриваемый мультиагентный метод с непрямой связью может эффективно решать задачи преимущественно дискретной оптимизации, которые могут быть согласованы со следующими требованиями:

– соответствующее представление задачи – задача должна быть описана в виде графа с набором узлов и граней между узлами;

– эвристическая пригодность элементов графа, на основе которых формируется решение – возможность применения эвристической меры адекватности отдельных элементов в графе поиска;

– составление альтернативных решений, посредством чего можно рационально определять допустимые решения;

– правило обновления феромонов – правило, которое определяет вероятность перемещения агента из одного узла графа к другому.

4. Мультиагентный метод построения деревьев решений

Для выполнения идентификации деревьев решений с использованием мультиагентного подхода с непрямой связью между агентами следует преобразовать основные этапы метода в соответствии с особенностями решаемой задачи.

Далее приводятся основные изменения в этапах мультиагентного метода.

1. Инициализация. На данном этапе в мультиагентном методе создаётся граф поиска, устанавливаются параметры работы метода, а также рассчитываются эвристические меры важности узлов графа. Для решения задачи построения деревьев решения граф поиска будет состоять из узлов, представляющих отдельные лингвистические термы, к которым могут относиться лингвистические переменные. При этом для каждого лингвистического терма выходной лингвистической переменной создаётся отдельный граф поиска, для которого рассчитываются отдельные матрицы эвристических значимостей и феромонов. В связи с этим поиск на каждом графе поиска выполняется отдельным множеством агентов. Такой подход вызван тем, что при решении задачи идентификации деревьев решений важность лингвистических термов зависит от лингвистических термов выходной переменной, а также имеет значение порядок посещения узлов агентами.

2. Передвижение агентов. При передвижении агенты принимают решение, в какой узел переместиться, таким образом, формируются отдельные деревья решений для каждого лингвистического терма выходной лингвистической переменной. Для такого решения предлагается применять правило случайного выбора, базирующееся на эвристических мерах важности и мере приоритетности, основанной на моделировании выделения феромонов в процессе передвижения. Решение о завершении перемещения отдельного агента следует принимать, исходя из того, насколько хорошо построенное дерево решений выделяет соответствующие классы экземпляров исходной обучающей выборки.

3. Изменение степени значимости узлов. При решении задачи синтеза деревьев решений в качестве меры приоритетности необходимо использовать качество покрытия отдельного дерева экземпляров соответствующего класса. Кроме того, предлагается использовать элитную стратегию, что позволит обеспечить более быструю сходимость к итоговому решению.

4. Обновление феромонов. Процедура обновления феромонов не имеет существенных особенностей для решаемой задачи, поэтому её можно применять в традиционном виде.

Исходя из выделенных особенностей, которыми должен обладать предлагаемый мультиагентный метод идентификации деревьев решений, был разработан метод синтеза деревьев решений с непрямой связью между агентами, который представлен в виде последовательности шагов 1–18.

Шаг 1. Инициализация. Задаются статические параметры работы метода: коэффициенты α, β, ρ . Для каждого из возможных лингвистических термов выходных значений создаётся свой граф поиска, представляющий собой лингвистические термы, которые могут быть включены в дерево решений, и соответственно своё отдельное множество агентов. Также важной особенностью разрабатываемого метода является то, что создаются узлы, характеризующие инверсные лингвистические термы, то есть это необходимо для случая, когда в дереве решений выбирается вариант, что условие в узле не сработало. Кроме того, для каждого графа поиска рассчитываются эвристические значения значимости отдельного терма для соответствующего лингвистического терма выходной переменной:

$$\eta_p^q = \frac{\sum_{o=1}^N \min(\mu_p(o), \mu_q(o))}{\sum_{o=1}^N \mu_q(o)}, \forall p = \overline{1, T}, q = \overline{1, K},$$

где η_p^q – значение эвристической значимости лингвистического терма p для описания класса q ; o – экземпляр входной выборки, содержащей N экземпляров; $\mu_p(o), \mu_q(o)$ – значение функции принадлежности объекта o терму p и классу q соответственно; T – количество лингвистических термов для входных переменных; K – количество лингвистических термов выходной переменной.

В каждом пространстве поиска каждому узлу графа поиска ставится в соответствие начальное значение количества феромонов τ_{init} :

$$\tau_p^q(1) = \tau_{init}, \forall p = \overline{1, T}, q = \overline{1, K},$$

где $\tau_p^q(1)$ – значение количества феромонов для p -го терма в пространстве поиска для q -го класса на первой итерации поиска.

