

МОДЕЛЬ ИЗМЕНЕНИЯ ДОСТУПНОСТИ ЗНАНИЙ, ПРЕДСТАВЛЕННЫХ В ПАМЯТИ КИБЕРСИСТЕМЫ, ОБЕСПЕЧИВАЮЩЕЙ НЕЙТРАЛИЗАЦИЮ ДЕСТРУКТИВНЫХ ВОЗДЕЙСТВИЙ НА ОБЪЕКТЫ КРИТИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИОННОЙ ИНФРАСТРУКТУРЫ

Бирюков

Денис Николаевич,

*к.т.н., профессор Военно-космической
академии имени А.Ф.Можайского,*

г. Санкт-Петербург, Россия,

biryukov.d.n@yandex.ru

Глухов

Александр Петрович,

к.т.н., начальник департамента информационной безопасности ОАО «РЖД»,

г. Санкт-Петербург, Россия,

gie76@yandex.ru

Сабиров

Тимур Римович,

*адъюнкт Военно-космической
академии имени А.Ф.Можайского,*

г. Санкт-Петербург, Россия,

rowing-team@mail.ru

Пилькевич

Сергей Владимирович,

*к.т.н., докторант Военно-космической
академии имени А.Ф.Можайского,*

г. Санкт-Петербург, Россия,

ambers@list.ru

АННОТАЦИЯ

Функционирование механизмов интеллектуальной обработки данных базируется на использовании баз знаний, аккумулирующих знания о предметной области, представляющей интерес в рамках решаемых задач. Лавинообразный характер роста объемов знаний ставит проблему ограничения количества данных, одновременно находящихся в оперативной обработке. Таким образом, актуализируется задача изменения доступности знаний, представленных в памяти киберсистемы, обеспечивающей информационную безопасность критической информационной инфраструктуры. Обращает на себя внимание динамический характер решаемой задачи, а также тот факт, что аналогичные процессы, сопряженные с обработкой информации характерны для функционирования конструктивного типа мышления и когнитивных способностей человека. Предполагается, что знания, представлены в памяти киберсистемы в виде совокупности частично упорядоченных концептов, объединенных в рамках онтологии предметной области. При этом пополнение базы знаний возможно как посредством разнородных аппаратно-программных модулей (сенсоров), осуществляющих мониторинг Внешнего Мира, так и

командой операторов, заносящих сведения критичные для решаемых задач, вручную. Для изменения доступности знаний, хранящихся в памяти киберсистемы, обеспечивающей информационную безопасность критической информационной инфраструктуры, предлагается использовать разработанную модель ассоциативной ресурсной сети, функционирующую параллельно с онтологией и модель распространения ассоциативного сигнала по ней. Описанные модели позволяют учитывать интенсивности поступления и обработки информации (запросов), а также процессы «забывания» знаний. Предложенная модель распространения ассоциативного сигнала по ассоциативной ресурсной сети способствует учёту контекстов при извлечении и интерпретации знаний, представленных в памяти киберсистемы. Совокупность представленных подходов позволяют реализовать процедуру ранжирования знаний в памяти системы по уровню их доступности, напрямую зависящему от их актуальности, апробированности и подтверждённости.

Ключевые слова: ассоциативная ресурсная сеть, ассоциативный сигнал, интеллектуальная система, память.

ВВЕДЕНИЕ

В последнее время применение вероятностных подходов для определения возможностей по нейтрализации деструктивных воздействий на объекты критической информационной инфраструктуры (КИИ) становится всё более затруднительным. Это положение дел связано в том числе и с тем, что система интеллектуального управления информационной безопасностью (ИБ) КИИ в процессе своего функционирования должна быть способной формировать спецификации процессов предотвращения новых типов атакующих воздействий, а следовательно говорить о “вероятности” в таком случае не всегда корректно.

Если учесть, что в базе знаний (БЗ) интеллектуальной системы (ИС) может быть представлено достаточно большое количество спецификаций, то пересчёт вероятностей по результатам наблюдений за событиями, произошедшими в киберпространстве, может потребовать больших вычислительных и временных затрат.

Учитывая указанное, предлагается обратить внимание на модели, описывающие некоторые когнитивные способности человека. Люди способны отдавать предпочтение тем или иным альтернативам при моделировании различных процессов.

МОДЕЛЬ ОБОБЩЁННОЙ АССОЦИАТИВНОЙ РЕСУРСНОЙ СЕТИ ДЛЯ ОТОБРАЖЕНИЯ ДОСТУПНОСТИ ЗНАНИЙ В ПАМЯТИ КИБЕРСИСТЕМЫ

В работе [1] предложена сетевая модель, позволяющая структурировать память таким образом, что поиск информации становится возможно осуществлять, следуя по ассоциативным цепочкам, создающимся и изменяющимся автоматически на уровне топологии сети – в процессе поступления и обработки информации (запросов). Причем, часто используемая информация оказывается более доступной, и сила ассоциативных связей тем больше, чем чаще сущности

упоминаются вместе. Такое хранение и поиск информации в памяти отчасти имитирует клеточные ансамбли Хебба [2]. Как видится, указанный подход к упорядочиванию знаний в памяти может быть применён при реализации процедур хранения и обработки данных в памяти киберсистемы, обеспечивающей информационную безопасность критической информационной инфраструктуры.

