Формализация смысла. Часть 2. Пространство контекстов

А.Д. Редозубов

Фонд имени академика Натальи Бехтеревой, Санкт-Петербург, Россия

Аннотация

В первой части статьи было показано, что есть существенная разница между понятиями, заданными через определения, описываемые наборами признаков, и теми понятиями, которыми оперирует человек и за которыми стоит представление о смысле. Было высказано предположение, что это и есть ключевой момент, различающий представление о традиционном искусственном интеллекте и сильном искусственном интеллекте. Было предложено использовать для формализации естественных понятий связанные с ними точки зрения, которые могут быть описаны соответствующими контекстами. В этой части статьи приводится формализация контекста как уникальной точки зрения. В контексте исходное описание приобретает свою характерную черту только для этого контекста - трактовку. Использование предыдущего опыта позволяет проверять адекватность полученной трактовки. Сопоставив используемые понятия с их контекстами, можно получить пространство контекстов, способное искать потенциально возможные смыслы в поступающей информации. Использование пространства контекстов позволило описать механизм переноса опыта из одного контекста в другой. Основываясь на контекстном переносе, дано объяснение феномена творчества и описание его природы.

Ключевые слова: понятие, смысл, контекст, мозг, искусственный интеллект, сильный искусственный интеллект, творчество.

Цитирование: Редозубов, А.Д. Формализация смысла. Часть 2. Пространство контекстов / А.Д. Редозубов // Онтология проектирования. – 2021. – Т.11, №3(41). – С.309-319. – DOI: 10.18287/2223-9537-2021-11-3-309-319.

Введение. Язык

Язык можно рассматривать как инструментарий, позволяющий строить описания. Различают формальные и естественные языки. Формальные языки хорошо описываются в теории формальных грамматик [1]. По сути, формальная грамматика — это набор правил для перезаписи строк, оперирующих определённым алфавитом и начальными символами.

Обработка текстов на естественном языке (*Natural Language Processing, NLP*) — общее направление искусственного интеллекта (ИИ) и математической лингвистики. Описание языков в *NLP* значительно сложнее формальных грамматик, поскольку требует учёта многообразия выразительных средств естественных языков и передачи присущей им семантики, т.е. смысловых значений, стоящих за словами. Поскольку естественный язык должен передавать смысл, то нельзя корректно описать язык, не увязав это описание с формализацией самого понятия «смысл». Можно предположить, что для описания картины мира используется некий язык L , который оперирует множеством понятий S и строит высказывания, используя определённый синтаксис Y .

1 Понятие и контекст

Чтобы обозначить понятие, ему можно сопоставить знак. Но знак не передаёт смысла понятия. Ранее в [2] рассматривалась возможность связать понятие с точкой зрения, т.е. с контекстом, и считалось, что контекст несёт смысл понятия. Т.о., понятие s получается сово-

купностью обозначающего его знака t и описывающего его смысл контекста k , т.е. $c = (t, k)$. Язык L оперирует множеством понятий $C = \{c_1 \dots c_{N_C}\}$. Множество используемых знаков T образует словарь языка $T = \{t_1 \dots t_{N_T}\}$.

Знаки языка – это его слова. При этом знакам-словам свойственна многозначность. Так, у разных понятий могут быть одинаковые передающие их знаки. В таких случаях принято говорить о словах омонимах. Другое, более серьёзное проявление многозначности, – это когда в зависимости от общего смысла фразы одни и те же слова могут нести разный смысл, т.е. передавать разные понятия.

Описание s на языке L может быть записано как последовательность знаков. Такое семантическое описание не сводится к простому перечислению понятий и для своей обработки требует знания синтаксиса Y , который позволяет воссоздать структуру отношений между словами.

Используя язык, через сформулированные на нём описания можно передавать картины мира. Когда в этом мире проявляется себя некое явление p , мир меняется. Т.е. факт присутствия явления трансформирует мир. Эта трансформация находит отражение в изменении описания мира. Пусть s - описание «до», s' - описание «после». Запись того, что исходное описание перешло в описание «в присутствии явления» можно представить так:

$$s \xrightarrow{p} s'.$$

Наблюдая за явлением p многократно, можно попытаться смоделировать функцию, описывающую изменение описания, происходящее в присутствии этого явления.

$$I_p(s) \rightarrow s',$$

где I_p - функция интерпретации, или функция трактовки. Её суть в том, что она позволяет из описания некой ситуации получить новое описание, которое предположительно описывает то исходное состояние, которое существовало до появления явления. Результат этой функции - трактовка поданного на неё описания. Пусть описание текущего состояния $s_{current}$, а его трактовка s_{int} , то $s_{int} = I_p(s_{current})$.

