

# Растущие пирамидальные сети

В.П.Гладун

**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 примеры их применения. Многолетний опыт применения РПС для анализа данных в химии и материаловедении подтверждает их достаточно высокие возможности.

## Введение

В последнее время наблюдается расширение ранее сложившихся представлений о таких базовых процессах мышления 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.

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.

1. Превалирующей 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 [1], 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.

2. 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.

3. 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 воспоминании, рассматриваются в работах Г.С.Воронкова и З.Л.Рабиновича [2].

Просуммируем приведенные тезисы 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. Применение РПС в различных областях науки и техники подтвердило их репутацию эффективного средства структуризации больших объемов данных.

Теория и практические применения РПС представлены во многих публикациях [3-9]. В этой статье приведены последние версии алгоритмов построения и обучения РПС, а также примеры их применения.

## Построение РПС

*Растущей пирамидальной сетью* называется ациклический ориентированный граф, в котором нет вершин, имеющих одну заходящую дугу. Примеры РПС приведены на рис.1,2,3. 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  $a$ , называется *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 вершины выделяются  $\theta$ -субмножество и  $\theta$ -супермножество, состоящие из тех вершин, которые связаны с ней непосредственно. При построении сети входной информацией служат наборы значений признаков, описывающих некоторые объекты (материалы, состояния агрегата, ситуации, болезни и т.п.). Рецепторы соответствуют значениям признаков. В различных задачах это могут быть имена свойств, отношений, состояний, действий, объектов или классов объектов. Концепторы соответствуют описаниям объектов в целом и пересечениям описаний.

В начальном состоянии сеть состоит только из рецепторов. Концепторы формируются в результате работы алгоритма построения сети. Алгоритм, описанный в ряде публикаций, предназначен для работы в ситуациях, когда признаковое описание каждого объекта полностью известно и вводится целиком. При появлении новых признаков, характеризующих объект, необходимо формировать новое полное описание объекта, и заменять представляющую его пирамиду другой, соответствующей новому описанию. Однако в реальных ситуациях функционирования интегрального интеллектуального агента одновременное восприятие всех характеристик объекта далеко не всегда возможно. В этих случаях информация об объектах поступает по частям. Появляется необходимость несколько изменить алгоритм построения сети таким образом, чтобы обеспечить возможность включения в существующие пирамиды объектов новых признаков по мере их появления, без замены пирамид в целом. Приведем описание измененного алгоритма.

При вводе признакового описания объекта, рецепторы, соответствующие значениям признаков, входящим в описание, переводятся в *состояние возбуждения*. Процесс возбуждения распространяется по сети. Концептор переводится в состояние возбуждения, если возбуждены все вершины его  $\theta$ -субмножества. Рецепторы и концепторы сохраняют состояние возбуждения в течение выполнения всех операций достройки сети.

Пусть при вводе описания объекта  $F_a$  – подмножество возбужденных вершин  $\theta$ -субмножества вершины  $a$ ;  $G$  – множество возбужденных вершин сети, не имеющих других возбужденных вершин в своих супермножествах.

Ввод новых вершин производится по следующим правилам.

### Правило А1.

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.

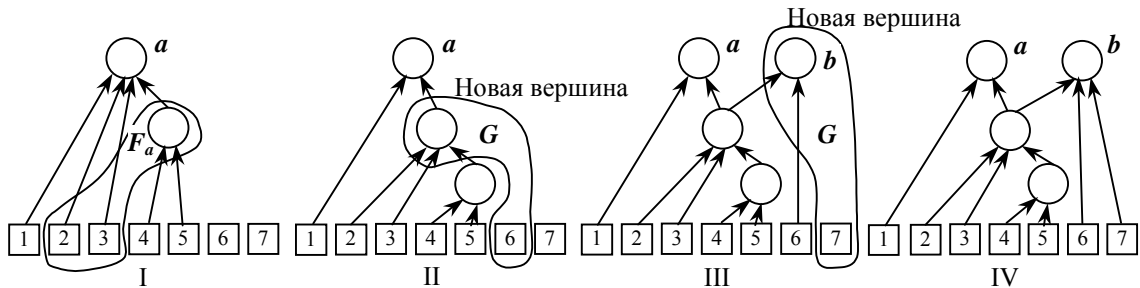


Рис. 1.

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  $\theta$ -субмножества). Новые вершины вводятся в субмножества не полностью возбужденных вершин. Они представляют в сети пересечения описаний объектов.