В работе [3] описана модель памяти, названная *ассоциативной ресурсной сетью*. Эта модель представлена ориентированным графом с переменной топологией. Вершины соответствуют сущностям предметной области, ребра – ассоциативным связям между ними. Предложенная модель хорошо сочетается с моделью представления онтологий предметных областей.

Каждая сущность, представленная в ассоциативной ресурсной сети, обладает *яркостью*. Чем больше яркость вершины, тем она «виднее» – доступнее при поиске. Ребра обладают ограниченными пропускными способностями. Чем чаще две вершины участвуют в запросе совместно, тем больше пропускная способность ребер их связывающих. Чем больше пропускная способность ребра между двумя вершинами, тем больше сила ассоциации между соответствующими сущностями (вершинами). Пример схематического представления ассоциативной ресурсной сети приведён на рисунке 1. Сама же ассоциативная ресурсная сеть (АРС) строится и функционирует над онтологией предметной области, строящейся и используемой в интеллектуальной деятельности киберсистемы, призванной обеспечить информационную безопасность КИИ (см. рисунок 2).

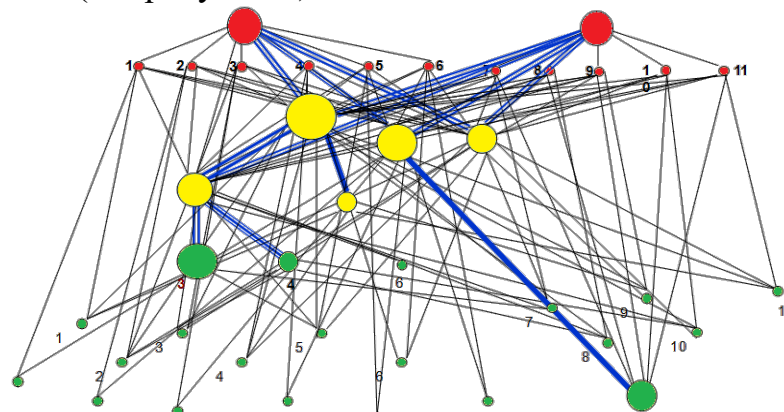


Рис. 1. Графическое представление ассоциативной ресурсной сети, отражающей абстрактную предметную область

Ассоциативную ресурсную сеть предлагается описывать как ориентированный граф, задаваемый через множество вершин АРС, однозначно соотнесённых с концептами онтологии рассматриваемой предметной области [4], и множество направленных рёбер.

Определение 1: $v[id] = v_{\langle id, tv, brt \rangle}$ – вершина АРС, где:

$id = NV(v_{\langle id, tv, brt \rangle})$ – уникальный идентификатор вершины (её имя, которое может соответствовать названию концепта онтологии, с которым вершина АРС связана, а может, например, быть представлен в виде номера, $id \in ID_V$, где ID_V – множество идентификаторов вершин АРС),

$tv = TV(v[id])$ – тип концепта онтологии [4,5], с которой рассматриваемая

вершина APC однозначно связана ($tv \in \{O, P, A\}$, где “O” – <Объекты>, “P” – <Свойства> и “A” – <Действия>),
 $brt = BV(v[id])$ – “яркость” вершины APC – неотрицательное число, приписываемое вершине графа (см. требование к памяти системы Т.7.1: “Уровень активации должен быть величиной переменной” [6]).

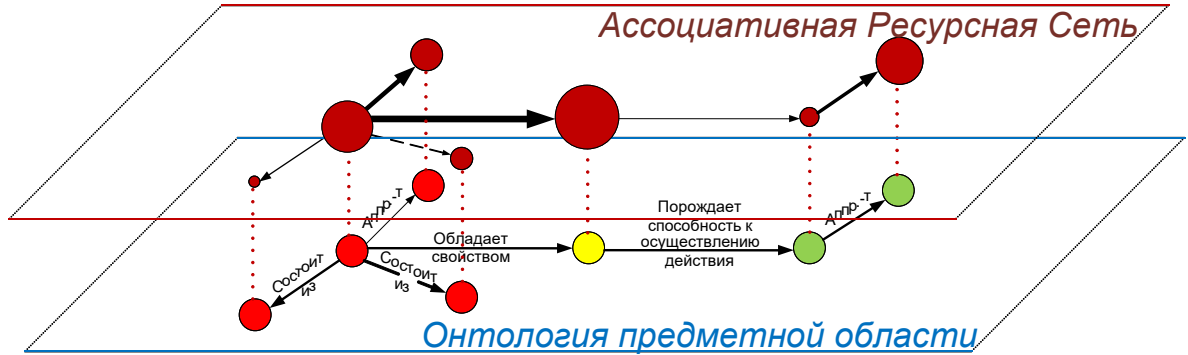


Рис. 2. Схема совместного функционирования ассоциативной ресурсной сети и онтологии предметной области

Определение 2: $l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}$ – ребро графа между вершинами $v[i]$ и $v[j]$, соответствующее роли в онтологии ($i, j \in ID_V$, $v[i] = v_{\langle i, tv, brt \rangle}$, $v[j] = v_{\langle j, tv, brt \rangle}$).