Имея такую функцию, можно пытаться судить о присутствии явления p в текущей ситуации. Если явление p действительно присутствует, то описание s_{int} должно «выглядеть» так, как «выглядит» описание мира «нормального» для явления. Чем ближе трактовка к «норме», тем выше шанс, что явление действительно есть здесь и сейчас.

Стоит пояснить, что означают состояния «до» и «после». Если явление связано с действием, то для него «до» — это состояние мира до действия, «после» — состояние после совершения действия. На рисунке 1 в качестве примера показан сдвиг изображения. Изображение (1), где круг находится в левом нижнем углу, передаёт состояние «до». В этот момент взгляд направлен в центр изображения. Затем совершается движение глаза p . После чего круг оказывается в центре изображения – это состояние «после»¹.

Рисунок 1 - Изображение до сдвига (1), сдвиг глаза p , изображение после сдвига (2)

Похожее происходит и со «статичными» объектами. Для них «до» — это то описание, которое возникает, когда человек «видит» явление, но ещё не знает, что это такое, «после» — описание, появляющееся, когда каким-то образом он узнаёт, что он видит. На рисунке 2 приведён условный пример этих двух состояний.

¹ См. также пояснения к рисунку в разделе 5. Прим.ред.

Идея того, что каждый контекст по-своему переопределяет одни и те же понятия, не нова и хорошо проработана в теории анализа формальных понятий (АФП) [3]. В АФП переход к какому-либо контексту означает, что для всех понятий меняются наборы определяющих эти понятия признаков. Это является следствием используемой в АФП классической парадигмы, в которой понятия задаются наборами характеризующих их признаков.

В предлагаемой модели меняются сами понятия, они приобретают иное содержание и превращаются в иные сущности с новыми передающими их знаками.

Чтобы судить о том, насколько трактовка s_{int} хорошо описывает «нормальный» мир, надо иметь примеры для сравнения и соответствующую метрику.

Примеры «для сравнения» — это хранящееся в памяти знание о мире, полученное в результате опыта, представление о том, как этот мир может выглядеть.

Пусть m описание, соответствующее элементу полученного опыта, т.е. воспоминанию. Набор всех воспоминаний m образует память $M = \{m_1 \dots m_{Nm}\}$.

Для множества всех описаний S можно ввести меру близости двух описаний. Таких мер может быть много. Самая простая мера может учитывать лишь число совпадающих знаков в двух описаниях. Более сложная мера может использовать знание синтаксиса Y . Мера — это оценка вероятности того, что два описания могут относиться к одной и той же породившей их ситуации.

Пусть удалось создать соответствующую меру $r^S(s_1, s_2)$. Используя её, можно ввести функцию, позволяющую сравнивать произвольные описания s с памятью M . Например, определяя самое близкое к этому описанию воспоминание:

$$R(s, M) = \max_i r^S(s, m_i).$$

Теперь можно описать алгоритм определения вероятности присутствия некоего явления p через проверку соответствующей ему точки зрения.

Пусть текущая ситуация имеет описание s , уже построена функция трактовки I_p и есть память M .

Сначала создаётся трактовка $s_{int} I_p(s) \rightarrow s_{int}$.

Затем формируется требуемая оценка $R_p R(s_{int}, M) \rightarrow R_p$.

Полученная оценка R_p показывает, насколько адекватно текущее описание с точки зрения явления p , т.е. насколько увиденное адекватно тому, что хранится в памяти.

Описанная процедура соответствует тому, как человек рассматривает нечто в определённом контексте. На рисунке 3 изображена вычислительная структура контекста, процедура определения вероятности того, что в описании s присутствует явление p . Любое описание никогда не воспринимается человеком как есть. Сначала необходимо уловить общий контекст и затем, зная его, дать соответствующие интерпретации всем элементам описания. И если полученная трактовка увиденного оказывается знакомой, то делается вывод о его узнавании и о понима-

Рисунок 2 - Условное описание компьютера-моноблока до узнавания (1) и после (2)

Рисунок 3 – Вычислительная структура контекста

нии самого контекста. Т.о, контекст k , связанный с явлением p , можно задать как совокупность функции трактовки I , памяти M и процедуры сравнения трактовки и памяти R .

$$k_p = (I, M, R).$$

Понятие есть сочетание знака и стоящего за ним смысла, передаваемого связанным с понятием контекстом. Задавая контекст и знак, по сути, создаётся понятие.