После введения новых вершин во все участки, где удовлетворяется условие правила A1, выполняются правила A2 или A3, завершающие построение пирамиды объекта..

Правило A2.

Если множество  $G$  содержит более одного элемента и не включает вершины, помеченной именем введенного объекта, 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.

Правило A3.

Если множество  $G$  содержит более одного элемента и включает вершину, помеченную именем введенного объекта, эта вершина соединяется заходящими дугами с теми вершинами из множества  $G$ , которые не соединены с ней.

Выполнение правила A3 иллюстрируется рис.1(III,IV). Сеть IV возникает после возбуждения в сети III рецепторов 2,3,4,5,6,7 при условии, что этот набор рецепторов соответствует описанию объекта  $b$ . Правило A3 обеспечивает возможность включения в существующие пирамиды новых признаков.

Пирамидальные сети удобны для выполнения различных операций ассоциативного поиска. Например, можно выбрать все объекты, включающие заданное сочетание значений признаков, прослеживая 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.

Важным свойством пирамидальных сетей является их иерархичность, позволяющая естественным образом отображать структуру составных объектов и родовидовые связи.

Концепторы сети соответствуют сочетаниям значений признаков, определяющих отдельные объекты и 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 моделирования сред и ситуаций.

Переход от конвергированных представлений объектов (концепторов) к развернутым (наборам рецепторов) осуществляется путем просмотра пирамид в разных направлениях (сверху вниз и наоборот).

## Обучение РПС

Обучение РПС состоит в формировании в них структур, представляющих понятия.

Понятие – элемент системы знаний, представляющий собой обобщённую логическую признаковую модель класса объектов, с помощью которой реализуются процессы распознавания и генерации моделей конкретных объектов. Множество обобщенных в понятии объектов составляет его *объем*.

Рассмотрим задачу индуктивного формирования понятий для непересекающихся множеств объектов  $V_1, V_2, \dots, V_n$ . Пусть  $L$  – множество объектов, используемое в качестве обучающей выборки. Имеют место соотношения  $L \cap V_i \neq \emptyset$  и  $V_i \not\subset L (i=1, 2, \dots, n)$ . Заданы признаковые описания всех элементов  $L$ . Каждый объект  $l \in L$  снабжен указанием типа  $l \in V_i$ . Требуется путем анализа  $L$  сформировать  $n$  понятий с объемами  $V_1, V_2, \dots, V_n$ , достаточных для правильного распознавания всех объектов  $l \in L$ .

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.

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).

Построением пирамидальной сети, представляющей описания объектов обучающей выборки, завершается 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  $L$ . 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:  $\{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ , 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  $t_i$ , не является контрольной вершиной понятия  $A_i$ , то она отмечается как контрольная вершина понятия.

Формулировка правила учитывает возможность существования среди возбужденных вершин нескольких вершин с одинаковым  $t_i$ , превышающим  $t_i$  всех других возбужденных вершин. Если в группе вершин, имеющих наибольшее  $t_i$ , 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  $k$  из всех вершин, имеющих наибольшее  $t_i$  (6,12, 13).