Примечание: ряд ролей допускает наличие обратных ролей, в этом случае в онтологии могут присутствовать противоположно ориентированные рёбра, что делает ассоциативную ресурсную сеть *двусторонней* [7];

$tl = TL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})$, $tl \in TypL$, где $TypL = \{type_l_1, type_l_2, ..., type_l_{Nl}\}$, а $type_l_i$ – тип (имя) ребра, однозначно соответствующий роли, объединяющей два конкретных концепта, рассматриваемой онтологии [4,5];

$Nl = |TypL|$ – количество различных ролей, используемых при построении онтологии;

$dir = DL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})$ – направление ребра относительно вершины, которая указана первой в описании ребра (для $l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}$ – относительно $v[i]$), $dir \in \{in, out\}$, если $dir = in$, то ребро направлено из вершины указанной второй, в вершину указанную первой, если $dir = out$, то в обратном направлении;

Примечание. Параметр dir важен, так как для решения практических задач, основанных на распространении ресурса по APC, направление ребра может сказываться на результате такого распространения.

$cnt = CL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})$ – переменная, указывающая на объем понятия, с которым связана вершина APC, из которой выходит ребро, $cnt \in \{all, some\}$, где all – “всякий”, $some$ – “некоторый” (“некоторые”);

$r = RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})$ – пропускная способность (проводимость) ребра APC, соединяющего вершину $v[i]$ и $v[j]$; проводимость ребра сказывается на способности передавать “возбуждение” от вершины к вершине (от концепта к концепту).

Примечание. Поскольку в общем случае проводимость всех рёбер неодинакова, то ассоциативная ресурсная сеть *неоднородна*.

Введём функцию $l[tl, v[i], v[j]] = l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}$, возвращающую по отличительным признакам ребра: $tl, v[i]$ и $v[j]$ всю информацию о ребре в структурированном виде.

Определение 3: Δbrt - количество ресурса, на которое увеличивается яркость вершины при обращении к ней (см. требование к памяти системы Т.7.3: “Яркость концепта в памяти должна возрастать при активации какого-либо ассоциированного с ним концепта или при непосредственной его активации” [6]).

Примечание. Увеличение количества ресурса (brt), находящегося в вершине АРС, однозначно связанной с активируемым концептом, происходит при каждом обращении к концепту онтологии и зависит от типа обращения ($init$). Классификация вариантов “возбуждения” ($init$) вершин АРС приведена на рисунке 3.

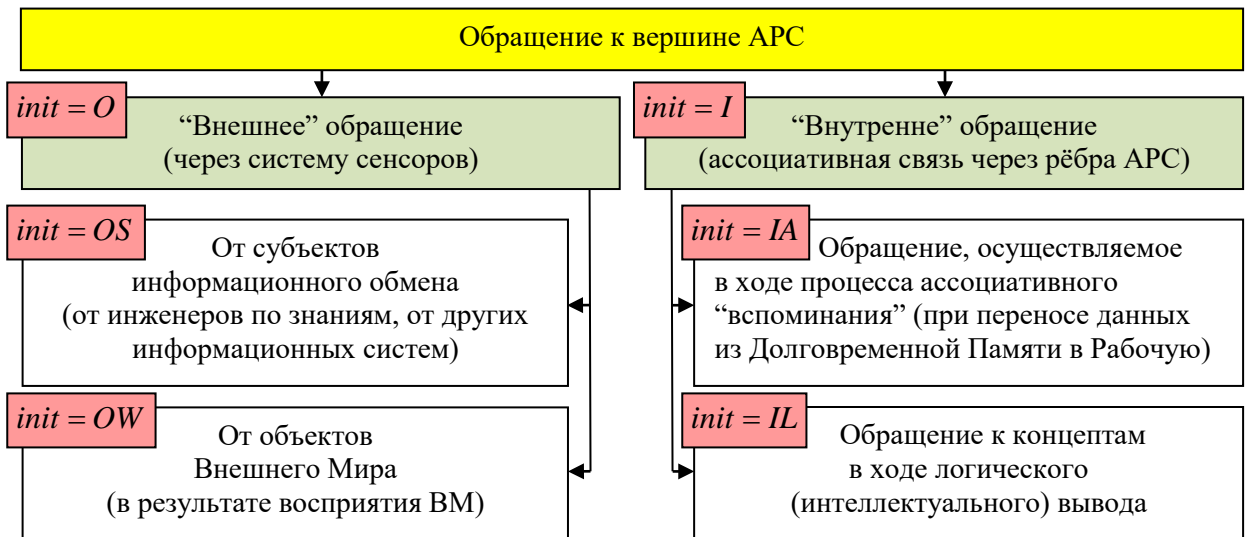


Рис. 3. Классификация вариантов “возбуждения” вершин АРС

Введём функцию, вычисляющую значение приращения яркости вершины при обращении к ней и зависящую от типа обращения: $\Delta brt = BRT(init)$, где $init \in \{OS, OW, IA, IL\}$.

Можно предположить, что наименьшее значение должно иметь приращение Δbrt при $init = IA$: $BRT(IA)$.

Приращения $BRT(OS)$ и $BRT(OW)$ в общем случае могут быть равнозначны, однако следует учесть, что степень доверия ИС к различным субъектам информационного обмена может быть различной, следовательно, можно предположить, что $BRT(OW) \geq BRT(OS)$.