В приведённых рассуждениях об узнавании понятий много общего с использованием байесовского подхода в задачах классификации [4]. В нём для класса (явления) строится условное распределение, то есть распределение, наблюдаемое в присутствии явления. И по согласованности текущего наблюдения с этим распределением делается вывод о вероятности присутствия исходного явления. В рассматриваемом случае контекст выступает в роли определённого знания об условном «распределении».

2 Пространство контекстов

Приведённое толкование понятия позволяет, имея описание ситуации, оценивать вероятность присутствия в ней явления, стоящего за понятием. На практике приходится встречаться не с дихотомией «есть явление – нет явления», а с оценкой вероятности различных альтернатив. Например, на рекламе немецкой шляпной компании (см. рисунок 4) показаны два образа. Можно предположить, что оба они находятся в памяти распознающей системы. Если предъявить этой системе второй образ, то может оказаться, что и первый будет узнан с вероятностью, например, 90%. Но это предположение надо отвергнуть, поскольку второй образ даст стопроцентное совпадение с самим собой².

Рисунок 4 - Реклама «Всё дело в шляпе» ("It's the hat")
Serviceplan Hamburg, München, Germany

Т.о., для определения понятия недостаточно иметь только связанный с ним контекст, поэтому для правильного выбора требуется сравнение со всеми возможными точками зрения. Для описания мира используется множество понятий C . Можно предположить, что число используемых понятий велико и описывает существенную часть явлений, встречающихся в окружающем мире, так, что для каждого понятия удалось построить соответствующий контекст и приписать ему знак.

Пусть для множества понятий C мера близости двух понятий есть близость между откликами памяти в каждом из соответствующих контекстов r^C , которые возникают при подаче на них одних и тех же описаний. Близость откликов можно определить через коэффициент корреляции. Пусть $a, b \in C$ – два понятия, а p_a и p_b — стоящие за ними явления, тогда:

$$r^C(a, b) = \max(0, \text{cor}(R_{p_a}, R_{p_b})).$$

Понятия тем ближе друг к другу, чем более схожа для них оценка вероятности их присутствия, появляющаяся в одних и тех же ситуациях.

² Удачный пример контекстной рекламы. Прямой перевод текста, под расположенным справа образом («Это шляпа»), лишь указывает на наличие шляпы и отличие этого образа от образа слева. В памяти потребителя эти образы ассоциируются с конкретными известными персонами, имеющими явную негативную (в данном случае без шляпы) и позитивную (со шляпой) окраску. Отсюда очевидный выбор для потребителя: «Всё дело в шляпе», что проявилось в контекстном переводе на русский язык этой рекламы. *Прим.ред.*

Для множества понятий C можно рассчитать матрицу близостей D_C , отражающую внутреннюю структуру пространства понятий. Пусть множество понятий, для которого известна матрица близостей, есть пространство понятий или пространство контекстов K .

$$K = (C, D_C)$$

Для наглядности от меры близости можно перейти к расстоянию. Тогда для пространства контекстов K можно представить многомерное метрическое пространство Z , в котором расположение контекстов будет соответствовать расстояниям между ними. Похожие контексты в нём будут располагаться по близости друг от друга.

Если на пространство контекстов K подать описание s , то каждый из контекстов отреагирует на это, выдав свою оценку вероятности. При этом схожие контексты покажут сопоставимые результаты. Пусть набор таких оценок есть активность пространства K , вызванная предъявлением описания s . Аналогично - для пространства Z .

Если описание s содержит в себе картины неких явлений, то в пространстве Z вызванная активность будет формировать локальные зоны активности, концентрирующиеся вокруг тех понятий, которые соответствуют наблюдаемым явлениям. В зонах локальной активности можно найти точки максимума. Выделив все такие центры локальной активности, можно получить набор W троек w , где каждая тройка – это понятие, интерпретация и соответствующая оценка вероятности.

$$W = \{w_1 \dots w_{N_w}\}, w = (c, s_{int}, R_p).$$

В качестве примера на рисунке 5 изображены два пространства контекстов, расставленных на плоскости. Расположение контекстов оптимизировано для визуальной передачи их близости. Реальная близость определяется матрицей D_C . Цветом (яркостью изображения) выделено распределение по одной из координат исходного многомерного пространства.