Шаг 2. Установить: $t = 1$.

Шаг 3. Установить: $i = 1$.

Шаг 4. Установить: $j = 1$.

Шаг 5. Установить: $k = 1$.

Шаг 6. Выбор термина для добавления в правило j -го агента в графе поиска i -го лингвистического термина выходной переменной.

Шаг 6.1. Для j -го агента на основе случайного правила выбора рассчитывается вероятность включения k -го лингвистического термина в правило, описывающее i -ый лингвистический терм выходной переменной:

$$P_k^{i,j} = \frac{\eta_k^i \cdot \tau_k^j(t)}{\sum_{p \in R^j} \eta_p^i \cdot \tau_p^j(t)},$$

где $P_k^{i,j}$ – вероятность добавления k -го термина в дерево решений j -го агента в графе поиска для i -го класса; R^j – множество термов, которые могут быть добавлены в дерево решений j -го агента. Поскольку добавление определённого лингвистического термина означает, что дерево решений перешло на следующий уровень и уже анализируется другая входная переменная, то кроме выбранного термина исключаются и все термы, описывающие данную входную переменную.

Шаг 6.2. Проверить условие:

$$P_k^{i,j} > rand(1),$$

где $rand(1)$ – случайное число из интервала $[0; 1]$.

Если условие выполняется, тогда лингвистический терм k добавляется в дерево решений j -го агента, удаляются термы, связанные с соответствующей входной переменной, из множества возможных термов для данного агента и выполняется переход к шагу 7. В противном случае – переход к шагу 6.3.

Шаг 6.3. Установить $k = k + 1$.

Шаг 6.4. Если были рассмотрены все термы, то установить: $k = 1$. Выполнить переход к шагу 6.1.

Шаг 7. Проверка завершения перемещения j -го агента.

Шаг 7.1. Если множество термов, которые j -ый агент может добавить в формируемое правило, пусто, то выполняется переход к шагу 8.

Шаг 7.2. Определяется, сколько экземпляров i -го класса покрывает дерево решений j -го агента.

Для всех экземпляров, относящихся к классу i , рассчитывается значение выходной переменной в соответствии с деревом решений j -го агента, и на основании получаемых данных увеличивается счётчик $cntMatch$, в котором хранится количество экземпляров, покрываемых полученным деревом решений.

Шаг 7.3. Проверить условие:

$$cntMatch \geq inCntMatchMin_i,$$

где $inCntMatchMin_i$ – предельное минимальное количество экземпляров i -го класса, которое должно определяться деревом решений.

Если указанное условие выполняется, то считается, что дерево решений идентифицирует необходимое количество экземпляров, и j -ый агент завершил своё перемещение, после чего выполняется переход к шагу 8. В противном случае – выполняется переход к шагу 5.

Шаг 8. Если $j < cntAgents$, то установить: $j = j + 1$ и выполнить переход к шагу 5. В противном случае – переход к шагу 9.

Шаг 9. Если $i < k$, то установить: $i = i + 1$ и выполнить переход к шагу 4. В противном случае – переход к шагу 10.

Шаг 10. Случайным образом формируются деревья решений путём всевозможных наложений полученных агентами решений. При этом совмещаются такие деревья решений, которые выполняют отбор для одинаковых лингвистических термов выходной переменной и с одинаковым корнем:

$$p_1^{q,i} = p_1^{q,j}, i \neq j,$$

где $p_1^{q,i}$ и $p_1^{q,j}$ – корневые узлы деревьев решений i -го и j -го агентов, которые используются для прогнозирования q -го класса экземпляров.

Шаг 11. Оценка качества сформированных деревьев решений. Для оценки качества деревьев решений используется входная обучающая выборка, для каждого экземпляра которой определяется класс по соответствующему дереву решений. Основываясь на данных о классе экземпляров, полученных при помощи дерева решений, и классе экземпляров, исходя из заданной обучающей выборки, рассчитывают оценку качества дерева решений:

$$Q = \frac{cntMatch}{N},$$

где $cntMatch$ – количество экземпляров, для которых класс был определён верно с помощью заданного дерева решений; Q – качество прогнозирования класса экземпляров на основе соответствующей базы правил.

Шаг 12. Проверить условие:

$$Q_{high} \geq Q_{threshold},$$

где Q_{high} – качество прогнозирования дерева решений, которое характеризуется наилучшей точностью прогнозирования; $Q_{threshold}$ – приемлемое качество прогнозирования.