Примечание: под “степенью доверия” интеллектуальной системы к произвольному субъекту информационного обмена здесь и далее следует понимать величину $tr(Sub)$, которая в свою очередь может функционально зависеть от убедительности доводов оцениваемого субъекта информационного обмена, от частоты подачи оцениваемым субъектом ложных и правдивых

сведений и т.п.; $\Delta brt = BRT(OS)$ пропорционально степени доверия $tr(Sub)$. Очевидно, что приращение $BRT(IL)$ должно быть больше $BRT(IA)$ и меньше $BRT(OW)$.

Таким образом, частично упорядоченное множество приращений ресурса $\Delta brt = BRT(init)$ можно представить в виде решётки (см. рисунок 4).

Пусть: $BRT(OW) = \Delta \mathbb{R}$;

$BRT(IA) = Pa \Delta \mathbb{R}$, где $Pa \in (0,1)$ – величина, характеризующая приращение ресурса в вершине при обращении к ней в результате ассоциативного распространения сигнала по APC (например: $Pa = 0,01$);

$BRT(OS) = tr(Sub) \Delta \mathbb{R}$, где $tr(Sub) \in [Pa,1]$ – коэффициент, характеризующий степень доверия системы субъекту информационного обмена Sub ;
 $BRT(IL) = Lc \Delta \mathbb{R}$, где $Lc \in (Pa,1)$ (например: $Lc = 0,5$).

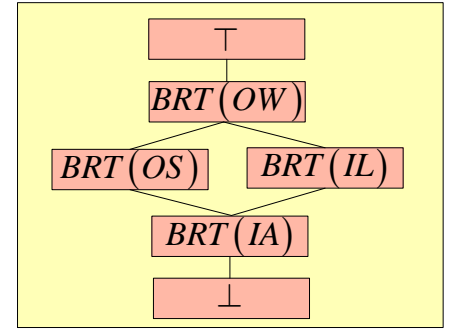


Рис. 4. Частично упорядоченное множество коэффициентов приращения ресурсов

Передача данных по ребру APC приводит к увеличению его пропускной способности. Вполне обоснованно можно предположить, что в общем случае величина Δr , на которую должна увеличиться пропускная способность конкретного ребра $l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}$ APC при передаче по нему ассоциативного сигнала между вершинами $v[i]$ и $v[j]$, должна быть пропорциональна величине переданного сигнала.

Определение 4: $\Delta r = THR\left(BRT(init), TL\left(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}\right), DL\left(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}\right)\right)$ – величина, на которую увеличивается пропускная способность ребра $l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}$, в случае передачи по нему сигнала. Параметры $TL\left(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}\right)$ и $DL\left(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}\right)$ вводятся в функцию $THR(\bullet)$ для того, чтобы в последующем, при необходимости, можно было более гибко управлять процессом изменения пропускной способности ребер APC при передаче по ним сигналов.

Таким образом, в ходе функционирования интеллектуальная система должна осуществлять изменение ассоциативной ресурсной сети путём изменения её структуры, значений ресурсов её вершин и проводимости рёбер. Все изменения ресурсной сети осуществляются только над активированной частью онтологии, т.е. над частью онтологии и однозначно соответствующей ей частью ассоциативной ресурсной сети, помещаемой в Рабочую Память (РП) системы, а конкретнее – в Эпизодический Буфер (см. требование Т.1.2.1: “Структурно память должна состоять из ограниченной области памяти с оперативным доступом” [6]).

Таким образом, возникает необходимость в решении задачи, связанной с выделением под воздействием запросов фрагмента онтологии и однозначно соответствующей ей части APC. Следует отметить, что запросы могут

поступать как извне системы, так и формироваться самой системой в ходе решения ею возникающих перед ней задач.

Далее будет рассмотрен порядок определения помещаемого в РП фрагмента АРС и связанного с ним фрагмента онтологии при осуществлении запросов к данным, располагающимся в Долговременной Памяти системы. Объём информации, помещаемой в Рабочую память, зависит от порядка и глубины распространения активации (ресурса) по АРС.

МОДЕЛЬ РАСПРОСТРАНЕНИЯ АССОЦИАТИВНОГО СИГНАЛА ПО АРС

Пусть $v[i]$ – возбуждаемая вершина АРС;

brt_{\min} – минимальное количество ресурса, достаточное для перевода вершины в число активных вершин, информация о которых должна быть перемещена в Рабочую Память для дальнейшей обработки;

$k_{\langle v[i], v[j] \rangle}$ – коэффициент ослабления распространения ассоциативного сигнала по АРС в направлении от вершины $v[i]$ к вершине $v[j]$:

$$k_{\langle v[i], v[j] \rangle} = \frac{RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})}{BV(v_{\langle i, tv, brt \rangle})}. \quad (1)$$

Значение коэффициента ослабления распространения ассоциативного сигнала по АРС мультипликативно увеличивается при прохождении ассоциативного сигнала по следующим друг за другом и имеющим общие концепты семантическим звеньям.

$$Sum_k_{v[j]} = Sum_k_{v[i]} \times k_{\langle v[i], v[j] \rangle}, \quad (2)$$

где $Sum_k_{v[i]}$ – переменная, указывающая на “затухание” сигнала, накопленное до инициирования вершины $v[i]$ (если вершина $v[i]$ является вершиной возбуждаемой непосредственно запросом, то $Sum_k_{v[i]} = 1$).

