Chaos and Correlation
International Journal, September 6 , 2009

Астросоциотипология и моделирование социально-экономических категорий

Луценко Евгений Вениаминович
д. э. н., к. т. н., профессор

Кубанский государственный аграрный университет, Краснодар, Россия

Трунев А.П. – к. ф.-м. н., Ph.D.

Директор, *A&E Trounev IT Consulting, Торонто, Канада*

В монографии представлен вариант теории сходства в социологии, получившей название "Астросоциотипология". Теория основана на гипотезе пространственно временного подобия явлений и процессов одной природы. Развиты методы типизации и идентификации социального статуса респондентов по их астрономическим показателями на момент рождения и представлены алгоритмы, реализующие метод. В силу большой размерности задачи для ее решения создана система искусственного интеллекта "Эйдос-астра", обучение которой осуществлялось на базе данных AstroDatabank, содержащей более 26 тысяч записей биографий известных и частных людей, относящихся к определенным социальным категориям. Установлены закономерности распознавания социальных категорий. Описываются результаты исследования гравитационных свойств небесных тел Солнечной системы и их влияние на ферментативные реакции с участием гормонов.
Развита модель прогнозирования курсов валют по астрономическим данным с использованием системы искусственного интеллекта.
Для всех, кого интересует возможность сделать еще один шаг в понимании свойств личности, социальных качеств и системы детерминации поведения людей.

Ключевые слова: АСТРОНОМИЯ, АСТРОСОЦИОТИПОЛОГИЯ, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ, СЕМАНТИЧЕСКИЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ МОДЕЛИ, СОЛНЕЧНАЯ СИСТЕМА, ГРАВИТАЦИОННОЕ ПОЛЕ, ГОРМОНЫ, КУРС ВАЛЮТЫ, ПРОГНОЗ.

Astrosociotypology and simulation of socio-economic categories

Lutsenko Evgeny Veniaminovich
Dr. Sci. Econ., Cand. Tech. Sci., professor

Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russia

Alexander Trunev, Ph.D.

Director, A&E Trounev IT Consulting, Toronto, Canada

The monograph presented variant of the theory of similarity in sociology, was named "Astrosociotypology". The theory is based on the temporal similarity hypothesis of spatial phenomena and processes of nature. Methods of classification and identification of the social status of respondents by their astronomical parameters at the time of birth, and presented algorithms that implement the method. Because of large-scale problem to solve a system of artificial intelligence "Aidos-astro", which the study was carried out based on the data AstroDatabank, containing more than 26 thousand records and biographies of famous people belonging to certain social categories. The regularities of recognition of social categories are established. The results of the study of gravitational properties of celestial bodies of the Solar System and their influence on the enzymatic reactions involving hormones are described.
The currency forecast model based on astronomical data using the artificial intelligence system is developed.
For all who are interested in the opportunity to take another step in understanding the properties of the individual, social skills and determination in human behavior.

Keywords: ASTRONOMY, ASTROSOCIOTYPOLOGY, COMPUTATIONAL EXPERIMENT, SEMANTIC INFORMATION MODELS, SOLAR SYSTEM, GRAVITATION FIELD, HORMONES, CURRENCY FORECAST.

А.П.Трунев, Е.В.Луценко

АСТРОСОЦИОТИПОЛОГИЯ

и моделирование социально-экономических категорий

Toronto – 2009

Chaos and Correlation
International Journal, March 26 , 2009

Трунев А.П., Луценко Е.В.

Астросоциотипология и моделирование социально-экономических категорий: Монография (научное издание). – Toronto, 2009. – 248 с.

В монографии представлен вариант теории сходства в социологии, получившей название "Астросоциотипология". Теория основана на гипотезе пространственно временного подобия явлений и процессов одной природы. Развиты методы типизации и идентификации социального статуса респондентов по их астрономическим показателями на момент рождения и представлены алгоритмы, реализующие метод. В силу большой размерности задачи для ее решения создана система искусственного интеллекта "Эйдос-астра", обучение которой осуществлялось на базе данных AstroDatabank, содержащей более 26 тысяч записей биографий известных и частных людей, относящихся к определенным социальным категориям. Установлены закономерности распознавания социальных категорий. Развита модель прогнозирования курсов валют по астрономическим данным с использованием системы искусственного интеллекта.

Для всех, кого интересует возможность сделать еще один шаг в понимании свойств личности, социальных качеств и системы детерминации поведения людей.

Сп.лит. 51 наим., рис. 92, табл. 36

© А.П.Трунев, Е.В.Луценко, 2009

СОДЕРЖАНИЕ

ПРЕДИСЛОВИЕ **6**

ВВЕДЕНИЕ **10**

ГЛАВА 1. ТЕОРИЯ ИНФОРМАЦИИ И СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА "ЭЙДОС" **21**

ГЛАВА 2. СИСТЕМА "ЭЙДОС-АСТРА" **39**

2.1. Описание системы "Эйдос-астра" и алгоритмов голосования моделей 44
2.2. Алгоритм измерения достоверности идентификации классов в различных частных моделях 47
2.3. Алгоритм генерации БД "Atest_mm.dbf" для измерения достоверности идентификации в моделях 48
2.4. Алгоритм режима скоростного распознавания респондентов из Atest.dbf с использованием априорной информации о достоверности идентификации по категориям из БД DostIden.dbf 48
2.5. Алгоритм полного распознавания респондентов из Atest.dbf во всех частных моделях.. 49
2.6. Алгоритм голосования моделей (с выбором одного из 5-и алгоритмов) 50
1-й алгоритм голосования моделей. *51*
2-й алгоритм голосования моделей. *51*
3-й алгоритм голосования моделей. *52*
4-й алгоритм голосования моделей. *52*
5-й алгоритм голосования моделей. *53*
Алгоритм голосования моделей по всем ПЯТИ алгоритмам по очереди. *53*

ГЛАВА 3. ОСНОВНЫЕ МОДЕЛИ И РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ **54**

3.1. Социологические и астросоциотипологические базы данных 54
3.2. Технология моделирования 58
3.3. Метод пакетного распознавания карт рождения в системе искусственного интеллекта.... 67
3.4. Алгоритмы и законы типизации и идентификации субъектов по астрономическим данным на момент рождения 73
3.5. Метод разделения категорий в задаче типизации и идентификации субъектов по астрономическим данным на момент рождения 80
3.5. Типизации и идентификации субъектов по астрономическим данным на момент рождения на базе 500 психологических и персональных категорий 90
Категории первого и третьего класса 93
Категории второго класса 97

ГЛАВА 4. ИССЛЕДОВАНИЕ АСТРОСОЦИОТИПОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ СЕМАНТИЧЕСКИХ ИНФОРМАЦИОННЫХ МУЛЬТИМОДЕЛЕЙ **99**

ГЛАВА 5. ТЕОРИЯ СХОДСТВА В СОЦИОЛОГИИ – АСТРОСОЦИОТИПОЛОГИЯ **109**

ГЛАВА 6. О МЕХАНИЗМАХ ВЛИЯНИЯ НЕБЕСНЫХ ТЕЛ НА ХАРАКТЕР И СПОСОБНОСТИ ЛЮДЕЙ **114**

6.1. Гравитационная гипотеза влияния небесных тел 114
6.2. Гравитация и жизнь 117
Гравитация и деструкция белков 119
Гравитация и синтез белков 122
6.3. Фундаментальные законы распознавания социальных категорий по астрономическим данным на момент рождения 125
Постановка задачи и метод моделирования 126
Логарифмическая зависимость среднего параметра сходства от числа ячеек сетки 129

Зависимость интегральной информативности от расстояния до Солнца 130
Зависимость интегральной информативности от расстояния до Урана..... 133
Универсальная зависимость нормированной интегральной информативности для далеких планет и модель взаимодействия 135
Зависимость интегральной информативности от расстояния до Луны, Марса, Меркурия, Юпитера и Венеры 136
Зависимость интегральной информативности от долготы углов домов 143
6.4. Информационная теория влияния небесных тел на психологию индивида 146
6.5. Роль гравитации в типичных ферментативных реакциях..... 155
6.6. Роль гравитации в реакциях с участием гормонов..... 156
6.7. Устойчивость зависимости интегральной информативности от расстояния до небесных тел 163

ГЛАВА 7. ТЕОРИЯ АСТРОСОЦИОТИПОЛОГИИ 174

7.1. Теорема астросоциотипологии..... 174
7.2. Проблема распознавания социальных категорий в поле центральных сил 188

ГЛАВА 8. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КУРСОВ ВАЛЮТ 195

8.1. О зависимости курсов валют от астрономических параметров небесных тел Солнечной системы 195
8.2. Прогнозирование курсов валют на основе системы «Эйдос-астра» 199
8.3.Технология моделирования курсов валют 217

ЗАКЛЮЧЕНИЕ 228

ЛИТЕРАТУРА 231

ПРИЛОЖЕНИЕ..... 235

Краткий толковый словарь терминов по астросоциотипологии и системно-когнитивному анализу 235

ПРЕДИСЛОВИЕ

Публикуя первую работу по астросоциотипологии [1] мы даже не предполагали, что множество интересных вопросов и проблем, возникших на пути решения задачи распознавания социальных категорий по астрономическим данным, приведет нас к написанию десятков статей и монографии [2], в которых даны ответы лишь на некоторые основные вопросы.

Главный вопрос, который возникает при распознавании социальных категорий по астрономическим данным на момент рождения, почему это вообще возможно осуществить? Этот вопрос интриговал нас до тех пор, пока не была доказана основная теорема астросоциотипологии, которая устанавливает зависимость функции распределения случайных событий, происходящих на земле от кинематических и динамических параметров нашей планеты при ее движении вокруг Солнца.

Одним из следствий этой теоремы является то, что любые непрерывные во времени распределения событий при их представлении в зависимости от координат небесных тел содержат когерентные колебания, обусловленные движением небесных тел. Возникла гипотеза о том, что когерентные колебания могут быть использованы для распознавания событий в астросоциотипологии. Таким образом, проблема распознавания событий в поле центральных сил приобрела законченную формулировку. Как оказалось, эта проблема может быть решена на основе системной теории информации [3].

Вообще говоря, теорема астросоциотипологии справедлива для любых непрерывных или дискретных распределений событий. Поэтому методы распознавания социальных категорий по астрономическим данным легко обобщаются на события любой природы, например, на котировки валют. Используя систему искусственного интеллекта «Эйдос-астра», которая была спроектирована специально для решения задач астросоциотипологии, была развита модель прогнозирования курсов валют с использованием астрономических параметров. Все это позволяет по-новому взглянуть на результаты, опубликованные в монографии [2], ведь отныне методы астросоциотипологии могли применяться для мо-

делирования любых социально-экономических категорий, а не только узкого круга категорий, характеризующих субъектов.

Хотелось бы сказать несколько слов о предпосылках астро-социотипологии и о том, почему она не возникла, например в XIX веке. В естественных науках прогресс во многом определяется совершенствованием технологий *измерений* и накопления фактов, а также развитием методов *извлечения знаний из фактов*.

Понятие измерения претерпело значительную эволюцию на протяжении последних нескольких сотен лет. Раньше под измерением понимали факт обнаружения у изучаемого объекта какого-либо свойства, что выражалось *качественной*, номинальной или текстовой величиной. Позже возникло понятие о единицах измерения и числовых измерениях и тогда под измерением стали понимать установление *количественного* значения некоторого свойства объекта. Дальнейшее развитие науки привело к пониманию, что измерение любой количественной величины всегда осуществляется с некоторой принципиально неустранимой *погрешностью*. Абсолютно точное значение измерения недостижимо по ряду причин. Прежде всего, для абсолютно точной записи любой величины потребовалось бы бесконечное количество знаков, а значит информационный носитель бесконечной емкости и бесконечное время для записи этой информации, либо бесконечная скорость записи. С другой стороны сам процесс измерения всегда занимает некоторое время и за это время измененяемая величина, вообще говоря, может несколько измениться. Кроме того, в любом реальном процессе измерения измерительная система *взаимодействует* с исследуемым объектом и не только получает информацию о его состоянии, но и влияет на него, т.е. изменяет это состояние, т.е. существует принципиально неустранимое влияние наблюдателя на наблюдаемую им реальность. Следовательно, от самого наблюдателя в определенной степени конечно, зависит, что он наблюдает. Сегодня это понимание прибрело квантово-механическую интерпретацию в форме соотношения неопределенностей Гейзенберга. Поэтому результаты количественных измерений стали записывать с указанием погрешностей, а затем и интервала, в который с определенной вероятностью попадает истинное значение измеряемой величины, т.е. перешли к

доверительным интервалам и *интервальным оценкам*. Следующий этап развития теории измерений связан с пониманием того, что измеряемая величина каким-то образом, в общем случае *неравномерно*, распределена внутри доверительного интервала. В результате под измерением стали понимать установление *статистических характеристик вероятностных распределений числовых величин*. Но когда стали анализировать эти распределения, то оказалось, что для того, чтобы сделать обоснованные выводы о характере влиянии некоторых факторов на систему необходимо сравнивать ее поведение под действием всех возможных сочетаний значений факторов с какой-то *базой сравнения*, например с поведением в условиях отсутствии действия исследуемых факторов или с *контрольной группой*. Однако в связи с природой самого объекта исследования реально на практике исследователи чаще всего не имеют возможности изучить влияние на объект всех возможных сочетаний значений факторов и выделить контрольную группу. Поэтому приходится сравнивать поведение объектов в различных группах с его поведением в среднем по всей выборке, для чего нами предложен метод «вариабельных контрольных групп» [СК-анализ, 2002]. Другой проблемой является *выделение полезного сигнала из шума* (т.к. измеряемая величина является суммой «истинного» значения и шума) и обеспечение *сопоставимости* изучения влияния факторов различной природы, как качественных, так количественных, измеряемых в различных единицах измерения. Все эти проблемы решены в новом методе исследования: системно-когнитивном анализе [СК-анализ, 2002].

Для установления фактов всегда, осознанно или нет, но использовался некоторый *инструмент* и способ или методика его применения. Исторически первыми такими инструментами стали сами органы восприятия человека, прежде всего зрение, а способом – наблюдение. Создание новых инструментов всегда приводило к революции в науке или даже возникновению новых наук. Достаточно вспомнить, как изменились биология и медицина после изобретения микроскопа Антони Ван Левенгуком, и как изменилась астрономия после изобретения телескопа Галилео Галилеем. Последовавшее затем изобретение радиотелескопа при-

вело к возникновению радиоастрономии, а рентгеновского телескопа, соответственно –рентгеновской астрономии и т.д. и т.д.

В астросоциотипологии также есть свой новый инструмент исследования, своего рода специфический телескоп, появление которого в руках исследователей можно сказать практически привело к ее возникновению: это *интеллектуальный информационный телескоп с многоканальным детектором (в качестве элементов детектора выступают люди), распределенный в пространстве и времени*. В качестве источника фактов в астросоциотипологии выступают имеющиеся сейчас в **Internet** в свободном доступе **базы данных**, содержащие огромное количество информации о социальных и экономических решениях людей на протяжении длительного периода времени по всему свету. В качестве эффективной системы выделения сверхслабого полезного сигнала из шума в астросоциотипологии применяются методы и **технологии искусственного интеллекта**, в частности в настоящее время системно-когнитивный анализ. Респонденты в астросоциотипологии характеризуются не их ответами на вопросы анкеты, как в социологии, а описанием астрономической ситуации на момент их рождения. Для определения этой астрономической ситуации для каждого респондента, используются специальные **астрономические программы**, позволяющие комфортно проводить огромные по объему и сложности расчеты за короткое время. Наличие в распоряжении исследователей всех этих компонент, а также достаточных вычислительных ресурсов, желания и возможности все это применить для реального масштабного исследования и привело к возникновению астросоциотипологии.

Применение методов астросоциотипологии в экономике, моделирование на их основе экономических категорий, в частности курсов валют, позволяет сделать вывод, что мы стоим у истоков зарождения новой науки, которая может помочь в разработках новых инструментов прогнозирования социально-экономических категорий в современном постиндустриальном обществе, основанном на широком применении информационных технологий и искусственного интеллекта.

ВВЕДЕНИЕ

Астросоциотипология – наука, занимающаяся выявлением типов людей, объединенных в профессиональные и иные группы, на основе астрономических параметров положений небесных тел на момент рождения.

Астросоциотипология возникла в результате проверки гипотезы о влиянии небесных тел на выбор профессии [1]. Первоначально это направление было отнесено к разделу астросоциологии, но в дальнейшем авторы [2] сочли целесообразным ввести новый термин для обозначения нового научного направления на стыке астрономии, социологии и искусственного интеллекта.

Необходимо особо подчеркнуть, что астросоциотипология является точной наукой, т.к. ее метод (методы и технологии искусственного интеллекта) является математической дисциплиной. Теоретической основой астросоциотипологии является гипотеза об информационном влиянии небесных тел солнечной системы на социальную адаптацию. Под информационным влиянием в астросоциотипологии понимается свойство небесных тел быть ориентирами в пространстве и (или) во времени. Например, Полярная звезда для современных землян служит указателем направления на Север. Это не связано с физическими свойствами Полярной звезды, но лишь с ее положением относительно оси вращения Земли. Тем не менее, нельзя утверждать, что Полярная звезда не влияет на одинокого путника, у которого нет компаса. Это называется информационное влияние. Солнце, когда оно находится в точках равноденствия и стояния, отмечает для землян наступление весны, лета, осени и зимы, что важно для земледелия. Это называется ориентир во времени и относится к информационному влиянию, которое зашифровано в календарях. Таких очевидных примеров много. В совокупности, на большой группе людей, родившихся в разные годы, информационное влияние приводит к предпочтениям в выборе профессии, что очевидно, на примере нескольких поколений. Это отличие можно описать математически, исследуя большую группу людей, включающую представи-

телей нескольких поколений, что и было сделано в рамках осуществленного проекта в 2006-2008 гг [2].

Астросоциотипология в своих методах существенно опирается на современную теорию информации. В настоящее время основным методом астросоциотипологии является автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) [3]. АСК-анализ представляет собой непараметрический метод искусственного интеллекта, основанный не на статистике, а на системном обобщении теории информации, системном анализе и когнитивном моделировании. Этот метод позволяет выделять полезный сигнал, о связи признаков с обобщенными категориями, из шума, путем обобщения, многоканальной или многопараметрической типизации.

АСК-анализ позволяет осуществлять синтез информационных моделей больших размерностей, а также использовать их для решения задач идентификации (прогнозирования), поддержки принятия решений и просто исследования предметной области путем исследования ее модели. Математическая модель АСК-анализа основана на системной теории информации (СТИ). СТИ рассматривает в качестве элементов не только первичные элементы множества, но и элементы, представляющие собой подсистемы различных уровней иерархии, образующиеся за счет взаимодействия первичных элементов, а также учитывает понятие цели. В рамках СТИ предложено системное обобщение семантической меры информации Харкевича, которое удовлетворяет принципу соответствия с мерой Хартли в детерминистском случае, как и мера Шеннона в случае равновероятных событий, чем преодолена несогласованность семантической теории информации и классической теории информации Шеннона.

Для получения достоверных результатов в задачах распознавания социальных категорий респондентов по данным их рождения в астросоциологии используются банки данных, содержащие миллионы параметров. Для обработки большого числа данных были развиты математические модели [4-5], алгоритмы [6] и компьютерные программы [7].

Для проверки основной гипотезы астросоциотипологии о связи между социальными категориями и астрономическими параметрами на момент рождения были выполнены специальные эксперименты [4], было установлено, что профессия, характер и другие индивидуальные особенности имеют вероятность распознавания по астрономическим признакам в среднем в 7,343 больше, чем при случайном выборе. Всего было исследовано 37 категорий с общим числом случаев 86314 для 20007 респондентов, данные которых выставлены для свободного копирования в рамках Astro-Databank Wiki Project [8]. Моделирование осуществлялось на сетках различного масштаба, содержащих от 2 до 173 ячеек. Для каждой распознаваемой категории можно определить параметр сходства, который изменяется от -100 % до 100 %, аналогично коэффициенту корреляции в статистике. Было установлено, что средний по всем 37 категориям параметр сходства возрастает с ростом числа ячеек, как логарифмическая функция.

Астросоциотипология является новым междисциплинарным научным направлением, которое возникло на пересечении областей и методов исследования вполне академических наук астрономии, социологии и искусственного интеллекта, что дало возможность получить новые результаты, недостижимые в каждой из этих наук, за счет системного (синергетического) эффекта их взаимодействия, см. [1-2, 4-6].

По-видимому, любую науку, занимающуюся исследованием фактов, построением моделей, отражающих взаимосвязи этих фактов и применением этих моделей для решения различных задач, можно считать одним из разделов эвентологии – науки о событиях, если учесть, что факт и событие, - это по сути одно и тоже [9]. Не является исключением и астросоциотипология, которая выявляет взаимосвязи между астрономическими событиями на момент рождения респондентов и событиями их жизни, в частности принадлежность к социотипам, а также решает задачи прогнозирования и поддержки принятия решений на основе знания этих взаимосвязей.

В работах [10-12] была сформулирована основная теорема астросоциотипологии, которая устанавливает зависимость функ-

ции распределения случайных событий, происходящих на земле от кинематических и динамических параметров нашей планеты при ее движении вокруг Солнца, а именно:

социальная реакция большой группы субъектов на воздействие любого небесного тела Солнечной системы может быть описана функцией среднеквадратичного отклонения нормированной частоты выбора, зависящей от радиальной скорости в системе Земля - небесное тело.

Некоторые следствия этой теоремы были установлены путем численных экспериментов в работах [13-17], а именно:

социальная реакция большой группы субъектов на воздействие любого небесного тела Солнечной системы, кроме Солнца может быть описана функцией среднеквадратичного отклонения нормированной частоты выбора, зависящей от углового аспекта небесного тела с Солнцем при наблюдении с Земли (от разности долгот небесного тела и Солнца);

социальная реакция большой группы субъектов на воздействие Солнца может быть описана функцией среднеквадратичного отклонения нормированной частоты выбора, зависящей от долготы Солнца.

Астросоциотипология – это математическая теория, которая возникла при экспериментальной проверке гипотезы об информационном влиянии небесных тел на выбор профессии. Для этого были выполнены эксперименты по распознаванию с помощью искусственного интеллекта данных 20007 респондентов, чьи биографии находятся в свободном доступе [8]. В процессе распознавания этих данных искусственным интеллектом была сформирована модель, которая затем была верифицирована. Все исходные и выходные данные модели, а также запатентованная система искусственного интеллекта "Эйдос-астра" [7] доступны для широкого использования.

Астросоциотипология является вариантом теории сходства в социологии. В настоящее время не существует теории, объясняющей выбор тех или иных профессиональных категорий. В рамках астросоциотипологии выбор профессии объясняется как результат действия механизма социальной адаптации к изме-

няющимся условиям. Необходимость адаптации, в свою очередь, может быть вызвана стрессом, связанным, в том числе, с влиянием космической среды.

Астросоциотипология основана на гипотезе, что конституционные качества личности включают не только предопределенные генотипом, но и ряд других качеств, не обусловленных генотипом – это так называемые астросоциотипологические характеристики личности, связанные с местом и временем рождения.

Астросоциотипологические признаки разных уровней иерархии могут быть включены в систему конституционных и социально обусловленных качеств личности при разработке профессиограмм - тестов на профессиональную пригодность. В последние годы создан целый ряд тестов, позволяющих оценивать респондентов на профессиональную пригодность в различных направлениях деятельности. Вместе с тем сама технология разработки подобных тестов является весьма наукоемкой, трудоемкой и дорогостоящей и этот процесс пока далек от стандартизации и малодоступен не только для потенциальных заказчиков на продукты подобных технологий, но и для самих ученых.

Между тем психологические тесты сегодня используются все шире, прежде всего, в службах управления персоналом для решения весьма ответственных вопросов, влияющих на судьбы людей. Это как минимум означает, что эти тесты должны быть, не только адаптированы и локализованы, но и применятся для тех целей, для решения которых они были предназначены разработчиками, и при удовлетворении всех этих условий – официально сертифицированы. Некоторые конституционные и социально приобретенные личностные качества достаточно просто могут быть установлены непосредственно, другие же требуют для применения специальных средств методик и оцениваются косвенно на основе непосредственно наблюдаемых и их выявление требует большого труда и использования специальных инструментов съема и обобщения информации.

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) [3] является успешно апробированной современной автоматизированной технологией, позволяющей решать эти пробле-

мы. Методы астросоциотипологии позволяют определить набор социальных и психофизических категорий для каждого респондента, используя только его данные рождения. Достоверность распознавания профессии, полученная на основе методов астросоциотипологии, сравнима или превосходит достоверность других профессиональных тестов. Так, например, из 5000 респондентов-профессионалов тестируемой выборки, данные которых выставлены для свободного копирования в рамках Astro-Databank Wiki Project [8], в системе "Эйдос-астра" [7] профессия была определена верно у 68,75% респондентов.

Вообще говоря, когерентное влияние планет распространяется на любые ряды данных W(t), например, на данные о курсах валют. Моделирование курсов валют является одной из популярных задач математической экономики. Существует несколько подходов к решению этой задачи. Наиболее содержательные результаты можно получить путем применения интеллектуальных систем на основе нейросетей. Принципиальным вопросом здесь является оценка степени влияния параметров отдельных планет на курсы валют. В монографии [2] и в работе [17] даны результаты моделирования задачи о зависимости курсов валют двадцати стран от астрономических параметров одиннадцати небесных тел Солнечной системы – Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Хирона, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона в период с 1 января 2000 года по 15 июня 2006 года. Для моделирования этой задачи была разработана нейросеть, позволяющая установить относительную значимость входных параметров (эта часть работы была выполнена совместно с Виктором Охониным). Среди входных параметров вводились астрономические параметры небесных тел, время в секундах, а также календарное время – год, месяц, день месяца и день недели. В качестве астрономических параметров использовались угловые параметры небесных тел (синус и косинус долготы и широта) и расстояние от Земли до центра небесного тела. База данных была подготовлена в виде одного массива, в котором наряду с данными валютных рядов были введены астрономические параметры.

