

ОБНАРУЖЕНИЕ ЗНАНИЙ НА ОСНОВЕ СЕТЕВЫХ СТРУКТУР

Гладун В.П.

Аннотация: Рассматриваются требования к организации памяти интеллектуальных систем. Одновременно с вводом информации в памяти должны осуществляться процессы формирования ассоциативных связей, иерархического упорядочения, классификации, формирования понятий. Сформулированным требованиям удовлетворяют растущие пирамидальные сети (РПС). Обсуждаются достоинства РПС, приведены последние версии алгоритмов построения и обучения РПС, а также архитектура программной системы поддержки принятия решений на основе сетевой модели предметной области. Многолетний опыт применения РПС для анализа данных и принятия решений в химии, материаловедении, технической диагностике подтверждает их достаточно высокие возможности.

Ключевые слова: представление и обработка знаний, растущие пирамидальные сети.

ACM Classification Keywords: I.2 ARTIFICIAL INTELLIGENCE - I.2.4 Knowledge Representation Formalisms and Methods

Введение

В последнее время наблюдается расширение ранее сложившихся представлений о таких базовых процессах мышления, таких как принятие и планирование решений. Акцент исследования этих процессов все более смещается с разработки методов оценивания и отбора альтернатив в заданном пространстве признаков на проблемы формирования признакового пространства.

Для принятия решений используются признаки двух типов: первичные, полностью определенные с самого начала, и производные, имплицитные, формируемые в результате выполнения основных аналитических процессов, таких как классификация, диагностика, прогнозирование. Для формирования имплицитных признаков необходимо знание закономерностей, обуславливающих их появление.

Преобладающей тенденцией в развитии интеллектуальных систем является совершенствование человеко-машинного взаимодействия, вплоть до достижения партнёрского уровня человеко-машинных отношений. Поэтому необходимо использовать в компьютерах естественные, свойственные человеку принципы моделирования сред, ситуаций, задач. Типы моделей у партнёров (человека и компьютера) должны быть одинаковы. В жизнедеятельности человека большое значение имеют логико-лингвистические информационные модели [Поспелов, 1986], т.е. такие модели, в которых основными

элементами служат не числа и вычислительные операции, а имена и логические связи. Логико-лингвистические модели адекватно описываются естественно-языковыми конструкциями, и в этом одно из решающих их достоинств при организации человеко-машинного интерфейса. В будущих компьютерах должны быть созданы условия для человеко-машинного решения задач в партнёрском режиме, обеспечивающем переключение от компьютера к человеку и наоборот в процессе решения одной задачи. Такой режим можно организовать только путём согласования типов информационных моделей, используемых партнёрами. Логико-лингвистические модели являются наиболее приемлемым типом моделей для такого согласования.

Запоминание информации не следует понимать как процесс “раскладывания” ее по заранее заготовленным “полкам”. Одновременно с восприятием информации осуществляется ее структурирование и структурирование самой памяти под влиянием воспринимаемой и уже хранящейся информации. Структура памяти отображает воспринятую информацию. К основным процессам структурирования относятся формирование семантических и синтаксических связей путем выделения пересечений признаков представлений объектов, иерархическое упорядочение, классификация, формирование обобщенных логических признаков моделей классов объектов – понятий. За счет осуществления этих процессов устанавливается семантическая и синтаксическая близость воспринимаемых блоков информации с уже хранящейся информацией. Найденные ассоциации закрепляются структурными изменениями памяти. Структурирование информации обеспечивает так удивляющий нас эффект быстрого поиска необходимой информации в относительно медленной человеческой памяти. В реальных условиях восприятия информации часто нет возможности получить полную информацию об объекте сразу, одновременно (например, из-за неудачного ракурса или освещенности при восприятии зрительной информации). Поэтому процессы формирования памяти должны допускать возможность “порционной”, по частям достройки моделей объектов и классов объектов.

В различных процессах обработки информации объекты представляются одним из двух способов: именем (свернутое, конвергированное представление) или в виде набора значений признаков (развернутое представление). Структура памяти должна обеспечивать удобный переход от одного представления к другому. Механизмы, обеспечивающие такой переход в нейросистеме человека при опознании и вспоминании, рассматриваются в работах Г.С.Воронкова и З.Л.Рабиновича [Воронков, Рабинович, 2001].

Соревнование компьютера с человеком в решении так называемых “интеллектуальных” задач все чаще завершается победой компьютера. Однако возникает очевидное противоречие – компьютерный гений победоносно решает сложные многовариантные задачи в искусственных, относительно бедных средах (например, шахматы) и “спотыкается” в решении простых (для человека) житейских задач, требующих, тем не менее, быстрого понимания и оценивания многокомпонентных ситуаций.

В чем причина этого феномена? Одной из главных причин являются свойственные человеку процессы формирования, структурирования и использования имплицитной информации. Этот тезис неотвратимо приводит нас к необходимости исследования свойств памяти интеллектуальных систем.

Выделим свойства памяти, которые по нашему мнению необходимы для формирования вразумительных объяснений человеческого феномена обработки информации, и просуммируем их в виде требований к организации памяти в интеллектуальных системах.

- В интеллектуальных системах знания разных типов должны быть объединены в иерархическую сетевую структуру, построенную на единых для всех видов знаний принципах.
- Обязательными функциями памяти должны быть формирование связей между блоками информации путем выделения пересечений признаков представлений объектов, иерархическое упорядочение, классификация, формирование понятий. Эти функции должны выполняться одновременно с восприятием информации.
- Сеть должна быть удобной средой для формирования имплицитной информации в результате выполнения процессов классификации, диагностики, прогнозирования.
- В сети должен быть обеспечен удобный двунаправленный переход между свернутым и развернутым представлениями объектов.

Приведенным требованиям удовлетворяют *растущие пирамидальные сети (РПС)*, реализующие гипотезу о закономерностях структурирования информации при ее восприятии [Gladun et al, 2008]. Применение РПС в различных областях науки и техники подтвердило их репутацию эффективного средства структуризации больших объемов данных.

Теория и примеры практического применения РПС представлены во многих публикациях [Гладун, 1987], [Гладун, 1994], [Гладун, 2000], [Gladun and Vashchenko, 2000]. В этой статье приведены последние версии алгоритмов построения и обучения РПС, архитектура программной системы поддержки принятия решений на основе сетевой модели предметной области

Системы понятий

Наиболее предпочтительным типом знаний, который может быть использован при решении задач распознавания и прогнозирования для получения более надежного результата, является модель, отображающая все существенные связи, свойственные объектам, относительно которых решаются эти задачи.

Слово «объект» тут и далее понимается в широком смысле – это может быть реальный физический объект, некоторый процесс, ситуация и т.п.

Модель классов объектов, используемая для решения задач классификации, диагностики и прогнозирования, должна включать все наиболее важные признаки, характеризующие класс, и отображать характерные для этого класса логические связи между существенными признаками. Поэтому в данной работе основное внимание сосредоточивается на формировании обобщенных логических многомерных моделей классов объектов. Такого рода модели, по сути, являются понятиями, соответствующими классам объектов [Войшвилло, 1967], [Горский, 1985].

В логике понятие обычно определяется как мысль, отражающая сущность объектов. Большинство употребляемых понятий является результатом обобщения представлений об объектах некоторого класса по существенным, специфическим для этого класса признакам. К признакам относится все, что характеризует объекты и может быть использовано в таких операциях, как выделение, распознавание, отождествление и т.п. Следует отметить, что разделение признаков на существенные и несущественные в значительной степени условно и зависит от задач, для решения которых используются признаки.

Понятие по отношению к слову – его смысл, информация, которую содержит слово о возможных денотатах – обозначаемых словом реалиях. Например, денотатом слова "книга" может быть некоторая конкретная книга, о которой идет речь в тексте. Понятие, связанное со словом "книга", характеризует множество всех книг – возможных денотатов этого слова. Множество обобщенных в понятии объектов составляет его объем. Понятие является лексическим правилом употребления слова. В системе знаний понятия играют роль базовых элементов, из которых складываются суждения и другие логические формы мышления. Переход от чувственной ступени познания к абстрактному мышлению, по сути, означает переход от отражения мира в форме ощущений и представлений к отражению его в понятиях. Являясь концентратом знания, итогом некоторого этапа познания, понятие служит важнейшим инструментом формирования новых знаний и решения задач.