Количество “вспомненного” ресурса в вершине $v[j]$ предлагается рассчитывать согласно формуле (3):

$$brt' = BV(v_{\langle j, tv, brt \rangle}) \times Sum_k_{v[j]}. \quad (3)$$

Если $brt' \geq brt_{\min}$, то производится “вспоминание” вершины $v[j]$ и перенос информации о ней в РП – см. требование к памяти Т.7.2: “Чем выше уровень активации данных, тем выше должна быть их доступность (если уровень активации достаточно высок – выше определённого значения, то данные должны быть извлечены из памяти, в противном случае – нет)” [6]. Таким образом, чем больше “яркость” вершины, тем больше вероятность, что она “вспомнится” при возбуждении сопряжённой с ней вершины и информация о ней будет перемещена в РП (будет удерживаться в рамках Фокуса Внимания [6,8]).

Введение коэффициента ослабления распространения ассоциативного сигнала по АРС в виде (1) позволяет реализовать такой механизм его распространения, при котором по умолчанию (при равенстве всех остальных параметров) распространение сигнала осуществляется глубже в направлении ребра с большей пропускной способностью, так как в его направлении осуществляется

меньшее ослабление.

Очевидно, что в онтологии могут присутствовать концепты, у которых могут иметься две и более ролей, связывающих их с другими концептами. В этом случае сигнал от вершины, однозначно связанной с подобным концептом, по умолчанию должен распространяться по всем инцидентным рёбрам. В связи с этим введём аксиому (**Аксиома 1**): чем в большее количество рёбер расходится ресурс от инициированной вершины, тем меньше “глубина” его распространения.

$$k_{\langle v[i], v[j] \rangle} = \frac{RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})}{BV(v_{\langle i, tv, brt \rangle})} \times \frac{RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})}{Sum_r} \quad (4)$$

где Sum_r – суммарная пропускная способность рёбер, по которым должно осуществляться распространение активации. Если распространение активации предполагается осуществлять в направлении одного ребра, то

$$Sum_r = RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}), \text{ а следовательно } k_{\langle v[i], v[j] \rangle} = \frac{RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})}{BV(v_{\langle i, tv, brt \rangle})}, \text{ что}$$

соответствует отношению (1). В общем же случае

$$Sum_r = \sum_{j=1}^{All(v[i])} RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}).$$

Выбор того, по каким рёбрам должна осуществляться передача ассоциативного сигнала, а по каким нет, осуществляет Центральные Процессор Памяти (ЦПП) [6], который и направляет Фокус Внимания. Именно ЦПП в совокупности с предложенной организацией памяти киберсистемы [4-6] дают возможность осуществлять извлечение информации из памяти на основе накопленного опыта, логики и целей состоящих перед системой (см. Т.8.2 [6]). Также функции ЦПП могут способствовать подавлению “нежелательного” извлечения данных из памяти (см. Т.8.3 [6]).

На вход ЦПП могут поступать данные только из числа тех данных, которые находятся в Фокусе Внимания киберсистемы и эти данные должны быть представлены в формализованном структурированном виде. Предлагается информацию об инцидентных рёбрах конкретной вершины $v[i]$ представлять в виде структуры (5):

$$Descr(v[i]) = \langle All(v[i]), \vec{V}^{All_all_inf}(v[i]), Out(v[i]), \vec{V}^{Out_all_inf}(v[i]), In(v[i]), \vec{V}^{In_all_inf}(v[i]) \rangle, \quad (5)$$

где:

$All(v[i])$ – количество рёбер, инцидентных вершине $v[i]$; ($all_n = All(v[i])$);

$Out(v[i])$ – количество рёбер, исходящих из вершины $v[i]$; ($out_n = Out(v[i])$);

$In(v[i])$ – количество рёбер, входящих в вершину $v[i]$; ($in_n = In(v[i])$);

$$\vec{V}^{All_all_inf}(v[i]) =$$

$$= \left\langle \left\langle DL(l_{\langle tl, v[i], v[1], dir, cnt, r \rangle}), v[1], TL(l_{\langle tl, v[i], v[1], dir, cnt, r \rangle}), CL(l_{\langle tl, v[i], v[1], dir, cnt, r \rangle}), RL(l_{\langle tl, v[i], v[1], dir, cnt, r \rangle}) \right\rangle \right\rangle,$$

$$\left\langle DL\left(l_{\langle tl, v[i], v[2], dir, cnt, r \rangle}\right), v[2], TL\left(l_{\langle tl, v[i], v[2], dir, cnt, r \rangle}\right), CL\left(l_{\langle tl, v[i], v[2], dir, cnt, r \rangle}\right), RL\left(l_{\langle tl, v[i], v[2], dir, cnt, r \rangle}\right) \right\rangle, \\ \dots\dots\dots \left\langle DL\left(l_{\langle tl, v[i], v[n], dir, cnt, r \rangle}\right), v[n], TL\left(l_{\langle tl, v[i], v[n], dir, cnt, r \rangle}\right), CL\left(l_{\langle tl, v[i], v[n], dir, cnt, r \rangle}\right), RL\left(l_{\langle tl, v[i], v[n], dir, cnt, r \rangle}\right) \right\rangle.$$

$\vec{V}^{Out_all_inf}(v[i])$ и $\vec{V}^{In_all_inf}(v[i])$ будут иметь аналогичную структуру, а по содержанию они будут отличаться от $\vec{V}^{All_all_inf}(v[i])$ тем, что если в $\vec{V}^{All_all_inf}(v[i])$ первый параметр каждого из векторов может принимать произвольное значение ($dir \in \{in, out\}$), то в $\vec{V}^{Out_all_inf}(v[i])$ будет $dir = out$, а в $\vec{V}^{In_all_inf}(v[i])$ будет $dir = in$.