Предсказательная сила такого рода модели сильно варьируется для разных стран. Так, при прогнозе на день вперед модель позволяет правильно установить знак скорости изменения курса для 14 валют из 20. При этом уровень прогноза изменяется для валют разных стран от 37% (Новая Зеландия) до 76% (Китай) правильных предсказаний на 100 случаев прогноза. Это связано, видимо, с тем что, во-первых, система входных параметров модели не является полной, а во-вторых, в реальном случае следует учитывать поведение игроков на рынке, оказывающих влияние на формирование цен. Тем не менее, эта модель позволяет установить относительную роль входных параметров, что представляет самостоятельный интерес.

Как было установлено, наиболее важным параметром для всей исследованной совокупности валют является календарный месяц. Относительный вклад этого параметра составляет около 14%. Очевидно, что календарный месяц наилучшим образом описывает сезонные колебания валют, которые являются самыми значительными в валютных рядах. Интересным и наиболее интригующим является то, что суммарный вклад параметров планет в 4 раза превосходит вклад календарного (циклического) времени и в 100 раз превосходит вклад линейного времени, которое обычно используется для моделирования не только физических процессов, но и в экономике. То, что линейное время оказалось, по уровню значимости ниже, чем астрономические параметры небесных тел, свидетельствует в пользу астросоциотипологии, как адекватной модели случайных экономических процессов. Среди всех астрономических параметров (входные параметры моделей астросоциотипологии) суммарный вклад расстояния небесных тел составляет 22,68%, на долю угловых параметров планет и времени в сумме приходится 77,32%. Отметим, что методы астросоциотипологии могут быть использованы не только для моделирования валютных рядов, но и для описания стокмаркета и других процессов в экономике.

В работах [18-19] были развиты модели прогнозирования курсов валют по астрономическим данным с использованием системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра» [7]. В про-

цессе моделирования была использована база данных FOREX, а также астрономические параметры долготы и расстояния от земли до десяти небесных тел, определенные в топоцентрической системе координат.

Установлено, что достоверность прогноза для категорий повышения/снижения курсов 12 пар валют изменяется в широких пределах для разных пар валют и по дням недели. Для стабилизации достоверности прогноза по дням недели предложена совокупность моделей.

Для совокупности 171 модели с различным числом ячеек показано, что средний по всем категориям курсов валют параметр сходства возрастает с ростом числа ячеек модели по логарифмическому закону. Аналогичный закон ранее был установлен для параметра сходства в задачах распознавания социальных категорий по астрономическим параметрам в астросоциотипологии [2], что указывает на общность законов распознавания социальных и экономических категорий по астрономическим данным на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра».

Рассмотрен пример моделирования высокого, низкого и на момент закрытия курсов 12 пар валют 7 стран. Наилучшая достоверность прогноза на протяжении четырех недель торгов была получена для пары доллар США/канадский доллар (не менее 68%) и для пары европейская валюта/доллар США (не менее 65%).

Развита модель почасового моделирования 32 категорий повышения/снижения курсов четырех пар валют. Установлено, что в период времени с 1:00 до 6:00 GMT средняя достоверность всех прогнозов, сделанных на основе развитой модели, превосходит 75%, а для пары EUR/USD достоверность прогноза составила 95.83%.

Преложена расчетная модель курса валюты на основе данных о параметрах сходства категорий повышения/снижения. Для 15-минутного курса EUR/USD получено хорошее согласование расчетного курса с реальным курсом на протяжении недели.

Таким образом, продемонстрирована возможность прогнозирования повышения/снижения курсов валют, по астрономиче-

ским данным на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра».

Изложенная в работах [10-12] теория когерентного влияния небесных тел на ряды данных (событий) не объясняет, почему это влияние проявляется в индивидуальном случае. В работе [20] была высказана гипотеза о влиянии гравитационных полей небесных тел на скорость реакций биохимического синтеза с участием гормонов. Эта гипотеза отчасти подтверждается данными работ [21-23] по определению зависимости дисперсии информативности астрономических признаков – интегральной информативности (ИИ), от расстояния до небесных тел.

В результате выполненных исследований установлено, что механизм взаимодействия большой группы субъектов может быть описан общей моделью, включающей нормированную интегральную информативность для описания реакции и амплитуду воздействия, зависящую от относительной величины потенциала гравитационного поля. Сформулированы общие законы взаимодействия субъектов с гравитационными полями небесных тел:

- амплитуда сигнала зависит только от относительной величины вариации потенциала гравитационного поля, но не от самой величины потенциала;
- при увеличении или уменьшении амплитуды сигнала относительно некоторого значение, величина ИИ, характеризующая реакцию на воздействие гравитационных полей Солнца и Венеры, всегда убывает, что свидетельствует о наличии отрицательной обратной связи.
- при увеличении или уменьшении амплитуды сигнала относительно некоторого значение, величина ИИ, характеризующая реакцию на воздействие гравитационных полей Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона всегда возрастает, что свидетельствует о наличии положительной обратной связи.
- При увеличении или уменьшении амплитуды сигнала относительно некоторой средней величины, реакция группы субъектов на воздействие гравитационных полей Луны, Марса, Меркурия и Юпитера осуществляется по механизму обратной связи переменного типа.

Таким образом, исследования показали, что реакция большой группы субъектов на воздействие небесных тел объясняется фундаментальными законами взаимодействия живых организмов с гравитационными полями небесных тел солнечной системы. В настоящее время детальный механизм этого взаимодействия еще не изучен. В работе [22] высказана гипотеза, что, гравитационная чувствительность появляется в системах с памятью в ответ на изменение скоростей биохимических реакций с участием гормонов.

В работе [24] был предложен квантовый механизм влияния гравитационного поля на статистику электронов проводимости, что позволяет объяснить зависимость проводимости и индуктивности от расстояния между Землей и Солнцем [25]. В работе [26] эта модель была распространена на случай статистики фермионов в атомных ядрах, что приводит к наблюдаемой экспериментально зависимости скорости радиоактивного распада от расстояния между Землей и Солнцем [27].

Таким образом, в работах [1-2, 4-6] и других был разработан метод социологического анализа, основанный на гипотезе о зависимости характера и призвания индивида от его места и времени рождения. Чтобы подтвердить эту гипотезу была создана система искусственного интеллекта "Эйдос-астра" [7] . Выполненные исследования [1-2], [4-6] убедительно демонстрируют наличие корреляционных связей между положением небесных тел в зодиаке и относительно линии горизонта и категориями, характеризующими множество субъектов. Для нахождения статистически значимых взаимосвязей была использована база данных AstroDatabank [8], из которой были образованы более десяти различных баз данных для проверки рабочих гипотез.

Авторы считают, что на основании проведенных исследований можно обоснованно сделать главный вывод о том, что зависимости между астрономическими параметрами респондентов на момент их рождения (астропризнаки) и принадлежностью этих респондентов к определенным обобщенным социальным категориям (социотипам) действительно существуют.

Предложенные математические модели, алгоритмы, реализующие их программные средства (базовая система "Эйдос" [3] и

система окружения "Эйдос-астра" [7]), а также технология их применения обеспечили получение прикладных результатов не только в области астросоциотипологии, но и в области прогнозирования курсов валют по астрономичесчким данным с использованием системы искусственного интеллекта.

Существует довольно много междисциплинарных научных направлений. Обоснованным выглядит мнение, что междисциплинарные исследования на пересечении областей нескольких наук дают системный (синергетический) эффект и являются чрезвычайно плодотворными. Астросоциотипология, является междисциплинарным научным направлением. Используя исключительно только представления астрономии, социологии и методов искусственного интеллекта она имеет свой предмет и метод исследования и дает новые ранее неизвестные знания, которые могут иметь и фундаментальное (мировоззренческое), и прагматическое звучание.

ГЛАВА 1. ТЕОРИЯ ИНФОРМАЦИИ И СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА "ЭЙДОС"

Пользуясь своим мозгом, как данным от господа Бога, математик мог не интересоваться комбинаторными основами Его работы. Но искусственный интеллект машин должен быть создан человеком, и человеку приходится погружаться в неизбежную при этом комбинаторную математику. Пока еще рано делать окончательные выводы о том, что это будет значить для общей архитектуры математики будущего.

А.Н. Колмогоров

Жизнь людей немыслима без источников информации в форме, телефона, радио, телевидения, книг, газет и журналов. Люди постоянно пополняют запас своих знаний, обмениваются ими с другими людьми, извлекают новые знания из собственного и коллективного опыта. Между тем, математическая теория, описывающая процессы передачи информации по каналам связи возникла сравнительно недавно, в конце сороковых годов 20 века, благодаря трудам Фишера, Хартли, Котельникова, Шеннона, Колмогорова, Хинчина и других (см. гл. 3 монографии [28]).

А.Н. Колмогоров [28-29] выделил три направления в развитии теории информации в зависимости от трех подхода к определению понятия "количества информации":

чисто комбинаторный подход;

вероятностный подход;

алгоритмический подход.

Комбинаторный подход является наиболее естественным и логически независимым от каких-либо вероятностных допущений. Он возник при исследовании различных алфавитов и словарей. Пусть переменное x принимает значения из множества X, состоящего из N элементов. Тогда энтропия переменного x по определению равна (Хартли, 1928)

$$H(x) = \log_2 N$$

Энтропия характеризует неопределенность в положении (состоянии) элемента множества. Задавая определенное значение $x = a$, мы снимаем неопределенность, сообщая информацию

$$I = \log_2 N$$

Энтропия обладает свойством аддитивности: если имеется несколько независимых переменных $x_1, x_2, ..., x_k$ пробегающих множества, состоящие из $N_1, N_2, ..., N_k$ элементов, то энтропия

$$H(x_1, x_2, ..., x_k) = H(x_1) + H(x_2) + ... + H(x_k)$$

Если переменные x_1, x_2 связаны таким образом, что при $x_1 = a$ число элементов множества $x_2(a)$ равно $N_2(a)$, то условная энтропия определяется равенством

$$H(x_2 | x_1 = a) = \log_2 N_2(a)$$

Информацию в x_1 относительно x_2 можно определить по формуле

$$I(x_1 : x_2) = H(x_2) - H(x_2 | x_1)$$

Предположим, что имеется алфавит из s элементов, тогда число слов, содержащих по m_i вхождений i-ой буквы алфавита равно

$$C(m_1, ..., m_s) = \frac{n!}{m_1! ... m_s!}$$

где $n = m_1 + ... + m_s$. Количество информации этого словаря составляет

$$I = \log_2 C(m_1, ..., m_s) \tag{1}$$

При $n, m_1, ..., m_s \to \infty$ справедлива асимптотическая формула

$$I \approx -n \sum_{i=1}^{s} \frac{m_i}{n} \log_2 \frac{m_i}{n}$$

Следовательно, комбинаторный подход приводит к формуле Шеннона для информации, которая при определенных ограничениях непосредственно следует из (1):

$$I = -n\sum_{i=1}^{s} p_i \log_2 p_i \tag{2}$$

Здесь $p_i=m_i/n$ – частоты появления отдельных букв. Соответственно информация, приходящаяся на один символ текста сообщения, составляет [30]:

$$I = -\sum_{i=1}^{s} p_i \log_2 p_i \tag{3}$$

Это так называемая формула Шеннона для объема информации, может быть легко обобщена на случай произвольного распределения вероятностей случайного объекта ξ (см. [28])

$$\mathbf{P}\{\xi = x_i\} = p_i \tag{4}$$

Мерой неопределенности распределения (4) является энтропия (3), соответствующая количеству информации, которую надо сообщить, чтобы устранить эту неопределенность.

В случае совместного распределения вероятностей двух случайных объектов ξ, η

$$\mathbf{P}\{\xi = x_i, \eta = y_j\} = p_{ij}$$

при заданном значении $\eta = y_j$ находим условное распределение

$$\mathbf{P}\{\xi = x_i | \eta = y_j\} = p_{i|j}$$

Количество информации, которое необходимо для указания точного значения ξ равно, согласно (3)

$$H(\xi | \eta = y_j) = -\sum_i p_{i|j} \log_2 p_{i|j}$$

Вычисляя среднее значение этого выражения, находим

$$\mathbf{M}H(\xi | \eta) = -\sum_j \mathbf{P}\{\eta = y_j\} \sum_i p_{i|j} \log_2 p_{i|j}$$

Величина информации относительно η содержащаяся в задании ξ определяется в виде

$$I(\eta,\xi) = H(\xi) - \mathbf{M}H(\xi|\eta)$$

Эту формулу можно записать в симметричном виде:

$$I(\xi,\eta) = \sum_{i,j} p_{ij} \log_2 \frac{p_{ij}}{p_i p_j} \tag{5}$$

В таком виде формула для объема информации широко используется в приложениях. В случае непрерывных распределений выражение (5) путем предельного перехода приводится к виду [30]:

$$I(\xi,\eta) = \iint p_{\xi\eta}(x,y) \log_2 \frac{p_{\xi\eta}(x,y)}{p_\xi(x) p_\eta(y)} dxdy \tag{6}$$

В случае передачи информации с частотой ω по зашумленному каналу скорость передачи ограничена сверху согласно неравенству (Шеннон, 1948):

$$\frac{dI}{dt} \le \frac{\Delta\omega}{2\pi} \log_2 \left(1 + \frac{P_a}{P_n}\right) \tag{7}$$

Здесь P_a, P_n – мощность сигнала и шума соответственно.

Вероятностный подход позволяет уточнить пределы применимости полученных Шенноном выражений (3, 6, 7) и установить некоторые новые результаты в теории информации [28].

При алгоритмическом подходе объем информации определяется через сложность объекта, под которой понимается минимальная длина *l(p)* программы *p*, используя которую можно получить *y* из *x*. Согласно [28] именно алгоритмический подход позволяет оценить количество наследственной информации. Аналогичные идеи высказывали авторы [30], называя программу дублирования наследственной информации правилами "игры жизни".

Как известно, жизнь является информационным процессом. При этом все живое на нашей планете использует одну универсальную схему кодирования и переноса информации, основан-

ную на белках и нуклеиновых кислотах – ДНК и РНК. В состав ДНК (РНК) входят четыре азотистых основания, образующих буквы генетического алфавита – Аденин, Тимин (соответственно Урацил), Гуанин и Цитозин. Четыре буквы комбинируются в трехбуквенные слова (кодоны), таким образом, существует 4^3=64 различных кодонов. Система соответствий кодон – аминокислота, т.е. генетический код, является универсальной, которую используют как растения и животные, так и люди.

Молекула ДНК представляет собой двойную спираль с шагом 34 ангстрема и диаметром 20 ангстрем, которая соединяется парами четырех указанных выше оснований с шагом 3,4 ангстрема. Соответствующая объемная плотность генетической информации, вычисленная на основе комбинаторного подхода, составляет около 10^{21} бит/см^3, а полное количество информации в молекуле ДНК человека около 10^8 бит. Примерно 10% этого количества составляет план строения клетки и всего организма. Копия этого плана передается из поколения в поколение. Игра жизни на клеточном уровне сводится к дублированию наследственной информации. Отчасти этот смысл жизни характерен и для отдельного организма, который стремится воспроизвести себя половым или иным путем.

Заметим, что оценка объема наследственной информации не может быть основана только на комбинаторике или теории вероятности, поскольку условия ее воспроизведения подчиняются правилам, которые не меняются на протяжении сотен миллионов лет. Эти правила, фактически, являются программами высокого уровня, написанными для биологического компьютера. Кто написал эти программы, остается под вопросом. Однако реально сделать оценку длины этих программ пока не представляется возможным. Следует также отметить, что дублирование наследственной информации осуществляется на молекулярных масштабах, где велика роль квантовых эффектов. Системная (эмерджентная) теория информации для квантовых состояний была развита в работе [32], в которой дано обобщение формул Хартли (1) и Шеннона (5) на случай смешанных состояний.

В классической теории Шеннона [30] исследуется передача символов по одному информационному каналу от одного источ-

ника к одному приемнику. В общем случае можно поставить другую задачу: ***идентифицировать информационный источник по сообщению от него*** [33].

Эта задача является своего рода обобщением метода идентификации искусственного интеллекта, предложенного Аланом Тьюрингом и известной как "тест Тьюринга" [34]. Тьюринг предлагал использовать этот тест для того, чтобы эксперты-люди по сообщениям от системы искусственного интеллекта и человека определили кто из них кто. А теперь возникает вопрос о том, может ли искусственный интеллект по сообщениям, т.е. на основании информации, полученной от объектов различной природы, в т.ч. людей, идентифицировать их, т.е. отнести к тем или иным обобщенным категориям. Это задача известна как задача "распознавания образов", к которой сводятся также задачи идентификации и прогнозирования.

Для решения этой задачи метод Шеннона был обобщен путем учета в математической модели возможности существования многих источников информации, от которых по одному зашумленному каналу связи приходят к приемнику не отдельные символы, а сообщения, состоящие из последовательностей символов (признаков) любой длины.

Задача идентификации информационного источника по сообщению от него, полученному приемником по зашумленному каналу может быть решена методом, являющимся обобщением метода К. Шеннона [30]. Это позволяет применить классическую теорию информации для построения моделей систем распознавания образов и принятия решений [3, 33].

Для решения поставленной задачи необходимо вычислять не средние информационные характеристики, как в теории Шеннона, а количество информации, содержащееся в конкретном i–м признаке (символе) о том, что он пришел от данного j–го источника информации. Это позволит определить суммарное количество информации в сообщении о каждом информационном источнике, что дает интегральный критерий для идентификации.

Логично предположить, что среднее количество информации, содержащейся в системе признаков о системе классов (5) яв-

ляется усреднением порций информации (слов или символов типа i), приходящих от индивидуальных источников типа j:

$$I(x_j, y_i) = \log_2 \frac{p_{ij}}{p_i p_j} \tag{8}$$

Если сообщение содержит M символов, то общее количество информации, приходящей от источника типа j определяется путем суммирования выражения (8):

$$I(x_j) = \sum_{i=1}^{M} \log_2 \frac{p_{ij}}{p_i p_j} \tag{9}$$

Если ранжировать классы в порядке убывания суммарного количества информации о принадлежности к ним, содержащейся в данном сообщении (т.е. описании объекта), и выбирать первый из них, т.е. тот, о котором в сообщении содержится наибольшее суммарное количество информации, то мы получим обоснованную статистическую процедуру, основанную на классической теории информации, оптимальность которой доказывается в фундаментальной лемме Неймана – Пирсона (см. [3]).

В семантической информационной модели при идентификации и прогнозировании, по сути, осуществляется разложение векторов идентифицируемых объектов по векторам классов распознавания, т.е. осуществляется "объектный анализ" (по аналогии с спектральным, гармоническим или Фурье-анализом), что позволяет рассматривать идентифицируемые объекты как суперпозицию обобщенных образов классов различного типа с различными амплитудами.

При этом вектора обобщенных образов классов, с математической точки зрения, представляют собой произвольные функции и не обязательно образуют полную и не избыточную (ортонормированную) систему функций. Для любого объекта всегда существует такая система базисных функций, что вектор объекта может быть представлен в форме линейной суперпозиции (суммы) этих базисных функций с различными амплитудами. Это утверждение, является одним из следствий фундаментальной теоремы А.Н. Колмогорова, доказанной им в 1957 году [35].

Как известно, теорема Колмогорова является математической основой для построения нейронных сетей, которые в свою очередь служат основой для построения систем искусственного интеллекта. Теорема Колмогорова гласит, что любая непрерывная функция от n переменных $F(x_1, x_2, ., x_n)$, определенная на n–мерном единичном кубе, может быть представлена в виде суммы $2n+1$ суперпозиций непрерывных и монотонных отображений единичных отрезков:

$$F(x_1, x_2, ..., x_n) = \sum_{j=1}^{2n+1} g_j \left(\sum_{i=1}^{n} h_{ij}(x_i) \right), \quad 0 \le x_i \le 1, \quad i = 1, ..., n$$

где g_j и h_{ij} – непрерывные функции, причем h_{ij} не зависят от функции F.

Эта теорема означает, что для реализации функций многих переменных достаточно операций суммирования и композиции функций одной переменной. Отметим, что в этом представлении лишь функции g_j зависят от представляемой функции F, а функции h_{ij} универсальны. Вообще говоря, определение вида функций h_{ij} и g_j для данной функции $F=F(x_1, x_2, ., x_n)$ представляет собой математическую проблему, для которой пока не найдено строгого решения. В монографии [3] предлагается рассматривать семантическую информационную модель как один из вариантов решения этой проблемы. В этом контексте функция $F(x_1, x_2, ., x_n)$ интерпретируется как образ идентифицируемого объекта, функция h_{ij} – образ j-го класса, а функция g_j – мера сходства образа объекта с образом класса. Рассмотрим алгоритм нахождения этих функций путем применения автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализа).

АСК-анализ представляет собой непараметрический метод искусственного интеллекта, основанный не на статистике, а на системном обобщении теории информации, системном анализе и когнитивном моделировании [3]. Этот метод позволяет выделять полезный сигнал о связи признаков с обобщенными категориями из шума путем обобщения (многоканальной или многопараметрической типизации), осуществлять синтез информационным моделей больших размерностей, а также использовать их для решения задач идентификации (прогнозирования), поддержки приня-

тия решений и просто исследования предметной области путем исследования ее модели.

Метод и технология АСК-анализа включает:

– базовую когнитивную концепцию;

– математическую модель;

– методику численных расчетов;

– специальный программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему "Эйдос" [36].

Базовая когнитивная концепция АСК-анализа рассматривает процесс познания, как многоуровневую иерархическую систему обработки информации, причем когнитивные структуры каждого уровня являются результатом интеграции структур предыдущего уровня.

На 1-м уровне этой системы находятся дискретные элементы потока чувственного восприятия, которые на 2-м уровне интегрируются в чувственный образ конкретного объекта. Те, в свою очередь, на 3-м уровне интегрируются в обобщенные образы классов и факторов, образующие на 4-м уровне кластеры, а на 5-м конструкты. Система конструктов на 6-м уровне образуют текущую парадигму реальности (т.е. человек познает мир путем синтеза и применения конструктов). На 7-м же уровне обнаруживается, что текущая парадигма не единственно возможная, т.к. существуют другие формы сознания и реальности, кроме известных до этого.

Ключевым для когнитивной концепции является понятие факта, под которым понимается соответствие дискретного и интегрального элементов познания (т.е. элементов разных уровней интеграции-иерархии), обнаруженное на опыте. Факт рассматривается как квант смысла, что является основой для его формализации. Мысль представляет собой действие над данными, извлекающее из них смысл. Таким образом, происхождение смысла связывается со своего рода "разностью потенциалов", существующей между смежными уровнями интеграции-иерархии обработки информации в процессах познания. Между когнитивными структурами разных уровней иерархии существует отношение "дискретное – интегральное". Именно это служит основой формализации смысла. Из базовой когнитивной концепции следует

когнитивный конфигуратор, представляющий собой минимальную полную систему когнитивных операций, названных "базовые когнитивные операции системного анализа".

Всего выявлено 10 таких операций, каждая из которых оказалась достаточно элементарной для формализации и программной реализации:

1) присвоение имен;
2) восприятие;
3) обобщение (синтез, индукция);
4) абстрагирование;
5) оценка адекватности модели;
6) сравнение, идентификация и прогнозирование;
7) дедукция и абдукция;
8) классификация и генерация конструктов;
9) содержательное сравнение;
10) планирование и принятие решений об управлении.

Математическая модель АСК-анализа основана на системной теории информации, которая создана в рамках реализации программной идеи обобщения всех понятий математики, в частности теории информации, базирующихся на теории множеств, путем тотальной замены понятия множества на более общее понятие системы и тщательного отслеживания всех последствий этой замены. Благодаря математической модели, положенной в основу АСК-анализа, этот метод является непараметрическим и позволяет сопоставимо обрабатывать тысячи градаций факторов (астропризнаков) и будущих состояний объекта управления (категорий) при неполных (фрагментированных), зашумленных данных различной природы, т.е. измеряемых в различных единицах измерения.

При этом на этапе синтеза модели осуществляется многокритериальная типизация респондентов обучающей выборки по исследуемым категориям, т.е. рассчитывается количество информации, которое содержится в фактах попадания долгот углов в интервалы (рассматриваемые как критерии), о принадлежности респондента к тем или иным категориям, а на этапе идентификации эта информация используется для расчета степени сходства конкретных респондентов с обобщенными категориями.

Результат идентификации респондента, описанного данной системой астропризнаков, представляет собой список обобщенных категорий (классов), в котором они расположены в порядке убывания суммарного количества информации о принадлежности респондента к каждому из них. Математическая модель позволяет сформировать информационные портреты классов и астропризнаков, а также осуществить их кластерный и конструктивный анализ.

Информационный портрет класса (обобщенной категории) показывает какое количество информации содержит каждый астропризнак о принадлежности респондента к данной категории.

Информационный (семантический) портрет астропризнака является его развернутой смысловой количественной характеристикой, в которой содержится информация о принадлежности респондента, обладающего данным признаком, ко всем обобщенным категориям.

Кластеры классов представляют собой группы категорий, сходных по характерным для них астропризнакам.

Кластеры астропризнаков представляют собой группы признаков, сходных по их смыслу, т.е. по тому, какую информацию о принадлежности респондентов, обладающих этими признаками к обобщенным категориям они содержат.

Под конструктом понимается система противоположных (наиболее сильно отличающихся) кластеров, которые называются "полюсами" конструкта, а также спектр промежуточных кластеров, к которым применима количественная шкала измерения степени их сходства или различия.

Конструкты могут быть получены как результат кластерного анализа кластеров категорий или астропризнаков, при этом конструкт рассматривается как кластер с нечеткими границами, включающий в различной степени, причем не только в положительной, но и в отрицательной, все классы или астропризнаки.

Конструктивный анализ позволяет определить в принципе совместимые и в принципе несовместимые по характерным для них астропризнакам классы или обобщенные категории. Совместимыми называются классы, для которых характерны сходные

системы астропризнаков, а несовместимыми – для которых они диаметрально противоположны и одновременно неосуществимы.

По результатам кластерно-конструктивного анализа строятся диаграммы смыслового сходства-различия классов (признаков), соответствующие определению семантических сетей и нечетких когнитивных схем, т.е. представляющие собой ориентированные графы, в которых классы (признаки) соединены линиями, толщина которых соответствует модулю, а цвет знаку их сходства-различия.