На основе имеющегося запаса понятий осуществляются классификация, обобщение, структурирование воспринимаемой информации, включение ее в систему знаний. В этих процессах реализуются две основные функции понятий – распознавание и генерация моделей элементов мира, в котором оперирует носитель знаний. Процессы распознавания давно стали объектом исследования и автоматизации, в то время как генерация моделей пока еще является малоисследованной проблемой. Генерация моделей представляет собой процесс формирования моделей конкретных объектов путем введения в понятия других понятий и констант. Генерация моделей играет важную роль в творческой деятельности. Только путем конкретизации понятий мы можем создавать (например, рисовать) образы конкретных домов, деревьев, автомобилей и т.п. Генерация моделей элементов мира лежит в основе проектирования инженерных объектов.

Входящие в понятие признаки по их роли в реализации основных функций понятия делятся на два типа – *разделительные* и *объединительные*. К разделительным признакам относятся признаки, которые за пределами объема понятия не встречаются вообще или встречаются редко. Эти признаки наиболее

эффективны при реализации функции распознавания. Объединительными признаками называются те признаки, которые присущи всем или многим элементам объема понятия, но могут быть распространены и за пределами объема понятия. Без этих признаков невозможна генерация моделей элементов мира. Например, для всех берез характерны такие признаки, как наличие ствола, корней, кроны. Это их объединительные признаки, которые присущи всем деревьям. Хорошо известным разделительным признаком берез является белый цвет коры.

Степень детализации создаваемой на основе понятия модели зависит от цели задачи, при решении которой осуществляется ее генерация. Модель моста, создаваемая при решении задачи "нарисовать мост", существенно отличается по степени детализации от модели моста, создаваемой при решении задачи "сконструировать мост". Успех решения задач, включающих генерацию моделей, зависит от того, насколько используемые понятия правильно и полно характеризуют соответствующие классы элементов мира.

Теперь можно дать более конструктивное определение понятия, более пригодное при рассмотрении информационно-технических аспектов проблем формирования и обработки понятий.

Понятие – элемент системы знаний, представляющий собой обобщенную модель некоторого класса объектов, с помощью которой реализуются процессы распознавания и генерации моделей конкретных объектов.

В процессах распознавания и генерации моделей понятие используется как логическая функция признаков, имеющая значение "истина" для объектов из объема понятия и значение "ложь" в остальных случаях. Совокупность понятий, входящих в систему знаний, в свою очередь обладает рядом системных характеристик, в связи с чем целесообразно говорить о системе понятий носителя знаний.

Рассмотрим некоторые свойства систем понятий, соответствующих предметным областям.

Системы понятий, как правило, иерархичны. Объемы понятий всех уровней иерархии, кроме нижнего, образуются объединением объемов ряда понятий более низких уровней. Например, объем понятия "фрукт" объединяет объемы понятий "яблоко", "груша" и т.п.

Системы понятий динамичны. Состав понятий меняется в результате взаимодействия их носителей с окружающей средой, а также в процессе решения задач.

В каждый момент времени состояние системы понятий отражает индивидуальный опыт ее носителя. Поэтому отдельные понятия и системы понятий в целом субъективны.

Ни одна система понятий в силу своей дискретности, ограниченности состава понятий, несовершенства отдельных понятий не может отразить многообразие и непрерывность реального мира. Объемы понятий, не введенных "по определению", как правило, не имеют четких разделяющих границ. Существует много переходных форм, затрудняющих проведение условных границ между объемами понятий. Из-за

неполноты отображения мира в системе понятий, а также субъективности понятий однозначная идентификация элементов мира на основе системы понятий часто оказывается затруднительной или даже невозможной. В связи с этим объемы многих понятий можно рассматривать как нечеткие множества, т.е. такие множества, на элементах которых задана функция принадлежности, указывающая степень уверенности в принадлежности элемента множеству. Каждый носитель системы понятий обладает своей функцией принадлежности, которая, таким образом, имеет субъективный характер. Понятия, которым соответствуют нечеткие множества, получили название *нечетких понятий*.

По логической структуре различают конъюнктивные понятия, т. е. понятия, которые можно описать конъюнкцией признаков, дизъюнктивные понятия, описываемые дизъюнкциями конъюнкций, а также понятия с исключаящими признаками, отражающие отсутствие у объектов из объема понятия некоторых признаков.

Логическая структура понятия зависит от пространства признаков, в котором оно сформировано. Правильный выбор пространства признаков позволяет сформировать понятия простейшей логической структуры. Понятия, вошедшие в широкое употребление, конъюнктивны. Более сложная логическая структура характерна для понятий, формируемых в процессе научно-исследовательской деятельности. В этом случае причиной логической сложности понятий обычно являются следующие обстоятельства: неправильно выбрано пространство признаков; обучающая выборка, на основе которой формируется понятие, неполно отражает специфику объема понятия; объем формируемого понятия в соответствии с целями исследования искусственно образован из объектов, значительно отличающихся друг от друга.

Эти причины обычно сопутствуют начальным, недостаточно высоким уровням познания объекта исследования.

Индуктивное формирование понятий и сетевые модели

Рассмотрим задачу индуктивного формирования понятий для непересекающихся множеств объектов V_1, V_2, \dots, V_n . Пусть B – множество объектов, используемое в качестве обучающей выборки. Имеют место соотношения $B \cap V_i \neq \emptyset$ и $V_i \not\subset B$ ($i = 1, 2, \dots, |V|$). Заданы признаковые описания каждого объекта $b_j \in B$ ($j = 1, 2, \dots, |B|$). Каждый признак $p \in b_j$ снабжен указанием $p \in V_i$. Требуется путем анализа B сформировать n понятий A_1, A_2, \dots, A_n с объемами V_1, V_2, \dots, V_n , достаточных для правильного распознавания всех объектов $b \in B$.

Понятие, сформированное на основе обучающей выборки, в общем случае является приближением к действительному понятию, причем степень близости этих понятий зависит от представительности обучающей выборки, т.е. от того, насколько полно в ней отражены особенности объема понятия. Задача индуктивного формирования понятий близка к задаче обучения распознаванию образов. И в том и в

другом случае в результате обучения строится некоторая модель класса объектов. При формировании понятий к этой модели (понятию) предъявляются более сильные требования. Она должна обеспечивать не только распознавание, но и возможность генерации моделей конкретных объектов. В связи с этим в ней должны быть отражены признаковые, структурные, логические характеристики объектов.

При формировании понятия, соответствующего множеству V_i , объекты обучающей выборки, входящие в V_i , рассматриваются как примеры множества V_i (положительные объекты), а объекты, не входящие в V_i , – как контрпримеры множества V_i (отрицательные объекты).

Обучающая выборка обычно имеет форму таблицы. Строки соответствуют признаковым описаниям объектов, столбцы – признакам. Имена классов указываются в специальном столбце. Понятие, которое формируется в результате анализа обучающей выборки, обычно описывается логическим выражением, в котором переменными служат имена значений признаков.

Известные методы формирования понятий [Гладун, 1987] [Бонгард, 1967] [Вагин, 1988] [Поспелов, 1986] [Gladun, Rabinovich, 1980], [Michalski et al, 1986], [Piatetsky-Shapiro and Frawley, 1991] по сути, являются методами управляемого выбора значений признаков, характеризующих классы объектов. Выбор может быть упрощен за счет использования адекватного представления анализируемой информации.

Сформулируем требования к методам формирования понятий.

1. Для повышения надежности диагноза или прогноза необходимо учитывать зависимость определяемой величины от сочетаний известных признаков, т.е. принимать во внимание совместное одновременное влияние признаков. Формируемое понятие должно отражать зависимости такого рода.
2. В зависимости от выбора метода обучения понятиям, для одного и того же класса объектов могут быть получены различные логические описания. Естественно, возникает вопрос о качестве логических моделей. Наилучшие результаты применения понятий для классификации, диагностики и прогнозирования, как правило, соответствуют более обобщенным понятиям, т.е. понятиям, которые описываются более простыми логическими выражениями. Степень сложности логического выражения может быть оценена числом его переменных. Метод обучения понятиям должен обеспечивать формирование как можно более простых понятий.
3. В процессах обнаружения знаний преобладают операции выбора, такие как выбор значений признаков, объектов, комбинаций значений признаков и т.п. Это – комбинаторная проблема. Объем и время операций выбора быстро растет с увеличением объема данных. Этот эффект «информационного взрыва» блокирует практическое применение многих методов. В связи с этим возникает необходимость в использовании при реализации процессов обнаружения знаний сетевых структур, сокращающих объемы поисковых операций.