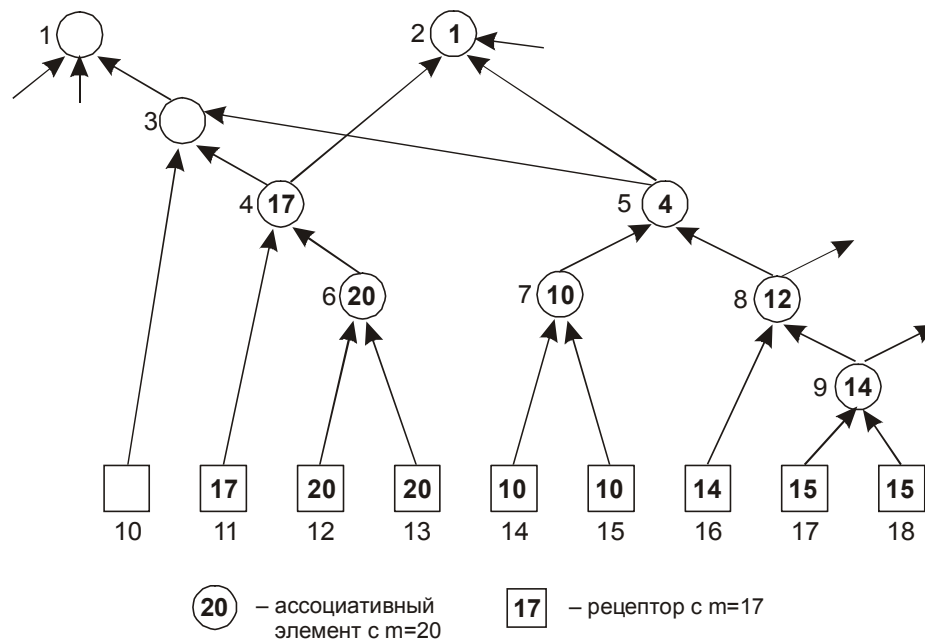


Рис. 2.

**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  $t_i$ , отмечается как контрольная вершина понятия  $A_i$ .

В соответствии с правилом В2 возбуждение пирамиды вершины 2 (рис. 3, I) 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, II).

С помощью контрольных вершин осуществляется выделение наиболее характерных (имеющих наибольшее  $t_i$ ) 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 16, 17, 18.

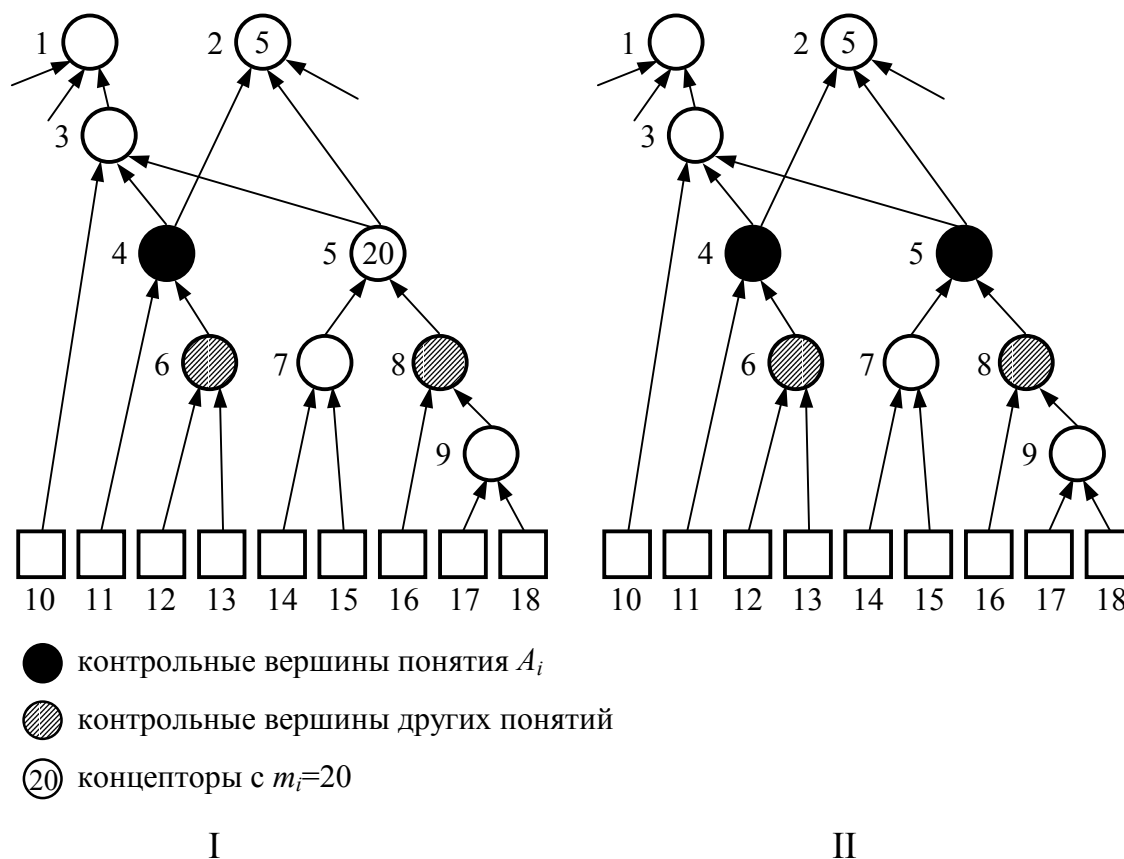


Рис. 3.

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 В1 и В2, осуществляется новый просмотр всех объектов обучающей выборки. Работа алгоритма оканчивается, если при очередном просмотре обучающей выборки не возникает 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.