Предложенная математическая модель в обобщенной постановке обеспечивает содержательное сравнение классов друг с другом и астропризнаков друг с другом, т.е. построение когнитивных диаграмм. Например, информационные портреты классов содержат информацию о характерности признаков для классов. Кластерно-конструктивный анализ обеспечивает сравнение классов друг с другом, т.е. дает степень их сходства и различия. Но он не дает информации о том, какими признаками эти классы похожи и какими отличаются, и какой вклад каждый признак вносит в сходство или различие некоторых двух классов. Информация об этом генерируется на основе анализа и сравнения двух информационных портретов, что и осуществляется при содержательном сравнении классов. Каждая пара признаков, принадлежащих сравниваемым классам, образует "смысловую связь", вносящую определенный вклад в сходство/различие между этими классами если эти признаки тождественны друг другу или между ними имеется определенное сходство/различие по смыслу. Список связей сортируется в порядке убывания модуля силы связи, причем учитывается не более заданного их количества (это связано с ограничениями при графическом отображении). Графической визуализацией результатов содержательного сравнения классов являются когнитивные диаграммы с многозначными связями. На когнитивной диаграмме классов отображены их информационные портреты, в которых факторы расположены в порядке убывания их характерности для этих классов, а линии, соединяющие астропризнаки, имеют толщину и цвет, соответствующие модулю и знаку их вклада в сходстворазличие классов. Когнитивная диаграмма классов дает детальную расшифровку структуры кон-

кретной линии связи семантической сети. Кроме того, предложены и реализованы в модели инвертированные когнитивные диаграммы, детально раскрывающие сходство-различие двух астропризнаков по их влиянию на принадлежность респондента к различным категориям, а также прямые и инвертированные диаграммы В.С. Мерлина (1986), в которых показаны уровни и знаки связей между астропризнаками различных уровней интегративности по их характерности для различных категорий. Предложены и реализованы также классические и интегральные когнитивные карты, представляющие собой диаграммы, объединяющие семантические сети классов и признаков и нелокальные нейронные сети [34].

Методика численных расчетов АСК-анализа включает структуры данных, способы представления и формализации (кодирования) входных, промежуточных и выходных данных, а также алгоритмы реализации базовых когнитивных операций системного анализа.

Специальный программный инструментарий АСК-анализа – универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос" (см. таблицу 1) обеспечивает:

– формализацию предметной области;

– подготовку обучающей выборки и управление ей, в т.ч. взвешивание или "ремонт" данных;

– синтез семантической информационной модели предметной области (обобщение или типизация);

– оптимизацию модели;

– проверку адекватности модели;

– идентификацию и прогнозирование;

– типологический анализ (включая решение обратной задачи идентификации и прогнозирования, семантический информационный и кластерно-конструктивный анализ классов и факторов);

– оригинальную графическую визуализацию результатов анализа в форме когнитивной графики (простых и интегральных когнитивных карт, семантических сетей и когнитивных диаграмм).

Общая структура системы "Эйдос" представлена в таблице 1.

Таблица 1. Общая структура универсальной когнитивной аналитической системы "Эйдос"

Подсистема	Режим	Функция	Операция
1. Формализация ПО	1. Классификационные шкалы и градации		
	2. Описательные шкалы (и градации)		
	3. Градации описательных шкал (признаки)		
	4. Иерархические уровни систем	1. Уровни классов	
		2. Уровни признаков	
	5. Программные интерфейсы для импорта данных	1. Импорт данных из TXT-фалов стандарта DOS-текст	
		2. Импорт данных из DBF-файлов стандарта проф. А.Н.Лебедева	
		3. Импорт из транспонированных DBF-файлов проф. А.Н.Лебедева	
		4. Генерация шкал и обучающей выборки RND-модели	
		5. Генерация шкал и обучающей выборки для исследования чисел	
		6. Транспонирование DBF-матриц исходных данных	
		7. Импорт данных из DBF-файлов стандарта Евгения Лебедева	
	6. Почтовая служба по НСИ	1. Обмен по классам	
		2. Обмен по обобщенным признакам	
		3. Обмен по первичным признакам	
	7. Печать анкеты		
2. Синтез СИМ	1. Ввод–корректировка обучающей выборки		
	2. Управление обучающей выборкой	1. Параметрическое задание объектов для обработки	
		2. Статистическая характеристика, ручной ремонт	
		3. Автоматический ремонт обучающей выборки	
	3. Синтез семантической ин-	1. Расчет матрицы абсолютных частот	
		2. Исключение артефактов (робастная процедура)	
		3. Расчет матрицы информативностей СИМ-1 и сделать ее текущей	

	формационной модели СИМ	4. Расчет условных процентных распределений СИМ-1 и СИМ-2	
		5. Автоматическое выполнение режимов 1–2–3–4	
		6. Измерение сходимости и устойчивости модели	1. Сходимость и устойчивость СИМ
			2. Зависимость валидности модели от объема обучающей выборки
		7. Расчет матрицы информативностей СИМ-2 и сделать ее текущей	
	4. Почтовая служба по обучающей информации		
3. Оптимизация СИМ	1. Формирование ортонормированного базиса классов		
	2. Исключение признаков с низкой селективной силой		
	3. Удаление классов и признаков, по которым недостаточно данных		
	4. Разделение классов на типичную и нетипичную части		
	5. Генерация сочетанных признаков и перекодирование обучающей выборки		
4. Распознавание	1. Ввод–корректировка распознаваемой выборки		
	2. Пакетное распознавание		
	3. Вывод результатов распознавания	1. Разрез: один объект – много классов	
		2. Разрез: один класс – много объектов	
	4. Почтовая служба по распознаваемой выборке		
	5. Построение функций влияния		
	6. Докодирование сочетаний признаков в распознаваемой выборке		
5. Типология	1. Типологический анализ классов распознавания	1. Информационные (ранговые) портреты (классов)	
		2. Кластерный и конструктивный анализ классов	1 Расчет матрицы сходства образов классов
			2. Генерация кластеров и конструктов классов
			3. Просмотр и печать кластеров и конструктов
			4. Автоматическое выполнение режимов: 1,2,3
			5. Вывод 2d семантических сетей классов
		3. Когнитивные диаграммы классов	
	2. Типологический	1. Информационные (ранговые) портреты признаков	
		2. Кластерный и конструктивный	1. Расчет матрицы сходства образов признаков

<table>
<tr><td rowspan="6"></td><td rowspan="6">анализ первичных признаков</td><td rowspan="5">анализ признаков</td><td>2. Генерация кластеров и конструктов признаков</td></tr>
<tr><td>3. Просмотр и печать кластеров и конструктов</td></tr>
<tr><td>4. Автоматическое выполнение режимов: 1,2,3</td></tr>
<tr><td>5. Вывод 2d семантических сетей признаков</td></tr>
<tr><td colspan="2">3. Когнитивные диаграммы признаков</td></tr>
<tr><td rowspan="7">6. СК-анализ СИМ</td><td colspan="3">1. Оценка достоверности заполнения объектов</td></tr>
<tr><td colspan="3">2. Измерение адекватности семантической информационной модели</td></tr>
<tr><td colspan="3">3. Измерение независимости классов и признаков</td></tr>
<tr><td colspan="3">4. Просмотр профилей классов и признаков</td></tr>
<tr><td colspan="3">5. Графическое отображение нелокальных нейронов</td></tr>
<tr><td colspan="3">6. Отображение Паретто-подмножеств нейронной сети</td></tr>
<tr><td colspan="3">7. Классические и интегральные когнитивные карты</td></tr>
<tr><td rowspan="14">7. Сервис</td><td rowspan="8">1. Генерация (сброс) БД</td><td colspan="2">1. Все базы данных</td></tr>
<tr><td rowspan="4">2. НСИ</td><td>1. Всех баз данных НСИ</td></tr>
<tr><td>2. БД классов</td></tr>
<tr><td>3. БД первичных признаков</td></tr>
<tr><td>4. БД обобщенных признаков</td></tr>
<tr><td colspan="2">3. Обучающая выборка</td></tr>
<tr><td colspan="2">4. Распознаваемая выборка</td></tr>
<tr><td colspan="2">5. Базы данных статистики</td></tr>
<tr><td colspan="3">2. Переиндексация всех баз данных</td></tr>
<tr><td colspan="3">3. Печать БД абсолютных частот</td></tr>
<tr><td colspan="3">4. Печать БД условных процентных распределений СИМ-1 и СИМ-2</td></tr>
<tr><td colspan="3">5. Печать БД информативностей СИМ-1 и СИМ-2</td></tr>
<tr><td colspan="3">6. Интеллектуальная дескрипторная информационно–поисковая система</td></tr>
<tr><td colspan="3">7. Копирование основных баз данных СИМ</td></tr>
<tr><td colspan="3">8. Сделать текущей матрицу информативностей СИМ-1</td></tr>
<tr><td colspan="3">9. Сделать текущей матрицу информативностей СИМ-1</td></tr>
</table>

В монографии [3] приведен перечень этапов системно-когнитивного анализа, которые необходимо выполнить, чтобы осуществить синтез и исследование модели объекта управления:

— Когнитивная структуризация, а затем и формализация предметной области.

— Ввод данных мониторинга в базу прецедентов (обучающую выборку).

— Синтез семантической информационной модели (СИМ).

— Оптимизация СИМ (в случае целесообразности).

— Проверка адекватности СИМ (верификация модели, измерение внутренней и внешней, дифференциальной и интегральной валидности).

— Решение задач идентификации состояний объекта управления, прогнозирование и поддержка принятия управленческих решений по управлению с применением СИМ.

— Системно-когнитивный анализ СИМ.

Важной особенностью АСК-анализа является возможность единообразной числовой обработки разнотипных числовых и нечисловых данных. Это обеспечивается тем, что нечисловым величинам тем же методом, что и числовым, приписываются сопоставимые в пространстве и времени, а также между собой, количественные значения, позволяющие обрабатывать их как числовые:

— на первых двух этапах АСК-анализа числовые величины сводятся к *интервальным оценкам*, как и информация об объектах нечисловой природы (фактах, событиях) (этот этап реализуется и в методах интервальной статистики);

— на третьем этапе АСК-анализа всем этим величинам по единой методике, основанной на системном обобщении семантической теории информации [3], сопоставляются количественные величины (имеющие смысл количества информации в признаке о принадлежности объекта к классу), с которыми в дальнейшем и производятся все операции моделирования (этот этап является уникальным для АСК-анализа).

Хотя система искусственного интеллекта "Эйдос" [36] была создана специально для решения задач распознавания в самом широком смысле, ее применение для исследования проблем астросоциотипологии столкнулось с требованием автоматизации

расчетов при изменении числа секторов разбиения круга зодиака. Поэтому была разработана специализированная система искусственного интеллекта "Эйдос-астра" [7], позволяющая осуществлять пакетное распознавание категорий респондентов на совокупности моделей с применением пяти алгоритмов "голосования" [4].

ГЛАВА 2. СИСТЕМА "ЭЙДОС-АСТРА"

В работе [1] был поставлен вопрос: действительно ли существуют зависимости между астрономическими признаками респондентов на момент рождения (астропризнаками) и обобщенными категориями, отражающими социальный статус личности (т.к. астросоциотипами)?

По мнению авторов, на этот вопрос, имеющий фундаментальное ***научное*** значение, был получен убедительный положительный ответ, т. е. с применением автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) [3] – нового метода искусственного интеллекта и его инструментария – системы "Эйдос" [36] были созданы модели, позволяющие обоснованно утверждать, что эти зависимости существуют и их характер выявлен и известен нам [2].

Необходимо отметить, что из более 11000 категорий нами было выявлено всего лишь несколько десятков наиболее статистически представленных категорий, для которых эти связи оказались наиболее сильными [4].

В той же статье [1] был сформулирован и второй вопрос, закономерно вытекающий из первого: возможно ли знание этих зависимостей между астропризнаками и социальными типами использовать для идентификации респондентов на практике?

Для положительного ответа на второй вопрос необходимо не только выявить зависимости между астропризнаками и социальным статусом респондентов, но и ***разработать*** такие модели и технологии, которые бы обеспечили настолько высокий уровень достоверности идентификации, чтобы это могло представлять уже не только научный, но и прикладной интерес. В 2007 году нами были предприняты усилия по созданию таких моделей и технологий.

В самом начале исследований и разработок в области астросоциотипологии (такое название получило новое научное направление, предложенное и развиваемое авторами в рамках астросоциологии) были исследованы многочисленные модели, отличающиеся наборами обобщенных категорий (классов), а также описательных шкал и градаций. При этом созданные модели оце-

нивались на достоверность методами бутстрепной статистики, реализованными в системе "Эйдос" [36]. В результате была выбрана модель, которая затем и была подробно исследована для получения ответа на первый вопрос.

В работах [1-2, 4-6] было обнаружено следующее:

1. Достоверность идентификации одних и тех же классов в разных моделях различна, и для каждого класса всегда есть конкретная частная модель, в которой он идентифицируется с наивысшей достоверностью – рис. 1.

2. Достоверность идентификации по категориям обратно пропорционально зависит от количества респондентов обучающей выборки, относящихся к этой категории – рис. 2.

Рис. 1. Зависимость параметра сходства от номера модели

Рис. 2. Параметр сходства 870 категорий в зависимости от числа респондентов на категорию. Database E, модель M72

Заметим, что во всех расчетах, приведенных в данной монографии, параметр сходства, характеризующий достоверность идентификации, определялся по формуле [4]:

$$S_k = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(BT_{ik} + T_{ik} - BF_{ik} - F_{ik}) \cdot 100\% \qquad (10)$$

S_k – достоверность идентификации "k-й" категории;

N – количество респондентов в распознаваемой выборке;

BT_{ik}– уровень сходства "i-го" респондента с "k-й" категорией, к которой он был правильно отнесен системой;

T_{ik} – уровень сходства "i-го" респондента с "k-й" категорией, к которой он был правильно не отнесен системой;

BF_{ik} – уровень сходства "i-го" респондента с "k-й" категорией, к которой он был ошибочно отнесен системой;

F_{ik} – уровень сходства "i-го" респондента с "k-й" категорией, к которой он был ошибочно не отнесен системой.

Причины 1-й закономерности мы видим в том, что чем больше респондентов обучающей выборки приходится на категорию, тем выше вариабельность внутри нее по астропризнакам и, соответственно, тем ниже уровень сходства каждого конкретного респондента с обобщенным образом этой категории.

При небольшом количестве респондентов на категорию задача идентификации с ней редуцируется в задачу поиска, аналогичную тому, который осуществляется в информационно-поисковых системах. Поиск осуществляется с высокой степенью достоверности, но для нас он неинтересен, т.к. осуществляется не на основе выявленных и действующих в предметной области (генеральной совокупности) закономерностей, а по простому совпадению признаков. Из этого, казалось бы, можно сделать вывод о том, что имеет смысл исследовать только те категории, которые представлены очень большой статистикой. Например, в статье [4] исследуются модели идентификации с 37 категориями, каждая из которых представлена не менее 1000 респондентами. При этом "вес", т.е. вклад информации о каждом конкретном респонденте в обобщенный образ категории становится пренебрежимо малым, и поэтому достоверность модели можно проверять не на основе респондентов, данные которых не использовались при ее синтезе, а на тех, которые для этого использовались.

Закономерность на рис. 2 интересна однако тем, что параметр сходства убывает, а не возрастает с увеличением числа респондентов, приходящихся на категорию. Если бы распознавание осуществлялось по схеме случайного угадывания, то параметр сходства возрастал бы пропорционально числу респондентов, согласно уравнению (1) и используемому методу АСК-анализа. Такое поведение параметра сходства можно объяснить только наличием когерентности данных, что отражается при формировании обобщенного портрета класса. Эта когерентность, по сути дела, является основным фактором, связанным с влиянием небесных тел.

Само наличие когерентности данных для большого числа категорий (870 категорий на рис. 2), которые с большой степенью точности обобщаются степенной зависимостью, уже свидетельствует о том, что задача распознавания категорий по астрономическим параметрам небесных тел на момент рождения не сводится к тривиальному угадыванию.

Об этом же свидетельствует и наличие 2-й закономерности, отраженной на рис. 1. Если бы распознавание сводилось к простому угадыванию, то этой закономерности вообще не было, т.е. параметр сходства изменялся бы случайным образом при изменении номера модели, который совпадает с числом секторов разбиения круга зодиака. Здесь можно высказать два важных соображения:

— сам факт наличия этой закономерности говорит о том, что, по-видимому, существует много различных механизмов "детерминации" астропризнаками принадлежности респондентов к социальным категориям, и *для разных категорий этот механизм различен*, и поэтому одна модель более адекватно отражает один механизм, а вторая другой;

— не существует какой-то одной модели, обеспечивающей столь высокий уровень идентификации респондентов по всем категориям, как наилучшая из частных моделей по каждой из категорий.

Совместное влияние двух факторов – числа секторов разбиения круга зодиака и числа респондентов на категорию таково, что дисперсия данных на рис. 2 убывает с увеличением числа

секторов разбиения. Это находится в согласии с теорией информации [3] и свидетельствует о том, что распознавание осуществляется именно по астрономическим параметрам, точность представления которых возрастает (а дисперсия убывает!) с ростом числа секторов разбиения.

Чтобы использовать параметр сходства, полученный для различных разбиений круга зодиака, для повышения уровня распознавания, у авторов в начале 2007 года возник проект разработки специальной системы, которая реализовала бы "***коллективы решающих правил***", т.е. была бы способна:

— автоматически генерировать большое количество частных моделей, которые бы образовывали одну целостную систему, которую мы назвали "мультимодель";

— исследовать частные модели на адекватность идентификации респондентов в них по различным категориям;

— идентифицировать респондентов в системе частных моделей, т.е. в каждой из них, в том числе с учетом априорной информации о достоверности идентификации по различным категориям в частных моделях ("***скоростное распознавание***");

— обобщать результаты идентификации конкретных респондентов в разных частных моделях с учетом информации о достоверности идентификации в них по разным категориям ("***голосование моделей***").

Такая система была разработана – это система "Эйдосастра" [7], являющаяся 3-й системой окружения универсальной когнитивной аналитической системы "Эйдос" [36].

Благодаря использованию технологии голосования частных моделей или коллективов решающих правил в системе "Эйдосастра", достоверность идентификации респондентов по каждому из классов в мультимодели не ниже, чем в частной модели, в которой он идентифицируется с наивысшей достоверностью из всех созданных и исследованных частных моделей. Это обеспечивается тем, что *в каждой частной модели идентификация проводится только по тем категориям, идентификация которых в данной модели осуществляется с наивысшей достоверностью из всех*

частных моделей, а также другими более сложными алгоритмами голосования и взвешивания решений, которые кратко описаны ниже.

С помощью системы "Эйдос-астра" в 2007 году были созданы и исследованы несколько мультимоделей, отличающихся как набором социальных категорий, так и самих частных моделей. Например, в статье [4] представлена одна из мультимоделей, включающая 37 социальных категорий и 172 частные модели (каждая модель соответствует конкретному разбиению круга зодиака). В этой мультимодели на каждую из категорий приходится не менее 1000 респондентов, а общий объем обучающей выборки составляет 20007 респондентов.

2.1. Описание системы "Эйдос-астра" и алгоритмов голосования моделей

Система "Эйдос-астра" предназначена для синтеза мультимодели и идентификации социального статуса респондентов по астрономическим показателям на момент их рождения и применяется с теми же целями, что и стандартные психологические и профориентационные тесты (т.е. тесты на способность к определенным видам деятельности), обеспечивая выполнение следующих функций:

—генерация исходных баз данных на основе времени и координат рождения респондентов;

—генерация описательных шкал и градаций и обучающей выборки для частных моделей с заданным числом разбиений описательных шкал;

—синтез мультимодели;

—измерение достоверности идентификации респондентов по классам в частных моделях;

—идентификация респондентов распознаваемой выборки в частных моделях;

—голосование результатов идентификации в частных моделях и генерация баз данных для Универсальной когнитивной аналитической системы "ЭЙДОС", в которой проводится углубленное исследование созданной модели.

Текущая версия системы "Эйдос-астра" состоит из набора отдельных сервисных программ и двух взаимосвязанных модулей, первый из которых ("Inpob_mm.exe") обеспечивает синтез мультимодели, а второй ("Inprs_mm.exe") – ее тестирование на достоверность и применение для идентификации респондентов. Эти модули разработаны на языке программирования CLIPPER 5.01+TOOLS II+BiGraph 3.01r1 и размещаются в головной директории для синтеза мультимодели, которую определяет сам пользователь. Исходный текст этих модулей 8-м шрифтом имеет размер: "Inpob_mm.exe" 63 листа, "Inprs_mm.exe" – 109 листов формата А4.

Перед запуском модуля синтеза мультимодели ("Inpob_mm.exe") должны быть выполнены следующие шаги:

— база данных с исходной информацией для синтеза мультимодели (база прецедентов) должна быть записана в выработанном ранее совместно в В.Н. Шашиным /8/ стандарте с именем "Abankall.dbf";

— база данных (БД), содержащая перечень социальных категорий, по которым будет проводиться многопараметрическая типизация (обобщение), и идентификация должна быть записана в стандарте с именем "Newpf.dbf" (файл формируется и записывается в Excel в стандарте dbf 4 (dBASE IV) (*.dbf));

— в диалоге пользователь задает перечень частных моделей (количество секторов в описательных шкалах для создаваемых частных моделей).

Перечень категорий и частотное распределение респондентов обучающей выборки по категориям, а также объединенная база данных прецедентов формируются предварительно с помощью специально для этого созданных сервисных программных модулей, входящих в состав системы "Эйдос-астра".

При этом в качестве исходной информации использовались Excel-файлы, содержащие для каждого респондента информацию о категориях, к которым он относится, и полную характеристику в форме астропризнаков. Основным источником астросоциотипологической базы данных, подготовленной для системы ЭЙДОС, является AstroDatabank v. 4.00 [8]. Эта база содержит жиз-

неописание знаменитостей и простых людей, проживавших (или проживающих) в США. Достоинством этой базы данных является то, что все события жизни классифицированы, а все профессиональные и иные категории упорядочены.

При работе модуля синтеза мультимодели он прогнозирует время завершения процесса и отображает его стадию, а также сам ведет базу данных, содержащую протокол успешно завершенных операций и позволяющую нормально продолжить и завершить процесс синтеза даже после полного аварийного (т.е. в любой момент) выключения компьютера. Это необходимо потому, что процесс синтеза мультимодели может быть довольно длительным: от нескольких часов до нескольких суток и даже недель в зависимости от объема обучающей выборки, количества и размерности частных моделей.

После завершения процесса синтеза мультимодели запускается модуль "Inprs_mm.exe", обеспечивающий ее использование для идентификации и прогнозирования. Этот модуль имеет следующие режимы:

1. Измерение внутренней дифференциальной валидности моделей, т.е. достоверности идентификации классов в различных частных моделях [3].
2. Генерация БД Atest_mm.dbf для измерения достоверности идентификации в моделях.
3. Скоростное распознавание респондентов из Atest.dbf с использованием БД DostIden.dbf.
4. Полное распознавание респондентов из Atest.dbf во всех частных моделях.
5. Голосование моделей (с выбором одного из пяти алгоритмов).
6. Голосование моделей по всем ПЯТИ алгоритмам по очереди.

БД Atest_mm.dbf и Atest.dbf должны быть в том же стандарте, что и БД Abankall.dbf.

Рассмотрим алгоритмы этих режимов.

2.2. Алгоритм измерения достоверности идентификации классов в различных частных моделях

1. Если БД достоверности идентификации классов DostIden.dbf уже существует, то добавить или удалить в ней столбцы новых частных моделей из БД Setup_mm.dbf, иначе – создавать эту БД заново (на шаге 4).

2. Если БД тестирующих выборок респондентов TestResp.dbf уже существует, то спросить, переформировать ли ее заново (шаги 3, 6), иначе – использовать имеющуюся.

3. Если создание БД TestResp.dbf заново, то задать в диалоге ее параметры.

4. ПОДГОТОВКА К ИСПОЛНЕНИЮ АЛГОРИТМА:

4.1. Выборка из БД Setup_mm.dbf массива видов моделей.

4.2. Запись строки описательных шкал для Logoastr_d.

4.3. Рекогносцировка.

5. Если не продолжение расчета БД DostIden.dbf, то создать ее заново и заполнить нулями.

6. Если создание БД TestResp.dbf заново, то

6.1. Создать ее по заданным в п. 3 ее параметрам.

6.2. Заполнить кодами источников тестирующих респондентов.

7. Цикл по видам моделей из БД Setup_mm.dbf, начиная с последней модели.

8. Создание БД результатов распознавания и массива-локатора в директории частной модели.

9. Если продолжение расчета DostIden.dbf, то пропустить уже просчитанные модели (где не нули).

10. Цикл по классам заданного диапазона.

11. Копирование тестирующей выборки ПО ЗАДАННОМУ КЛАССУ В ТЕКУЩЕЙ МОДЕЛИ из обучающей в распознаваемую.

12. Если задано измерение внешней валидности – удаление из обучающей выборки тестирующей и пересинтез модели, иначе п.13.

13. Идентификация тестирующей выборки ТОЛЬКО С ЕЕ КЛАССОМ.

14. Конец цикла по классам заданного диапазона.

15. Расчет достоверности идентификации заданных классов в данной модели.

16. Занесение информации о достоверности идентификации в БД достоверности идентификации классов.

17. Если задано измерение внешней валидности – добавление распознаваемой выборки к обучающей (ее восстановление), иначе п.18.

18. Конец цикла по видам моделей.

19. Дорасчет БД достоверности идентификации классов.

2.3. Алгоритм генерации БД "Atest_mm.dbf" для измерения достоверности идентификации в моделях

На первом этапе организуется цикл по БД "TestResp.dbf", созданной в предыдущем режиме и содержащей коды (id) респондентов для измерения достоверности идентификации по каждой категории. В этом цикле формируется массив, содержащий коды респондентов и исключающий их повторы в формируемой БД "Atest_mm.dbf".

На втором этапе из БД "Abankall.dbf" выбираются записи по определенным на предыдущем этапе респондентам, и эти записи добавляются в БД "Atest_mm.dbf".

В дальнейшем сформированная в данном режиме база данных "Atest_mm.dbf" может быть использована для измерения достоверности идентификации респондентов по категориям при полном распознавании. Для этого ее надо предварительно переименовать в "Atest.dbf", т.к. на работу именно с этой базой рассчитан режим полного распознавания.