Вектора в структурах $\vec{V}^{All_all_inf}(v[i])$, $\vec{V}^{Out_all_inf}(v[i])$ и $\vec{V}^{In_all_inf}(v[i])$ упорядочиваются на основе значений пропускных способностей рёбер ($r = RL\left(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}\right)$).

Обосновано потребовать, чтобы ассоциативное воспоминание (распространение ресурса) по умолчанию происходило вначале через инцидентное активированной вершине ребро с наибольшей пропускной способностью до полного затухания (пока $brt' \geq brt_{min}$) и далее по другим рёбрам с меньшей пропускной способностью; если два ребра (или более), связанные с активированным концептом имеют одинаковую пропускную способность, то порядок распространения ресурса может определяться, например, лексикографическим порядком, установленным над именами вершин, с которыми данные рёбра связаны (таким образом обеспечивается выполнение требования к памяти системы Т.8.1.1: “Активация должна в наибольшей степени распространяться в сторону понятий, с которыми данные в наибольшей степени ассоциируются, и в наименьшей – в сторону отдалённых понятий” [6]). С целью недопущения неконтролируемого самовозбуждения вершин АРС, необходимо чтобы Центральный Процессор Памяти, управляя Фокусом Внимания, пресекал обратное распространение сигнала по ребру, по которому сигнал уже проходил (в рамках одного акта возбуждения, исходящего или от объектов ВМ или от самой киберсистемы через ЦПП).

Пусть $Mass_BL = \left\{ l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}, l_{\langle tl, v[j], v[k], dir, cnt, r \rangle} \dots \right\}$ – массив рёбер, по которым уже прошёл сигнал в рамках выполнения одного и того же запроса (в рамках одного акта возбуждения), а $BL_L\left(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}, Mass_BL\right)$ – функция, проверяющая на наличие указанного ребра и ему обратного того же вида в массиве $Mass_BL$, т.е. должно проверяться ребро $l_{\langle tl_1, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}$ и ребро $l_{\langle tl_2, v[j], v[i], dir, cnt, r \rangle}$, при этом должно быть $tl_1 = tl_2$. На выходе функция $BL_L\left(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}, Mass_BL\right)$ должна возвращать 1, если поданное на её вход ребро $l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}$ имеется в массиве $Mass_BL$, и 0 – в противном случае.

Примечание: Массив $Mass_BL$ предлагается использовать в качестве аналога

Эпизодического Буфера [6], так как в нем содержатся все “пройденные” ассоциативным сигналом семантические звенья [4] (семантическое звено – два концепта, связанных ролью). Умозаключения же могут осуществляться только над данными, находящимися в Фокусе Внимания киберсистемы. Исходя из этого, функция осуществления умозаключений на вход должна получать всё то, что находится в Фокусе Внимания, а в ФВ находятся данные, соответствующие данным из $Mass_BL$. Каждое добавление данных в $Mass_BL$ должно сопровождаться проверкой на предмет возможности осуществления умозаключения.

$ILogic(Mass_BL)$ – функция осуществления умозаключений над данными, находящимися в Фокусе Внимания.

Видится целесообразным дополнительно ввести коэффициент “натренированности” памяти mem , сказывающийся на способности системы держать в Фокусе Внимания большое количество информации – возбуждённых концептов.

Пусть:

$$M(mem, k_{\langle v[i], v[j] \rangle}) = mem + k_{\langle v[i], v[j] \rangle} (1 - mem), \text{ где} \quad (6)$$

$$mem \in [0, 1].$$

Несложно проверить, что если $mem = 1$ (что соответствует абсолютной памяти, т.е. максимально возможному её “усилению” до абсолютной памяти), то $M(mem, k_{\langle v[i], v[j] \rangle}) = 1$, а это приводит к переходу к следующей вершине APC без потерь. Такой же результат достигим только в том случае, если две вершины APC соединены ребром, пропускная способность которого равна количеству ресурса, находящемуся в инициированной запросом вершине (т.е. при $BV(v[i]) = RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})$). Данное утверждение вполне обосновано, так как в случае $BV(v[i]) = RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})$ концепт, связанный с вершиной $v[i]$, однозначно сопоставляется (ассоциирован) с концептом, соответствующим вершине $v[j]$, а поэтому возбуждение вершины $v[j]$ происходит без потерь.

Таким образом, изменяя значение коэффициента mem , ЦПП может управлять глубиной распространения ассоциативного возбуждения, а точнее – увеличивать её.