Ориентация на реальные прикладные среды существенно повышает уровень требований к их сетевым моделям. Выделим особенности реальных сред, оказывающие сильное влияние на процессы решения задач:

Многосвязность. Реальные среды обычно включают много объектов, связанных большим количеством связей.

Разнородность. Для реальных сред характерно многообразие объектов и отношений.

Иерархичность. В реальных средах приходится оперировать составными объектами, представляющими собой композиции более простых объектов.

Динамичность. Реальные среды, как правило, подвержены частым изменениям.

Учитывая приведенные выше особенности реальных сред, сетевая структура, представляющая прикладную среду, должна обладать следующими свойствами:

- отражать иерархичность реальных сред и в связи с этим должна быть удобной для представления родо-видовых связей и структур составных объектов;
- иметь развитые ассоциативные свойства, т.е. обеспечивать эффективное выполнение разнородных поисковых операций, при этом в сети должны быть предусмотрены средства, ограничивающие зоны поиска по временным, пространственным или содержательным критериям, т.е. сеть должна обеспечивать избирательность поиска по временному, пространственному или содержательному контексту
- допускать параллельное выполнение поисковых операций;
- ввод новой информации в сеть должен сопровождаться процессами классификации, при построении сети должны формироваться классы объектов и ситуаций.

Вышеперечисленные свойства в полной мере поддерживаются в структуре пирамидальной сети [Гладун, 1987] [Гладун, Ващенко, 1995].

Пирамидальные сети

Пирамидальной сетью называется ациклический ориентированный граф, в котором нет вершин, имеющих одну заходящую дугу.

Примеры пирамидальных сетей можно видеть на Рис. 1 и Рис. 2.

Вершины, не имеющие заходящих дуг, называются *рецепторами*, остальные вершины – *концепторами*. Подграф пирамидальной сети, включающий вершину *a* и все вершины, от которых имеются пути к вершине *a*, называются *пирамидой* вершины *a*. Вершины, входящие в пирамиду вершины *a*, образуют ее *субмножество*. Множество вершин, к которым имеются пути от вершины *a*, называется ее

супермножеством. В субмножестве и супермножестве вершин выделяются 0 -субмножество и 0 -супермножество, состоящие из тех вершин, которые связаны с ней непосредственно.

Выделение повторяющихся фрагментов описаний и формирование соответствующих концепторов производится в результате работы алгоритмов построения пирамидальных сетей. Рассмотрим один из наиболее распространенных алгоритмов построения сети для неупорядоченной информации. Новые вершины и дуги вводятся в сеть при переводе какой-либо группы рецепторов в состояние возбуждения. Процесс возбуждения распространяется по сети. Концептор переводится в состояние возбуждения, если возбуждены все вершины его 0 -субмножества. Рецепторы и концепторы сохраняют состояние возбуждения в течение выполнения всех операций достройки сети.

Пусть F_a – подмножество возбужденных вершин 0 -субмножества вершины a ; G – множество возбужденных вершин сети, не имеющих других возбужденных вершин в своих супермножествах.

Ввод новых вершин производится по следующим двум правилам.

Правило A1. Если вершина a не возбуждена и множество F_a содержит более одного элемента, то дуги, соединяющие вершины из множества F_a с вершиной a , ликвидируются, и в сеть вводится новый концептор, который соединяется заходящими дугами с вершинами множества F_a и исходящей дугой с вершиной a . Новая вершина находится в состоянии возбуждения.

Выполнение правила A1 иллюстрируется Рис. 1 (I, II). Сеть II возникает после возбуждения в сети I рецепторов 2, 3, 4, 5.

Как следует из правила A1, условием ввода в сеть новой вершины является ситуация, когда некоторая вершина сети оказывается не полностью возбужденной (возбуждаются не все, но не менее двух вершин ее 0 -субмножества). Новые вершины вводятся в субмножества не полностью возбужденных вершин.

После введения новых вершин во все участки сети, где удовлетворяется условие правила A1, выполняется правило A2.

Правило A2. Если множество G содержит более одного элемента, к сети присоединяется новый концептор, который соединяется заходящими дугами со всеми вершинами множества G . Новая вершина находится в возбужденном состоянии.

Выполнение правила A2 иллюстрируется Рис. 1 (II, III). Сеть III возникает после возбуждения в сети II рецепторов 2, 3, 4, 5, 6, 7.

Отметим некоторые свойства пирамидальных сетей.

В зависимости от прикладной области, в которой используются сети, рецептор может представлять значение признака, измеряемый или вычисляемый параметр, элементарный факт из описания ситуации, значение экономического показателя, симптом болезни, букву, слово и т.п. Концепторы соответствуют

описаниям объектов, ситуаций, реализаций процессов или явлений, словам, фразам, планам, а также пересечениям описаний.

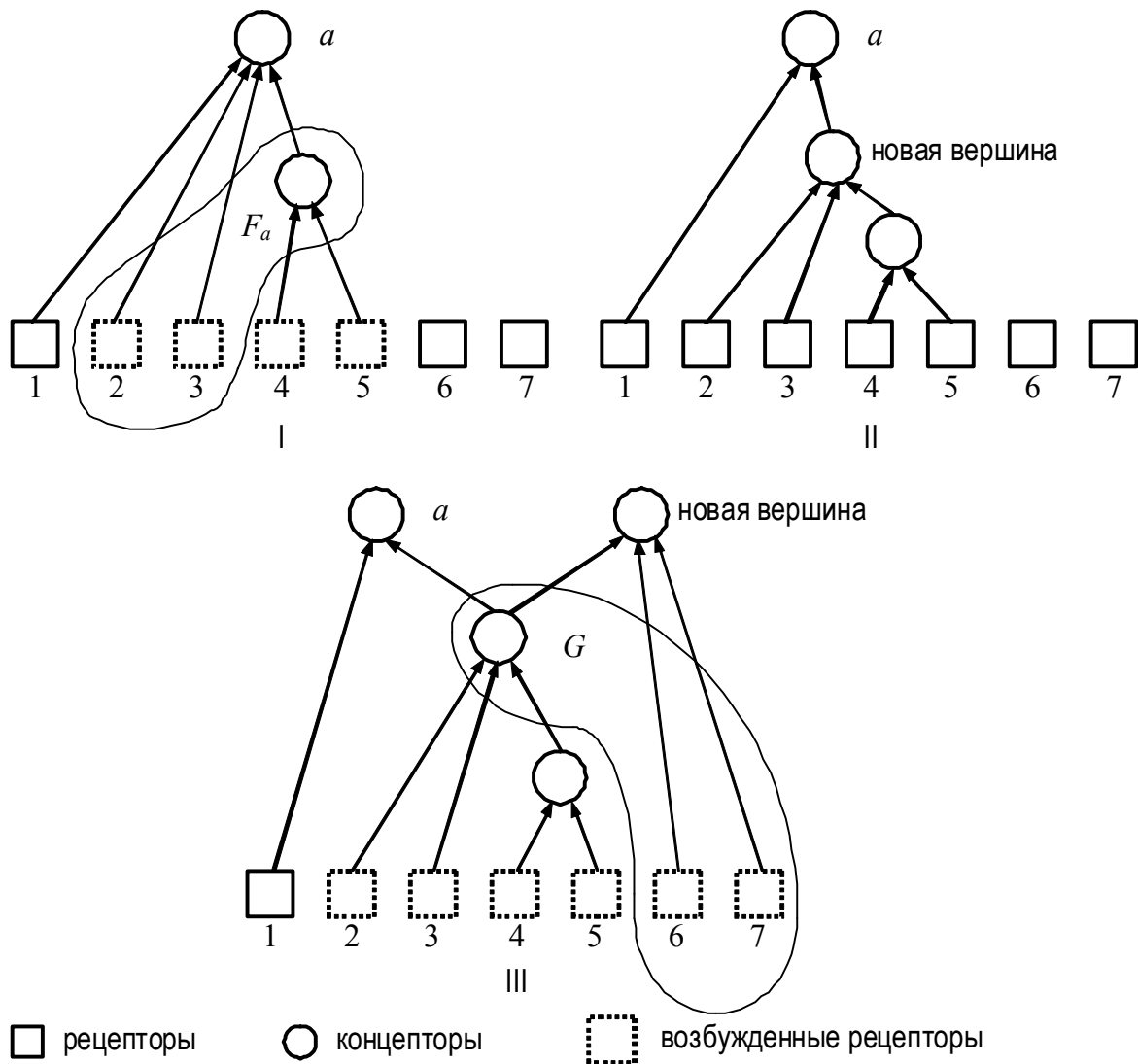


Рис.1. Построение растущей пирамидальной сети

Пирамидальная сеть является сетевой памятью, автоматически настраиваемой на структуру входной информации. В результате достигается оптимизация представления информации за счет адаптации структуры сети к структурным особенностям входных данных. Причем, в отличие от сетей нейроподобных элементов, эффект адаптации достигается без введения априорной избыточности сети. В некоторых случаях новые возможности обработки информации могут быть получены за счет ввода порогов, дополнительно ограничивающих процессы распространения возбуждения в сети [Морозов, Яценко, 1997].