2.4. Алгоритм режима скоростного распознавания респондентов из Atest.dbf с использованием априорной информации о достоверности идентификации по категориям из БД DostIden.dbf

1. Сброс распознаваемой выборки во всех остальных частных моделях.

2. Сгенерировать распознаваемую выборку в тех частных моделях, которые оказались наиболее достоверными по данным БД DostIden.dbf, причем в каждой частной модели создавать ее только один раз. В каждой частной модели может наиболее достоверно идентифицироваться НЕСКОЛЬКО классов. Поэтому нужно иметь БД с информацией об этом и проводить распознавание в этой модели в ЦИКЛЕ по этим классам. Эта БД и есть DostIden.dbf.

3. Сделать цикл по БД DostIden.dbf (по частным моделям + классам).

4. Идентифицировать ВСЕХ респондентов из БД Atest.dbf в каждой частной модели ТОЛЬКО с теми классами, которые идентифицируется в данной модели наиболее достоверно (по данным из DostIden.dbf). Данный алгоритм основан на простой идее о том, что по каждой из социальных категорий рационально идентифицировать респондентов только в той частной модели, в которой эта категория (по данным предварительного исследования частных моделей) идентифицируется с наивысшей достоверностью из всех частных моделей. На описываемой мультимодели этот алгоритм осуществляет идентификацию 370 респондентов за 40 минут вместо 2-х суток полной идентификации.

2.5. Алгоритм полного распознавания респондентов из Atest.dbf во всех частных моделях

Существуют 3 варианта:

1-й: пакетного распознавания респондентов из Atest.dbf не было выполнено ни в одной частной модели.

2-й: пакетное распознавания респондентов из Atest.dbf было выполнено не во всех частных моделях.

3-й: пакетное распознавания респондентов из Atest.dbf было выполнено во всех частных моделях.

Необходимо сообщить пользователю, какой вариант имеет место – 2-й или 3-й, и предложить ему закончить распознавание или начать заново:

— ЗАКОНЧИТЬ имеет смысл с тем же файлом Atest.dbf;

— НАЧАТЬ ЗАНОВО имеет смысл с новым файлом Atest.dbf;

— если не было выполнено пакетного распознавания ни в одной частной модели, то просто МОЛЧА начать его выполнять для тех моделей, для которых выполнен синтез модели.

Затем организуется цикл по частным моделям.

Распознавание выполняется только, если: синтез модели уже выполнен, а распознавание еще нет.

Проводится запись исходных БД для генерации распознаваемой выборки модели в поддиректорию с этой частной моделью.

Выполняется генерация исходных файлов распознаваемой выборки частной модели из БД Atest.dbf.

Проводится пакетное распознавание как в базовой системе "Эйдос".

2.6. Алгоритм голосования моделей (с выбором одного из 5-и алгоритмов)

Пользователю в диалоге предлагается задать один из режимов голосования моделей, когда в итоговую карточку идентификации респондента берется:

1. СУММАРНАЯ ЧАСТОТА ИДЕНТИФИКАЦИИ респондента с каждым классом, рассчитанная по всем частным моделям.
2. СРЕДНЕЕ уровней сходства с этим классом из всех карточек идентификации частных моделей.
3. Уровень сходства этого респондента с классом из той частной карточки идентификации, в которой он МАКСИМАЛЬНЫЙ.
4. Уровень сходства из карточки идентификации той частной модели, которая показала МАКСИМАЛЬНУЮ достоверность распознавания ДАННОГО КЛАССА из всех моделей.
5. СРЕДНЕЕ СУММЫ ПРОИЗВЕДЕНИЙ уровней сходства с данным классом на достоверность его идентификации в частных моделях.

1-й алгоритм голосования моделей.

В данном алгоритме, который был предложен первым, определяется СУММАРНАЯ ЧАСТОТА ИДЕНТИФИКАЦИИ респондента с каждым классом, рассчитанная по всем частным моделям.

Пользователю предлагается в диалоге ввести следующие параметры:

— минимальный учитываемый уровень сходства респондента с классом в %;

— частоту идентификации респондента с классом в частных моделях в %.

Затем выполняются следующие шаги:

1. Скопировать БД Rasp.dbf из всех директорий моделей с именами: Rasp1###.dbf, где ### – вид модели.
2. Объединить их все в одну БД Rasp.dbf.
3. Рассортировать так, чтобы записи с одинаковым результатом идентификации респондента с классом оказались рядом.
4. Создать новую БД Rasp1.dbf, в которой сделать записи с суммарной частотой идентификации респондента с каждым классом, рассчитанной по всем частным моделям.
5. Физически рассортировать объединенную БД так, как надо для отображения карточек идентификации в базовой системе "Эйдос".
6. Скопировать БД в директорию ALL1 и переиндексировать.

2-й алгоритм голосования моделей.

В этом алгоритме определяется СРЕДНЕЕ уровней сходства с этим классом из всех карточек идентификации частных моделей.

1. Скопировать БД Rasp.dbf из всех директорий моделей с именами: Rasp1###.dbf, где ### – вид модели.
2. Объединить их все в одну БД Rasp.dbf.
3. Рассортировать так, чтобы записи с одинаковым результатом оказались рядом.

4. Сделать новую БД Rasp1.dbf, в которой объединить записи, просуммировав уровни сходства.
5. Физически рассортировать объединенную БД так, как надо для отображения карточек идентификации в базовой системе "Эйдос".
6. Скопировать БД в директорию ALL2 и переиндексировать.

3-й алгоритм голосования моделей.

В данном алгоритме определяется уровень сходства этого респондента с классом из той частной карточки идентификации, в которой он МАКСИМАЛЬНЫЙ:

1. Скопировать БД Rasp.dbf из всех директорий моделей с именами: Rasp1###.dbf, где ### – вид модели.
2. Объединить их все в одну БД Rasp.dbf.
3. Рассортировать ее так, чтобы записи с одинаковым классом оказались рядом и ранжированы в порядке убывания сходства.
4. Сделать новую БД Rasp1.dbf, в которой из предыдущей взять только записи с максимальным уровнем сходства.
5. Физически рассортировать объединенную БД так, как надо для отображения карточек идентификации в базовой системе "Эйдос".
6. Скопировать БД в директорию ALL3 и переиндексировать.

4-й алгоритм голосования моделей.

В данном алгоритме определяется уровень сходства из карточки идентификации той частной модели, которая показала МАКСИМАЛЬНУЮ достоверность распознавания ДАННОГО КЛАССА из всех моделей:

1. Скопировать БД Rasp.dbf из всех директорий моделей с именами: Rasp1###.dbf, где ### – вид модели.
2. Объединить их все в одну БД Rasp.dbf.
3. Рассортировать ее так, чтобы записи с одинаковым классом оказались рядом и ранжированы в порядке убывания сходства.

4. Сделать новую БД Rasp1.dbf, в которую из предыдущей для каждого класса взять записи только из тех частных моделей, в которых они идентифицируются с максимальной достоверностью.
5. Физически рассортировать объединенную БД так, как надо для отображения карточек идентификации в базовой системе "Эйдос".
6. Скопировать БД в директорию ALL4 и переиндексировать.

5-й алгоритм голосования моделей.

В данном алгоритме определяется СРЕДНЕЕ СУММЫ ПРОИЗВЕДЕНИЙ уровней сходства с данным классом на достоверность его идентификации в частных моделях:

1. Скопировать БД Rasp.dbf из всех директорий моделей с именами: Rasp1###.dbf, где ### – вид модели.
2. Объединить их все в одну БД Rasp.dbf.
3. Рассортировать ее так, чтобы записи с одинаковым классом оказались рядом и ранжированы в порядке убывания сходства.
4. Сделать новую БД Rasp1.dbf, в которой из предыдущей взять СРЕДНЕЕ СУММЫ ПРОИЗВЕДЕНИЙ уровней сходства с данным классом на достоверность его идентификации в частных моделях.
5. Физически рассортировать объединенную БД так, как надо для отображения карточек идентификации в базовой системе "Эйдос".
6. Скопировать БД в директорию ALL5 и переиндексировать.

Алгоритм голосования моделей по всем ПЯТИ алгоритмам по очереди.

Он представляет собой режим, полностью аналогичный предыдущему, в котором все алгоритмы голосования запускаются по очереди со значениями параметров по умолчанию.

ГЛАВА 3. ОСНОВНЫЕ МОДЕЛИ И РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

3.1. Социологические и астросоциотипологические базы данных

В социологии и экономике, в медицине и в статистике, во многих других отраслях знаний приходится иметь дело с огромными массивами специализированной информации в виде данных различной природы. Вплоть до середины 20-го века такого рода данные хранились обычно в виде справочников. Стоит ли говорить, сколь неудобным был такой способ хранения. Сразу же после создания первых компьютеров, данные начали переносить на магнитные носители в форме компьютерных баз данных (БД). В настоящее время для хранения и обработки этих данных используются специализированные компьютерные программы, среди которых наиболее известными являются Clipper, Excel, Quattro Pro и другие. В социологии для обработки данных широко применяется система SPSS. В настоящей работе для обработки и моделирования данных были использованы системы искусственного интеллекта "Эйдос" [36] и "Эйдос-астра" [7].

Компьютерные базы данных являются удобным инструментом для научных исследований. В настоящей работе были использованы первая и четвертая версии известной социологической и астросоциотипологической базы данных AstroDatabank [8]. Эти версии отличаются числом записей: в четвертой версии добавлено 5000 данных новых респондентов. Эта БД интересна тем, что в ней содержатся данные рождения и биографии известных людей и частных персон, относящихся к определенной категории. Всего в AstroDatabank 4.00 содержится 31012 записей, в том числе:

23217 данных респондентов с биографией;

6644 данных рождения респондентов относящихся к определенной категории;

1151 данных мировых событий.

Этим записям соответствует 113110 записей категорий, т.е. приблизительно 3,647 категорий на одного респондента (событие) – рис. 3.

Все категории условно можно разделить на социальные, куда относятся и профессиональные категории, на психофизические и на события определенного типа. В нашем анализе было использовано минимум 4 категории [6], максимум 870 категорий – рис. 2.

Name	Category	Cat. Notes	RR	Notes
Aids-Free	Relationship: Mate - Same sex		A	
Aiken, Robert	Occult Fields: Astrologer		A	
Aikman, Troy	Parenting: Foster, Step, or Adopted Kids	One step-daughter	A	
Aikman, Troy	Work: Work in team/ Tandem	Sports team	A	
Aikman, Troy	Financial: Gain - Financial success in field		A	
Aikman, Troy	Home: Property damage	$3.2 million fire damage	A	
Aikman, Troy	Entertainment: News journalist/ Anchor	Sports analyst, 2001	A	
Aikman, Troy	Sports: Football	NFL, star quarterback	A	
Aikman, Troy	Famous: Top 5% of Profession		A	
Aiko, Princess	Childhood: Advantaged		A	
Aiko, Princess	Famous: Royal family	Japan	A	
Ailey, Alvin	Body: Race	Black	B	
Ailey, Alvin	Major Diseases: Aids	Terminal	B	
Ailey, Alvin	Body Part Problems: Throat	Esophogeal ulcer	B	
Ailey, Alvin	Childhood: Abuse - Neglect	Abandoned by dad	B	
Ailey, Alvin	Work: Work in team/ Tandem	Professional friendship with L	B	
Ailey, Alvin	Home: Many moves	In youth	B	
Ailey, Alvin	Sexuality: Homosexual male		B	
Ailey, Alvin	Business: Business owner	Dance and theatre troupe	B	
Ailey, Alvin	Entertain/Music: Dancer/ Teacher	Dancer, choreographer	B	
Ailey, Alvin	Awards: Vocational award	Numerous	B	
Ailey, Alvin	Famous: Founder/ originator	Alvin Ailey Dance Theater	B	
Ailey, Alvin	Famous: Top 5% of Profession		B	
Aimable	Body Part Problems: Heart	Attack, terminal	AA	
Aimable	Relationship: Marriage >15 Yrs	40 years with Odette	AA	
Aimable	Work: Loves job	Over 100 performances a yea	AA	
Aimable	Entertainment: Child performer	Stage age seven, orchestra a	AA	
Aimable	Entertainment: Live Stage	Concerts	AA	
Aimable	Entertain/Music: Group/ Duo	Played in trio	AA	
Aimable	Entertain/Music: Instrumentalist	Accordian	AA	
Aimable	Awards: Vocational award	Grand Prize, Charles Cros Ac	AA	
Aimee, Anouk	Body: Appearance gorgeous		AA	
Aimee, Anouk	Body: Hair	Brunette	AA	
Aimee, Anouk	Relationship: Mate - Noted	Albert Finney, fourth husbanc	AA	
Aimee, Anouk	Relationship: Number of Marriages	Five	AA	
Aimee, Anouk	Entertainment: Actor/ Actress		AA	
Aimee, Anouk	Entertainment: Child performer	Age 15	AA	
Aimee, Anouk	Book Collection: Profiles Of Women		AA	
Ainge, Danny	Entertainment: News journalist/ Anchor	Sports commentator	X	

Рис. 3. Скриншот данных категорий AstroDatabank 4.00

Из исходных данных, содержащихся в AstroDatabank, было создано более десяти различных БД, для проверки тех или иных гипотез [1-2, 4-6]. Данные, импортированные непосредственно из AstroDatabank v. 4.00, были преобразованы в DBF4 формат, который воспринимается системами "Эйдос" [36] и "Эйдос-астра" [7]. Эти данные содержат как описание данных рождения и категорий, так и астрономические параметры долготы и склонения десяти небесных тел – Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона, а также долготы

Северного узла Луны, асцендента (ASC) и середины неба (MC), т.е. всего 23 астрономических параметра. Было использовано 9897 записей, соответствующих 5 категориям, объединенным в 4 класса – таблица 2, а. Среди этих записей 184 повторяются, поскольку они соответствуют 2, 3 или 4 категориям.

Таблица 2, а. Четыре класса, пять категорий и соответствующее число респондентов в случае Database0 и Database1

KOD_OBJ	NAME	ABS
1	Politics, Science	1876
2	Medical: Physician	347
3	Sports	6032
4	Psychological	1642

Из этих записей было создано две БД для проверки влияния склонения на качество распознавания:.

Database1 с 23 астрономическими параметрами для каждой записи, причем параметр склонения отображался на интервал (0; 360) с использованием формулы Declination1 = (Declination +30)*6;

Database0 с 11 астрономическими параметрами для каждой записи, соответствующими долготе десяти небесных тел – Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона, а также долготе Северного узла (Луны).

Данные, импортированные из первой версии AstroDatabank, были конвертированы в формат баз данных JDataStore фирмы Borland, а затем сортированы с использованием SQL запросов и специальных функций на языке Java. В результате были получены астрономические и биографические данные для 20007 уникальных персон и 16360 записей событий, происходивших с ними. Для них всех с помощью библиотеки швейцарских эфемерид (www.astro.com) были вычислены координаты небесных тел (долгота и широта в градусах и расстояние в астрономических единицах). Для записей с точным временем вычислялась долгота углов домов в системе Плацидуса. С настоящем исследовании были использованы только параметры долготы следующих небесных тел: Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна,

Урана, Нептуна и Плутона, а также Северного узла Луны. Вместе с параметрами долготы углов 12 домов это составляет 23 параметра, как и в случае Database0, Database1. Это позволяет представить все базы данных в одном формате и исследовать их на основе идентичных алгоритмов.

Из этих данных были образованы восемь БД для проверки различных гипотез:

Database A содержащая 20007 записей данных респондентов соответствующих 500 представительных категорий (каждая категория представлена не менее чем 26 записями);

Database B содержащая 15007 записей данных респондентов, соответствующих 500 представительным категориям (эта БД использовалась для тренировки нейросети);

Database C содержащая 5000 записей данных респондентов, соответствующих 500 представительным категориям (эта БД использовалась для определения эффективности распознавания);

Database D содержащая 20007 записей данных респондентов соответствующих 240 непредставительных категорий (каждая категория представлена числом записей более 2 и менее 25) – низкочастотный предел;

Database E D содержащая 20007 записей данных респондентов соответствующих 870 категориям (каждая категория представлена числом записей более 2) – наиболее полная база данных;

Database F содержащая 20007 записей данных респондентов соответствующих 37 категориям (каждая категория представлена числом записей более 1000) – высокочастотный предел;

Database F1 содержащая 20007 записей данных респондентов соответствующих 100 категориям (каждая категория представлена числом записей более 174);

Database G содержащая 20007 записей данных респондентов соответствующих 4 категориям, перечисленным в таблице 2,б. Заметим, что в этой базе данных 8150 записей не используется в моделировании, поскольку они не соответствуют какой-либо из 4 категорий.

Таблица 2, б. Четыре класса, четыре категории и соответствующее число записей в базе данных G.

KOD_OBJ	NAME	ABS
1	Famous	3373
2	Medical	2910
3	Sports	4567
4	Psychological	1007

Следующим шагом является сортировка персон по категориям. В результате было получено XML дерево категорий исходной базы данных. Для этой цели была написана процедура, позволяющая безошибочно изменять категории, сортируя его. Далее база данных была полностью экспортирована в формат Excel, а из него – в формат DBF4, воспринимаемый интеллектуальной системой "Эйдос".

3.2. Технология моделирования

Система "Эйдос" оперирует с кодами объектов, типа номеров в правых колонках в таблицах 2 а,б. Астрономические параметры также имеют собственные коды, именуемые шкалы или масштабы. Например в случае модели М3 (разбиение круга зодиака на три сектора), имеем 23 основных масштаба и 69=23x3 шкал, шесть из которых показаны ниже, в таблице 3:

Таблица 3. Коды и шкалы модели М3 (указаны только шесть шкал, соответствующих долготе Солнца и Луны).

Code	Name of scale
1	SUNLON-[3]: {0.000, 120.000}
2	SUNLON-[3]: {120.000, 240.000}
3	SUNLON-[3]: {240.000, 360.000}
4	MOONLON-[3]: {0.000, 120.000}
5	MOONLON-[3]: {120.000, 240.000}
6	MOONLON-[3]: {240.000, 360.000}

Если обнаружено, что запись в обучающей базе данных содержит долготу Солнца, принадлежащую интервалу (0.000; 120.000), тогда частота соответствующего кода 1 возрастает на единицу. Таким образом, частота появления масштабов в обучающей базе данных может быть вычислена, что в свою очередь позволяет определить матрицу частот и информационную матрицу. Например, в случае модели М2 (разбиение круга зодиака на

два сектора) и обучающей базы данных Database F фрагменты матрицы частот и информационной матрицы представлены в таблицах 4 и 5 соответственно.

Таблица 4. Фрагмент матрицы частот в случае модели M2 и обучающей базы данных Database F (частоты даны в абсолютных величинах)

Code of scale	Code of category											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	6744	2623	2281	2201	1671	1477	1378	1271	1222	1201	1230	1208
2	6896	2502	2286	2270	1702	1433	1297	1306	1220	1195	1155	1152
3	6786	2539	2325	2187	1689	1445	1330	1273	1207	1211	1218	1177
4	6854	2586	2242	2284	1684	1465	1345	1304	1235	1185	1167	1183
5	6261	2401	2070	2039	1561	1343	1307	1185	1125	1086	1134	1156
6	7379	2724	2497	2432	1812	1567	1368	1392	1317	1310	1251	1204
7	6907	2688	2332	2274	1735	1510	1422	1301	1263	1193	1232	1263
8	6733	2437	2235	2197	1638	1400	1253	1276	1179	1203	1153	1097
9	7137	2760	2443	2344	1754	1500	1454	1341	1269	1223	1330	1279
10	6503	2365	2124	2127	1619	1410	1221	1236	1173	1173	1055	1081

Заметим, что в действительности информация вычисляется в системе с высокой точностью с 8 десятичными знаками, но в таблице 5 показаны только два десятичных знака (числа умножены на 100). Положительная или отрицательная величина информации в ячейке ij в таблице 5 означает, что категория j имеет соответственно позитивную или негативную корреляцию с масштабом i.

Таблица 5. Фрагмент информационной матрицы в случае модели M2 и обучающей базы данных Database F (информация дана в единицах Bit*100)

Code of scale	Code of category											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	3	-1	17	-2	-3	-0	-3	-3	-3	-3	22	-4
2	4	-3	17	-0	-3	-1	-5	-2	-3	-3	20	-5
3	3	-2	18	-2	-3	-1	-4	-3	-3	-3	22	-4
4	3	-2	16	-0	-3	-1	-4	-2	-2	-4	20	-5
5	3	-2	16	-2	-3	-1	-2	-3	-3	-4	22	-2
6	3	-3	17	-1	-3	-1	-6	-2	-2	-3	20	-6
7	3	-1	17	-1	-3	-1	-3	-3	-2	-4	21	-3
8	4	-3	17	-1	-3	-1	-5	-2	-3	-2	21	-6
9	3	-1	17	-1	-3	-2	-3	-3	-3	-4	23	-3
10	3	-3	16	-1	-3	-0	-5	-2	-2	-2	19	-6

При завершении обучения нейросети для каждой из моделей, запускается процесс распознавания, начинающийся с определения числа записей в распознаваемом образце. В случае баз данных Database0, Database1 или Database G, содержащих только четыре класса, разумное число записей может быть N=400 или 100 записей на класс. Тренированная компьютерная нейросеть реагирует на любые входные данные, похожие на те, что содержатся в обучающей базе данных. Следовательно, каждая запись из N может быть подвергнута анализу и четыре возможные реакции нейросети могут быть измерены:

— Запись с номером **n** из N принадлежит категории с номером **m** и это **истина**, при этом параметр сходства (корреляция) записи с номером **n** с категорией номер **m** равен $BT_{\mathbf{nm}}$;

— Запись с номером **n** из N не принадлежит категории с номером **m** и это **истина**, при этом параметр сходства (корреляция) записи с номером **n** с категорией номер **m** равен $T_{\mathbf{nm}}$;

— Запись с номером **n** из N принадлежит категории с номером **m** и это **ложь**, при этом параметр сходства (корреляция) записи с номером **n** с категорией номер **m** равен $BF_{\mathbf{nm}}$;

— Запись с номером **n** из N не принадлежит категории с номером **m** и это **ложь**, при этом параметр сходства (корреляция) записи с номером **n** с категорией номер **m** равен $F_{\mathbf{nm}}$.

Эффективная система искусственного интеллекта должна быть сконструирована таким образом, чтобы минимизировать ложные предсказания и увеличить процент верных предсказаний. Для наилучшего понимания результатов пакетного распознавания в работе [4] было предложено специальное эвристическое выражение параметра подобия в форме (10):

$$S_m = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(BT_{nm} + T_{nm} - BF_{nm} - F_{nm}) \cdot 100\%$$

Согласно этому определению параметр подобия изменяется от -100% до 100%, как обычный коэффициент статистической корреляции. Заметим, что если, например S_m=0, то это означает, что категория с номером **m** распознается плохо, даже если BT_{nm} =0.95 для каждой истиной записи (это может показаться очень хорошим результатом с точки зрения статистики). С другой стороны, если S_m=0.5, то это действительно хороший результат даже если при этом BT_{nm} =0.5 для каждой истиной записи (это означает, что в пакете нет ложных записей и каждая истинная запись была опознана). Рассмотрим ряд экспериментов по распознаванию нескольких категорий.

Эксперимент 1.

В первом эксперименте мультимодель из 22 моделей, включая M2, M3, M4, M5, M6, M7, M8, M9, M10, M11, M12, M13, M14, M15, M18, M20, M24, M48, M72, M90, M96, M150 (номер модели равен числу сектров разбиения) была создана и затем 22 модели были обучены с базой данных Database1, содержащей 9897 записей. В результате был создан информационный портрет каждого класса. Параметр сходства классов 1-4 из таблицы 2а в случае пакетного распознавания 100 записей на класс представлен на рис. 4 в зависимости от величины дуги разбиения круга зодиака. Зависимость параметра сходства от параметра числа записей на класс представлена на рис. 5, где отображена величина максимума параметра сходства для каждого из разбиений круга зодиака.

В первом эксперименте наилучший результат получен для категории "Medical: Physician" – S= 45.908% в случае модели M90 для 100 записей/класс. Снижая число записей на класс можно увеличить параметр сходства категории "Medical: Physician" вплоть до 62.722% в случае модели M150 и для 10 записей/класс – см. рис. 5. Для категории "Sport" наилучший результат S= 47.526% получен в случае модели M4 для 40 записей/класс. Заметим, что это меньше, чем вероятность случайного угадывания для этой категории (60.9478%).

KOD_OBJ	NAME	ABS
1	Politics, Science	1876
2	Medical: Physician	347
3	Sports	6032
4	Psychological	1642

Интересно, что для категории "Medical: Physician" параметр сходства на порядок больше, чем вероятность случайного угадывания (3.5061%). Это свидетельствует, что распознавание в системе "Эйдос-астра" не связано с вероятностью случайного угадывания, на что было указано выше, в главе 2.

Эксперимент 2.

Во втором эксперименте были выполнены все этапы моделирования первого эксперимента, но с базой данных Database G, содержащей 20007 записей. Результаты моделирования представлены на рис. 6 и 7. В этом эксперименте наилучший результат был получен для категории "Sport", S= 72.273% в случае модели M3 для 100 записей на класс.

Рис. 6. Параметр сходства классов 1-4 в зависимости от дуги разбиения. Database G, 100 records/class

Class	NAME	ABS
1	Famous	3373
2	Medical	2910
3	Sports	4567
4	Psychological	1007

Рис. 7. Максимум параметра сходства в зависимости от числа записей/класс . Database G

Сравнивая результаты, полученные в экспериментах 1 и 2, находим существенное отличие в поведении параметра сходства

категории "Sport" в зависимости от числа секторов разбиения. В первом случае параметр сходства возрастает от -5,936% до 28,935% (рис. 4), а во втором случае колеблется в пределах от 56,716% до 72,273% (см. рис. 6). Это различие объясняется структурой входных параметров двух мульти-моделей, в первой из которых использованы долгота и склонение планет, а во второй только долгота планет и долгота углов 12 домов. Чтобы проверить эту гипотезу, был выполнен

Эксперимент 3.