Процедура поиска локальных максимумов решает две задачи. Во-первых, она позволяет найти не одну удачную точку зрения, а набор таких точек. Это важно, поскольку всякое описание многогранно и может содержать в себе несколько допустимых трактовок. Во-вторых, эта процедура позволяет из группы похожих друг на друга понятий, образующих единую область активности, выделить самое удачное, наиболее точно подходящее к текущему описанию s .

Полученный набор пар W показывает, с какой вероятностью s есть в исходном описании, т.е. W – это набор потенциально возможных смыслов. Кроме описания s у текущей ситуации могут быть и другие описания, несущие свои ограничения. Кроме того, внутри самого описания s могут быть причины отвергнуть часть потенциальных смыслов. Потенциальные смыслы не являются конечной целью информационных процессов мышления, но служат основой, на которой строится последующая обработка информации.

Пример. Процедуру поиска смысла можно пояснить на известной истории с шифровальной машиной «Энигма». Исходное сообщение перекодировалось так, что одни буквы заменялись другими по сложным правилам. Кодирование происходило с помощью ключа. Если на принимающей стороне ключ был известен, то через обратное преобразование можно было восстановить исходное сообщение.

Немецкие шифровальщики могли ежедневно менять коды, поэтому главной задачей англичан было найти действующий код. Для этого приходилось брать сообщение и перебирать «миллион» возможных вариантов, т.е.

Рисунок 5 - Пример стягивания двух областей локальной активности (а) к их максимумам (б). (Получено Дмитрием Кашицыным при моделировании контекстной модели зрительного восприятия, 2020)

смотреть на сообщение в «миллионе» возможных контекстов, получая «миллион» потенциально возможных трактовок. Если код был неверен, то на выходе получался бессмысленный набор знаков, но как только обнаруживался правильный код, сообщение приобретало смысл.

Оказалось, что каждая ежедневная немецкая метеосводка заканчивалась одной и той же подписью. Зная это, англичане брали утреннюю метеосводку и перебирали коды до тех пор, пока эта подпись не появлялась в конце сообщения. Обладая большей вычислительной мощностью, можно было бы обойтись и без известной подписи, а ждать, чтобы слова в сообщении стали правильными, т.е. соответствующими немецкому языку. Это и есть сравнение трактовки с памятью для определения её достоверности.

При расшифровке метеосводки англичан не интересовал сам прогноз погоды. Был важен контекст, т.е. код, в котором получалась удачная расшифровка. В контекстно-смысловом подходе удачная трактовка – это только часть расшифрованной информации, другая часть – это контекст, в котором эта трактовка возникла.

Тьюринг, поднимая своим знаменитым тестом [5] вопрос о способности машины мыслить, по сути, предвосхитил ответ на него.

3 Полнота пространства контекстов

Важное требование к пространству контекстов – это его достаточная полнота по отношению к тому миру, который он описывает. Для объективного суждения о присутствии какого-либо явления необходимо сравнение с остальными возможными вариантами. Только после рассмотрения происходящего со всех возможных сторон можно судить о его смысле. Если представить пространство всех возможных точек зрения, то важно, чтобы используемые точки равномерно покрывали всё это пространство, не оставляя в нём существенных пустот. При этом не всегда необходима высокая плотность такого покрытия, например, когда доступен только ограниченный вычислительный ресурс; или достаточно ограничиваться тем, что дальнейшая детализация не даст существенного улучшения результата.

Это можно сравнить, например, с пиксельным разрешением изображения. Даже малое разрешение позволяет что-то узнать из изображённого на картинке, но есть вероятность что-то упустить важное.

Известно также, что оперируя всего полутора тысячами понятий, можно описывать окружающий мир, шесть тысяч понятий создают стандартный словарный запас. При этом принципиально важно, чтобы используемые понятия равномерно покрывали картину явлений, свойственных окружающему миру. Так, если взять словарь из двадцати тысяч слов и убрать из него всего несколько десятков слов, описывающих, например, любовь, то не возможно будет понять широкий круг явлений, связанных с этим понятием.

В контекстно-смысловом подходе использование точек зрения позволяет существенно сократить число необходимых сущностей. Понятия приобретают изначальную многозначность, которая по-своему разрешается в каждом из контекстов. Это позволяет, имея относительно небольшое число контекстов N_c , обеспечить равномерное покрытие предметной области.