Пирамидальные сети удобны для выполнения различных операций ассоциативного поиска. Например, можно выбрать все объекты, включающие заданное сочетание значений признаков, проследив пути, исходящие из вершины сети, которая соответствует этому сочетанию. Для выборки всех объектов, описания которых пересекаются с описанием заданного объекта, достаточно проследить пути, исходящие из вершин, образующих его пирамиду. Алгоритм построения сети обеспечивает автоматическое установление ассоциативной близости между объектами по общим элементам их описаний. Все процессы, связанные с построением сети, при обработке одного описания локализуются в относительно небольшой части сети – пирамиде, соответствующей этому описанию.

Важным свойством семантических сетей пирамидальной структуры является их иерархичность, позволяющая естественным образом отображать структуру составных объектов и родо-видовые связи.

Концепторы сети соответствуют сочетаниям значений признаков, определяющих конъюнктивные классы объектов. При включении возбужденных вершин в пирамиду объекта осуществляется привязка объекта к классам, определения которых представлены этими вершинами. Таким образом, при построении сети формируются конъюнктивные классы объектов, т.е. осуществляется классификация без учителя. Классифицирующие свойства пирамидальной сети имеют большое значение для автоматизации процессов моделирования сред и ситуаций.

Достоинством пирамидальных сетей является также экономичность за счет того, что одинаковые сочетания значений признаков нескольких объектов представляются в сети одной общей пирамидой.

В пирамидальной сети информация хранится путем ее отображения в структуре сети. Информация об объектах и классах объектов представлена ансамблями вершин (пирамидами), распределенными по всей сети. Внесение новой информации вызывает перераспределение связей между вершинами сети, т.е. изменение ее структуры.

Конечно, в полной мере достоинства пирамидальных сетей проявляются при их физической реализации, допускающей параллельное распространение сигналов по сети. Важным свойством сети как средства хранения информации является то, что возможность параллельного распространения сигналов сочетается в ней с возможностью параллельного приема сигналов на рецепторы от воспринимающих органов системы. Это свойство оказывается полезным при применениях пирамидальных сетей в робототехнических системах, автоматизированных системах научных исследований, системах автоматизированного проектирования.

Формирование понятий в пирамидальных сетях

Построение пирамидальной сети, представляющей описания объектов обучающей выборки, представляет собой первый этап процесса формирования понятий. Сочетания признаков, выделенные на

первом этапе, представляют собой «строительный материал», из которого формируется логическая структура понятия на втором этапе.

Пусть имеется пирамидальная сеть, представляющая все объекты обучающей выборки B . Для формирования понятий A_1, A_2, \dots, A_n , соответствующих множествам V_1, V_2, \dots, V_n , последовательно просматриваются пирамиды всех объектов обучающей выборки. Вершины просматриваемой пирамиды в период ее просмотра считаются возбужденными. При просмотре пирамид в сети выделяются специальные вершины, с помощью которых должно осуществляться распознавание объектов из объема понятия. Мы будем называть их *контрольными вершинами* данного понятия. При выборе контрольных вершин используются две характеристики вершин сети: $m_1, m_2, \dots, m_i, \dots, m_n$, где m_i ($i = 1, 2, \dots, n$) – число объектов объема понятия A_i , в пирамиды которых входит данная вершина; и k – число рецепторов в пирамиде, соответствующей вершине (для рецепторов $k = 1$). При просмотре пирамиды выполняются преобразования, описанные приведенными ниже правилами.

Правило В1. Если в пирамиде объекта из объема понятия A_i , вершина, имеющая наибольшее k из всех вершин с наибольшим m_i , не является контрольной вершиной понятия A_i , то она отмечается как контрольная вершина понятия A_i .

Формулировка правила учитывает возможность существования среди возбужденных вершин нескольких вершин с одинаковым m_i , превышающим m_i всех других возбужденных вершин. Если в группе вершин, имеющих наибольшее m_i , значения k всех вершин равны, в качестве контрольной вершины понятия A_i отмечается любая из них.

Действие правила В1 иллюстрируется Рис. 2. В ситуации, показанной на Рис. 2, при возбуждении пирамиды вершины 2 в качестве контрольной вершины выбирается вершина 6, так как она имеет наибольшее $k = 20$ из всех вершин, имеющих наибольшее m_i (6, 13, 14).

Правило В2. Если в пирамиде объекта из объема понятия A_i есть контрольные вершины других понятий, не содержащие в своих супермножествах возбужденных контрольных вершин понятия A_i , в каждом из этих супермножеств вершина, имеющая наибольшее k из всех возбужденных вершин с наибольшим m_i , отмечается как контрольная вершина понятия A_i .

В соответствии с правилом В2 возбуждение пирамиды вершины 2 (Рис. 3.а) при условии, что она представляет объект из объема понятия A_i , приводит к выделению в качестве контрольной вершины понятия A_i вершины 5 (Рис. 3.б).

С помощью контрольных вершин осуществляется выделение наиболее характерных (имеющих наибольшее m_i) сочетаний значений признаков, принадлежащих объектам из объема понятия. Например, выделение вершины 8 (Рис. 3) в качестве контрольной вершины означает выделение сочетания значений признаков, соответствующих рецепторам 17, 18, 19.

Если при просмотре всех объектов обучающей выборки появилась хотя бы одна новая контрольная вершина, т.е. хотя бы один раз выполнялись условия, содержащиеся в правилах B_1 и B_2 , выполняется новый просмотр всех объектов обучающей выборки. Работа алгоритма оканчивается, если при очередном просмотре обучающей выборки не возникло ни одной новой контрольной вершины.

После этого может быть применено следующее *правило распознавания*.

Объект входит в объем понятия A_i , если в его пирамиде имеются контрольные вершины понятия A_i и нет ни одной контрольной вершины какого-либо другого понятия, не содержащей возбужденных контрольных вершин понятия A_i в своем супермножестве. Если это условие не выполняется ни для одного из понятий, объект считается неопределенным.

Утверждение 2.1.

Время выполнения алгоритма всегда конечно. Если объемы формируемых понятий V_1, V_2, \dots, V_n не пересекаются, то после выполнения алгоритма приведенное правило распознавания полностью разделяет обучающую выборку на подмножества $B_i = V_i \cap B$ ($i = 1, 2, \dots, n$).

Утверждение 2.1 обосновывается следующими соображениями. В процессе работы алгоритма при неправильном распознавании объекта обучающей выборки осуществляется корректировка формируемого понятия путем выделения внутри возбужденной пирамиды контрольных вершин таким образом, чтобы получить правильное распознавание. Если правильное распознавание объекта, которому соответствует пирамида, не будет достигнуто раньше, то процесс корректировки внутри пирамиды приведет к выделению в качестве контрольной самой верхней вершины пирамиды. После этого для распознавания объекта, которому соответствует пирамида, по приведенному правилу распознавания будет использоваться только эта контрольная вершина и, следовательно, никакие последующие изменения внутри пирамиды (выделение новых контрольных вершин в связи с возбуждением других пирамид) не смогут повлиять на процесс распознавания и сделать распознавание неправильным. Таким образом, процесс выделения контрольных вершин в пирамиде всегда приводит к правильному распознаванию объекта, которому она соответствует. Этот процесс конечен, поскольку конечно число вершин пирамиды. Из сходимости процесса выделения контрольных вершин внутри каждой пирамиды следует сходимость алгоритма в целом. Поскольку выделение контрольных вершин внутри каждой пирамиды приводит к правильному распознаванию объекта, которому соответствует пирамида, алгоритм в целом приводит к правильному разделению объектов обучающей выборки на подмножества B_i .