Учитывая введенные отношения (4), (2) и (6):

$$k_{\langle v[i], v[j] \rangle} = \frac{RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})}{BV(v_{\langle i, tv, brt \rangle})} \times \frac{RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})}{Sum_r},$$

$$Sum_k_{v[j]} = Sum_k_{v[i]} \times k_{\langle v[i], v[j] \rangle},$$

$$M(mem, k_{\langle v[i], v[j] \rangle}) = mem + k_{\langle v[i], v[j] \rangle} (1 - mem)$$

отношение расчёта коэффициента ослабления распространения ассоциативного сигнала по конкретному ребру $l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}$ APC для вершины $v[j]$ можно представить в следующем виде (7):

$$\begin{aligned}
Sum_k_{v[j]} &= SUM_K(v[i], Sum_k_{v[i]}, mem, l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}, Sum_r) = \\
&= Sum_k_{v[i]} \times \left(mem + \frac{RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})}{BV(v_{\langle i, tv, brt \rangle})} \times \frac{RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})}{Sum_r} \times (1 - mem) \right). \quad (7)
\end{aligned}$$

Следует отметить, что любое обращение к онтологии сводится к обращению к определённому концепту (или к группе концептов), либо к его (их) добавлению в онтологию с соответствующими ролями. Обращение к концептам онтологии может провоцироваться Внешним Миром, т.е. в результате наблюдения, обучения (общения с другими системами, в том числе с Учителем), получения практического опыта и т.п., а может стать результатом интеллектуальной деятельности самой системы, т.е. обращение к концепту может быть осуществлено в ходе навигации по онтологии и манипулирования знаниями, представленными в ней. При этом следует помнить о том, что (**Аксиома 2**): любое обращение к онтологии ведёт к изменению параметров однозначно связанной с ней ассоциативной ресурсной сети.

МОДЕЛЬ ПРОЦЕССОВ “ЗАБЫВАНИЯ” ЗНАНИЙ

Процедура “забывания” может инициироваться в нескольких случаях:

- при достижении суммарной пропускной способности ребер APC (r_{sum}^{buf}), поднятых из долговременной памяти в эпизодический буфер, определённого порогового значения r_{MAX} ;
- при достижении суммарной яркости вершин графа APC (brt_{sum}^{buf}), перенесённых в Эпизодический Буфер, определённого порогового значения brt_{MAX} .

Результат выбора того или иного решающего правила непринципиален и сказывается в большей мере лишь на реализации правила в конкретной системе. Пусть процедура “забывания” инициируется в случае $brt_{sum} = brt_{MAX}$ и состоит в пересчёте пропускных способностей всех рёбер APC и яркостей её вершин. Для её реализации необходимо:

1. Рассчитать суммарную пропускную способность рёбер APC:

$$r_{sum} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle}).$$

2. Рассчитать суммарную яркость вершин APC: $brt_{sum} = \sum_{id=1}^N BV(v[id])$.

3. Пересчитать пропускную способность для каждого из рёбер:

$$r = \frac{RL(l_{\langle tl, v[i], v[j], dir, cnt, r \rangle})}{r_{sum}} \times 10^{[\lg(r_{MAX})]-1},$$

где $[\lg(r_{MAX})]$ – обозначает округление результата до большего целочисленного значения.

4. Пересчитать яркость каждой из вершин: $brt = \frac{BV(v[id])}{brt_{sum}} \times 10^{[\lg(brt_{MAX})]-1}$.

С помощью предложенной перенормировки в сети происходит естественное забывание, что в свою очередь способствует выполнению требования T.10 к памяти проектируемой системы [6].

Исходя из приведённых формул следует, что в случае, если за период между двумя последовательными перенормировками определённые концепты и роли их связывающие ни разу не затрагивались в ходе интеллектуальной деятельности системы, то пропускная способность рёбер и яркость вершин АРС, однозначно связанной с онтологией, уменьшается в 10 раз. Если некая связь между концептами была скорее случайной, чем закономерной, сила ассоциации между такими концептами со временем станет исчезающе малой, но сама связь не исчезнет вовсе (см. Аксиому 1). Очевидно, что те концепты и связи (роли) между ними, которые всё время подкрепляются, будут обладать наибольшими яркостями и пропускными способностями, а соответственно будут наиболее доступными при интеллектуальном поиске.

ВЫВОДЫ

Разработанная модель ассоциативной ресурсной сети, функционирующей параллельно с онтологией, позволяет формализовать механизм направленного извлечения фрагментов ассоциативно связанных знаний из долговременной памяти интеллектуальной системы, призванной порождать спецификации процессов по нейтрализации деструктивных воздействий на объекты критической информационной инфраструктуры. Предложенная модель распространения ассоциативного сигнала по АРС способствует учёту контекстов при извлечении и интерпретации знаний, представленных в памяти киберсистемы, а также позволяет описать процесс “забывания” редко используемых и ложных знаний, путём снижения уровня их доступности. Полученные результаты в совокупности позволяют реализовать процедуру направленной обработки знаний интеллектуальной системой.

Литература

1. Жиякова Л.Ю. Модель ассоциативной памяти, основанная на динамической ресурсной сети // Материалы конференции «Управление в технических, эргатических, организационных и сетевых системах (УТЭОСС-2012)». СПб.: ГНЦ РФ ОАО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор». 2012. С. 1160-1163.
2. Hebb D. Intelligence, brain and the theory of mind. Brain. 1959.Vol. 82. Pp. 138-145.
3. Жиякова Л.Ю. Поиск в ассоциативной модели памяти // IX Международная конференция имени Т.А.Таран ИАИ-2009. Киев: Просвіта. 2009. С. 124-130.
4. Бирюков Д.Н., Ломако А.Г. Подход к построению систем информационной безопасности, способных синтезировать сценарии упреждающего поведения в информационном конфликте // Защита информации. INSIDE. 2014. №6. С. 42-50.
5. Бирюков Д.Н., Ломако А.Г. Формализация семантики для представления знаний о поведении конфликтующих сторон // Материалы 22-й научно-практической конференции “Методы и технические средства обеспечения безопасности информации”. СПб.: Изд-во Политехн. ун-та. 2013. С. 8-11.