В подходе, основанном на определениях, естественные многозначные понятия приходится заменять однозначными терминами. Число таких терминов на практике оказывается велико и стремится к произведению числа используемых естественных многозначных понятий и числа контекстов, в которых они имеют интерпретацию, а это значение имеет порядок N_c^2 . Недостаточно объявить о существовании термина. Ему надо придать содержание, путём определения через другие термины. В реальном мире не существует базовых однозначных понятий, к которым можно было бы всё свести. Из-за этого в классическом подходе никогда нельзя быть уверенным, что использованный для определения термин не окажется вдруг чем-то иным. Любая попытка устранить возникшую двусмысленность будет носить локальный характер и не исправит ситуации в целом. Всё это неизбежно ведёт к комбинаторному

взрыву и, как следствие, при ограниченности реальных вычислительных ресурсов к появлению неустранимо большого числа «слепых» зон³.

4 Общая память

Описывая структуру контекстов, можно считать их частью памяти M , которая хранит ранее полученный опыт. Важно, что для всех контекстов используется одна и та же общая память. Каждый контекст хранит свою копию памяти, но все эти копии одинаковы. При этом память хранит не исходные описания, а их интерпретации.

На примере «Энигмы» входные описания – это зашифрованные сообщения. Корректная интерпретация – это такая трактовка, где в конце метеосводки содержится одинаковая фраза. Расшифровав прогноз погоды, можно получить набор немецких слов, из которых составлен прогноз. Пополнив память «Энигмы» этими словами, можно пытаться расшифровать не только прогнозы погоды, но и другие сообщения. Если в них встретится достаточное количество знакомых слов, то можно с высокой вероятностью считать, что найден правильный ключ. Для пополнения памяти использовались не исходные кодированные сообщения, а их расшифрованные интерпретации. Память машины хранила только верные трактовки. Если необходимо узнавать коды по их признакам, т.е., по зашифрованным словам, то потребовалось бы для каждого кода хранить все возможные слова, закодированные этим кодом.

В отличие от этого в контекстно-смысловой модели узнавание происходит через получение трактовки и сравнение её с единой для всех контекстов памятью. Опыт, полученный в одном контексте, может быть использован в другом, причём в таком, который раньше этого опыта не имел. Т.о., в предлагаемой модели информация, сначала поступающая в форме описания, получает наилучшую в некотором смысле трактовку, и эта трактовка становится элементом общей для всех контекстов памяти.

5 Аналогия со свёрточными сетями

Для анализа изображений можно использовать пространство контекстов, состоящее из всех возможных сдвигов изображения относительно его центра (см. рисунок 1). Понятия, которыми описывается изображение – это набор состояний точек, из которых складывается изображение. При этом любое состояние каждой точки – это уникальное понятие. Правила трактовки для таких контекстов – это умение виртуально сдвигать любое изображение в соответствии с параметрами контекстов, т.е. знание о том, в какую точку переходит каждая при соответствующем смещении. В таком подходе память – это набор образов, увиденных в разных местах и приведённых к центру изображения. Можно сказать, что круг в левом нижнем углу на рисунке 1 будет обнаружен в контексте соответствующего смещения и запомнится как приведённый к центру всего изображения. Если этот круг будет увиден в другом месте, то соответствующее смещение приведёт его к центру, и контекст этого смещения этот круг узнает. Когда пространство контекстов обнаружит его в правом верхнем углу, оно получит не только знание о том, что увиден круг, но и понимание того, что в правом верхнем углу есть нечто знакомое. Т.е. оно сможет узнать само понятие «правый верхний угол» по тому, что именно с точки зрения этого понятия картина стала осмысленной.

³ Примером «слепой» зоны, возникающей в классическом подходе, может служить случай с автопилотом Тесла, когда, опираясь на формальное определение, автопилот не смог отличить светофоры, перевозимые на грузовике, от светофоров, установленных на дороге (Автопилот Tesla сошёл с ума из-за грузовика со светофорами. Tesla не готова к полностью беспилотному движению. Новости. 07 июня 2021 <https://www.ixbt.com/news/2021/06/07/avtopilot-tesla-soshjol-s-uma-izza-gruzovika-so-svetoforami.html>. https://futurism.com/the-byte/tesla-autopilot-bamboozled-truck-traffic-lights?utm_source=ixbtcom).

Описанный подход к анализу изображений очень похож на подход свёрточных сетей [6]. В нём ядра свёртки примеряются ко всем позициям изображения и там, где обнаруживается совпадение, делается вывод о присутствии соответствующего ядра. Разница в том, что в свёрточных сетях память, то есть набор ядер свёртки, приводится к описанию, т.е. изображению, а в предлагаемом подходе изображение сдвигается так, чтобы привести к памяти.