Заметим, что доказательство сходимости никак не обусловлено сложностью формируемых понятий, т.е. алгоритм является сходящимся для понятий любой сложности.

Понятия, формируемые в результате работы алгоритма, представлены ансамблями контрольных вершин пирамидальной сети. Существует алгоритм, с помощью которого формируется описание понятия,

представленного в пирамидальной сети, в виде логического выражения [Гладун, 1987]. Например, понятие, представленное на Рис. 3.б закрашенными контрольными вершинами, описывается следующим выражением: $(13 \wedge 14) \vee (15 \wedge 16) \wedge \neg(17 \wedge 18 \wedge 19)$.

Более подробно алгоритм формирования логического выражения описан далее, в разделе "Блок построения логических выражений". Распознавание объектов по записи понятия в виде логического выражения можно выполнять, вычисляя значение логического выражения. Переменным, которые соответствуют значениям признаков, принадлежащим распознаваемому объекту, присваивается значение 1, остальным переменным – значение 0. Единичное значение всего выражения означает, что объект входит в объем понятия. В понятии, которое формируется алгоритмом, отражены общие существенные признаки объектов из объема понятия и логические связи между признаками, характерные для объема понятия. Объединительные признаки выделяются в результате выполнения правила В1. При выполнении правила В2 выделяются разделительные признаки.

В зависимости от характера задачи при распознавании новых объектов выполняется диагностирование или прогнозирование.

Метод позволяет осуществлять диагностирование или прогнозирование на основе многомерных зависимостей исследуемых величин от различных сочетаний признаков, т.е. дает возможность учесть эффект совместного влияния нескольких признаков.

Важной особенностью метода формирования понятий в пирамидальных сетях является возможность включения в понятия признаков, не принадлежащих объектам соответствующего класса, т.е. признаков таких объектов других классов, которые подобны объектам исследуемого класса и поэтому могут рассматриваться как «исключения» из него. В результате формируемые понятия имеют более компактную логическую структуру, что в принципе дает возможность повышать точность диагноза или прогноза. В логическом выражении признаки «исключений» представлены переменными с отрицаниями.

Реализация процесса формирования понятий в пирамидальной сети позволяет избежать больших переборов информации, в результате чего появляется принципиальная возможность решать практически аналитические проблемы на основе больших объемов данных.

Геометрическая интерпретация алгоритма формирования понятий.

Для обобщенной характеристики алгоритма формирования понятий в пирамидальной сети используем геометрическую интерпретацию. Каждой вершине сети, имеющей k рецепторов в своем субмножестве, соответствует конъюнкция имен значений признаков k -го ранга (рецептору соответствует одно имя, т.е. конъюнкция первого ранга). Конъюнкции имен значений признаков описывают многомерные плоскости признакового пространства. Следовательно, каждой вершине сети, имеющей k рецепторов в своем субмножестве, в s -мерном признаковом пространстве соответствует $(s - k)$ -мерная плоскость, в которую

входят все точки, представляющие объекты, при восприятии которых возбуждается эта вершина. $(s - k)$ -мерные плоскости, соответствующие контрольным вершинам понятия A_i , будем называть *зонами понятия A_i* . Для пирамидальных сетей справедливы следующие утверждения.

Утверждение 2.2. Зона любой вершины сети целиком входит в зоны вершин ее сублимножества и полностью включает зоны вершин ее супермножества.

Утверждение 2.3. Точка, представляющая объект в признаковом пространстве, находится внутри области, образованной пересечением зон контрольных вершин, которые возбуждаются при восприятии этого объекта.

Будем говорить, что точка a , представляющая объект в пространстве объектов, непосредственно входит в зону Z понятия A_i , если не имеется других зон того же понятия, содержащих точку a и целиком входящих в зону Z .

Дадим геометрическую интерпретацию приведенных выше правил.

Правило В1. Для каждого объекта из объема понятия A_i $(s-k)$ -мерная плоскость одной из возбужденных вершин, имеющих наибольшее значение m_i , преобразуется в зону понятия A_i .

Правило В2. Если точка, представляющая объект из объема понятия A_i в признаковом пространстве, оказывается непосредственно внутри зон других понятий, то внутри каждой из этих зон создается зона понятия A_i .

Работа алгоритма формирования понятий оканчивается, когда при очередном просмотре обучающей выборки точки, представляющие объекты из объема любого из формируемых понятий, ни разу не попадают непосредственно внутрь зон других понятий. После обучения объект считается принадлежащим объему понятия A_i , если точка, представляющая его в признаковом пространстве, входит непосредственно хотя бы в одну зону этого понятия и не входит непосредственно ни в одну из зон других понятий.

Таким образом, в результате работы алгоритма для каждого из формируемых понятий в признаковом пространстве из зон строится область, содержащая все точки, представляющие те объекты обучающей выборки, которые входят в объем понятия, и не содержащая ни одной из точек, представляющих другие объекты обучающей выборки. Эта область аппроксимирует область распределения объектов из объема понятия. Поскольку аппроксимирующая область состоит из линейных элементарных областей (гиперплоскостей), ограничивающая ее поверхность является кусочно-линейной. Следовательно, алгоритм осуществляет кусочно-линейное разделение объектов, входящих в объемы различных понятий.

Назовем зоны понятия A_i , непосредственно содержащие как точки, соответствующие объектам из его объема, так и точки, соответствующие объектам, не входящим в его объем, *границными зонами* понятия A_i .

Утверждение 2.4. По правилу B2 новые зоны могут создаваться только непосредственно внутри граничных зон.

Формирование новых зон внутри граничных зон приводит к дроблению граничных зон.

Построение аппроксимирующей области понятия A_i состоит из двух процессов – грубого покрытия зонами понятия A_i области распределения объектов обучающей выборки, входящих в объем понятия A_i (правило B1), и дробления возникающих граничных зон (правило B2).

Объясним сходимостъ алгоритма, используя приведенную геометрическую интерпретацию.

Для каждого понятия полное покрытие зонами области распределения объектов обучающей выборки, входящих в его объем, достигается в течение одного просмотра обучающей выборки. Из определения граничных зон следует, что они содержат точки объектов обучающей выборки, для которых выполняются условия правила B2. Поэтому при каждом просмотре обучающей выборки осуществляется деление всех граничных зон, возникших на предыдущем просмотре.

Процесс деления граничных зон продолжается, пока существуют граничные зоны, и может привести к выделению в качестве зон отдельных точек признакового пространства. Так как число точек, представляющих объекты обучающей выборки, в каждой граничной зоне конечно, процесс деления граничных зон конечен. Отсутствие граничных зон после окончания процесса деления означает, что для каждого из понятий в признаковом пространстве построена область, содержащая все точки, представляющие объекты обучающей выборки, входящие в его объем, и не включающая ни одной из точек, представляющих другие объекты обучающей выборки. Таким образом, после окончания деления граничных зон достигается полное разделение обучающей выборки на подмножества $B_i = V_i \cap B$ ($i = 1, 2, \dots, n$). Возможны различные модификации алгоритма формирования понятий на основе пирамидальной сети, отличающиеся формой зон контрольных вершин.

Инструментальный комплекс поддержки принятия решений на основе сетевой модели предметной области

Основные функции и состав программного комплекса.

В основу функционирования разработанного программного инструментального комплекса положены методы решения задач выделения закономерностей на основе пирамидальных сетей, а также методы использования выделенных закономерностей для принятия решений, описанные в предыдущем разделе.

Рассмотрим кратко основные функции и состав программного комплекса. Основные функции состоят в:

- выделение закономерностей (знаний), которые характеризуют классы объектов (ситуаций);

– использование обнаруженных закономерностей с целью классификации объектов (ситуаций) и выбора управляющего решения соответственно классу.

Основные блоки комплекса и взаимосвязь между ними представлены на Рис. 4.