В этом эксперименте мульти-модель из 6 моделей, включая M2, M3, M4, M12, M90 и M150 была сгенерирована и обучена с базой данных Database0 (9897 записей). На рис. 8 представлен параметр сходства классов 1-4 из таблицы 2,а в зависимости от дуги разбиения в случае пакетного распознавания 100 записей на класс. Можно видеть существенное различие с данными экспериментов 1 и 2 для категории "Sport" (смотрите рис. 4 и 6 соответственно). Это особенно заметно для моделей, обученных с базами данных Database1 (рис.4) и Database0 (рис. 8), которые содержат идентичное число записей, но разное число масштабов (23 и 11 соответственно). Полученные результаты свидетельствует о том, что распознавание осуществляется именно по астрономическим параметрам, сокращение числа которых приводит к ухудшению качества распознавания в случае категории "Sport". Интересно отметить, что в этом эксперименте наилучший результат получен для категории "Medical: Physician" – S= 50.634% в случае модели M150, что сравнимо с аналогичными данными, полученными в первом эксперименте (рис. 4). Отсюда можно сделать вывод, что некоторые категории хорошо распознаются по положению планет в зодиаке, тогда как для других категорий требуется знать склонение и положение планет относительно линии горизонта.

Во всех трех экспериментах категория "Sport" распознается наилучшим образом в модели M3 (разбиение на три сектора), тогда как, например, категория "Psychological" наилучшим образом распознается в моделе M150. Отметим, что с ростом числа секторов разбиения параметр сходства трех категорий из четырех, представленных в таблице 2 а, заметно возрастает. Очевидно, что

этот эффект можно использовать для повышения качества распознавания. Другой метод повышения качества – это дифференциация категорий на более однородные по составу подкатегории.

Class	NAME	ABS
1	Politics, Science	1876
2	Medical: Physician	347
3	Sports	6032
4	Psychological	1642

Для иллюстрации этого метода рассмотрим

Эксперимент 4.

В этом эксперименте мульти-модель составленная из 172 моделей, включая M2, M3, M4, …, M172 и M173 была создана и обучена с базой данных Database F (20007 записей). В этом эксперименте можно сравнить параметр сходства для категории "Sports" и двух подкатегорий – футбол и баскетбол, перечисленных в таблице 6. На рис. 9 представлен параметр сходства категории "Sports" и двух подкатегорий в зависимости от числа секторов разбиения. Наилучший результат распознавания S= 85.864 был получен для подкатегории "Sports: Football" в случае модели M3. Данные параметра сходства для первых пяти разбиений представлены в таблице 7.

Таблица 6. Категория "Sports" разбитая на три класса и соответствующее число записей в базе данных Database F.

Class	NAME	ABS
1	Sports	4567
2	Sports: Football	1613
3	Sports: Basketball	2385

Таблица 7. Параметр сходства категории "Sports" и двух подкатегорий для пяти разбиений.

Число секторов	2	3	4	5	6
Sports	64,398	62,092	60,932	55,065	58,065
Sports:Basketball	74,773	72,722	71,733	61,489	64,101
Sports:Football	80,705	85,864	83,773	83,244	81,443

Отметим, что в этом эксперименте категория "Sports" достигает максимального значения при разбиении на 2 сектора. Метод разделения категории на подкатегории особенно эффективен в случае плохо распознаваемых категорий, типа категории "Psychological" на рис. 6. Для иллюстрации рассмотрим

Эксперимент 5.

В этом эксперименте мультимодель из 15 моделей, включая M2,M3,M4,M5,M6,M7,M8,M9,M10,M11,M12,M13,M14,M15,M24 была создана и обучена с базой данных Database F1 (20007 записей). На рис. 10 представлены данные для параметра сходства категории "Psychological" и трех подкатегорий, перечисленных в таблице 8. Наилучший результат S= 57.244 был получен для подкатегории "Psychological: Alcohol Abuse: Rehab AA" в случае модели M12. Интересно отметить, что в этой моделе категория "Psychological" распознается значительно лучше, чем в других, созданных в экспериментах 1-4.

Результаты распознавания можно также улучшить путем разбиения категории на типичную и нетипичную часть [5].

Таблица 8. Категория "Psychological" и три ее подкатегории. Database F1

Class	NAME	ABS
1	SC:A23-Psychological	1007
2	SC:B112-Psychological:Drug Abuse	282
3	SC:B24-Psychological:Alcohol Abuse	481
4	SC:C457-Psychological:Alcohol Abuse:Rehab AA	267

Рис. 10. Параметр сходства категории "Psychological" и трех подкатегорий в зависимости от дуги разбиения. Database F1, 100 records/class

Кроме того, для повышения достоверности можно использовать эвристический метод: если категория К распознается на нескольких разбиениях с параметром сходства не менее 20%, тогда на пяти разбиениях ее параметр сходства приближается к 100%. Рассмотрим этот вопрос более подробно.

3.3. Метод пакетного распознавания карт рождения в системе искусственного интеллекта

Алгоритмы сеточного моделирования, в которых сгущение сетки позволяет улучшить сходимость решения задачи, широко используются в современной науке. Мы применили этот метод для пакетного (совместного) распознавания респондентов из разных стран мира в системе искусственного интеллекта "Эйдос" [36]. Для этого осуществлялось нахождение решение задачи распознавания на 19 сетках различного масштаба, содержащих 2, 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10, 12, 15, 18, 20, 24, 30, 36, 40, 45, 60, 72 секторов со-

ответственно (ряд делителей числа 360). В каждом случае вычислялся параметр сходства для 500 категорий, характеризующих профессиональные качества и обстоятельства жизни 20007 людей, чьи карты были отобраны для формирования первичной базы данных Database A. В качестве входных параметров модели использовались координаты долготы углов 12 домов (в системе Плацидуса), Лунных Узлов и 10 небесных тел – Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна, Плутона.

На рис. 11 представлены результаты пакетного распознавания в координатах параметр сходства (%) – логарифм (десятичный) величины дуги одного сектора разбиения. Можно видеть, что в каждом тестовом примере данные рассеяны вокруг среднего значения, максимум которого приходится на величину дуги в 120 градусов, что соответствует разбиению круга зодиака на три сектора. Для наглядности на рис. 12 представлена средняя величина параметра сходства в зависимости от числа секторов разбиения.

Как было установлено, средний параметр сходства монотонно снижается с увеличением числа секторов разбиения, когда их больше 3. Поэтому в дальнейшем анализе использовались 18 разбиений круга Зодиака вплоть до 60 секторов включительно. Для каждой карты рождения можно определить максимальную величину параметра сходства, что соответствует некоторой категории. Переходя на сетки другого масштаба моделирования, находим ряд 18 значений максимальной величины параметра сходства и ряд из 18 соответствующих категорий, номера которых лежат в интервале от 1 до 500. Если бы категории были случайными, то вероятность появления любой из них в этом ряду составляла бы 18/500=0,036. Вероятность двукратного появления составляет уже $(18/500)^2$= 0,001296, трехкратного – $(18/500)^3$=0,000046656, четырехкратного – $(18/500)^4$= 0,000001679616 и т.д.

Рис. 11. Зависимость параметра сходства от величины дуги разбиения при пакетном распознавании 69 карт (логарифмическая шкала по горизонтальной оси).

Рис. 12. Зависимость средней величины параметра сходства при распознавании 69 респондентов от числа секторов разбиения.

Если категория появилась 3 и более раз подряд, то ее можно формально рассматривать как закономерное проявление качества, присущего данному респонденту.

Во всех изученных картах было обнаружено трехкратное появление одной категории в 18 тестах, а в 47 картах из 69 одна категория проявилась 6 и более раз. На рис. 13 представлены данные распознавания карты типичного респондента в координатах число секторов – номер категории. Из этих данных можно видеть, что категория "487" повторяется 10 раз подряд, категория "127" – шесть раз, и две категории представлены по одному разу. Интересно отметить, что в этом примере повторяющиеся категории "487" и "127" дублируют друг друга по смыслу и означают "Развод родителей". Но одна из них является обстоятельством жизни, а другая событием. Объединяя их вместе, находим, что "Развод родителей" был опознан в данной карте в 16 случаях из 18 тестов на сетках разного масштаба. Это означает, что данная карта была опознана с высокой точностью.

Для нахождения всех категорий, присущих данному респонденту, поступим следующим образом. Зададим минимальный уровень сходства, например 20%. Ограничимся 10 сетками с числом секторов разбиения 3, 4, 5, 6, 9, 12, 15, 18, 20, 24 соответственно. Составим таблицу распознанных категорий на сетке каждого масштаба. Для карты №1 находим всего 373 распознанных категорий с уровнем сходства, не менее 20%, среди которых есть повторяющиеся. Отберем те из них, которые повторяются 4 и более раз. Составим таблицу 9, в которой указан номер категории, ее описание и частота повторения. Среди категорий есть такие, которые уже реализовались в жизни субъекта – это категории под номером 3, 5, 29, 65, 66, 159, 247, 269, 292, 423. Остальные категории имеют смысл прогноза для этого молодого человека. Например, для преуспевания в США ему можно рекомендовать профессии дизайнера, менеджера, полицейского или фотографа.

Рис 13. Данные идентификации карты №1 на сетках 18 масштабов.

Данный подход отличается тем, что при распознавании образов используются корреляционные связи, которые вычисляются на каждой сетке отдельно. Эти связи выявляются путем многокритериальной типизации респондентов обучающей выборки по исследуемым категориям. При этом на этапе синтеза модели рассчитывается количество информации, которое содержится в фактах попадания долгот углов в интервалы (рассматриваемые как критерии), о принадлежности респондента к тем или иным категориям, а на этапе идентификации эта информация используется для расчета степени сходства конкретных респондентов с обобщенными категориями.

Таблица 9. Список повторяющихся категорий при распознавании карты №1

Категория	Описание категории	Частота повторения
3	CATEGORIES: ###-Advantaged	8
5	CATEGORIES: ###-Affluent family	6
6	CATEGORIES: ###-Age 80	5
29	CATEGORIES: ###-Boxing	4
40	CATEGORIES: ###-Coach	4
65	CATEGORIES: ###-Family large	4

66	CATEGORIES: ###-Family noted	8
77	CATEGORIES: ###-Gracious	4
87	CATEGORIES: ###-Infant mortality	4
96	CATEGORIES: ###-Lottery	5
126	CATEGORIES: ###-Parent absent	10
127	CATEGORIES: ###-Parents divorced	8
137	CATEGORIES: ###-Production jobs	9
140	CATEGORIES: ###-Public relations	6
159	CATEGORIES: ###-Siblings	5
174	CATEGORIES: ###-Suicide Attempt	5
184	CATEGORIES: ###-Verbal abuse	4
188	CATEGORIES: ###-Winnings	5
195	CATEGORIES: A3-Criminal Victim	4
234	CATEGORIES: B2612-Missing person	4
247	CATEGORIES: B36-Noted kids	4
269	CATEGORIES: B803-Constitution strong	4
283	CATEGORIES: C10628-Photography	9
292	CATEGORIES: C12063-Unusual	7
349	CATEGORIES: C19244-Designer	9
356	CATEGORIES: C206-Surgery	5
367	CATEGORIES: C2354-Manager	7
407	CATEGORIES: C7589-Police	10
423	CATEGORIES: C9318-Physical	4
462	EVENT_LIFE: Family trauma	8
480	EVENT_LIFE: Medical procedure	5
482	EVENT_LIFE: Missing Person	5
487	EVENT_LIFE: Parents divorced	10
491	EVENT_LIFE: Retain professional help	4
494	EVENT_LIFE: Sex Victimization/Rape	4

Предложенный метод распознавания позволяет не только идентифицировать субъекта по ряду признаков и категорий, но и прогнозировать некоторые обстоятельства и события его жизни. Этот метод удается обобщить, путем добавления новых алгоритмов распознавания на множестве сеток различного масштаба.

3.4. Алгоритмы и законы типизации и идентификации субъектов по астрономическим данным на момент рождения

Входные данные задачи представляют собой таблицу, содержащую 20007 записей (строк) независимых респондентов, каждый из которых характеризуется номером записи, именем, полом, датой и временем рождения, местом рождения, собственной биографией и набором категорий и событий жизни. В настоящем исследовании для повышения достоверности идентификации из списка категорий были отобраны только те из них, которые соотносятся с профессиями. Полученный список профессиональных категорий содержит только 387 наименований (см. Приложение 1 монографии [2]), которые представлены в исходной БД с разной частотой встречаемости – рис. 14. Частотное распределение с большой степенью точности описывается экспонентой (распределение Пуассона) – прямая сплошная линия на рис. 14. Суммируя все частоты, находим общее число исследуемых случаев N= 69742. Учитывая, что в исходной БД содержится только 20007 данных независимых респондентов, находим среднее число категорий, приходящихся на одну карту, n=N/20007=3,49. В качестве входных астрономических параметров модели использовались координаты долготы углов 12 домов (в системе Плацидуса), Лунных Узлов и 10 небесных тел – Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна, Плутона. Поскольку модель является дискретной, координаты долготы задавались на 12 сетках различного масштаба с числом секторов разбиения 3, 4, 5, 6, 9, 12, 15, 18, 20, 24, 36, 72 соответственно.

При исследовании частных моделей были установлены некоторые статистические закономерности распознавания, позволяющие повысить эффективность моделей. Во-первых, во всех частных моделях наблюдается обратная зависимость параметра сходства от частоты встречаемости категории: чем выше частота, тем ниже параметр сходства. На рис. 15 представлены результаты

распознавания категорий в модели с 72 секторами. В этом случае зависимость параметра сходства от частоты описывается степенной функцией с показателем степени b=-0,5355. Аналогичная зависимость наблюдается и для максимального по всем моделям параметра сходства – рис. 16 (на рисунках 15-16 по горизонтальной оси дана абсолютная частота, т.е. общее число случаев данной категории).

Во-вторых, параметр сходства зависит от числа секторов разбиения. Все категории можно разбить на три класса в зависимости от величины частоты встречаемости и поведения параметра сходства при изменении числа секторов разбиения. Первый класс составляют категории, для которых параметр сходства убывает с ростом числа секторов разбиения. Этот класс категорий характеризуется высокой частотой встречаемости при высоком уровне распознавания, что соответствует данным, лежащим выше линии корреляционной зависимости на рис. 15-16. Некоторые категории этого класса приведены в таблице 10 вместе с корреляционными зависимостями параметра сходства от числа секторов разбиения.

Рис. 15. Зависимость параметра сходства от частоты встречаемости категории в модели M72

Второй класс составляют категории, для которых параметр сходства возрастает с ростом числа секторов разбиения. Этот класс категорий характеризуется низкой частотой встречаемости и относительно высоким параметром сходства, что соответствует данным, группирующимся вблизи линии корреляционной зависимости на рис. 15-16. Большая часть исследуемой в настоящей работе БД представлена категориями этого класса, поэтому средний параметр сходства возрастает с ростом числа секторов – рис. 17. Отметим, что в прикладных целях используется именно этот класс категорий, поэтому для повышения вероятности распознавания широко применяется анализ на множестве сеток, полученных при разбиении круга зодиака вплоть до градусов и минут. Третий класс составляют категории, для которых параметр сходства изменяется немонотонно с ростом числа секторов разбиения. Как правило, эти категории имеют среднюю частоту встречаемости и относительно небольшую величину параметра сходства. Общее их число невелико в исследуемой БД, поэтому они не оказывают существенного влияния на поведение среднего параметра распознавания.

Рис. 16. Зависимость максимального параметра сходства от частоты встречаемости категории в 12 моделях

Таблица 10. Категории первого класса, их абсолютная частота встречаемости и корреляционная зависимость параметра сходства от числа секторов разбиения.

Категории	Частота	Корреляционная зависимость
SC:A53-Sports	4567	$y = 75{,}297x^{-0{,}3888}$ R2 = 0,9747
SC:B111-Sports:Basketball	2385	$y = 109{,}23x^{-0{,}5494}$ R2 = 0,9909
SC:B173-Sports:Football	1613	$y = 108{,}72x^{-0{,}3949}$ R2 = 0,9627
SC:B41-Occult Fields:UFO sighting	502	$y = 24{,}008x^{-0{,}3275}$ R2 = 0,8406
SC:B404-Business:Sex Business	194	$y = 45{,}03x^{-0{,}3428}$ R2 = 0,9783
SC:C78-Famous:Awards:Olympics	162	$y = 67{,}868x^{-0{,}3678}$ R2 = 0,8959

Рис. 17. Зависимость среднего параметра сходства от числа секторов разбиения

Насколько представительной является исследуемая БД и какое поколение в ней представлено? Только 2576 карт принадлежат людям, родившимся до 1901 года, остальные родились в 20 веке вплоть до 1998 года включительно. Распределение Солнца, Юпитера и Сатурна по знакам зодиака является достаточно однородным – рис. 18, однако распределение Урана указывает на преобладание карт поколения 1941-1948 (Уран в знаке Близнецов) и 1949-1956 (Уран в знаке Рака).

Рис. 18. Распределение планет по знакам зодиака

Для обработки результатов пакетного распознавания на множестве сеток выше был предложен алгоритм, который был дополнен еще четырьмя алгоритмами, для выбора наиболее эффективного из них. Таким образом, сравнивались пять алгоритмов, получивших общее название РЕЖИМЫ ГОЛОСОВАНИЯ МОДЕЛЕЙ:

1. Для нахождения всех категорий, присущих данному респонденту, зададим минимальный уровень сходства, например 20%, составим таблицу распознанных категорий на сетке каждого масштаба с числом секторов разбиения 3, 4, 5, 6, 9, 12, 15, 18, 20, 24 соответственно и отберем те из них, которые повторяются 4 и более раз [2].
2. Результаты распознавания в частных моделях просто УСРЕДНЯЮТСЯ, т.е. в итоговой карточке идентификации для каждого класса уровень сходства респондента с обобщенным классом является СРЕДНИМ его уровней сходства с этим классом всех частных карточек идентификации.
3. В итоговую карточку идентификации респондента берется уровень сходства этого респондента с классом из той частной карточки идентификации, в которой он МАКСИМАЛЬНЫЙ (из всех частных карточек).
4. Когда в итоговую карточку идентификации респондента берется уровень сходства этого респондента с каждым классом из частной карточки идентификации, полученной в той частной модели, которая по результатам измерения достоверности распознавания ДАННОГО КЛАССА показала МАКСИМАЛЬНУЮ достоверность из всех исследованных моделей.
5. Результаты распознавания в частных моделях УСРЕДНЯЮТСЯ с учетом достоверности идентификации классов в различных частных моделях, например, берется СРЕДНЕЕ СУММЫ ПРОИЗВЕДЕНИЙ уровней сходства с данным классом на достоверность его идентификации в частных моделях.

Сравнение осуществлялось следующим образом. Согласно первому алгоритму выбирался список распознанных категорий,

определялось их число, а затем по 4 другим моделям выбирался список с таким же числом категорий, распознанных наилучшим образом по данному алгоритму. В таблице 11 дан пример такого сопоставления. Путем сопоставления номеров категорий можно определить те из них, которые присутствуют во всех пяти моделях. В данном случае это 18 категорий, собранных в таблице 11.

Таблица 11. Категории, опознанные в пяти моделях и упорядоченные по параметру сходства первой модели

№	Категория	Параметр сходства
165	SC:B781-Law:Police/Security.	10
387	SC:E793-Medical:Doctor:Alternative methods:Psychic healer:Hypnoth	10
36	SC:B1330-Sports:Martial Arts.	9
323	SC:C802-Work:Maintenance Field:Cleaning service.	9
357	SC:D258-Famous:Greatest hits:Art field:Photography field.	9
360	SC:D376-Business:Sports Business:Coach/ Manager/ Owner:Manager.	9
203	SC:C1257-Education:Teacher:Coach.	8
298	SC:C657-Art:Commercial artist:Pro.	8
35	SC:B1295-Law:Fire department.	7
193	SC:C1151-Education:Teacher:Medicine.	7
20	SC:B1040-Work:Self-employed.	6
68	SC:B256-Art:Photography.	6
191	SC:C1130-Education:Teacher:Nursing.	6
273	SC:C560-Education:Teacher:Astrology.	6
315	SC:C760-Art:Fine art artist:Secondary.	6
65	SC:B246-Financial:Winnings/ Lottery.	5
220	SC:C175-Business:Business/Marketing:Public relations.	5
386	SC:E748-Business:Sex Business:Porno Market:Films:Superstar/star.	5

Поскольку категории в таблице 11 распознаются по всем пяти алгоритмам, все пять алгоритмов можно считать эквивалентными в смысле определения множества категорий из таблицы 11. Различие же алгоритмов может проявиться в установлении приоритетности категорий. Например, категория 165 (SC:B781-Law:Police/Security) распознается по первому алгоритму как наи-

более достоверная, по второму алгоритму она оказывается на 4 месте, по третьему – на 7, по 4 – на 15, а по 5 – на 33. С другой стороны, категория 36 (SC:B1330-Sports:Martial Arts), которая распознается по пятому алгоритму с наибольшей достоверностью, также хорошо распознается и по первому алгоритму, но плохо распознается по третьему. Это означает, что каждый из алгоритмов имеет погрешность по отношению к другому, а наиболее эффективным может оказаться алгоритм, являющейся комбинацией указанных выше пяти алгоритмов. Такой комбинацией может быть описанный метод определения пересечения множества категорий, распознанных по каждому алгоритму.

3.5. Метод разделения категорий в задаче типизации и идентификации субъектов по астрономическим данным на момент рождения

В предыдущем пункте выполнено исследование моделей распознавания субъектов по астрономическим данным на момент рождения с целью определения наиболее эффективного алгоритма идентификации и типизации для профессиональной базы данных (БД) содержащей 387 категорий на 12 сетках различного масштаба. Было установлено, что категории можно разбить на три класса в зависимости от поведения параметра сходства от числа секторов. К первому классу были отнесены категории, для которых параметр сходства убывает с ростом числа секторов. Ко второму классу относятся категории, у которых параметр сходства возрастает с ростом числа секторов, а к третьему классу – категории, у которых параметр сходства ведет себя немонотонно. Логично предположить, что если отобрать категории первого класса в отдельную базу данных, то для их распознавания достаточно будет сетки, например, из четырех секторов. В данном разделе изучен вариант модели распознавания субъектов по астрономическим данным на момент рождения для профессиональной БД содержащей 184 категории первого и третьего класса на сетке из 4-х секторов. Мы покажем, что для этих категорий параметр сходства практически не зависит от частоты встречаемости категорий в исходной БД, содержащей 20007 данных независимых респондентов. Путем исключения категорий первого и третьего класса из профессионально БД содержащей 387 категорий, полу-

чена база данных категорий второго класса в составе 203 категорий.

Из списка категорий исследуемой БД отберем те из них, которые соотносятся с профессиями и для которых параметр сходства убывает с ростом числа секторов или изменяется немонотонно. Полученный список профессиональных категорий содержит только 184 наименования (см. Приложение 2 монографии [2]), которые представлены в исходной БД с разной частотой встречаемости – рис. 19. Частотное распределение с большой степенью точности описывается экспонентой (распределение Пуассона) – прямая сплошная линия на рис. 19. Суммируя все частоты, находим общее число исследуемых случаев N= 60011. Учитывая, что в исходной БД содержится 20007 данных независимых респондентов, находим среднее число категорий, приходящихся на одну карту, n=N/20007=2,9995.

Рис. 19. Частота встречаемости 184 категорий первого класса

Распознавание отобранных 184 категорий осуществлялось на сетке из 4-х секторов, полученных путем деления круга зодиака на 4 части, начиная с нулевого градуса знака Овна. Как оказалось, для отобранных категорий параметр сходства практически не зависит от частоты встречаемости категории – рис. 20, тогда как в аналогичной задаче исследованной выше, параметр сходства убывает с ростом частоты – рис. 15. Можно сравнить параметры сходства идентичных категорий в этих двух задачах – рис. 21.

Как следует из полученных данных, эти параметры связаны линейной зависимостью, причем параметр сходства при распознавании категорий в составе БД из 184 категорий приблизительно на 10% выше, чем в составе БД из 387 категорий (см. рис. 21).

Рис. 20. Зависимость параметра сходства от частоты встречаемости 184 категорий первого класса

Отсюда следует, что обратная зависимость параметра сходства от частоты, возникает из-за наличия в исследованной БД 203 категорий второго класса. Эти категории отличаются малой частотой встречаемости, поэтому вероятность их случайного угадывания является крайне низкой. При распознавании категорий этого класса требуется большое число входных параметров, поэтому они хорошо распознаются на сетках с большим числом секторов (число входных параметров задачи пропорционально числу секторов).

Упорядочивая данные по параметру сходства, можно выделить наиболее хорошо распознаваемые категории первого класса – таблица 12. Среди 32 категорий, приведенных в этой таблице, 8 составляют спортивные категории, 6 – различные бизнесы, 5 – оккультные, 3 – медицинские доктора, 3 – дизайнеры, фотографы и художники, 2 – писатели детективов и фантастики, 2 – игроки, 2 – строители и 1 – экипажи судов, поездов и автобусов.