На начальном уровне и контекстный, и свёрточный алгоритмы дают математически эквивалентный результат. Но в последующем контекстно-смысловой подход принципиально отличается от свёрточных сетей. Во-первых, он не опирается на заданные априори правила свёртки, а позволяет построить пространство контекстов, наблюдая за внешним миром. Это даёт возможность использовать контексты не только для анализа изображений, но и для работы с произвольной информацией другого рода. Во-вторых, свёрточные сети порождают матричные описания, а контекстно-смысловая модель — семантические, что меняет все последующие этапы обработки.

6 Контекстный перенос опыта

Тот факт, что все контексты имеют свою копию единой памяти, позволяет осуществлять контекстный перенос знаний. Опыт, полученный в одном контексте, может быть использован во всех других контекстах.

Для зрительного восприятия перенос опыта из одного контекста в другой вполне естественен и обоснован природой зрительной информации. Но в общем случае возможность использовать опыт одного контекста в других контекстах — вопрос открытый.

Например, гидравлические законы неплохо переносятся на законы теории электрических схем, порождая метод электрогидравлических аналогий. Но законы классической механики оказываются неприменимы при описании квантовых систем.

Чтобы разрешить вопрос применимости «чужого» опыта, можно при формировании оценки вероятности наличия явления R_p учитывать близость к тому контексту, где этот опыт был получен, т.е. полагать, что если некая описательная картина имела место в одном из контекстов, то и в похожих на него контекстах эта картина может быть уместна.

Для реализации этого потребуется усложнить элементы памяти m , дополнив их информацией r_{obs} (*observed*) о близости того контекста, где воспоминание наблюдалось, к текущему контексту.

Пусть каждый контекст имеет собственную память M^C с элементами $m_i^C = (m_i, r_{obs_i}^C)$.

Память каждого контекста состоит из одних и тех же воспоминаний-описаний m , общих для всех контекстов, дополненных индивидуальными оценками r_{obs}^C , характеризующими вероятность применимости этого описания в этом контексте.

Величину r_{obs}^C можно сделать адаптивной. По мере того, как описание m будет проявлять себя в разных контекстах, будет повышаться значение r_{obs}^C до ближайшего проявления. Т.е. эта величина должна соответствовать мере r^C с ближайшим контекстом, которому описание m позволило создать адекватную трактовку. Изменится и функция определения совпадения описания с памятью.

$$R(s, M^C) = \max_i (r_{obs_i}^C \times r^S(s, m_i^C)).$$

Это позволит при получении оценки вероятности наличия явления учитывать не только величину совпадения трактовки с воспоминанием, но и вероятность возможности перенесения опыта, стоящего за этим воспоминанием, в контекст рассматриваемого явления.

Вопрос контекста передаваемой информации особенно актуален в свете возникающей «синергией между ИИ и Интернетом вещей» [7] и «слияния информации, благодаря ИИ» [8].

7 Креативность

Из описанной процедуры контекстного переноса опыта можно вывести следствия, объясняющие некоторые аспекты творчества.

Окружающий мир порождает связанные с ним описания, в которых в пространстве контекстов проявляется набор возможных смыслов. Наиболее вероятные из них ведут к простым понятным умозаключениям и очевидным поступкам. Следования этим смыслам достаточно для адекватного восприятия мира и формирования разумного поведения.

Интерес представляют и менее вероятные смысловые альтернативы. Их выбор несёт большой риск совершения ошибки и требует исследовательского поведения. Выбрав альтернативу, связанную с далёким контекстным переносом, человек получает странное толкование, которое в ряде случаев бывает неадекватно реальности. Чтобы убедиться в этой неадекватности, недостаточно одного взгляда. Требуется анализ следствий, то есть проверка полученного переноса в других ситуациях. И если оказывается, что перенос действительно адекватен, то это отражается в модификации связанных с памятью соответствующих оценок r_{obs}^C . Т.о., формирование пространства контекстов — это не только построение правил трактовки, приобретение опыта и расчёт системы близости контекстов, но и адаптация памяти контекстов к такой системе контекстного переноса, которая будет адекватна реальному миру.

На пути формирования системы переноса опыта есть две основные опасности. Человек может отказаться от трудоёмкого поиска и риска неизбежных ошибок и сформировать консервативную систему, в которой контекстный перенос будет ограничен наиболее очевидными близлежащими понятиями. И наоборот, может оказаться, что решение о возможности переноса будет приниматься без достаточной проверки адекватности получаемого результата. Тогда человек будет склонен к генерированию фантазий, обладающих только поверхностным сходством с реальностью. Но поскольку крушение фантазий по разным причинам может быть болезненно, то часто у таких людей формируется модель поведения, в которой они не пытаются проверять эти фантазии на адекватность, а предпочитают всячески оберегать свой «карточный домик» от столкновения с реальным опытом.