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  $L_i = V_i \cap L$  ( $i=1, n$ ).

Сформированные понятия представляются в сети ансамблями контрольных вершин. Существует алгоритм [6], с помощью которого формируется описание понятия, представленного в РПС, в виде логического выражения.

Следующий демонстрационный пример иллюстрирует результат формирования понятий на основе анализа фрагмента обучающей выборки, приведенного в таблице. В таблице приведены описания керамических материалов двух классов с использованием следующих признаков:

**M** - материал, **T** - тонкость порошка, **C** - состав порошка, **PP** - способ получения порошка, **GP** - условия получения образца при горячем прессовании, **NoGP** - условия получения образца без горячего прессования, **DU** - особые условия изготовления образца, **Por** - пористость, **Z** - зернистость.

Буквы и цифры в клеточках обозначают значения соответствующих признаков.

**Обучающая выборка**

Объект	Класс	M	T	C	PP	GP	NoGP	DU	Por	Z
97	1	Al	2		SYN	2		2GP		
96	1	Al	2		SYN	2		1GP		
92	1	Al	2		SYN	2		2GP	1	
227	1	TiB	11	TiO-C	SYN		9		3	2
228	1	TiB	11	TiO-C	SYN		9		3	2
229	1	TiB	11	TiO-C	SYN		9		3	2
233	1	SiC	11	TiO-C	SYN		9		3	2
234	1	SiC	11	SiO-C	SYN		9		3	2
235	1	SiC	11	SiO-C	SYN		9		3	2
237	1	SiC	11	SiO-C	SYN		9		3	2
239	1	ZrB	11	ZrO-C	SYN		9		3	2
240	1	ZrB	11	ZrO-C	SYN		9		3	2
241	1	ZrB	11	ZrO-C	SYN		9		3	2
242	1	ZrB	11	ZrO-C	SYN		9		3	2
154	1	TiB	7	TiO-C	KRB	3			3	4
156	1	TiB	7	TiO-C	KRB	3			3	4
163	1	1AlO	1	AlO	SYN	1			4	
158	2	TiB	8	TiO-C	KRB	3			3	6
160	2	1AlO	1	AlO	SYN	1			1	
159	2	BC	1		SYN	1			1	
308	2	ZrB	11	ZrO-C	SYN		9			2

На рис. 4 показана соответствующая пирамидальная сеть после выполнения процесса формирования понятий. Контрольные вершины **PP\_SYN**, **Por\_3**, **239**, **163** характеризуют класс 1, контрольные вершины **158**, **308** и **\$6** характеризуют класс 2.

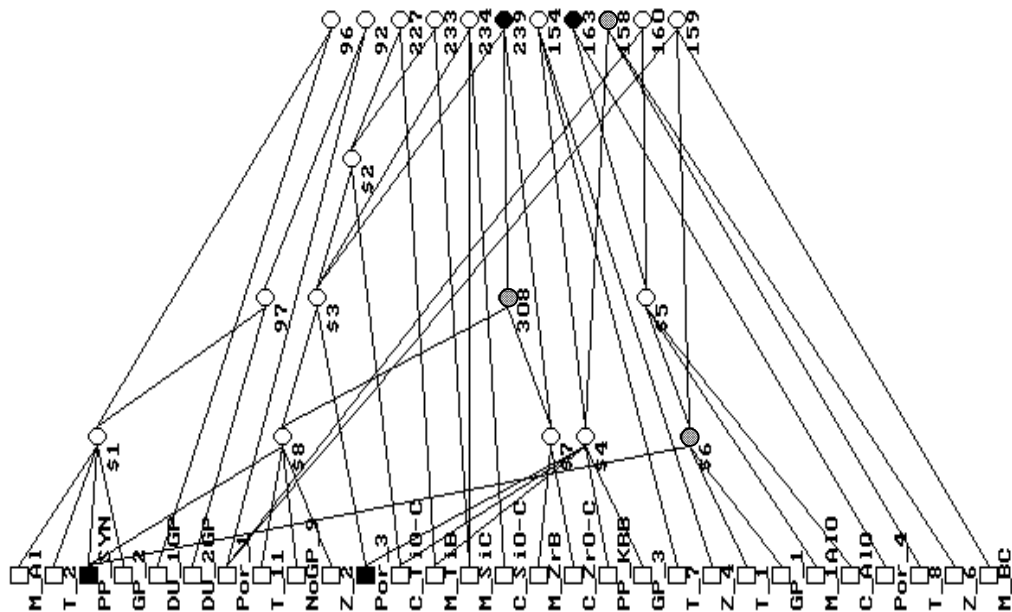


Рис.4.