Рис. 21. зависимость параметра сходства при распознавании 184 категорий первого класса от параметра сходства при распознавании 387 смешанных категорий

Таблица 12. Список наиболее хорошо распознаваемых категорий первого класса

NAME	Абсолютная частота	Параметр сходства
SC:B173-Sports:Football	1613	77,51
SC:B111-Sports:Basketball	2385	66,58
SC:A53-Sports	4567	61,06
SC:B626-Occult Fields:Out of Body exper	162	60,57
SC:C405-Business:Sex Business:Prostitut	165	48,61
SC:C1198-Occult Fields:Psychic/ Medium/	77	47,68
SC:C1340-Medical:Doctor:Chiropractor	33	45,49
SC:B404-Business:Sex Business	194	44,53
SC:C170-Medical:Doctor:Psyhotherapist	79	39,61
SC:B41-Occult Fields:UFO sighting	502	27,02
SC:B236-Business:CPA/ Auditor/ Accounta	45	26,46
SC:B406-Art:Stage/ Set design	26	24,51
SC:B437-Sports:Skiing	24	20,81
SC:B238-Business:Clerical/ Secretarial	158	19,03
SC:C422-Occult Fields:Psychic/ Medium/	26	18,92
SC:B496-Sports:Boxing	55	18,70
SC:B272-Art:Cartoonist	31	18,33
SC:B246-Financial:Winnings/ Lottery	59	17,44
SC:B715-Sports:Field and Track	47	17,43
SC:B492-Sports:Skating	45	17,09

NAME	Абсолютная частота	Параметр сходства
SC:B256-Art:Photography	47	17,04
SC:B54-Sports:Baseball	72	16,96
SC:B217-Travel:Crew/ Ship, Train, Bus	28	16,69
SC:D988-Occult Fields:Astrologer:Pro:AF	50	16,54
SC:B374-Business:Sports Business	40	16,36
SC:C709-Medical:Doctor:Surgeon	30	16,32
SC:C303-Business:Business/Marketing:Sto	30	16,14
SC:C250-Work:Building Trades:Builder	44	15,16
SC:B259-Writers:Sci-Fi/ Fantasy/ Horror	47	14,76
SC:B511-Writers:Detective/ Mystery	33	14,60
SC:B315-Financial:Gambling	35	14,26
SC:C631-Work:Building Trades:Architect/	48	13,59

Плохо распознаваемые категории этого класса приведены в таблице 13. Из 32 категорий этого типа 12 составляют различные знаменитости (!), 6 – наука и образование, 5 – журналисты, писатели и издатели журналов, 2 – политики, 2 – юристы, 2 – музыканты-инструменталисты и по одной категории фермеров, оккультистов и финансистов. Интересно, что если знаменитостей сгруппировать в отдельные категории по характеру получаемой премии, то они попадают во второй класс и распознаются довольно хорошо. Рассмотрим этот вопрос более подробно.

Таблица 13. Плохо распознаваемые категории первого класса

NAME	Абсолютная частота	Параметр сходства
SC:A108-Education	1002	3,024
SC:C149-Famous:Greatest hits: Occult field	118	2,834
SC:C603-Work:Food and Beverage:Farmer/	44	2,774
SC:C636-Famous:Awards:Hall of Fame	62	2,732
SC:B16-Famous:News figure	130	2,341
SC:B33-Writers:Columnist/ journalist	213	2,31
SC:A120-Science	466	1,999
SC:C125-Science:Biology:Medicine	311	1,98
SC:C110-Education:Teacher:High school t	150	1,967
SC:C296-Famous:Greatest hits:Astrology	173	1,915
SC:B171-Writers:Playwright/ script	233	1,828
SC:C260-Famous:Greatest hits:Writing fi	262	1,779

SC:B46-Famous:Awards	973	1,755
SC:A40-Occult Fields	2396	1,694
SC:C11-Entertainment:Music:Instrumental	461	1,12
SC:B105-Writers:Textbook/ Non-fiction	569	0,875
SC:B158-Politics:Public office	475	0,729
SC:C551-Famous:Greatest hits:Science fi	100	0,684
SC:B6-Entertainment:Music	1086	0,563
SC:B109-Education:Teacher	636	0,43
SC:A99-Financial	1075	0,017
SC:B505-Education:Public speaker	179	-0,067
SC:B152-Law:Attorney	280	-0,644
SC:A151-Law	400	-0,842
SC:B52-Famous:Historic figure	322	-0,923
SC:B106-Writers:Publisher/ Editor	271	-0,929
SC:A19-Writers	2222	-1,255
SC:A38-Politics	1039	-1,875
SC:B340-Famous:Royal family	214	-3,105
SC:B45-Famous:Greatest hits	1794	-4,091
SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	1073	-5,363
SC:A15-Famous	3372	-16,945

Общие свойства категорий второго класса

Список категорий второго класса, упорядоченных по частоте встречаемости, приведен в Приложении 3 монографии [2] вместе с параметром сходства, полученным на сетке, содержащей 72 сектора. Частотное распределение категорий второго класса с большой степенью точности описывается степенной функцией – рис. 22.

Зависимость параметра сходства от частоты также описывается степенной функцией – рис. 23. Поскольку вероятность случайного угадывания пропорциональна частоте встречаемости, из этих данных следует, что для второго класса категорий параметр сходства обратно пропорционален вероятности случайного угадывания в степени a=0,5594.

Рис. 22. Частота встречаемости категорий второго класса

Рис. 23. Зависимость параметра сходства от частоты встречаемости категорий второго класса.

Рассмотрим категорию ЗНАМЕНИТЫЙ (Famous), разбитую на малые группы по характеру получаемой премии или социальному отличию – таблица 14. Из данных этой таблицы следует, что обладатели редких премий распознаются лучше, нежели обладатели известных, но широко распространенных премий. Становится понятной и закономерность, отраженная на рис. 23. Малочисленные группы в ряду многочисленных групп всегда более заметны, поэтому распознаются лучше. Например, эфиоп на улицах Москвы будет более заметен, нежели в ряду соплеменни-

ков на улицах Аддис-Абебы, поэтому его легко будет распознать. С другой стороны, блондин из Москвы, впервые попавший на улицы Аддис-Абебы, немедленно попадет в малочисленную категорию белых людей, поэтому будет легко узнаваем. В этом смысле распознавание в системе искусственного интеллекта "Эйдос" /3/ существенно отличается от простой статистики, в которой главным критерием достоверности является отклонение от генеральной совокупности.

Таблица 14. Категория Famous (знаменитый) разбитая на малые группы по характеру премии

NAME	Абсолютная частота	Параметр сходства
SC:C1234-Famous:Awards:Peabody	3	85,512
SC:D258-Famous:Greatest hits:Art field:Photography field	12	36,07
SC:C1043-Famous:Awards:Honorary degrees	17	33,782
SC:D635-Famous:Greatest hits:Art field:Fashion field	23	25,813
SC:C587-Famous:Awards:Grammy	37	23,461
SC:B750-Famous:Socialite	37	23,413
SC:D150-Famous:Greatest hits:Occult field:Spiritual field	43	18,411
SC:C690-Famous:Awards:Pulitzer prize	52	18,231
SC:C362-Famous:Greatest hits:Business field	50	16,385
SC:C588-Famous:Awards:Emmy	76	12,811
SC:D307-Famous:Greatest hits:Social field:Political field	95	10,432
SC:C306-Famous:Greatest hits:Social field	110	10,186
SC:C344-Famous:Awards:Oscar	153	9,158
SC:D60-Famous:Greatest hits:Art field:Beauty	184	7,649
SC:D67-Famous:Greatest hits:Art field:Music field	237	6,256
SC:C59-Famous:Greatest hits:Art field	534	3,65

При объединении знаменитостей в одну категорию A15-Famous получается довольно многочисленная группа (3372 случая), которая не имеет никаких общих признаков, кроме того, что эти люди знамениты. Поэтому параметр сходства/различия у этой группы имеет значение -16,945, что указывает на неоднородность группы. При разбиении же группы на малые подгруппы с ярко выраженными профессиональными признаками, параметр сходства становится положительным, что указывает на возросшую однородность состава подгрупп. Аналогичный пример дает кате-

гория ОБРАЗОВАНИЕ – таблица 15. Малые группы преподавателей, объединенные по специальностям, распознаются на порядок лучше, чем общая категория A108-Education, содержащая 1002 случая. При этом подгруппы общей категории относятся ко второму классу, т.е. хорошо распознаются на сетке из 72 секторов, а общая категория относится к первому классу, т.е. лучше всего распознается на сетке из 4 секторов.

Таблица 15. Категория ОБРАЗОВАНИЕ разбитая на малые подгруппы

NAME	Абсолютная частота	Параметр сходства
SC:D1256-Education:Teacher:Science:Computer science	3	87,215
SC:C1486-Education:Public speaker:Brilliant orator	3	86,079
SC:D1246-Education:Teacher:Science:Philosophy	3	85,142
SC:C1130-Education:Teacher:Nursing	3	85,135
SC:D1414-Education:Teacher:Science:Psychology	3	81,323
SC:C1434-Education:Teacher:Adult Education	4	77,007
SC:C1257-Education:Teacher:Coach	4	76,057
SC:C1262-Education:Teacher:Special Ed	4	73,722
SC:E508-Education:Public speaker:Lecturer:Astrology lecturer:Speaker at AFA conventions	3	73,083
SC:D1105-Education:Teacher:Science:Physics	6	57,329
SC:D1180-Education:Teacher:Science:History	6	57,29
SC:B762-Education:Librarian	7	56,983
SC:D951-Education:Teacher:Art:Dance	6	56,144
SC:D755-Education:Teacher:Occult teacher:Religous	8	56,121
SC:D507-Education:Public speaker: Lecturer:Astrology lecturer	6	54,198
SC:C229-Education:Engineer:Chemical	9	50,112
SC:C1151-Education:Teacher:Medicine	9	48,512
SC:C983-Education:Engineer:Civil	8	48,31
SC:C1219-Education:Teacher:Communications	10	46,212
SC:C783-Education:Teacher: Physical education/Gymnastic/Sport	12	40,93
SC:D1010-Education:Public speaker: Lecturer:International lecturer	12	38,247
SC:C619-Education:Teacher:Language/English	19	35,764
SC:C705-Education:Teacher:Occult teacher	18	35,053
SC:C1174-Education:Engineer:Electrical	19	33,407
SC:C159-Education:Teacher:Art	25	28,574

SC:C500-Education:Teacher:Music	25	27,795
SC:C637-Education:Engineer:Aerospace	24	26,285
SC:C803-Education:Engineer:Mechanical	30	23,321
SC:C684-Education:Teacher:School/College teacher	35	22,535
SC:C560-Education:Teacher:Astrology	35	22,291
SC:D451-Education:Teacher: High school teacher:Professor	109	9,1
SC:C506-Education:Public speaker:Lecturer	122	9,088

Существуют категории, например, B173-Sports:Football, которые характеризуют заведомо однородные группы, объединенные по яркому профессиональному признаку. У этой группы самый высокий параметр сходства среди категорий первого класса, несмотря на ее многочисленность (1613 случаев). На втором месте по параметру сходства оказалась группа баскетболистов. Но если объединить футболистов и баскетболистов в одну большую группу СПОРТ, параметр сходства понижается, поскольку группа становится неоднородной – рис. 9. Такие многочисленные однородные по составу группы хорошо распознаются на сетке из четырех секторов. С другой стороны, малочисленные однородные группы хорошо распознаются на сетках с большим числом секторов (в данной случае распознавание осуществлялось на сетке, включающей 72 сектора). На первый взгляд кажется, что признаки малочисленных профессиональных групп не могут быть использованы для тестирования, поскольку не выполнены статистические критерии достоверности. На самом же деле критерий сходства отличается от стандартных критериев достоверности, типа критерия Стьюдента. Критерий сходства хорошо иллюстрирует следующий пример. Предположим, что у нас есть база данных, включающая 20007 фотографий известных людей. Мы хотим протестировать фотографии неизвестных людей, чтобы выяснить, на кого они более всего похожи внешне. У нас есть интеллектуальная система, которая позволяет отобрать из БД насколько десятков фотографий и расставить их по параметру сходства. При этом оказывается, что на одних фотографиях схожесть достигается за счет формы носа, на других за счет овала лица, на третьих за счет разреза глаз и т.д. Заменим теперь фотографии на

карты рождения, включающие описание астрономических параметров, социальных и психологических категорий. Задача распознавания при этом не изменилась, но на выходе мы получим набор категорий, характеризующих тестируемого субъекта. Если при этом субъект оказался похож на малочисленную профессиональную категорию, то это нельзя назвать простым совпадением. Ведь совпадение с малочисленной группой маловероятно. Кроме того, путем прямых экспериментов доказано, что вероятность распознавания по астрономическим данным на момент рождения в много раз превосходит вероятность случайного угадывания /15/. Следовательно, полученные результаты так или иначе могут быть отнесены к числу характеристик субъекта, но при этом необходимо помнить, что сходство и подобие не означает тождество.

Заметим, что первые эксперименты по идентификации и типизации субъектов по астрономическим данным на момент рождения были выполнены на смешенной базе данных, содержащей 500 социальных (профессиональных) и личностных (в т.ч. психологических) категорий [1]. Для повышения уровня параметра сходства и достоверности идентификации была образована новая база данных, содержащая только 387 социальных (профессиональных) категорий. Полученные с ее помощью результаты отличаются высокой степенью достоверности идентификации. Рассмотренный метод позволяет повысить параметр сходства путем разделения категорий на классы, не увеличивая числа входных параметров задачи.

3.5. Типизации и идентификации субъектов по астрономическим данным на момент рождения на базе 500 психологических и персональных категорий

В этом разделе изучен вариант модели распознавания субъектов по астрономическим данным на момент рождения для БД, содержащей 500 психологических и личностных категорий на 12

сетках различного масштаба с числом секторов разбиения 3, 4, 5, 6, 9, 12, 15, 18, 20, 24, 36, 72 соответственно. Методом разделения категорий установлены общие закономерности распознавания категорий первого и второго класса.

Исходные данные задачи представляют собой таблицу, содержащую 20007 записей (строк) независимых респондентов, каждый из которых характеризуется номером записи, именем, полом, датой и временем рождения, местом рождения, собственной биографией и набором категорий и событий жизни. На основе данных места и времени рождения вычислялись астрономические параметры. В качестве входных астрономических параметров модели использовались координаты долготы углов 12 домов (в системе Плацидуса), Лунных Узлов и 10 небесных тел – Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна, Плутона.

Из списка категорий были отобраны те из них, которые соотносятся с психологическими и личностными характеристиками. Полученный список категорий содержит 500 наименований. Частотное распределение категорий с хорошей степенью точности описывается степенной функцией – прямая сплошная линия на рис. 24. Суммируя все частоты, находим общее число исследуемых случаев N= 65143 и среднее число категорий, приходящихся на одну карту, n=N/20007=3,256.

Результаты распознавания для модели, содержащей 72 сектора, даны на рис. 25. Как и в случае социальных и профессиональных категорий, наблюдается обратная зависимость параметра сходства от частоты встречаемости категорий, которую можно аппроксимировать степенной функцией с показателем степени -0,4956. Используя полученные данные для моделей с 4 и 72 секторами, можно разделить все категории на два класса по признаку уменьшения или увеличения параметра сходства:

1) категория относится к первому классу, если $S_i(4)>S_i(72)$;

2) категория относится ко второму классу, если $S_i(4)<S_i(72)$,

где $S_i(4)$, $S_i(72)$ – значения параметра сходства категории i в модели с 4 и 72 секторами соответственно. Третий класс можно определить как промежуточный между первыми двумя путем задания условной границы скорости изменения параметра сходства, dS, при изменении числа секторов, в виде:

3) категория относится к третьему классу, если

$$-dS<(S_i(72)-S_i(4))/(72-4)<dS$$

Рис. 24. Частота встречаемости 500 категорий

Рис. 25. Зависимость параметра сходства от частоты встречаемости 500 категорий

При распознавании третий класс удобно будет отнести к одному из двух других классов, например, к первому (для его распознавания требуется меньше затрат машинного времени).

В результате разделения оказалось, что в первый класс попали только 84 категории, а во второй соответственно 416. Отметим, что в аналогичной задаче, рассмотренной в предыдущем пункте, при разделении на классы получилось 72 в первом классе и 315 – во втором. Но за счет отнесения категорий третьего класса к первому классу числа категорий изменились на 184 и 203 соответственно. В данном случае можно отнести 95 категорий второго класса к первому классу и, таким образом получить две БД в составе 179 категорий для смешанного класса и 321 – для второго.

Категории первого и третьего класса

Список категорий первого и третьего класса, упорядоченный по частоте встречаемости, приведен в Приложении 4 монографии [2] вместе с параметром сходства, полученным в модели с 4 секторами. Эти категории отличаются слабой зависимостью параметра сходства от частоты встречаемости – рис. 26.

Рис. 26. Зависимость параметра сходства от частоты встречаемости категорий первого класса

Само наличие этих категорий свидетельствует о влиянии времени года на новорожденного, что сказывается в его судьбе, как в плане социальной адаптации, так и в психологическом смысле. Отметим, что в человеческой практике большое значение придается положению Солнца, от которого зависят сезоны – весна, лето, осень и зима. Обнаруженный в данном исследовании феномен подчеркивает роль деления круга зодиака на четыре части по числу сезонов при распознавании категорий первого класса. Причем сезоны следует начинать от кардинальных точек эклиптики, совпадающих с началом знаков Овна, Рака, Весов и Козерога, для весны, лета, осени и зимы соответственно. Отметим, что, например, в Канаде принято именно такое деление года на сезоны.

Наиболее хорошо распознаваемые категории первого класса приведены в таблице 16.

Таблица 16. Список наиболее хорошо распознаваемых категорий первого класса

Параметр сходства	Категория	Абсолютная частота
62,869	SC:C170-Medical:Doctor:Psyhotherapist	29
49,613	SC:A138-Religion	707
49,563	SC:B112-Psychological:Drug Abuse	14
42,988	SC:B395-Religion:12 step group	213
42,966	SC:C1340-Medical:Doctor:Chiropractor	33
38,512	SC:C1707-Medical:Doctor:Therapist	79
37,965	SC:B450-Mind:Extensive education	120
37,612	SC:B179-Birth:Test tube baby	53
37,446	SC:C457-Psychological:Alcohol Abuse:Rehab AA	267
36,693	SC:C1042-Medical:Cancer:Colon	16
34,862	SC:C1327-Birth:Infant mortality:SIDS	95
33,088	SC:B1557-Personality:Disasters	78
32,997	SC:C127-Medical:Accidents:Heart attack	33
32,969	SC:B240-Birth:Short labor <3 hrs	481
32,256	SC:C1239-Birth:Defects, Handicaps:Down's Syndrome	55
31,435	SC:A23-Psychological	1007
30,673	SC:B135-Death:Accidental	210
30,565	SC:B178-Birth:Cesarean	156

29,172	SC:B207-Medical:Cancer	490
28,843	SC:C155-Death:Long life >80 yrs:Age >100	78
28,816	SC:B703-Criminal Perpetrator:Terrorist	28
28,089	SC:B577-Sexuality:Celibacy/ Minimal	122
28,05	SC:B24-Psychological:Alcohol Abuse	41
27,926	SC:C1324-Birth:Twin, triplet, etc.:Triplets	41
26,276	SC:C208-Medical:Cancer:Breast	47
25,389	SC:C609-Sexuality:Sexual perversions:Lesbian	362
25,144	SC:B866-Birth:Stillborn	105
25,082	SC:C241-Death:Long life >80 yrs:Age 91-99	108
24,873	SC:D1125-Religion:Ecclesiastics/ western:Priest:monk/nun	36
24,217	SC:C644-Medical:Cancer:Lung	46
24,022	SC:C709-Medical:Doctor:Surgeon	30
23,845	SC:B1046-Sexuality:Voyeur	34
22,969	SC:B546-Psychological:Bi-Polar Disorder	29

Мы намеренно разместили в этой базе данных профессиональную категорию МЕДИЦИНСКИЙ ДОКТОР, чтобы показать корреляцию профессии и соответствующей группы заболеваний. Действительно, в таблице 16 находим профессию психотерапевт и психологические категории, соответствующие различным психическим отклонениям:

SC:C170-Medical:Doctor:Psyhotherapist
SC:A23-Psychological
SC:B101-Psychological:Eating Disorder
SC:B112-Psychological:Drug Abuse
SC:B24-Psychological:Alcohol Abuse
SC:B383-Psychological:Phobias
SC:B388-Psychological:Depression
SC:B546-Psychological:Bi-Polar Disorder
SC:C457-Psychological:Alcohol Abuse:Rehab AA

В этот список не попали категория SC:B524-Psychological:Schizophrenia, поскольку была отнесена ко второму классу, причем попала на условную границу между вторым и третьим классами. Две другие профессиональные категории – терапевт и хирург, оказываются в одном списке с набором раковых и сердечных заболеваний:

SC:C1707-Medical:Doctor:Therapist
SC:C709-Medical:Doctor:Surgeon

SC:B207-Medical:Cancer
SC:C1042-Medical:Cancer:Colon
SC:C208-Medical:Cancer:Breast
SC:C644-Medical:Cancer:Lung
SC:C127-Medical:Accidents:Heart attack.

Отметим, что категория SC:C1340-Medical:Doctor:Chiropractor также оказалась в этой таблице.

Рис. 27. Зависимость среднего параметра сходства от числа секторов разбиения для 84 категорий первого класса

Рис. 28. Зависимость среднего параметра сходства от числа секторов разбиения для 89 категорий третьего класса

Перечисленные заболевания, скорее всего, носят сезонный характер и обусловлены климатическими изменениями, поэтому они

хорошо распознаются при разбиении круга зодиака на четыре сектора, соответствующие сезонам.

На рис. 27 дана зависимость среднего параметра сходства от числа секторов разбиения для 84 категорий первого класса. Хорошо видно, что максимальный параметр сходства достигается при разбиении на 4 сектора. Возможно, что у этой функции имеется еще один максимум при числе секторов более 100. Этот максимум обусловлен примесью категорий третьего класса.

Категории второго класса

Список категорий второго класса, упорядоченных по величине параметра сходства, дан в Приложении 5 монографии [2]. Параметр сходства этих категорий убывает с ростом частоты встречаемости. С хорошей точностью эту зависимость можно аппроксимировать степенной функцией с показателем степени -0,5357. Аналогичная зависимость наблюдается и для всех 500 категорий исследуемой БД – рис. 25.

Среднее значение параметра сходства, вычисленное для 321 категории возрастает с ростом числа секторов разбиения. Если зависимость аппроксимировать степенной функцией и экстраполировать до значения параметра сходства 100%, то соответствующее число секторов окажется приблизительно равным 1557, а дуга одного сектора составит 832 угловых секунды, т.е. чуть меньше половины углового размера диска Луны или Солнца. Дальнейшие исследования покажут, действительно ли можно добиться 100% значения параметра сходства при увеличении числа секторов разбиения.

Действительно, среди категорий третьего класса можно выделить центральное ядро из 89 категорий с однотипным поведением – рис. 28. Приведенная на этом рисунке зависимость среднего параметра сходства от числа секторов разбиения имеет два максимума – при разбиении на 4 и 72 сектора соответственно. Это свойство позволяет отнести категории третьего класса к двум другим классам, поскольку они распознаются с одинаковым уровнем сходства для разбиения на 4 сектора, на котором достигается максимум распознавания категорий первого класса, и для разбиения на 72 сектора, на котором категории второго класса имеют максимум параметра сходства.

Максимальное значение параметра сходства у категорий второго класса реализуется при минимальном значении частоты встречаемости, которое в данном случае равно 5. Наилучшим образом распознается категория SC:B1112-Personality:Diplomatic, т.е. наличие у субъекта дипломатических способностей. Наихудшим образом на уровне 0% распознается категория SC:A129-Death – смерть без указания ее причины. Однако, если указать причину смерти, то уровень распознавания резко возрастает, например, категория SC:C1698-Death:Suicide:Subway – самоубийство в метро, распознается на уровне 40,8%; категория SC:C1395-Death:Suicide:Gassed – самоубийство путем отравления газом, на уровне 44,6%; а редкий случай ритуального самоубийства – категория SC:C622-Death:Suicide:Cult ritual, на уровне 52,6%. Иначе говоря, чем реже случай, тем лучше он распознается в рамках данной модели. Это можно объяснить тем, что в малопредставленных категориях меньше вариабельность и поэтому задача идентификации с ними упрощается.

ГЛАВА 4. ИССЛЕДОВАНИЕ АСТРОСОЦИОТИПОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ СЕМАНТИЧЕСКИХ ИНФОРМАЦИОННЫХ МУЛЬТИМОДЕЛЕЙ

В данной главе дан обзор работ [4-5], в которых приводятся основные научные результаты по семантической информационной мультимодели, обеспечивающей как выявление зависимостей между астропризнаками и принадлежностью респондентов к обобщенным социальным категориям, так и использование знания этих зависимостей для идентификации респондентов по этим категориям. Исследованная в [4] мультимодель включает 172 частные модели на 37 обобщенных категорий, причем каждая из категорий представлена не менее чем 1000 респондентов при общем объеме выборки 20007 респондентов.

Основным источником данных, подготовленной для системы "Эйдос", является AstroDatabank [8]. Использованная нами четвертая версия этого банка данных содержит 31012 записей, из которых 23217 составляют карты рождения известных личностей с описанием их биографии, 6643 карты рождения людей без имени, отнесенных к определенной категории и 1152 карты мунданных событий, типа землятресения, авиационных катастроф и т.п. Общий объем банка данных составляет около 300 Мб. В нем содержатся астрономические параметры в 4 системах домов, поэтому в данной версии можно экспортировать в использованный нами DBF4 формат астрономические параметры, включая долготу и склонение планет, а также положение углов домов. Достоинством этого банка данных является то, что, все события жизни классифицированы, а все профессиональные и иные категории упорядочены. В результате сортировки исходных данных были получены астрономические и биографические данные для 20007 уникальных персон и 16360 записей событий, происходивших с ними. Для них всех были вычислены координаты небесных тел. Для записей с точным временем вычислялись куспиды домов в системе Плацидуса. В анализе были использованы эфемериды следующих небесных тел: Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона.

Однако в процессе исследований выяснилось, что данная база данных обладает рядом недостатков, среди которых хотелось бы отметить крайне неравномерное распределение респондентов по категориям: из 11000 категорий, к которым относятся респонденты этой базы лишь 37 представлены 1000 респондентов и более. Поэтому выводы, полученные различным категориям, обладают разной ***степенью статистической достоверности***: *по хорошо представленным категориям можно говорить о надежно выявленных* ***эмпирических законах***, а по малопредставленным – об исследовании неких зависимостей, которые нет возможности классифицировать как случайные или закономерные.

Дело в том, что чем меньше респондентов относится к категории, тем меньше вариабельность параметров респондентов, отнесенных к категории. В предельном случае, когда образ категории сформирован на примере одного респондента, вариабельность полностью отсутствует. В этом случае, по сути, задача распознавания вырождается (редуцируется) до задачи информационного поиска, т.е. становится тривиальной. Поэтому достоверность решения этой задачи максимальна и практически равна 100 %. Чем больше респондентов относится к некоторой категории, тем выше вариабельность параметров респондентов (астропризнаков) внутри категории, тем сложнее получить обобщенный образ этой категории и тем сложнее достоверно осуществить идентификацию конкретного респондента с этим образом. Однако именно это, т.е. определение уровня сходства конкретного респондента с обобщенным образом, сформированным на основе большого количества респондентов, относящихся к данной категории, и представляет и научный, и прагматический интерес.