Если же удаётся создать богатую систему адекватного контекстного переноса, то тогда у человека проявляется качество, которое принято называть *креативностью*. Использование близкого контекстного переноса позволяет адаптировать открытые ранее принципы, технические решения и алгоритмы для использования в очевидных аналогичных ситуациях. Это важная деятельность, которая, однако, имеет скорее рутинный, чем творческий характер. Принципиально новое появляется только тогда, когда удаётся совершить далёкий и при этом адекватный контекстный перенос.

Другая форма контекстного переноса — это использование аллегорий. Яркие художественные произведения всегда аллегоричны. Адекватность стоящего за аллегориями мира делает повествование единым и целостным. Можно не понимать в целом описываемый мир, но чувствовать наличие в нём внутренней логики. Можно предположить, что та легкость, с которой великие творцы создают свои произведения, во многом связана с развитостью их системы далёкого контекстного переноса и удачным выбором исходной истории. Если у «ограниченного в переносе» автора уже сформирован и закреплён опытом соответствующий стереотип мышления, то появление у него далёких адекватных аллегорий маловероятно.

Заключение

В этой части статьи рассмотрены контексты и формируемое из них пространство контекстов. Используя контексты, можно подойти к описанию смысла, стоящего за понятиями. Но полное понимание смысла требует описания ряда принципов, свойственных мышлению, ко-

которые планируется представить в следующих частях. В них будет дан анализ ряда актуальных работ по теме [7, 8 и др.] и показано, что описываемая контекстно-смысловая модель биологически обоснована и позволяет объяснить известные факты строения и работы реального мозга.

Благодарности

Автор благодарит Дмитрия Кашицына, Дмитрия Шабанова и Николая Боргеста за помощь в обсуждении и подготовке настоящей статьи.

Список источников

- [1] **Chomsky, N.** Introduction to the formal analysis of natural languages / Noam Chomsky, George A. Miller // Handbook of mathematical psychology, 1963. Volume II. P.269–321.
 - [2] **Редозубов, А.Д.** Формализация смысла. Часть 1 / А.Д. Редозубов // Онтология проектирования. – 2021. – Т.11, №2(40). – С.144-153. – DOI: 10.18287/2223-9537-2021-11-2-144-153.
 - [3] **Wille, R.** Restructuring Lattice Theory: An Approach Based on Hierarchies of Concepts / R. Wille. In: Rival I. (eds) Ordered Sets. NATO Advanced Study Institutes Series (Series C — Mathematical and Physical Sciences), 1982, vol 83. Springer, Dordrecht. https://doi.org/10.1007/978-94-009-7798-3_15.
 - [4] **Айвазян, С.А.** Прикладная статистика: классификация и снижение размерности / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. - Москва: Финансы и статистика, 1989.
 - [5] **Turing, A.** Computing Machinery and Intelligence / A. Turing // Mind, vol.LIX, no.236. October 1950. P.433-460.
 - [6] **LeCun, Y.** Convolutional networks for images, speech, and time-series / Y. LeCun, Y. Bengio // The handbook of brain theory and neural networks, Cambridge, MIT Press, 1995.
 - [7] **Mishra, M.** Context-Driven Proactive Decision Support for Hybrid Teams / M. Mishra, P. Mannaru, D. Sidoti, A. Bienkowski, L. Zhang, K.R. Pattipati // AI Magazine, FALL 2019. P.41-57.
 - [8] **Snidaro, L.** Recent Trends in Context Exploitation for Information Fusion and AI / L. Snidaro, J. Garcia, J. Llianax, E. Blasch // AI Magazine, FALL 2019. P.14-27.
-

Сведения об авторе

Редозубов Алексей Дмитриевич, 1968 г. рождения. Прикладной математик. Учился в Ленинградском политехническом институте прикладной математике. Длительное время занимался изучением механизмов восприятия художественных произведений, математическим анализом явлений и построением объясняющих моделей. Соучредитель Фонда поддержки научных исследований механизмов работы мозга, лечения его заболеваний, нейромоделирования имени академика Натальи Петровны Бехтеревой. Область интересов – создание сильного искусственного интеллекта, основанного на нейрофизиологии. Author ID (Scopus): 57218267840. galdrd@gmail.com.