Класс 1 описывается следующим логическим выражением, где  $\vee$ ,  $\wedge$ ,  $\neg$  - логические операции дизъюнкции, конъюнкции и отрицания:

$$\begin{aligned} & \text{PP\_SYN} \wedge \neg\{\text{T}_1 \wedge \text{GP}_1\} \wedge \neg\{\text{M\_ZrB} \wedge \text{C\_ZrO-C} \wedge \text{T}_{11} \wedge \text{NoGP}_9 \wedge \text{Z}_2\} \\ & \vee \\ & \text{Por}_3 \wedge \neg\{\text{T}_8 \wedge \text{Z}_6 \wedge \text{M\_TiB} \wedge \text{C\_TiO-C} \wedge \text{PP\_KRB} \wedge \text{GP}_3\} \\ & \vee \\ & \text{M\_ZrB} \wedge \text{C\_ZrO-C} \wedge \text{T}_{11} \wedge \text{PP\_SYN} \wedge \text{NoGP}_9 \wedge \text{Por}_3 \wedge \text{Z}_2 \\ & \vee \\ & \text{M}_{1\text{AIO}} \wedge \text{T}_1 \wedge \text{C\_AIO} \wedge \text{PP\_SYN} \wedge \text{GP}_1 \wedge \text{Por}_4. \end{aligned}$$

Логические выражения, определяющие различные классы объектов, объединяются в *кластерные базы данных* (КБД). КБД содержат информацию о группах объектов (кластерах), специфичных для исследуемой предметной области. На основе КБД решаются задачи классификации, диагностики и прогнозирования. После того, как понятие для некоторого класса объектов сформировано, проблемы прогнозирования и диагностики сводятся к проблеме классификации. Классификация новых объектов выполняется путем сравнения их признаков с понятием, определяющим класс прогнозируемых или диагностируемых объектов. Объекты можно классифицировать, вычисляя значение логических выражений, которые представляют соответствующие понятия.

Для лучшего понимания алгоритма формирования понятий дадим его геометрическую интерпретацию.

Каждой вершине сети, имеющей  $k$  рецепторов в своем субмножестве, соответствует ( $s - k$ )-мерная плоскость в  $s$ -мерном признаковом пространстве. Плоскость содержит все точки, которые представляют объекты, при восприятии которых возбуждается эта вершина. ( $s - k$ )-мерные плоскости, которые соответствуют контрольным вершинам понятия  $Q_i$ , будем называть *зонами понятия*  $Q_i$ .

Для пирамидальных сетей справедливы следующие утверждения.

**Утверждение 1.** Зона некоторой вершины сети целиком входит в зоны вершин ее субмножества и целиком включает зоны вершин ее супермножества.

**Утверждение 2.** Точка, представляющая объект в признаковом пространстве, находится внутри области, образованной пересечением зон контрольных вершин, которые возбуждаются при восприятии этого объекта.

В результате работы алгоритма для каждого из сформированных понятий строится область из зон признакового пространства, которая содержит все точки объектов соответствующего класса и не содержит ни одной точки, представляющей объекты других классов. Эта область аппроксимирует область распределения объектов соответствующего класса. Поскольку аппроксимирующая область состоит из линейных элементарных областей (гиперплоскостей), то ограничивающая ее поверхность является кусочно-линейной. Следовательно, алгоритм осуществляет кусочно-линейное разделение объектов, которые соответствуют разным понятиям.

Описанный метод обеспечивает решения аналитических проблем классификации, диагностики и прогнозирования на основе логических моделей классов объектов. Модель отображает зависимости исследуемого класса от сочетаний значений признаков, т.е. дает возможность учесть эффект совместного влияния нескольких признаков.

Важной особенностью метода формирования понятий в пирамидальных сетях является возможность введения в понятия так называемых *исключающих признаков*, которые не принадлежат объектам исследуемого класса. В результате сформированные понятия имеют более компактную логическую структуру, что в принципе дает возможность увеличить точность диагноза или прогноза. В логическом выражении *исключающие признаки* представлены переменными с отрицанием.

Все поисковые операции пирамидальной сети ограничиваются сравнительно малым фрагментом сети, который включает пирамиду объекта и вершины, непосредственно связанные с ней. В результате появляется принципиальная возможность решать практические аналитические проблемы на основе больших объемов данных.