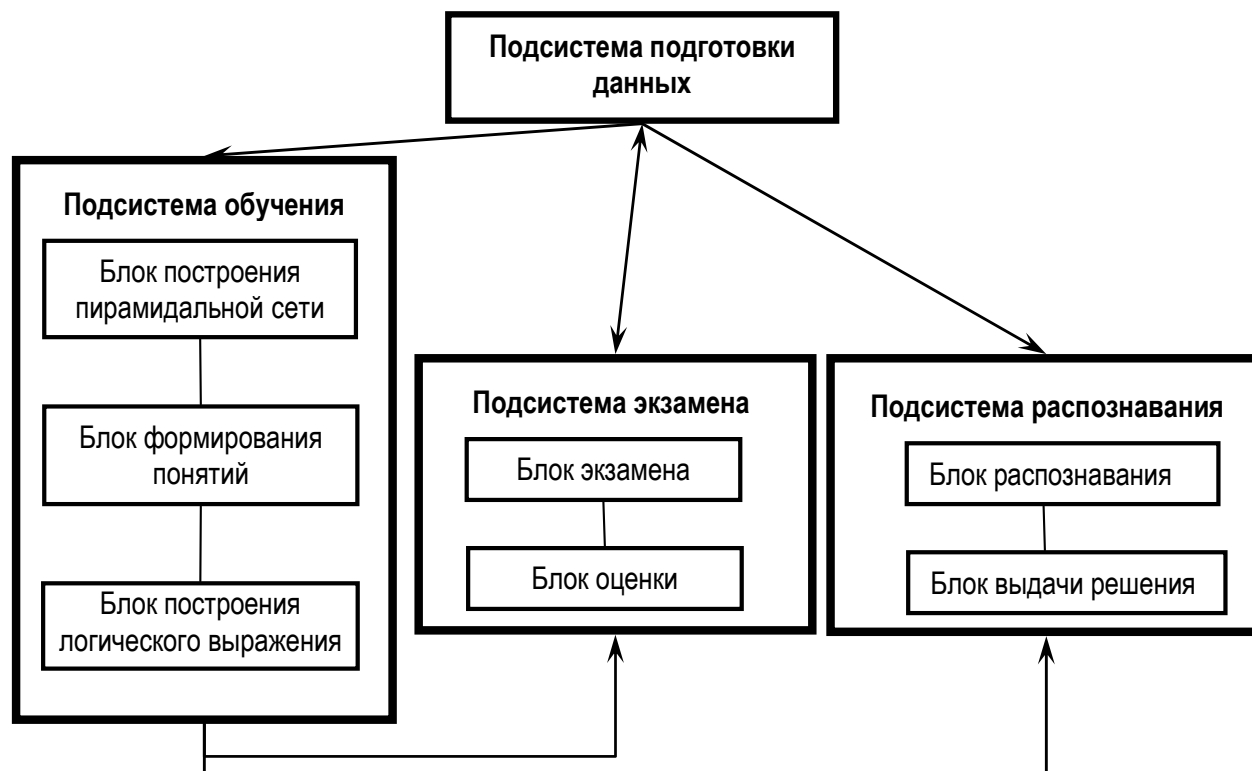


Рис. 4. Основные блоки комплекса поддержки принятия решений и взаимосвязь между ними

Комплекс включает следующие четыре подсистемы.

1. Подсистема подготовки данных предназначена для формирования внутреннего представления признаков описаний ситуаций, используемых в качестве исходных данных в подсистемах обучения, экзамена и распознавания.

2. Подсистема обучения осуществляет выделение закономерностей (знаний), которые характеризуют классы ситуаций.

Входными данными для подсистемы обучения служит обучающая выборка, которая включает примеры ситуаций, характеризующихся различными типами (классами) ситуаций. Каждый класс ситуаций должен быть представлен некоторым количеством примеров, достаточным для того, чтобы на основании их анализа была выделена закономерность, характеризующая данный класс. Примеры ситуаций задаются

признаковыми описаниями. Признаковое описание ситуации должно включать имя ситуации, класс, которому ситуация принадлежит, и набор значений признаков, которые характеризуют ситуацию.

Выходные данные для подсистемы обучения – закономерности, которые характеризуют классы ситуаций.

Процесс обучения состоит из следующих стадий:

- представление исходных данных в виде пирамидальной сети;
- формирование понятий на основе пирамидальной сети;
- построение логических выражений, соответствующих сформированным понятиям.

3. Подсистема экзамена предназначена для тестирования степени обученности комплекса.

Входными данными для подсистемы экзамена служит экзаменационная выборка, включающая примеры ситуаций, которые не вошли в обучающую выборку, но относительно которых известно, какому классу они принадлежат. Примеры ситуаций задаются признаковыми описаниями, включающими имя ситуации, класс, которому ситуация принадлежит, и набор значений признаков, которые характеризуют ситуацию.

Выходные данные подсистемы - ее ответ относительно класса, к которому отнесена каждая ситуация, и статистические данные о количестве правильных, неправильных и неопределенных ответов подсистемы.

В процессе экзамена на основании анализа сформированных понятий для каждой ситуации из экзаменационной выборки определяется класс, которому она принадлежит. Полученные результаты сопоставляются с информацией о реальной принадлежности ситуации классу, на основании чего можно судить о том, насколько хорошо обучен комплекс.

4. Подсистема распознавания предназначена для идентификации класса, которому принадлежит новая ситуация и выдачи управляющего решения по нормализации ее.

Входными данными для подсистемы распознавания являются признаковые описания новых ситуаций, которые включают имя ситуации и набор значений признаков, которые характеризуют ее. Выходные данные подсистемы - ее ответ относительно класса, к которому отнесена ситуация, которая распознается.

Распознавание выполняется на основании сопоставления описания новой ситуации и понятий, сформированных на этапе обучения.

Для написания программ инструментального комплекса использовался язык программирования C++.

Подсистема подготовки данных

Подсистема подготовки данных функционально может быть выделена в отдельный блок, хотя она является неотъемлемой частью подсистем обучения, экзамена и распознавания.

Подсистема реализует набор операций, позволяющих вводить признаковые описания ситуаций непосредственно с экрана и из заранее подготовленного текстового файла.

Подсистема преобразует вводимую информацию в виде выборок для обучения, экзамена или распознавания во внутреннее представление, которое затем используется для построения или анализа пирамидальной сети.

Ввод признаковых описаний ситуаций из заранее подготовленного текстового файла осуществляется с помощью функции «Импорт». Тестовый файл может быть подготовлен вне комплекса с помощью текстового редактора в виде *.txt-файла согласно строго определенного синтаксиса.

Вводимая информация отображается на экране в виде таблицы, благодаря чему ее удобно контролировать и редактировать. Ввод признаковых описаний ситуаций с экрана обеспечивается следующим набором функций: «добавить строку»; «удалить строку»; «добавить колонку»; «удалить колонку»; «переименовать колонку».

После ввода описаний ситуаций (с экрана или из файла) должны быть соответствующим образом помечены колонки, содержащие имя объекта (ситуации) и имя класса. С этой целью используются функции: «Выбрать колонку «Объект»; «Выбрать колонку «Класс».

Указанные функции расширяют возможности комплекса как исследовательской системы, позволяя исследовать одну и ту же обучающую выборку с различных точек зрения, легко меняя признак, который служит именем класса.

Подсистема обучения

Блок построения пирамидальной сети

Блок построения пирамидальной сети реализует первую стадию процесса обучения, когда внутреннее представление объектов обучающей выборки (ООВ) преобразуется в пирамидальную сеть.

Теоретические основы алгоритма построения пирамидальной сети описаны в разделе «Пирамидальные сети».

Поскольку основным процессом при выделении закономерностей является поиск сочетаний значений признаков, характеризующих группы сходных объектов, как правило, приходится многократно просматривать объекты обучающей выборки, что с ростом числа объектов и числа значений признаков приводит к «информационному взрыву». Предоставление данных в виде пирамидальной сети позволяет избежать этой опасности, в первую очередь, за счет особенностей алгоритма построения сети, обеспечивающего выделение общих сочетаний значений признаков в процессе ввода объектов в сеть, а также за счет ассоциативности и иерархичности самой сети. При этом для полного построения сети необходимо только два просмотра обучающей выборки. Пирамидальная сеть является динамической структурой, которая перестраивается в зависимости от поступающей в нее информации.

Выделенные общие сочетания значений признаков отображаются в структуре сети. Сеть содержит узлы двух типов: рецепторы и концепторы. Рецепторы - это узлы, которые не имеют входных связей и

соответствуют значениям признаков, характеризующих объекты обучающей выборки. Концепторы соответствуют сочетаниям значений признаков, которые являются общими для нескольких объектов, а также объектам в целом. Концепторы первого типа называются промежуточными узлами и имеют входные и выходные связи, концепторы второго типа - главными узлами, которые могут иметь выходные связи только в том случае, когда описание объекта, соответствующего данному главному узлу, является частью описания некоторого другого объекта.