6. Бирюков Д.Н. Когнитивно-функциональная спецификация памяти для моделирования целенаправленного поведения киберсистем // Труды СПИИРАН. 2015. № 3(40). С. 55-76.
7. Кузнецов О.П., Жиякова Л.Ю. Двусторонние ресурсные сети – новая потоковая модель // Доклады Академии Наук. 2010. Т. 433. №5. С. 609-612.
8. Cowan N. Working memory capacity. Cognition & Emotion. 2005. Vol. 2. No. 2. Pp.145–154.

АНГЛОЯЗЫЧНЫЙ БЛОК

MODEL OF CHANGE ACCESSIBLE KNOWLEDGE, IN-MEMORY REPRESENTATION CYBERSYSTEMS TO NEUTRALIZE THE DESTRUCTIVE EFFECTS ON CRITICAL INFORMATION INFRASTRUCTURE OBJECTS

Biryukov Denis Nikolaevich, St. Petersburg, Russian,
biryukov.d.n@yandex.ru

Gluhov Aleksandr Petrovich, St. Petersburg, Russian,
gie76@yandex.ru

Sabirov Timur Rimovich, St. Petersburg, Russian,
rowing-team@mail.ru

Pilkevich Sergey Vladimirovich, St. Petersburg, Russian,
ambers@list.ru

ABSTRACT

Mechanisms of data mining is based on the use of knowledge bases, accumulation of knowledge about the subject area of interest in the context of tasks. Like an avalanche growth of volumes of knowledge raises the problem of limiting the amount of data at a time under operative treatment. Thus is actualized the task of changing the availability of knowledge in memory cybersystems to ensure information security of critical information infrastructure. Draws attention to the dynamic nature of the problem, and also the fact that similar processes associated with the processing of information characteristic of the functioning of the constructive mindset and cognitive abilities. It is assumed that knowledge is represented in memory cybersystems as a set of partially ordered concepts, integrated within the ontology. In this case, the updating of knowledge base is possible by means of heterogeneous hardware and software modules (sensors) that monitor the outside World and a team of operators, bringing critical information to tasks manually. To change the availability of knowledge, stored in memory cybersystems to ensure information security of critical information infrastructure, it is proposed to use the developed model of associative network resource operating in parallel with the ontology and the model of distribution of the associative signal. The described models allow to take into account the intensity of the receipt and processing of information (requests), as well as the process of "forgetting" of knowledge. Proposed model of distribution of the associative signal for associative resource network promotes contexts when extracting and interpreting knowledge represented in memory cybersystems. The combination of the presented approaches

allow to implement a process of ranking of knowledge in memory systems according to their level of availability, which is directly dependent on their relevance, trial and evidence.

Keywords: associative resource network, associative signal an intelligent system, memory

References

1. Zhilyakova L.Yu. Model' asociativnoj pamyati, osnovannaya na dinamicheskoy resursnoy seti [The model of associative memory based on a dynamic resource network]. St. Petersburg: SSC RF JSC "Concern "CRI "Electropribor". 2012. Pp. 1160-1163. (In Russian).
2. Hebb D. Intelligence, brain and the theory of mind. Brain. 1959.Vol. 82. Pp. 138-145.
3. Zhilyakova L.Yu. Poisk v asociativnoj modeli pamyati [Search in associative memory models]. Kiev: Education. 2009. Pp. 124-130. (In Russian).
4. Biryukov D.N., Lomako A.G. Podhod k postroeniyu sistem informacionnoj bezopasnosti, sposobnyh sintezirovat' scenariy uprezhdayushchego povedeniya v informacionnom konflikte [The approach to construction of information security systems that are capable of synthesizing scenarios of anticipatory behavior in information conflict]. Information security. INSIDE. 2014. No 6. Pp. 42-50. (In Russian).
5. Biryukov D.N., Lomako A.G. Formalizatsiya semantiki dlya predstavleniya znanij o povedenii konfliktuyushchih storon [Formalization of semantics for representation of knowledge about the behavior of the conflicting parties]. St. Petersburg: Publishing house Polytechnic University. 2013. Pp. 8-11. (In Russian).
6. Biryukov D.N. Kognitivno-funktsional'naya spetsifikatsiya pamyati dlya modelirovaniya celenapravlennoy povedeniya kibersistem [Cognitive-functional specification memory for modeling the purposeful behavior of cyber systems]. Proceedings of SPIRAS. 2015. No 3(40). Pp. 55-76. (In Russian).
7. Kuznetsov O.P., Zhilyakova L.Yu. Dvustoronnie resursnye seti – novaya potokovaya model' [Bidirectional resource networks: a new flow model]. Reports Of Academy Of Sciences. 2010. Vol. 433. No 5. Pp. 609-612. (In Russian).
8. Cowan N. Working memory capacity. Cognition & Emotion. 2005. Vol. 2. No. 2. Pp.145–154.

Information about authors:

Biryukov D.N., Ph.D, professor in Department of Systems for collecting and processing information, Military Space Academy;

Gluhov A.P., Ph.D., head of Department of Information security, JSC «RZhD»;

Sabirov T.R., graduate student of Department of Systems for collecting and processing information, Military Space Academy;

Pilkevich S.V., Ph.D., doctoral student, Military Space Academy.