В пирамидальной сети информация хранится путем ее отображения в структуре сети. Правила A1-A3, B1-B2 определяют законы структурирования памяти при восприятии новой информации. 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.

Существует аналогия между основными процессами, имеющими место в РПС и нейронных сетях. Решающим преимуществом РПС является тот факт, что ее структура формируется полностью автоматически в зависимости от вводимых данных. В результате достигается оптимизация представления информации за счет адаптации структуры сети к структурным особенностям данных. Причем, в отличие от нейронных сетей, эффект адаптации достигается без введения априорной избыточности сети. Процесс обучения не зависит от predetermined конфигурации сети. Недостатком нейронных сетей по сравнению с РПС является также то, что выделенные в них обобщенные знания не могут быть явно представлены в виде правил или логических выражений. Это затрудняет их интерпретацию и понимание человеком.

Различные теоретико-множественные описания РПС приводятся в [5,6]. В [6] рассмотрены так называемые  $\beta$ -пирамидальные сети ( $\beta$ -ПС) – модификация РПС для упорядоченных данных.  $\beta$ -ПС оказываются полезными для представления данных в задачах управления, принятия и планирования решений (например, при планировании действий роботов), а также в процессах семантического анализа и синтеза естественно-языковых текстов.

В [3,5,6] рассматривается алгоритм формирования понятий в РПС для недетерминистского процесса обучения, т.е. для случая, когда возможно пересечение объемов разных понятий.

Программный комплекс, используемый для проведения экспериментов и решения прикладных задач на основе РПС, включает системы CONFOR, реализующую процессы построения и обучения РПС, и DISCRET, с помощью которой признаки, заданные в числовых шкалах, преобразуются в номинальные. Дискретизация признаков выполняется на числовых шкалах путем сравнений распределений объектов обучающей выборки, принадлежащих разным классам.

Комплекс прошел длительное испытание временем. Типичными прикладными задачами, для решения которых использовались РПС, являются: прогнозирование новых химических соединений и материалов с заданными свойствами, прогнозирование в генетике, геологии, прогнозирование солнечной активности, медицинская и техническая диагностика, планирование действий роботов, прогнозирование нарушений в работе сложных агрегатов и т.п. В качестве примера приведем данные о задачах прогнозирования существования неорганических соединений с заданными свойствами. В качестве обучающей выборки использовались таблицы, содержащие признаковые описания двойных, тройных и четверных систем химических элементов, образующих и не образующих химические соединения. Обучающие выборки для двойных, тройных и четверных систем включали соответственно 1333, 4278 и 4963 описания, а

экзаменационные выборки – 692, 2156 и 2536 описаний. Каждый химический элемент описывался 87 признаками. Описания двойных, тройных и четверных систем состояли соответственно из 174, 261 и 348 признаков. Точность прогноза – до 99%.

## Заключение

Растущая пирамидальная сеть является сетевой памятью, самонастраивающейся на структуру входной информации. В отличие от сетей нейроподобных элементов эффект адаптации достигается без введения априорной избыточности сети.

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.

## Литература

1. Поспелов Д.А. Логико-лингвистические модели в системах управления.-Москва: Энергоиздат.- 1981.
2. Воронков Г.В., Рабинович З.Л. Естественная среда памяти и мышления: модельное представление. Тр. междунар. конфер. “Знание-Диалог-Решение”-2001.-СПб.-2001.
3. Гладун В.П. Партнерство с компьютером. Человеко-машинные целеустремленные системы.-Киев: Port-Royal. – 2000.
4. Гладун В.П. Ващенко Н.Д. Локально-статистические методы формирования знаний. // Кибернетика и системный анализ. – 1995.
5. Гладун В. П. Процессы формирования новых знаний. – София: СД «Педагог 6». – 1994.
6. Гладун В.П. Планирование решений.-Киев: Наукова думка.– 1987.
7. Gladun V.P. and Vashchenko N.D. Analitical processes in pyramidal networks//Intern. Jounal on Information Theories and Applications. FOI-COMMERCE, Sofia.–2000.- Vol.7,- №3.
8. Kiselyova N., Gladun V., Vashchenko N. “Computational Materials Design Using Artificial Intelligence Methods”. Journal of Alloys and Compounds. 279(1998), pp. 8-13.
9. www.aduis.com.ua