Таким образом возникает проблема, состоящая в том, что для повышения статистической достоверности выводов необходимо увеличивать количество респондентов, относящихся к обобщенным категориям, однако это приводит к понижению достоверности идентификации респондентов с этими категориями из-за возрастания вариабельности внутри категорий.

Решение данной проблемы позволяет одновременно повысить и адекватность, и статистическую достоверность идентификации респондентов с астросоциотипами, что имеет высокую

практическую значимость для служб, связанных с управлением персоналом. В этом и состоит актуальность решения данной проблемы.

Одним из эффективных методов повышения адекватности модели является сортировка исходных записей базы данных и удаление из нее нетипичных представителей данных категорий [5]. Рассмотрим этот метод более подробно на одном примере.

Объектом исследования являются модели, отражающие взаимосвязи между астропризнаками респондентов и принадлежностью этих респондентов к астросоциотипам, а *предметом исследования* – частные информационные семантические модели с 2, 3, 12 и 128 секторами.

Выбор именно этих частных моделей для исследования был обусловлен тем, что они представляют три группы частных моделей: с малым (2, 3), средним (12) и большим (128) количеством секторов, что позволяет оценить зависимость эффективности метода, применяемого для решения проблемы, от количества секторов в частной модели.

Целью исследования является повышение адекватности идентификации респондентов в частных моделях по хорошо статистически представленным астросоциотипам.

Данную цель предполагается достичь путем ее *декомпозиции* в следующую последовательность **задач**, являющихся *этапами* ее достижения:

1. Разработка дерева обобщенных категорий, к которым относятся респонденты, представленные в исходной базе данных.
2. Расчет распределения респондентов по категориям.
3. Удаление из списка категорий всех, к которым относится менее 1000 респондентов.
4. Синтез частных моделей для наиболее представленных социальных категорий с различным количеством секторов.
5. Выбор метода повышения адекватности и исследование частных моделей с малым (2, 3), средним (12) и большим (128) количеством секторов выбранным методом.

Решение задач 1-4 приведено в работе [4], а решение 5-й задачи в работе [5].

Обоснование требований к методу решения проблемы. Метод должен обеспечивать возможность работы с частными моделями, созданными в системе "Эйдос-астра" [7] и при этом повышать адекватность отдельной заданной модели, т.е. *не использовать* алгоритмы голосования (коллективы решающих правил), которые уже были исследованы в [4].

На сколько можно судить по литературным данным сформулированным требованиям в принципе удовлетворяют две системы: это SPSS и система "Эйдос" [36].

В системе SPSS можно методами кластерного анализа исследовать матрицу информативностей и построить дерево классов, отражающее их сходство и различие. Ясно, что сходство классов тем выше, чем больше респондентов относится одновременно к обоим этим классам, т.е. чем больше их пересечение по исходным данным, чем выше корреляция между ними. На основе этого можно попытаться сконструировать такую систему классов, которые бы имели минимальное пересечение по исходным данным, т.е. провести ортонормирование системы классов. При этом из системы классов будут удалены те из них, которые наиболее сильно коррелируют друг с другом. Это теоретически возможно, но практически осуществимо лишь для очень небольших обучающих выборок и небольших наборов классов, т.к. после изменения набора классов необходимо соответственно перекодировать обучающую выборку, и провести пересинтез модели. Для исследуемых нами баз данных с помощью системы SPSS это практически неосуществимо. Кроме того система SPSS вообще не обеспечивает многопараметрическую типизацию (обобщение, формирование обобщенных образов категорий) на основе описаний респондентов.

В системе "Эйдос" [36] реализованы режимы ортонормирования семантического пространства классов и семантического пространства атрибутов, а также режим разделения классов на типичную и нетипичную части, автоматизирующие все необходимые для этого функции, причем в процессе выполнения этих режимов создаются различные частные модели и при этом используется многопараметрическая типизация.

По этим причинам для решения сформулированной проблемы авторами принято решение применить метод разделения классов на типичную и нетипичную части, реализованный в системе "Эйдос". Необходимо отметить, что этот метод уже апробирован для решения подобных задач в других предметных областях и при этом продемонстрировал очень высокую эффективность, но для решения поставленной проблемы применяется впервые.

Описание метода. Данный метод представляет собой итерационный процесс синтеза частных моделей, отличающихся наборами классов (обобщенных категорий). Цикл итераций начинается с копирования исходной модели в директорию для первой итерации. В последующих итерациях частная модель копируется из директории с текущей итерацией в директорию с последующей итерацией. Выход из цикла итераций происходит при достижении заданной достоверности идентификации или 100% достоверности, заданного количества итераций или при стабилизации достоверности (ее неизменности в двух итерациях).

В каждой итерации проводится синтез модели и идентификация респондентов обучающей выборки с обобщенными категориями. Если респондент не отнесен системой к обобщенной категории, хотя в действительности по данным обучающей выборки относится к ней, то это означает, что он является *нетипичным* для этой категории, в которой, видимо, очень высока вариабельность параметров, и это означает, что надо разделить эту категорию на несколько таким образом, чтобы вариабельность параметров внутри каждой из них была минимальной и достаточной для наиболее достоверной идентификации респондентов. При этом формируется дерево разделения категорий, похожее на формирующееся при древовидной кластеризации, причем на каждой итерации каждая обобщенная категория разделяется не более, чем на две категории.

Описание методики (технологии) применения метода на практике. На практике для применения данного режима системы "Эйдос" (_35) были выполнены следующие работы:

— создана директория Razd_kl для исследования моделей методом разделения классов на типичную и нетипичную части;

— внутри этой директории созданы директории Razd_002, Razd_003, Razd_012, Razd_128 для исследования частных моделей с 2, 3, 12 и 128 секторами соответственно;

— в каждую из этих директорий скопированы папки с исходной частной моделью (из директории с мультимоделью, содержащей 172 ранее созданные частные модели) и папка с системой "Эйдос";

— для каждой частной модели: все файлы из директории с исходной моделью скопированы в директорию с системой "Эйдос";

— для каждой частной модели: система "Эйдос" запускается на исполнение и затем запускается режим _35: "Разделение классов на типичную и нетипичную части" (при этом задается 7 итераций);

— данный режим исполняется и формирует директории с именами вида: Razd_kl\razd_002\ITER_##, где ## – номер итерации;

— в поддиректории TXT каждой директории с итерацией содержится файл: `Razd_kl\razd_002\ITER_02\TXT\NCD_TREE.TXT`, содержащий в псевдографическом виде дерево классов для данной итерации;

— в базах данных DOSTITER.DBF содержится информация о достоверности идентификации по всей обучающей выборке, достигнутая в текущей итерации.

В таблице 16 приведены сводные данные по достоверности идентификации всех 20007 респондентов обучающей выборки в частных моделях, полученных из исходных частных моделей с 2, 3, 12 и 128 секторами на различных итерациях.

Таблица 16. Достоверность идентификации 20007 респондентов на различных итерациях

Номер итерации	Количество секторов в частной модели			
	2	3	12	128
1	66,311	72,562	72,374	73,923
2	82,678	**80,240**	81,702	80,022
3	**83,829**	79,802	**82,348**	**81,599**
4	82,974	79,840	82,480	82,171
5	82,515	79,927	82,474	82,528
6	82,460	80,043	82,556	82,756
7	82,472	80,182	82,622	82,922

Из приведенных таблицы следует вывод о высокой эффективности применения выбранного метода разделения классов на типичную и нетипичную части, который обеспечил уже на 1-й итерации достоверность идентификации обучающей выборки, включающей 20007 респондентов, 65-75%, а уже на 2-й и 3-й итерациях эта достоверность достигает 82-83%. Видно также, что наибольший эффект дают уже первые три итерации, а последующие мало что меняют в эффективности частных моделей.

Главный научный вывод, который можно обоснованно сделать на основе проведенного исследования состоит в том, что метод разделения классов на типичную и нетипичную части позволяет получить семантические информационные модели с очень высокой достоверностью идентификации респондентов, достигающей 83% на огромной тестирующей выборке из 20007 респондентов.

Второй вывод состоит в том, что для получения модели с высокой достоверностью не играет особой роли количество секторов в исходной модели, т.е. эффективность метода практически *не зависит* от количества секторов в частных моделях.

В работе [5] приводится дерево категорий для частной модели с 2 секторами, полученное на 7-й итерации. Из этого дерева категорий можно сделать вывод о том, что одни категории обладают более высокой внутренней вариабельностью и разделяются в процессе итераций на большее количество классов, чем другие, которые идентифицируются с большей достоверностью. Ярким примером категории 2-го типа является **SC:A53-Sports**.

Примененный метод разделения классов на типичную и нетипичную части продемонстрировал свою высокую эффективность. Полученные в результате применения данного метода семантические информационные модели имеют достоверность идентификации достаточно высокую для того, чтобы применять эти модели на практике в консультирующих системах.

Необходимо отметить очень высокие затраты машинного времени и других вычислительных ресурсов на расчеты, связанные с получением новых более достоверных частных моделей. Этим и объясняется выбор для данного исследования всего 4-х частных моделей, а не всех 172-х, полученных ранее, а также то

обстоятельство, что количество итераций было ограничено 7-ю. В вычислительных экспериментах на моделях меньшей размерности в других предметных областях и при большем количестве итераций этим же методом были получены модели со 100% достоверностью [37].

В работе [4] была изучена эффективность пяти алгоритмов голосования по сравнению со случайным угадыванием – таблица 17. Сравнивались алгоритмы распознавания в мультимоделях, когда за параметр сходства принимается:

А1. СУММАРНАЯ ЧАСТОТА ИДЕНТИФИКАЦИИ респондента с каждым классом, рассчитанная по всем частным моделям.

А2. СРЕДНЕЕ уровней сходства с этим классом из всех карточек идентификации частных моделей.

А3. Уровень сходства этого респондента с классом из той частной карточки идентификации, в которой он МАКСИМАЛЬНЫЙ.

А4. Уровень сходства из карточки идентификации той частной модели, которая показала МАКСИМАЛЬНУЮ достоверность распознавания ДАННОГО КЛАССА из всех моделей.

А5. СРЕДНЕЕ СУММЫ ПРОИЗВЕДЕНИЙ уровней сходства с данным классом на достоверность его идентификации в частных моделях.

Из анализа данных, приведенных в таблице 17, видно, что использование мультимодели и алгоритмов голосования дает результаты идентификации (по большинству категорий), существенно отличающиеся от случайного угадывания (в лучшую сторону). Из статистики известно, что если достоверность идентификации выше вероятности случайного угадывания в 2.5 раза, то вывод о том, что существует закономерность имеет достоверность 95%. Из этого можно сделать три важных вывода:

1) в обучающей выборке выявлены взаимосвязи между астрономическими признаками респондентов на момент рождения (астропризнаками) и обобщенными социальными категориями (астросоциотипами), показывающие, что эта выборка существенно отличается от случайной; 2) знание этих выявленных закономерностей позволяет относить респондентов к обобщенным со-

циальным категориям с достоверностью, значительно превосходящей вероятность случайного угадывания; 3) достоверность предыдущих двух выводов, как статистических высказываний, составляет значительно более 95 %.

Таблица 17. Эффективность алгоритмов голосования по сравнению со случайным угадыванием

Имя категории	A1	A2	A3	A4	A5
SC:M-	5,781	9,25	3,262	2,323	10,947
SC:A323-Sexuality	8,409	6,167	18,271	7,645	7,708
SC:B329-Sexual perversions	8,81	8,222	10,883	1,996	5,389
SC:C330- Homosexual m	10,277	15,418	6,159	9,136	9,679
SC:B189-Medical:Illness	11,936	6,379	8,968	10,242	3,85
SC:A53-Sports	12,333	36,996	6,371	4,068	7,113
SC:A42-Medical	12,758	9,25	5,139	12,432	3,997
SC:A5-Entertainment	13,704	11,212	4,791	12,589	12,432
SC:A9-Relationship	14,231	6,981	3,482	0,961	3,557
SC:A29-Parenting	16,088	4,302	4,567	3,61	0,903
SC:B21- Number of marriages	16,088	20,555	6,491	5,609	7,175
SC:A31-Business	16,088	18,501	10,242	8,712	3,263
SC:B26-Personality:Body	16,088	6,981	7,255	8,094	7,631
SC:A23-Psychological	17,618	9,487	21,763	20,483	3,652
SC:A25-Personality	19,474	16,088	9,992	3,7	5,668
SC:A19-Writers	21,763	11,212	3,706	6,662	11,419
SC:A129-Death	21,763	8,409	2,868	5,073	7,645
SC:A1-Book Collection	23,127	8,604	6,049	4,509	9,922
SC:B111-Sports:Basketball	23,127	24,667	10,883	9,024	8,804
SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	24,667	16,088	8,222	6,395	9,282
SC:A15-Famous	26,427	2,782	1,393	2,847	22,652
SC:A55-Art	28,458	8,409	8,409	10,999	4,441
SC:B49-Book Collection:Am. Book	28,458	7,551	9,024	7,604	7,604
SC:A38-Politics	30,836	7,872	11,551	3,807	6,662
SC:B173-Sports:Football	30,836	10,277	12,318	7,113	7,362
SC:A99-Financial	30,836	15,418	8,604	5,867	3,034
SC:B48-:Top 5% of Profession	33,636	9,737	14,799	6,483	11,674
SC:B6-Entertainment:Music	33,636	12,333	9,737	2,43	1,858
SC:A68-Childhood	36,996	11,936	13,683	2,337	6,605
SC:Ж-	36,996	16,818	6,727	5,011	4,365
SC:A108-Education	41,118	11,212	13,704	9,282	17,922
SC:B45-Famous:Greatest hits	46,253	17,618	3,362	10,781	9,626
SC:B2-Book Collection:Profiles Of W	46,253	6,852	4,556	7,362	6,578
SC:A92-Birth	52,854	10	6,066	13,703	3,584
SC:?-	52,854	23,127	20,555	20,555	18,271
SC:A40-Occult Fields	74,019	13,214	26,427	26,427	2,368
SC:B97-Occult Fields:Astrologer	92,507	28,458	9,25	12,182	2,575
Среднее значение	19,336	9,668	6,364	5,396	5,147

Итак, в мультимодели, основанной на солидной базе прецедентов (20007 респондентов) с огромной статистической представительностью категорий (не менее 1000 респондентов на категорию), получены результаты идентификации респондентов тестирующей выборки из 370 респондентов, подобранных таким образом, чтобы их было не менее 10 на категорию.

Полученные результаты идентификации подтверждают:

1. В созданной с помощью системы "Эйдос-астра" мультимодели выявлены зависимости между астропризнаками респондентов на момент их рождения и принадлежностью этих респондентов к обобщенным социальным категориям (типам).

2. Эти зависимости имеют такую силу, что их знание, по-видимому, может быть успешно использовано для идентификации респондентов по категориям.

3. Методы голосования моделей (коллективы решающих правил) позволяют повысить достоверность полученных результатов идентификации до 21 %, по сравнению с наихудшими частными моделями, поэтому это может представлять не только чисто научный, но, по-видимому, и практический интерес. Полученные результаты показывают, что достоверность идентификации с помощью мультимодели часто в 2,5 раза, а иногда – и в десятки раз превышает вероятность случайного угадывания, значит, их достоверность, как статистических высказываний, в этих случаях выше 95 %.

4. Выявлены категории, по которым уровень достоверности идентификации особенно высок или очень низкий. С учетом этого, предлагается при отнесении респондента системой к категориям второго типа не принимать эти результаты слишком серьезно.

5. Результаты экспериментального тестирования показали, что научные разработки, описанные выше, представляют не только научный, но и практический интерес, т.к. совпадение прогноза с фактом является довольно высоким и вполне очевидным как для консультанта, так и для его клиентов.

Рассмотрим, каким образом полученные результаты могут быть использованы в социологии.

ГЛАВА 5. ТЕОРИЯ СХОДСТВА В СОЦИОЛОГИИ – АСТРОСОЦИОТИПОЛОГИЯ

Профессиограммой будем называть перечень личностных качеств с указанием в количественной форме степени их необходимости для успешного выполнения определенного вида деятельности.

Сами эти личностные качества могут быть различной природы:

– конституционные или генетически предопределенные (в т.ч., пол, национальность, темперамент, генетические заболевания, определенные виды способностей);

– физические;

– физиологические;

– психологические;

– социально-приобретенные, т.е. зависящие от конкретной истории жизни человека, его биографии, образования, семейного и социального статуса, возраста, а также других обстоятельств.

Конституционные качества во многом предопределяют и физические, и физиологические, и психологические параметры личности, а значит во многом предопределяют и ее "Судьбу". Кроме того в соответствии с интегральной моделью индивидуальности Вольфа Мерлина считается, что конституционные качества личности составляют как бы фундамент или фон, на котором развиваются ее социально-приобретенные качества. При этом определенный фон является благоприятным для развития одних социально-приобретенных качеств, для развития других он является неблагоприятным, и наконец есть и такие качества, для развития которых он является нейтральным.

Таким образом можно считать, что социально-приобретенные личностные качества являются результатом совместного действия конституционных личностных качеств и окружающей среды. В частности, для растений справедливо высказывание: "Фенотип определяется взаимодействием генотипа и окружающей среды".

Есть замечательное латинское высказывание: "Желающего судьба ведет, а не желающего тащит". Это очень точно характеризует роль конституционных качеств человека в его жизни. Если человек развивается в направлении, в котором у него "карт-бланш", выданный самой судьбой, то успех ему обеспечен, если же он пытается спорить со своей судьбой, пытается действовать вопреки или без согласия с ней, то он либо ничего особого не добивается, либо вообще погибает не достигнув никакой самореализации. Поэтому совпадение жизни с астросоциотипологическим прогнозами выше у тех людей, которые следовали своему призванию, предназначению и реализовали себя. Обычно люди, реализовавшие себя, более счастливы, чем люди со сломанной судьбой.

Астросоциотипология основана на гипотезе, что конституционные качества личности включают не только предопределенные генотипом, но и ряд других качеств, не обусловленных генотипом: – это так называемые астросоциотипологические характеристики личности, связанные с местом и временем рождения.

В свою очередь астросоциотипологические характеристики личности также могут рассматриваться как иерархическая система, включающая:

– первичные астросоциотипологические признаки (определенная планета в определенном сегменте модели);

– вторичные астросоциотипологические признаки (сочетания планет по сегментам модели).

Астросоциотипологические признаки разных уровней иерархии также могут быть включены в систему конституционных и социально-обусловленных качеств личности при разработке профессиограмм.

Такие профессиограммы, которые включают не только конституционные и социально-обусловленные, но и астросоциотипологические качества личности различных уровней иерархии будем называть "астропрофессиограммами".

Однако даже разработка обычных профессиограмм представителями таких вроде бы уже общепризнанных научных направлений как психология или психофизиология также является очень сходным весьма слабоформализованным процессом, также

самым существенным образом основанным на творческим, и во многом основан на жизненном опыте и интуиции ученого разработчика и исследователя.

В тоже время необходимо отметить, что в области формализации процесса разработки профессиограмм уже достигнуты определенные успехи. В последние годы создан целый ряд тестов, позволяющих оценивать респондентов на профессиональную пригодность в различных направлениях деятельности. Вместе с тем сама технология разработки подобных тестов является весьма наукоемкой, трудоемкой и дорогостоящей и этот процесс пока далек от стандартизации и малодоступен не только для потенциальных заказчиков на продукты подобных технологий, но и для самих ученых. Достаточно отметить, что в СССР существовало всего две научных школы, которые имели научный, информационный и технологический потенциал (включая ноу-хау), позволяющий решать подобные задачи: это Ленинградская и Киевская психологические научные школы. Сегодня Киевская школа оказалась за границей, а Ленинградская (Санкт-Петербургская) известна в основном по коммерческим работам фирмы "Иматон". А между тем психологические тесты сегодня используются все шире прежде всего в службах управления персоналом для решения весьма ответственных вопросов, влияющих на судьбы людей. Это как минимум означает, что эти тесты должны быть не только адаптированы и локализованы, но и применятся для тех целей, для решения которых они были предназначены разработчиками, и при удовлетворении всех этих условий – официально сертифицированы. Наша действительность в этом плане выглядит удручающе: на практике в службах персонала чаще всего применяются нелицензионные морально и физически устаревшие тестовые программы, взятые с компакт-дисков, причем эти программы никто и не думал адаптировать, локализовать и сертифицировать.

Разработчики современных технологий разработки профессиограмм должны поставить перед собой и решить по крайней мере следующие вопросы. Каким образом могут быть установлены личностные качества, какие для этого существуют инструментальные средства и процедуры? Как определить в количественной форме, какие личностные качества являются необходимыми

для определенных видов деятельности, а какие вредны, а какие нейтральны? Как исключить из рассмотрения те личностные качества, которые не играют особой роли для определения успешности или неуспешности определенных видов деятельности и тем исключить непроизводительные затраты труда и времени на сбор и обработку несущественной информации? Иначе говоря как разработать эффективные профессиограммы? Но если профессиограммы уже разработаны, то как их применять на практике? Какой инструментарий, а также какие технологии и методики его применения необходимы для разработки и применения профессиограмм?

Некоторые конституционные и социально-приобретенные личностные качества достаточно просто могут быть установлены непосредственно, другие же требуют для применения специальных средств методик и оцениваются косвенно на основе непосредственно-наблюдаемых и их выявление требует большого труда и использования специальных инструментов съема и обобщения информации.

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) является успешно апробированной современной автоматизированной технологией, позволяющей решать эти проблемы. Методы, изложенные в предыдущих главах, позволяют определить набор социальных и психофизических категорий для каждого респондента, используя только его данные рождения.

Остаются нерешенным о причинах существования обнаруженных взаимосвязей между астропризнаками и социотипами и о конкретных механизмах осуществления этих взаимосвязей. По этому вопросу могут быть самые разные точки зрения. Однако, на взгляд авторов, интересной является идея о решающей роли времени. Если посчитать корреляцию между показаниями часов и различными видами активности людей, то будет обнаружено, что между ними существуют довольно сильные корреляционные зависимости. Мы ведь далеки от мысли считать, что показания часов детерминируют поведение людей. Все понимают, что и показания часов, и деятельность людей зависят от некоторого общего фактора, который влияет и на первое, и на второе, а именно – от времени. Именно ход или течение времени, а не показания часов

детерминирует поведение людей (когда они просыпаются и ложатся спать, идут на работу и с работы, принимают пищу и т.д.). Наши обычные часы синхронизированы с суточным солнечным ритмом, т.к. он, совершенно очевидно, является основным ритмом, наиболее сильно влияющим на нашу деятельность. В данной модели влияние этот ритма моделируется путем разбиения суточного цикла на 12 частей, именуемых домами Плацидуса. Астрономические параметры на момент рождения также представляют собой показания определенных, а именно астрономических часов, циферблат которых размечен не в соответствии с суточным циклом, а на месяцы (цикл Луны), годы (циклы Солнца, Меркурия, Венеры, Марса), десятки (циклы Юпитера, Сатурна, Урана) или даже сотни лет (циклы Нептуна и Плутона). Наличие выявленных закономерностей между астропризнаками и социотипами говорит в пользу того, что на нашу жизнь оказывает влияние не только солнечное и лунное, но и планетарное время Солнечной системы. В следующей главе рассмотрены вопросы о механизмах этого влияния.

ГЛАВА 6. О МЕХАНИЗМАХ ВЛИЯНИЯ НЕБЕСНЫХ ТЕЛ НА ХАРАКТЕР И СПОСОБНОСТИ ЛЮДЕЙ

6.1. Гравитационная гипотеза влияния небесных тел

Вопрос о влиянии планет Солнечной системы на психику людей исследовался многими авторами, главным образом, в эпоху античности и средневековья. Но лишь недавно был получен ответ на вопрос о механизмах такого влияния [20-23]. Эта фундаментальная проблема распадется на множество самостоятельных задач, которые можно сформулировать следующим образом:

1) существует ли зависимость физиологических функций организма и мозга от положения планет на небесном своде?
2) какое из фундаментальных взаимодействий, известных современной физике ответственно за передачу информации в мозг человека?
3) каков физиологический механизм восприятия сигналов, исходящих от планет?
4) как влияет на психику человека изменение физиологического состояния мозга при изменении положения планет?
5) каким образом положение планет на момент рождения запечатлевается навсегда в памяти человека?

Это далеко не полный перечень проблем, связанных с научным определением основных положений астросоциотипологии.

Идея о том, что мозг человека каким то образом воспринимает параметры состояния Солнечной системы, широко обсуждалась в литературе 19 века, куда она проникла, очевидно, из индийской философии.

Каким же образом возникает зависимость отделов мозга от тех или иных планет? Обратимся к строению мозга, который на клеточном уровне состоит из нейронов, являющихся проводниками электрических импульсов. Если проводимость нейронов зависит от гравитационного потенциала планет, тогда группы ней-

ронов могут создавать в мозгу области, настроенные на те или иные планеты. В работе [25] были обнаружены сезонные колебания сопротивления и индуктивности при измерении по мостовой схеме в термостате. Теория этого явления дана в работах [24,26]. Согласно [24], изменение электрического сопротивления можно объяснить колебаниями уровня энергии Ферми электронов проводимости, вызванными изменением суммарного гравитационного потенциала планет Солнечной системы на поверхности нашей планеты. Экспериментальные данные [25] по сезонным вариациям электрического сопротивления и индуктивности можно обобщить линейными зависимостями в виде [24]:

$$(R - R_0)/R_0 = -1{,}3216K_2 + 0{,}4216$$
$$(L - L_0)/L_0 = -0{,}9888K_2 + 0{,}3246$$
$$K_2 = -\frac{5m_e\varphi}{3kT}$$

Здесь m_e – масса электрона, φ - суммарный гравитационный потенциал небесных тел Солнечной системы, k=1,3806505·10^{-23} Дж/К- постоянная Больцмана, T – абсолютная температура, R_0=2,69 кОм; L_0=151,64 mH.

Таким образом, было установлено, что сопротивление и индуктивность электрической цепи, измеренные по мостовой схеме при постоянной температуре T=293,15K, изменяются прямо пропорционально величине суммарного гравитационного потенциала – рис. 29-30.