Поступила в редакцию 07.09.2021, после рецензирования 20.09.21. Принята к публикации 24.09.2021.

Formalization of the meaning. Part 2. Space of contexts

A.D. Redozubov

Fund named after Academician Natalia Bekhtereva, St. Petersburg, Russia

Abstract

In the first part of the article, it was shown that there is a significant difference between the concepts given through definitions described by sets of features, and those concepts that a person operates and behind which there is an idea of meaning. It has been suggested that this is the key point in differentiating the concept of traditional artificial intelligence

and strong artificial intelligence. It was proposed to use related points of view, which can be described by appropriate contexts, to formalize natural concepts. This part of the article provides a formalization of the context as a unique point of view. With the context the original description acquires interpretation, its characteristic feature for this context. The use of previous experience allows us to check the adequacy of the received interpretation. By comparing the concepts used with their contexts, it is possible to obtain a space of contexts that is able to search for potentially possible meanings in the incoming information. The use of the context space allowed us to describe the mechanism for transferring experience from one context to another. Based on the contextual transfer, an explanation of the phenomenon of creativity and a description of its nature are given.

Keywords: concept, meaning, context, brain, artificial intelligence, strong artificial intelligence, creativity.

Citation: Redozubov AD. Formalization of the meaning. Part 2. Space of contexts [In Russian]. *Ontology of Designing*. 2021; 11(3): 309-319. DOI: 10.18287/2223-9537-2021-11-3-309-319.

Acknowledgment: The author thanks Dmitry Kashitsyn, Dmitry Shabanov, and Nikolay Borgest for their help in discussing and preparing this article.

List of figures

Figure 1 – Pre-shift image (1), eye-shift p, post-shift image (2)

Figure 2 – Conditional description of a monoblock computer before recognition (1) and after (2)

Figure 3 – Computing structure of context

Figure 4 – «It's the hat» advertisement, Serviceplan Hamburg, München, Germany

Figure 5 – An example of contraction of two areas of local activity (a) to their maxima (b).

(Obtained by Dmitry Kashitsyn when modeling a contextual model of visual perception, 2020)

References

- [1] **Chomsky N, Miller GA.** Introduction to the formal analysis of natural languages. Handbook of mathematical psychology, 1963. Volume II, p.269–321.
- [2] **Redozubov AD.** Formalization of the meaning. Part 1 [In Russian]. *Ontology of Designing*. 2020; 11(2): 144-153. DOI: 10.18287/2223-9537-2021-11-2-144-153.
- [3] **Wille R.** Restructuring Lattice Theory: An Approach Based on Hierarchies of Concepts. In: Rival I. (eds) Ordered Sets. NATO Advanced Study Institutes Series (Series C — Mathematical and Physical Sciences), 1982, vol 83. Springer, Dordrecht. https://doi.org/10.1007/978-94-009-7798-3_15.
- [4] **Ayvazyan SA, Buch-stacker VM, Enyukov IS, Meshalkin LD.** Applied statistics: classification and dimensionality reduction [In Russian]. Moscow: Finance and Statistics, 1989.
- [5] **Turing A.** Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, vol.LIX, no.236. October 1950. P.433-460.
- [6] **LeCun Y, Bengio Y.** Convolutional networks for images, speech, and time-series, In The handbook of brain theory and neural networks, Cambridge, MIT Press, 1995.
- [7] **Mishra M, Mannaru P, Sidoti D, Bienkowski A, Zhang L, Pattipati KR.** Context-Driven Proactive Decision Support for Hybrid Teams. *AI Magazine*, 2019; FALL: 41-57.
- [8] **Snidaro L, Garcia J, Llianax J, Blasch E.** Recent Trends in Context Exploitation for Information Fusion and AI. *AI Magazine*, 2019; FALL: 14-27.

About the author

Alexey Redozubov (b. 1968), an applied mathematician. Studied applied mathematics at the Leningrad Polytechnic Institute. For many years he studied the mechanisms of perception of works of art, mathematical analysis of the phenomenon and the construction of an explanatory model. He is a co-founder of the Fund for the support of scientific research of brain mechanisms, treatment of its diseases, and neuro-modeling named after Academician Natalya Bekhtereva. His area of interest is the creation of strong artificial intelligence based on neurophysiology. Author ID (Scopus): 57218267840. galdrd@gmail.com.

Received September 07, 2021. Revised September 20, 2021. Accepted September 24, 2021.