Основной процесс построения пирамидальной сети, при котором в сети фиксируются общие сочетания значений признаков (строятся все промежуточные узлы), реализуется еще при первом просмотре описаний объектов обучающей выборки. При втором просмотре сеть только корректируется с тем, чтобы обеспечить однозначное представление каждого объекта в виде отдельной пирамиды (с одним главным узлом) При построении сети объекты обучающей выборки вводятся в сеть поочередно и при этом описание очередного объекта сравнивается с теми объектами обучающей выборки, которые уже были к тому моменту времени введены в сеть. Сравнение осуществляется путем прослеживания выходных связей рецепторов из описания рассматриваемого объекта по направлению к главным узлам пирамид. Прослеживание осуществляется путем последовательного перехода от анализа узлом более низкого уровня сети к анализу более высокого уровня. В процессе прослеживания формируется и корректируется ТВС (таблица выходных связей), в которой фиксируются пары анализируемых узлов в виде «подчиненный узел - подчиняющий узел». В результате выделяется «возбужденный» фрагмент сети, то есть уже построенный фрагмент сети, который включает рецепторы из описания рассматриваемого объекта. При этом фиксируются как полностью возбужденные узлы сети, так и частично возбужденные. Полностью возбужденным считается узел, у которого все входные связи ведут от рецепторов из описания рассматриваемого объекта. У частично возбужденного узла от рецепторов из описания рассматриваемого объекта ведут, как минимум, две входные связи, остальные входные связи могут вести от рецепторов, которые соответствуют значениям признаков, не присущим рассматриваемому объекту. Если на пути прослеживания выходных связей рецепторов встречаются полностью возбужденные узлы, это означает, что эти узлы должны быть включены в пирамиду рассматриваемого объекта, и процесс прослеживания продолжается. При обнаружении частично возбужденного узла процесс прослеживания в этом направлении останавливается. Процесс прослеживания окончательно останавливается, когда выявлены и зафиксированы все частично возбужденные узлы и «самые высокие» полностью возбужденные узлы, то есть такие полностью возбужденные узлы, от которых не ведут выходные связи к другим полностью возбужденным узлам.

Поскольку к началу второго просмотра в сети уже построены все промежуточные и главные узлы, то на этом этапе также выполняется для каждого узла (концептора и рецептора) подсчет m_i - числа его возбуждений для каждого i -го класса. Число возбуждений узла для некоторого класса равно числу объектов данного класса, в пирамидах которых встречается этот узел.

Блок формирования понятий

Блок формирования понятий реализует собственно процесс выделения закономерностей, выполняя на основании анализа построенной пирамидальной сети отбор наиболее существенных для каждого класса сочетаний значений признаков и устанавливая взаимосвязи между ними. Узлы, которые соответствуют отобранному сочетанию, называются контрольными узлами. Таким образом, сформированные понятия отображаются в структуре сети в виде ансамбля контрольных узлов, которые принадлежат соответствующим классам.

Теоретические основы алгоритма формирования понятий описаны в разделах «Индуктивное формирование понятий и сетевые модели», «Формирование понятий в пирамидальных сетях».

Процесс формирования понятий итеративный, осуществляется путем последовательной корректировки формируемых понятий на каждом объекте обучающей выборки. Несмотря на то, что в процессе корректировки обучающая выборка просматривается несколько раз, этот процесс выполняется гораздо быстрее, чем процесс построения сети, за счет того, что каждый раз область просмотра ограничивается только пирамидой объекта, а сами пирамиды просматриваются «сверху вниз», т.е. в направлении от главных узлов к рецепторам. Процесс заканчивается, когда отсутствуют условия для возникновения новых контрольных узлов, т.е. объекты обучающей выборки полностью разделены.

Блок построения логических выражений

Блок построения логических выражений дает возможность представить сформированные понятия в виде логических выражений. Каждое логическое выражение, которое соответствует понятию, имеет в качестве операндов значения признаков, при помощи которых описывались ситуации, и в качестве операторов - конъюнкцию, дизъюнкцию и отрицание. Представление понятия в виде логического выражения является наглядным, хорошо интерпретируется и может быть использовано специалистом для анализа с целью более глубокого понимания закономерностей, которые присущи предметной области.

Формирование логических выражений выполняется последовательно для каждого класса, объекты которого представлены в обучающей выборке. Сформированные логические выражения записываются в текстовый файл, который может быть выдан на экран по специальной команде, либо прочитан с помощью текстового редактора.

После настройки на очередной класс анализируются все контрольные узлы данного класса, каждый из которых является основой для формирования соответствующего дизъюнктивного члена логического выражения, представляющего понятие рассматриваемого класса. Все рецепторы контрольного узла в логическом выражении связываются знаком конъюнкции (&). Такую конъюнкцию будем называть базовой конъюнкцией для формируемого дизъюнктивного члена. Далее осуществляется формирование так называемых конъюнкций-исключений, для чего в супермножестве контрольных узлов текущего класса осуществляется поиск ближайших контрольных узлов любых других классов. Если

таковых нет в сети, в текстовый файл записывается знак дизъюнкции (\vee) и начинается формирование очередного дизъюнктивного члена. Если таковые имеются, продолжается формирование конъюнкции-исключения путем выписывания рецепторов, входящих в их пирамиды, но без учета рецепторов, которые вошли в пирамиду контрольного узла выбранного класса. Выписываемые рецепторы объединяются знаком конъюнкции ($\&$), берутся в скобки и присоединяются к ранее сформированной части логического выражения через знаки конъюнкции ($\&$) и отрицания (\neg). После того, как все контрольные узлы рассматриваемого класса проанализированы вышеописанным образом, осуществляется переход к формированию логического выражения для следующего класса.

На Рис. 5 в качестве примера приведен фрагмент пирамидальной сети с контрольными узлами трех классов.

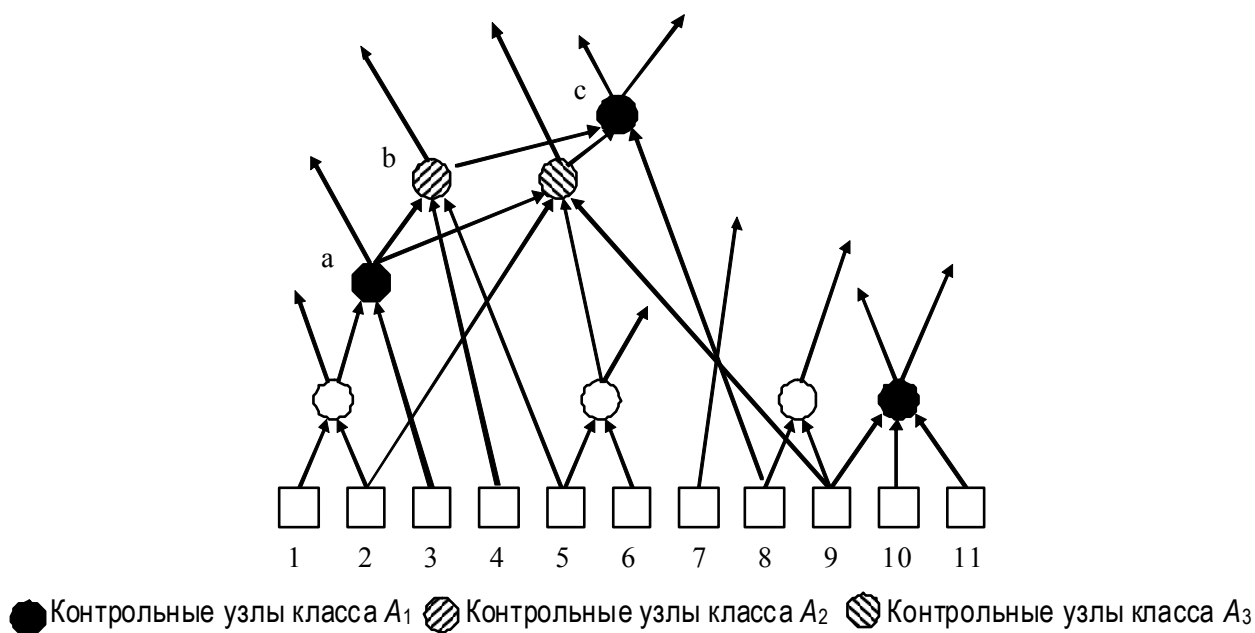


Рис. 5. Фрагмент пирамидальной сети с контрольными узлами трех классов

Фрагмент логического выражения, описывающего понятие, представленное контрольными вершинами узлами класса A_1 на рисунке, включает три дизъюнктивных члена, причем первый из них состоит из базовой конъюнкции и двух конъюнкций-исключений, остальные – из базовых:

$$\dots \vee 1\&2\&3 \ \&\neg(4\&5) \ \&\neg(5\&6\&9) \vee 1\&2\&3\&4\&5\&7\&8\&9 \vee 9\&10\&11 \vee \dots$$

Базовая конъюнкция каждого дизъюнктивного члена соответствует сочетанию значений признаков, характерных для объектов рассматриваемого класса, конъюнкция-исключение соответствует сочетанию

значений признаков, которым объекты других классов отличаются от похожих на них объектов рассматриваемого класса.