Если указанное условие выполняется, то производится переход к шагу 17, в противном случае – переход к шагу 13.

Шаг 13. Добавление феромонов. Добавление феромонов выполняется с целью повышения приоритетности тех термов, включение которых в дерево решений способствует повышению качества прогнозирования результирующих деревьев решений. В связи с этим количество добавляемого коэффициента приоритетности прямо пропорционально качеству прогнозирования дерева реше-

ний, в которое входит заданный лингвистический терм. При этом добавление феромонов предлагается выполнять только для тех термов, которые входят в деревья решений, для которых выполняется условие:

$$Q_{DT} \geq \delta \cdot Q_{high},$$

где δ – коэффициент, определяющий, насколько близко качество прогнозирования дерева решений DT должно приближаться к лучшему качеству прогнозирования Q_{high} , чтобы можно было применять процедуру добавления феромонов для узлов, входящих в данное дерево решений DT .

Таким образом, добавление феромонов выполняется для каждого терма, входящего в дерево решений DT :

$$\tau_p^q(t) = \tau_p^q(t) + Q_{DT} \cdot \tau_p^q(t), \forall p \in R, \forall R \subset DT,$$

где $\tau_p^q(t)$ – количество феромонов для терма p в графе поиска для класса q , который определяется с помощью соответствующего дерева решений.

Шаг 14. Испарение феромонов. Для исключения худших термов, то есть таких, которые, при включении их в деревья решений, понижают качество прогнозирования с помощью соответствующего дерева решений, применяют процедуру испарения феромонов, которая выполняется в конце каждой итерации и применяется для всех узлов во всех графах поиска.

Испарение феромонов выполняется в соответствии с формулой:

$$\tau_p^q(t+1) = \rho \cdot \tau_p^q(t), \forall p = \overline{1, T}, q = \overline{1, K},$$

где ρ – коэффициент испарения, который задаётся при инициализации.

Шаг 15. Если $t < t_{max}$, установить: $t = t + 1$ и выполнить переход к шагу 16, в противном случае считается, что выполнено максимально допустимое количество итераций, и выполняется переход к шагу 17.

Шаг 16. Перезапуск агентов. Все данные о перемещении агентов во всех графах поиска обновляются, агенты размещаются в случайные точки графов поиска. Переход к шагу 3.

Шаг 17. Лучшее найденное дерево решений модифицируется при помощи традиционного мультиагентного метода с непрямой связью между агентами. При этом создаётся граф поиска из узлов, входящих в выбранное лучшее дерево решений. При этом эвристическими мерами приоритетности узлов являются взвешенные значения феромонов для каждого терма, вычисленные на основании полученных матриц феромонов для каждого лингвистического терма выходной переменной. После чего выполняется поиск агентами с непрямой связью между ними по традиционной схеме мультиагентного поиска с непрямой связью.

На основании полученных результатов из дерева решений удаляются рёбра с наименьшим количеством феромонов, что позволяет повысить интерпретабельность и логическую прозрачность сформированного дерева решений.

Шаг 18. Останов.

Предложенный мультиагентный метод идентификации деревьев решений с непрямой связью между агентами был программно реализован в среде пакета Matlab 7.0.

Для экспериментов использовались тестовые данные, которые были взяты из общедоступных репозиториях [16]. Разработанный метод сравнивался с методом CART [5]. Были получены деревья решений, которые характеризовались точностью классификации 81,2% и 86,1% для метода CART и разработанного мультиагентного метода синтеза деревьев решений с непрямой связью между агентами соответственно.

Исходя из полученных результатов проведенных экспериментов, можно отметить, что предложенный мультиагентный метод идентификации деревьев решений обеспечивает синтез деревьев решений, которые позволяют выполнять классификацию с большей точностью, чем в случае синтеза деревьев решений с использованием существующих методов.

Выводы

В работе рассмотрено применение деревьев решений для классификации, а также предложен новый метод синтеза деревьев решений.

Научная новизна работы заключается в том, что разработан новый мультиагентный метод идентификации деревьев решений, использующий при поиске несколько графов поиска для каждого класса объектов, что позволяет синтезировать деревья решений с высокой точностью классификации.

Практическая ценность полученных результатов заключается в том, что предложенный мультиагентный метод синтеза деревьев решений был программно реализован и может быть использован при решении практических задач как классификации, так и при решении задач регрессионного анализа.

На основе результатов проведенных экспериментов можно сделать вывод, что предложенный метод идентификации деревьев решений позволяет синтезировать деревья решений с высокими обобщающими способностями, а также позволяет избежать избыточного расширения дерева.