Подсистема экзамена

Подсистема экзамена предназначена для тестирования степени обученности комплекса и качества обучающей выборки.

Степень обученности комплекса зависит от:

- качества используемого для обучения инструментария;
- материала для обучения, т.е. состава объектов обучающей выборки и способа их описания.

Поскольку алгоритм формирования понятий на основе пирамидальной сети обеспечивает 100%-ное разделение обучающей выборки [Гладун, 1987], тестирование степени обученности комплекса сводится к проверке качества обучающей выборки путем распознавания объектов экзаменационной выборки. Сопоставление результатов распознавания объектов экзаменационной выборки с информацией о реальной принадлежности ситуаций к классам позволяет судить о степени обученности комплекса.

Подсистема экзамена включает следующие блоки:

- блок распознавания, анализирующий ситуации, которые не входят в обучающую выборку, но для которых известна их принадлежность одному из исследуемых классов;
- блок оценки, который выдает информацию о количестве правильных, неправильных и неопределенных ответов подсистемы.

Важной особенностью реализуемого процесса распознавания является возможность выдавать неопределенные ответы в тех случаях, когда распознаваемые объекты содержат в своем описании сочетания рецепторов, характерных одновременно для разных классов, либо вообще не похожи на объекты обучающей выборки. Большое число неправильных и неопределенных ответов подсистемы свидетельствует о необходимости дообучения путем совершенствования обучающей выборки.

Процесс распознавания может осуществляться как на основании анализа обученной пирамидальной сети, так и с помощью построенных логических выражений.

Блок оценки сопоставляет результаты, полученные при распознавании объектов обучающей выборки, с информацией о реальной принадлежности объектов классам и выдает процентное соотношение количества правильных, неправильных и неопределенных ответов подсистемы.

Подсистема распознавания

Подсистема распознавания реализует вторую из основных функций комплекса, а именно, использование выделенных на этапе обучения закономерностей с целью классификации новых ситуаций и выдачи управляющего решения по устранению нештатного состояния.

Подсистема распознавания состоит из следующих блоков:

- блок распознавания, который позволяет отнести новую ситуацию к тому или иному классу;
- блок выдачи решения, предлагающий оператору рекомендацию по выбору управляющего решения с целью нормализации ситуации.

Для распознавания в подсистеме используется тот же блок, что и в подсистеме экзамена.

Блок выдачи решения, как и блок оценки результатов экзамена, может выдавать как точные, так и неопределенные ответы.

В случае неопределенного ответа подсистема выдает дополнительную информацию о том, насколько распознаваемая ситуация похожа на ситуации, соответствующие разным классам, или вообще не похожа на ситуации из обучающей выборки.

Для оценки степени похожести используется функция уверенности, которая рассчитывается на основе анализа конъюнкций, принимающих участие в распознавании данной ситуации. Функция уверенности отражает процентное соотношение информативности конъюнкций, описывающих закономерности, характеризующие разные классы ситуаций.

Выводы

Растущая пирамидальная сеть является сетевой памятью, самонастраивающейся на структуру входной информации. В самоструктурирующихся системах структура данных адаптируется к задаче (выделяются и определяются классы объектов), в результате чего достигается оптимизация решения. В отличие от сетей нейроподобных элементов эффект адаптации достигается без введения априорной избыточности сети. В РПС формируются различные комбинации заданных исходных свойств, что значительно повышает точность решения аналитических задач. В самоструктурирующихся системах удастся не только найти зависимости, обеспечивающие диагноз или прогноз, но и создать их логические описания.

Существенными особенностями разработанного инструментального программного комплекса поддержки принятия решений являются: независимость от проблемной области, что значительно упрощает процесс использования программного комплекса; обеспечение возможности эффективного использования комплекса непрофессиональными в области программирования пользователями.

Исследования, выполненные на сложных данных большого объема, показали высокую эффективность применения растущих пирамидальных сетей для решения аналитических задач. Такие качества, как простота внесения изменений, совмещение процессов ввода информации с ее классификацией, обобщением и выделением существенных признаков, высокая ассоциативность, делают растущие пирамидальные сети важным компонентом интеллектуальных систем.

Благодарности

Публикация статьи частично финансирована из международного проекта ITHEA XXI Института Информационных теорий и Приложений FOI ITHEA Болгария (www.itea.org) и Ассоциации ADUIS Украина (Ассоциация разработчиков и пользователей интеллектуальных систем www.aduis.com.ua).

Литература

- [Поспелов, 1986] Поспелов Д. А. Ситуационное управление. Теория и практика.-М: Наука, 1986.-278с.
- [Воронков, Рабинович, 2001] Воронков Г.В., Рабинович З.Л. Естественная среда памяти и мышления: модельное представление. Тр. междунар. конфер. "Знание-Диалог-Решение"-2001.-СПб.-2001.
- [Gladun et al, 2008] Victor Gladun, Vitaly Velichko, Yurii Ivaskiv. Selfstructurized Systems. International Journal "Information Theories & Applications". FOI ITHEA, Sofia. – Volume 15 – 2008, Number 1 – P. 5-13.
- [Гладун, 1987] Гладун В.П. Планирование решений. - Киев: Наук. думка, 1987. - 168 с.
- [Гладун, 1994] Гладун В. П. Процессы формирования новых знаний. – София: СД «Педагог 6». – 1994. – 189 с.
- [Гладун, 2000] Гладун В.П. Партнерство с компьютером. Человеко-машинные целеустремленные системы. – Киев: Port-Royal. – 2000. – 118 с.
- [Gladun and Vashchenko, 2000]. Gladun V.P., Vashchenko N.D. Analitical processes in pyramidal networks//Intern. Journal on Information Theories and Applications. FOI-COMMERCE, Sofia.–2000.- Vol.7,- №3.
- [Войшвилло, 1967] Войшвилло Е.К. Понятие.-М.: Изд-во МГУ, 1967.-285 с.
- [Горский, 1985] Горский Д. П. Обобщение и познание.-М: Мысль, 1985.-208с.
- [Бонгард, 1967] Бонгард М. М. Проблемы узнавания.-М: Наука, 1967.-320 с.
- [Вагин, 1988] Вагин В. Н. Дедукция и обобщение в системах принятия решений.-М: Наука, 1988.-383 с.
- [Gladun, Rabinovich, 1980] Gladun V., Rabinovich Z. Formation of the World Model in Artificial Intelligence Systems// Machine Intelligence, 9.-Ellis Herwood Ltd., Chichester.-1980.-P.299-309.
- [Michalski et al, 1986] Michalski S., Carbonell G., Mitchell M.(edit.) Machine Learning, an Artificial Intelligence Approach.- Morgan Kaufmann, San Mateo, California.-1986.-v.1, 2.
- [Piatetsky-Shapiro and Frawley, 1991] Piatetsky-Shapiro G., Frawley W. (edit.) Knowledge Discovery in Databases//AAAI Press, Menlo Park, California.– 1991.
- [Гладун, Ващенко, 1995] Гладун В.П., Ващенко Н.Д. Локально-статистические методы формирования знаний // Кибернетика и системный анализ.-1995.-№2.-С. 62-74.
- [Морозов, Яценко, 1997] Морозов А. А., Яценко В. А. Интеллектуализация ЭВМ на базе нового класса нейроподобных растущих сетей.-Киев: ИПММС НАН Украины, 1997.-125с.
-

Сведения об авторах



Гладун Виктор Поликарпович – д.т.н., Ин-т кибернетики им. В.М. Глушкова НАН Украины, Киев-187 ГСП, 03680, просп. акад. Глушкова, 40, e-mail: aduis@rambler.ru