Список литературы: 1. Субботін, С. О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей: монографія [Текст] / С. О. Субботін, А. О. Олійник, О. О. Олійник; під заг. ред. С. О. Субботіна. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. – 375 с. 2. Abraham A. Swarm Intelligence in Data Mining / A. Abraham, G. Grosan.

– Berlin : Springer, 2006. – 267 p. **3.** *Quinlan J. R.* Induction of decision trees / *J. R. Quinlan* // Machine Learning. – 1986. – № 1. – P. 81–106. **4.** Classification and regression trees / *L. Breiman, J. H. Friedman, R. A. Olshen, C. J. Stone*. – California : Wadsworth & Brooks, 1984. – 368 p. **5.** *Quinlan J. R.* Simplifying decision trees / *J. R. Quinlan* // International Journal of Man-Machine Studies. – 1987. – № 27 (221). – P. 221–234. **6.** *Quinlan J. R.* Decision trees and decision making / *J. R. Quinlan* // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. – 1990. – № 2 (20). – P. 339–346. **7.** *Dorigo M.* Optimization, Learning and Natural Algorithms / *M. Dorigo*. – Milano : Politecnico di Milano, 1992. – 140 p. **8.** Ant system for job-shop scheduling / *A. Colomi, M. Dorigo, V. Maniezzo, M. Trubian* // Belgian Journal of Operations Research, Statistics and Computer Science (JORBEL). – 1994. – № 34. – P. 39–53. **9.** *Олейник, Ал. А.* Сравнительный анализ методов оптимизации на основе метода муравьиных колоний [Текст] / *Ал. А. Олейник* // Комп'ютерне моделювання та інтелектуальні системи: Зб. Наук. праць / За ред. Д. М. Пізи, С. О. Субботіна. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2007. – С. 147–159. **10.** *Dorigo M.* The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents / *M. Dorigo, V. Maniezzo, A. Colomi* // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1996. – Part B, № 26 (1). – P. 29–41. **11.** *Bullnheimer B.* A new rank-based version of the Ant System: A computational study / *B. Bullnheimer, R. F. Hartl, C. Strauss* // Central European Journal for Operations Research and Economics. – 1999. – № 7 (1). – P. 25–38. **12.** *Stutzle T.* The MAX–MIN Ant System and local search for the traveling salesman problem / *T. Stutzle, H. H. Hoos* // Proceedings of the 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'97) / Eds. : T. Back, Z. Michalewicz, and X. Yao. – New Jersey : IEEE Press, 1997. – P. 309–314. **13.** *Stutzle T.* Local Search Algorithms for Combinatorial Problems: Analysis, Improvements, and New Applications / *T. Stutzle*. – Sankt Augustin : Infix, 1999. – 18 p. **14.** *Di Caro G.* Two ant colony algorithms

for best routing in datagram networks / *G. Di Caro, M. Dorigo* // Proceedings of the Tenth IASTED International Conference on Parallel and Distributed Computing and Systems (PDCS'98) / Y. Pan, S.G. Akl, and K. Li, editors. – Anaheim : IASTED/ACTA Press, 1998. – P. 541–546. **15.** *Socha K.* The Influence of Run-Time Limits on Choosing Ant System Parameters / *K. Socha* // Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2003). – Chicago : Springer, 2003. – P. 49–60. **16.** UCI Machine Learning Repository [electronic resource] / Center for Machine Learning and Intelligent Systems. – Access mode : <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html>.

Поступила в редколлегию 8.02.2011.

УДК 519.6:004.93

Мультиагентний метод побудови дерев рішень / Е.О. Гофман, О.О. Олійник, С.О. Субботін // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. – 2011. – № 1 (75). – С. 35–40.

У статті досліджується пошук з використанням дерев рішень. Запропоновано мультиагентний підхід до рішення задачі ідентифікації дерев рішень. Розроблено мультиагентний метод побудови дерев рішень з непрямым зв'язком між агентами, що дозволяє позбутися зайвого розширення дерева.

Л. 1. Бібліогр.: 16 найм.

UDC 519.6:004.93

Multiagent method for decision tree construction / E.A. Gofman, A.A. Oleynik, S.A. Subbotin // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. – 2011. – № 1 (75). – P. 35–40.

The decision trees are analyzed in the paper. The using of multiagent approach for decision tree identification is proposed. The multiagent method for decision tree synthesis is developed. The developed method decreases redundant tree growing.

Fig. 1. Ref.: 16 items.