Нейроны обладают электрическим сопротивлением и индуктивностью, поэтому могут изменять свои характеристики при изменении гравитационного потенциала. Неизвестно, существует ли дифференциация нейронов по их реакциям на сезонные и суточные колебания гравитационного потенциала. Но если такая

дифференциация существует, она может приводить к появлению отделов мозга, зависящих от гравитационного потенциала тех или иных планет.

Рис. 29. Линейная корреляция относительной величины сезонной вариации индуктивности с параметром K_2

Рис. 30. Линейная корреляция относительной величины сезонной вариации сопротивления с параметром K_2

Эта модель позволяет объяснить влияние небесных тел на физиологию мозга и, соответственно, на психологию индивида. Вообще говоря, гравитационный потенциал может влиять не только на проводимость, но и на скорость биохимических реакций. Рассмотрим этот вопрос более подробно.

6.2. Гравитация и жизнь

Среди всех факторов планетного влияния на биохимические процессы на первое место следует поставить гравитацию. Действительно, каждая из планет Солнечной системы оказывает свое специфическое влияние на жизненные процессы. Но по суммарной энергии взаимодействия гравитация далеко превосходит все другие виды энергии, включая излучение Солнца, которое существует только благодаря силам гравитационного сжатия звезды. Планеты Солнечной системы, находясь в различных аспектах по отношению к Солнцу, оказывают циклическое влияние на объекты, расположенные на Земле. Одним из механизмов планетного влияния является периодическое изменение потенциалов гравитационных полей планет на поверхности земли. Потенциал гравитационного поля в свою очередь влияет на параметры потоков энергии в неравновесных процессах, протекающих в пределах атмосферы, гидросферы, а также в центральной части планеты, где имеется твердое ядро, окруженное жидким слоем (так называемое приливное воздействие). Роль приливных сил и их влияние на геологические процессы и геомагнетизм в настоящее время мало изучены.

Известно, например, что приливное воздействие Луны способно вызывать подъем уровня воды на океаническом побережье на 10-15 метров дважды в сутки. Но никто точно не знает, как действует Луна на физико-химические процессы в атмосфере Земли особенно на такие, как испарение влаги или конденсация паров, которые чувствительны к малым вариациям действующих сил, а также на атмосферное электричество. Тем более трудно оценить воздействие Луны на процессы, протекающие в центральной части планеты, из-за сложности такого рода наблюдений.

Приливное воздействие дальних планет, таких как Юпитер и Сатурн, практически не изучено. Легко подсчитать, что за год гравитационный потенциал Юпитера, регистрируемый на поверхности Земли, изменяется в больших пределах, приблизительно от φ=140000 м^2/сек^2 до φ=210000 м^2/сек^2 . Но что означает изменение гравитационного потенциала Юпитера для жителя нашей планеты?

Можно представить образную картину приливного воздействия, если нормировать гравитационный потенциал планет на величину ускорения свободного падения **g**=9,7805 м/сек^2. Тогда гравитационные потенциалы планет будут измеряться в метрах, что равносильно восхождению на вершину горы соответствующей высоты, тогда приливное воздействие Юпитера эквивалентно перемещению с высоты 14,5 км на высоту 22 км над поверхностью Земли и обратно. Венера действует так, что это равносильно перемещению с высоты 100 метров на высоту около 800 метров. Влияние Сатурна равносильно периодическому перемещению с высоты 2,5 км на высоту 3,2 км. Можно сказать, что амплитуды изменения потенциала Венеры и потенциала Сатурна приблизительно равны. Марс действует слабее и его приливное воздействие распространяется от 10 метров до 60 метров. Потенциал Меркурия вполовину меньше, чем у Марса, и действует от 10 до 24 метров. Приблизительно такую же амплитуду изменения имеет потенциал Урана, хотя он находится в пределах от 188 до 208 метров – рис. 31.

Обращает внимание периодичность повторения пиковых значений потенциала. Так, за семь лет потенциалы Юпитера, Сатурна и Урана имеют приблизительно по 7 пиков, потенциал Марса – около 4 пиков, потенциал Венеры – около 5 пиков, а потенциал Меркурия – почти 22 пика. Можно также обратить внимание, что потенциалы Марса и Венеры изменяются быстрее вблизи максимальных значений и медленнее вблизи минимальных. В этом смысле их потенциалы похожи между собой.

Заметим, что энергия гравитационного взаимодействия двух планет является отрицательной величиной. Но отрицательная энергия снижает уровень энтропии в термодинамических процессах и понижает пороговые значения энергий в неравновесных

термодинамических процессах, таких как химические и биохимические реакции синтеза. Учитывая, что стратегия выживания на нашей планете основана на простом воспроизведении клеток, что, в свою очередь, зависит от скорости синтеза белков, можно предположить, что влияние удаленных планет может проявляться уже на клеточном уровне.

Рис. 31. Нормированные потенциалы гравитационных полей планет Солнечной системы на поверхности Земли

Главное отличие гравитационного потенциала от электромагнитных полей заключается в том, что не существует способа, с помощью которого можно было бы экранировать гравитационное поле. Поэтому гравитационное поле пронизывает материю насквозь, действуя на каждый атом. В то же время поток солнечного электромагнитного излучения, несмотря на его видимую мощь, рассеивается в основном в поверхностном слое плотного вещества, например в подкожном слое человека, загорающего на пляже. Солнечное электромагнитное излучение не проникает вглубь живого организма, хотя растения приспособились использовать энергию этого излучения в процессе фотосинтеза.

Конечно, большое влияние на изменение гравитационного потенциала имеет Луна, которая максимально приближена и быстро вращается вокруг Земли. Солнце также вносит свой вклад в приливное воздействие.

.

Гравитация и деструкция белков

Обращение небесной сферы вследствие суточного вращения планеты, годичное движение по орбите вокруг Солнца, интен-

сивность излучений и другие астрофизические параметры порождают циклическое воздействие планет и звездных систем на земные объекты. Ясно, что живые организмы, включая человека, вынуждены адаптироваться к изменяющимся условиям существования. Рассмотрим влияние гравитации планет на деструкцию белков в человеческом организме. Уравнение распада белковых молекул будем описывать химической реакцией первого порядка

$$dN/dt=-N/t_0 \qquad (11)$$

где t_0 – характерный период распада, для которого примем формулу Аррениуса:

$$1/t_0=A\exp(-E_a/kT) \qquad (12)$$

Здесь E_a – энергия активации, которая совпадает с температурой деструкции основных белковых молекул, что составляет около 333К. Температура тела постоянна и равна T=309.6К (36.6С). Постоянная Больцмана $k=1.372\cdot10^{-16}$ эрг/К. Константа А в формуле (12) является индивидуальной характеристикой белка.

Во внешнем гравитационном поле энергия активации изменяется на величину, пропорциональную массе молекулы и приложенному потенциалу:

$$E_a=E_0+nm_pU$$

Где n _ число нуклонов в молекуле, $m_p=1.67\cdot10^{-24}$ г – средняя масса нуклона.

Нормируем гравитационный потенциал на величину ускорения свободного падения, тогда его размерность совпадает с пространственным масштабом, т.е. положим

$$U=-gL$$

Подставляя эти выражения в исходное уравнение, имеем

$$dN/dt=-N\,A\exp[-(E_0-nm_pgL)/kT] \qquad (13)$$

Особенность уравнения (3) состоит в том, что его решение существенно зависит от начального момента времени. Рассмотрим для простоты воздействие отдельно взятой планеты, из тех, чьи потенциалы даны на рис 31. Представим себе, что реакция началась в момент времени, когда величина L максимальна. Тогда эту функцию можно представить в виде $L=L(0)-L1(t)$, где $L1(t)$ – неотрицательная функция. Подставляя это разложение в уравнение (13), находим

$$dN/dt=-N\,A\exp[-(E'_0+nm_pgL1)/kT] \qquad (13,a)$$

Но параметр E'_0 совпадает с E_0 поскольку температура деструкции не изменилась. Следовательно, в данном случае будет наблюдаться только замедление скорости распада со временем. Например, снижение скорости старения организма по отношению к некоторому среднему уровню. Соответственно увеличение продолжительности биологической жизни.

Второй типичный случай, когда начало реакции, совпадает с минимумом функции L. В этом случае $L=L(0)+L1(t)$, где $L1(t)$ – неотрицательная функция. Подставляя это разложение в уравнение (13), имеем

$$dN/dt=-N\,A\exp[-(E'_0-nm_pgL1)/kT] \qquad (13,б)$$

Здесь мы имеем случай ускорения скорости распада со временем. Соответственно старение организма протекает более интенсивно, а длительность жизни сокращается.

Постоянный параметр этой задачи, не зависящий от типа белка, имеет размерность обратной длины

$$m_pg/kT=3.86\cdot10^{-9}\ \text{см}^{-1} \qquad (14)$$

Другой важный параметр, имеющий размерность длины, связан с температурой деструкции

$$E_0/m_pg=2.8\cdot10^{8}\ \text{см} \qquad (15)$$

Малая величина параметра (14) и большая величина параметра (15) являются главными причинами, почему гравитационные силы обычно не принимаются в расчет. Действительно, гравитационное воздействие удаленных планет становится существенным, если только

$$nL1=E_0/m_pg \qquad (16)$$

Это выполняется быстрее в тот момент, когда $L1(t)$ достигает максимума. Но эта величина различна, для различных планет, как видно из данных на рис. 31. Значит, каждая планета имеет свой масштаб влияния, в том смысле, что критическое число нуклонов, содержащихся в белке, обратным образом зависит от величины $L1$. Типичные значения n, вычисленные по формуле (16) приведены в таблице 18.

Гравитационные потенциалы Луны и Солнца оказывают существенное влияние втечение суток. Для этих источников число нуклонов в молекуле должно быть не мене 500. К таким орга-

ническим молекулам, играющим существенную роль в процессах жизнедеятельности, относятся нуклеиновые кислоты и аминокислоты. Юпитер существенно влияет на молекулы с числом нуклонов около 400. Но его период влияния составляет около года. Венера и Сатурн действуют на крупные молекулы с числом нуклонов около 5000. К таким белкам относятся основные ферменты, участвующие в синтезе ДНК. Марс активен в области более крупных образований с числом нуклонов не менее 60000. К таким молекулам относится, например, гемоглобин. Уран, Нептун и Меркурий действуют на очень большие молекулы с числом нуклонов не менее 150000. Это, к примеру, наследственная ДНК. Наконец, Плутон и Варуна, а также ряд крупных астероидов и звезды могут оказать влияние на устойчивость гигантских образований типа хромосом.

Таблица 18. Влияние небесных тел на биохимические реакции молекул с различным числом нуклонов

Юпитер, Солнце, Луна	Венера, Сатурн	Марс	Меркурий, Уран, Нептун, Ядро Галактики	Плутон, астероиды, звезды
$n=4*10^2$	$4*10^3$	$6*10^4$	$1.5*10^5$	10^7
Аминокислоты Нуклеиновые кислоты	Ферменты	Гемоглобин	Наследственная ДНК	Хромосомы, Клеточные структуры

Можно только предполагать, какую длительную эволюцию должна совершить машина жизни, чтобы уверенно противостоять гравитации планет солнечной системы. Одним из очевидных механизмов снижения вероятности распада белков является обратная по отношению к деструкции реакция коагуляции продуктов распада. Например, обмен участками между компонентами двойной спирали ДНК позволяет снизить вероятность деструкции из-за воздействия гравитации планет.

Гравитация и синтез белков

Находясь в растворе, продукты распада вступают во взаимодействие, создавая условия для синтеза белка. Если предположить для упрощения задачи, что исходная молекула белка распадается на две равные части, тогда обратный к распаду процесс коагуляции описывается уравнением второго порядка:

$$dN/dt=X^2B\exp[-(E_0-nm_pgL/2)/kT) \quad (17)$$

где X – концентрация продуктов распада, B – константа скорости реакции синтеза. Если масса системы сохраняется, то в каждый момент времени концентрации компонентов связаны уравнением

$$X/2 +Y=1 \quad (18)$$

Выражая отсюда величину X, подставляя ее в уравнение (17) и комбинируя его с уравнением (13), находим

$$dY/dt==-Y \quad (19)$$

$$A\exp[-(E_0-nm_pgL)/kT]+(1-Y)^2 4B\exp[-(E_0-nm_pgL/2)/kT]$$

Здесь также будет уместно рассмотреть два случая. Если исходная система (19) сформировалась в момент времени, когда величина L максимальна, тогда эту функцию можно представить в виде $L=L(0)-L1(t)$, а его решение в стационарном случае имеет вид

$$Y=1/[1+(A/4B)\exp(-nm_pgL1/2kT)] \quad (20)$$

При $L1=0$ реализуется нормальное равновесное состояние

$$Y_0=1/(1+A/4B)$$

При $L1>0$ равновесное состояние смещается в сторону повышения концентрации белков, поскольку всегда $Y>Y_0$.

Во втором случае, когда система сформировалась при минимальной величине L , эту функцию можно представить как $L=L(0)+L1(t)$, а решение уравнения (19) в стационарном случае имеет вид

$$Y=1/[1+(A/4B)\exp(nm_pgL1/2kT)] \quad (20,a)$$

В этом случае равновесное состояние всегда смещается в сторону понижения концентрации белков.

Возможно, здесь мы имеем ключ к разгадке механизма иммунитета. Действительно, иммунитет определяется в основном содержанием в крови специфических белков. Если их концентрация падает, иммунитет снижается и, наоборот, при повышении концентрации белков иммунитет возрастает.

В таком случае иммунитет зависит в основном от положения Солнца, Луны и Юпитера на момент рождения. Например, Солнце в зените заведомо лучше, чем Солнце в надире, посколь-

ку величина L максимальна при положении Солнца в зените. То же самое касается и Луны. Значит, Солнце и Луна в дневных домах улучшают здоровье. При этом Юпитер должен находиться в ночных домах, тогда он максимально приближен к Земле и дает максимальный вклад в величину L.

Здесь открываются большие возможности для объяснения влияния аспектов планет на иммунитет и здоровье.

Учитывая, что $L1(t)=L(0)-L(t)$, представим выражение (20) в общем случае в виде

$$Y=1/[1+(A/4B)exp[nm_pg(L(t)-L(0))/2kT)] \qquad (20,б)$$

Этим выражением можно воспользоваться при оптимизации выбора времени рождения с целью повышения иммунитета.

Важным фактором является положение планет в Зодиаке. В пределах нашей Галактики наиболее мощный центр притяжения сосредоточен на границе знаков Стрельца и Козерога. Большинство астрономов считают, что там находится ядро нашей Галактики, хотя мы и не можем его видеть, так как оно скрыто звездными облаками. Согласно последним астрономическим данным Солнечная система находится на расстоянии приблизительно 30 тысяч световых лет от этого центра. Если вычислить гравитационный потенциал ядра Галактики исходя из этого расстояния и из величины галактического года, то можно прийти к выводу о том, что потенциал ядра галактики почти в 70 раз превосходит гравитационный потенциал Солнца, регистрируемый на поверхности Земли. Однако потенциал ядра Галактики заметно изменяется лишь втечение галактического года, т.е. за 225 миллионов лет. Ясно, что столь медленные изменения могут сказаться лишь в масштабе биологической эволюции.

Через этот центр проходит ось Рак-Козерог. Гравитационный потенциал Галактики, регистрируемый на поверхности земли, изменяется при движении по орбите вокруг Солнца. Годичные вариации гравитационного потенциала Галактики составляют около 10 метров, что сравнимо с влиянием Урана и Нептуна. В отличие от влияния планет, которые перемещаются по кругу Зодиака, влияние потенциала центра Галактики имеет четкий период, привязанный к годичному видимому движению Солнца.

Таким образом, это влияние представляет собой как бы репер-сигнал, сообщающий долгоживущим организмам важную информацию, например, о процессии земной орбиты. Такого рода информация необходима популяциям живых существ, сохраняющих свое потомство на протяжении миллионов лет. Рассмотрим эти вопросы более подробно.

6.3. Фундаментальные законы распознавания социальных категорий по астрономическим данным на момент рождения

В работах [13-15 на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра» [7] было выполнено распознавание 37 представительных социальных категорий 20007 респондентов с общим числом случаев 86314. В качестве входных данных модели были использованы астрономические параметры долготы и расстояния до десяти небесных тел - Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона, а также долготы углов 12 домов в системе Плацидуса. Из исходных астрономических параметров было образовано три базы данных, а именно:

1) долготы десяти небесных тел и 12 углов домов – банк LH исследованный в работе [4];

2) долготы и расстояния до десяти небесных тел – банк LR исследованный в работах [13-14];

3) расстояния до 10 небесных тел и долготы углов 12 домов – банк HR исследованный в работах [13-14].

Моделирование осуществлялось на сетках различного масштаба, полученных путем разбиения солярного зодиака на N=2, 3, …, 173 сектора. Были установлены фундаментальные закономерности распознавания категорий при изменении числа секторов разбиения [4], а также зависимость дисперсии информативности от расстояния до небесных тел [13] и от долготы угла первого, четвертого, седьмого и девятого дома [14].

В работе [22] выполнено подробное исследование фундаментальных зависимостей, полученных в работах [13-14]. Установлены основные закономерности поведения интегральной ин-

формативности в зависимости от расстояния до небесных тел. Найдены параметры подобия, позволяющие обобщить данные моделирования для всех исследованных моделей.

Постановка задачи и метод моделирования

Исходные параметры задачи представляют собой банк данных, содержащий 20007 записей биографий реальных личностей, отобранных из AstroDatabank [8]. Эти данные включают социальные и персональные категории, дату, время и место рождения, а также астрономические параметры, вычисленные на момент рождения. В настоящем исследовании была использована база данных, образованная из исходной путем комбинации входных параметров долготы и расстояние от Земли до центра масс 10 небесных тел - Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона– банк LR исследованный в работах [13-14].

Среди социальных категорий были отобраны только представительные, число повторений которых в банке данных превышает 1000 – см. таблицу 19. Для того чтобы можно было сравнить влияние долготы и расстояния в одном масштабе, признаки расстояний нормировались по формуле:

$$R_i = 360\left(R_{\max}(i) - R(i)\right)/\left(R_{\max}(i) - R_{\min}(i)\right),$$

$$i = 1,...,10$$

Здесь $R_{\max}(i)$, $R_{\min}(i)$ максимальное и минимальное расстояние до i-го небесного тела соответственно.

Моделирование осуществляется в два этапа на сетках различного масштаба – M6, M12,M20,M21,M22,M23,M24,M25, M26, M27, M28, M29,M32,M36,M72,M150, M170 (число ячеек совпадает с номером модели), с использованием системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра» [7]. На первом этапе формируется обобщенный информационный портрет каждой социальной категории. Астрономические параметры на каждой сетке с числом ячеек M разбиваются на M признаков, соответствующих занимаемому интервалу с номером m=1, 2,…,M. Каждому астрономическому признаку (долготе или расстоянию из данного интервала) соответствует некоторое количество информации, по ко-

торому для каждой категории вычисляется информативность данного признака – см. таблицу 20. Интегральная информативность (ИИ) представляет собой среднеквадратичное отклонение информативности данного признака, вычисленное для 37 категорий, перечисленных в таблице 19.

Таблица 19. Список 37 социальных категорий

KOD	NAME	Частота
1	SC:M-	13640
2	SC:Ж-	5125
3	SC:A53-Sports	4567
4	SC:A1-Book Collection	4471
5	SC:A15-Famous	3373
6	SC:A42-Medical	2910
7	SC:A323-Sexuality	2675
8	SC:A5-Entertainment	2577
9	SC:A9-Relationship	2442
10	SC:A40-Occult Fields	2396
11	SC:B111-Sports:Basketball	2385
12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	2360
13	SC:A55-Art	2232
14	SC:A19-Writers	2223
15	SC:A129-Death	2168
16	SC:A25-Personality	2083
17	SC:A68-Childhood	1996
18	SC:A31-Business	1813
19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual	1807
20	SC:B45-Famous:Greatest hits	1795
21	SC:A29-Parenting	1754
22	SC:B173-Sports:Football	1613
23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	1480
24	SC:B21-Relationship:Number of marriages	1417
25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	1389
26	SC:A92-Birth	1343
27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	1256
28	SC:?- (Неопределенный пол)	1242
29	SC:B49-Book Collection:American Book	1178
30	SC:B26-Personality:Body	1163
31	SC:B189-Medical:Illness	1159
32	SC:B6-Entertainment:Music	1086
33	SC:A99-Financial	1075
34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	1073
35	SC:A38-Politics	1039
36	SC:A23-Psychological	1007
37	SC:A108-Education	1002
	Всего случаев	**86314**

По смыслу своего определения интегральная информативность является мерой отклика множества респондентов на воздействие небесных тел, проявляющегося через ряд категорий из таблицы 19. Чем выше значение интегральной информативности, тем больше расщепление информативности отдельных категорий, тем достовернее зависимость категорий от положения небесного тела или другого параметра – таблица 20 (колонка многоточий соответствует остальным 30 категориям из таблицы 19).

Таблица 20. Фрагмент матрицы информативности признаков расстояния до Солнца в модели M22. В последней колонке указана интегральная информативность. Единица измерения: Бит×100

SUNDIST	SC:M-	SC:Ж-	SC:A53	SC:A1	SC:A15	SC:A42	SC:A323	…	Sum	Average	II
{0.000, 16.364}.	-0,627	2,454	-0,464	-1,012	-3,270	-1,096	3,066	…	-6,476	-0,175	2,681
{16.364, 32.727}	0,726	0,742	1,576	-3,311	-2,001	2,392	1,817	…	-16,371	-0,442	3,835
{32.727, 49.091}	-0,766	-0,078	-2,474	2,122	1,751	-2,270	0,221	…	11,400	0,308	3,223
{49.091, 65.455}	-0,372	-3,833	-2,729	-0,206	-0,801	4,020	2,347	…	-0,578	-0,016	3,912
{65.455, 81.818}	-2,836	1,112	-3,832	0,861	2,722	0,891	2,313	…	18,696	0,505	3,547
{81.818, 98.182}	1,025	0,402	2,886	1,109	3,688	6,670	-0,226	…	-36,259	-0,980	4,609
{98.182, 114.545}	0,597	-0,199	1,540	-4,585	-1,787	0,842	-1,287	…	-3,715	-0,100	3,464
{114.545, 130.909}	-2,204	2,078	-2,555	1,994	-0,239	-4,824	-2,259	…	3,172	0,086	5,106
{130.909, 147.273}	0,284	2,317	2,341	-2,463	-1,490	2,258	3,211	…	-29,003	-0,784	4,871
{147.273, 163.636}	-0,230	-0,476	3,690	-0,335	-0,011	-1,693	-1,329	…	-17,193	-0,465	4,733
{163.636, 180.000}	-3,460	2,875	-2,326	3,871	4,879	-1,332	0,925	…	14,722	0,398	5,051
{180.000, 196.364}	1,179	-1,386	3,799	-1,130	-1,441	-6,504	-5,067	…	-19,620	-0,530	5,347
{196.364, 212.727}	-0,997	1,799	-2,713	0,231	1,484	-1,928	-0,199	…	-10,369	-0,280	5,267
{212.727, 229.091}	0,662	-1,290	1,172	1,439	4,062	3,669	-5,305	…	-10,934	-0,296	4,827
{229.091, 245.455}	2,807	-4,415	2,068	-1,110	-0,048	-0,523	4,959	…	-28,212	-0,762	5,015
{245.455, 261.818}	1,813	2,458	6,186	0,976	1,366	-4,853	-3,246	…	-51,358	-1,388	4,917
{261.818, 278.182}	0,460	-0,001	0,444	-0,573	-0,938	4,091	4,241	…	-28,972	-0,783	4,569
{278.182, 294.545}	0,478	-2,843	0,723	2,488	0,394	3,745	-2,089	…	-9,971	-0,269	4,315
{294.545, 310.909}	0,032	2,229	0,656	1,035	3,352	-0,748	-2,804	…	-9,397	-0,254	4,302
{310.909, 327.273}	-0,795	0,724	-2,996	1,851	1,044	-1,092	-1,414	…	10,403	0,281	3,322
{327.273, 343.636}	0,075	-3,458	-1,451	-1,242	1,265	-1,596	-0,120	…	8,486	0,229	3,632
{343.636, 360.000}	1,040	-1,733	-0,284	0,062	-2,084	-0,623	-2,899	…	-5,292	-0,143	2,152

На втором этапе осуществляется распознавание социальных категорий по параметру сходства, который определяется следующим образом:

$$S_k = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(BT_{ik} + T_{ik} - BF_{ik} - F_{ik}) \cdot 100\ \%$$

S_k – достоверность идентификации «k-й» категории;

N – количество респондентов в распознаваемой выборке;

BT_{ik}– уровень сходства «i-го» респондента с «k-й» категорией, к которой он был правильно отнесен системой;

T_{ik} – уровень сходства «i-го» респондента с «k-й» категорией, к которой он был правильно не отнесен системой;

BF_{ik} – уровень сходства «i-го» респондента с «k-й» категорией, к которой он был ошибочно отнесен системой;

F_{ik} – уровень сходства «i-го» респондента с «k-й» категорией, к которой он был ошибочно не отнесен системой.

При таком определении параметр сходства изменяется в пределах от -100% до 100%, как обычный коэффициент корреляции в статистике. В работе [6] было выполнено исследование зависимости параметра сходства от объема распознаваемой выборки для различных баз данных. Было установлено, что уже при N >150 происходит стабилизация параметра сходства различных категорий. В данной работе для всех 37 категорий был выбран объем N=100.

Заметим, что все исследованные модели имеют большую размерность, а общее количество фактов, учтенных во всех моделях более 30 миллионов.

Логарифмическая зависимость среднего параметра сходства от числа ячеек сетки

Для каждого масштаба сетки распознаются все 37 категорий, определяется их параметр сходства и средний параметр сходства для всех 37 категорий, что соответствует 86314 случаям. Такая представительная статистика позволяет выполнить параметрические исследования зависимости среднего параметра сходства от числа ячеек и определить эту зависимость с высокой достоверностью. На рис. 1 представлены обобщенные данные среднего параметра сходства в зависимости от числа ячеек для двух БД. Данные обобщаются зависимостью, которую можно представить в виде (сплошная линия ST на рис. 32):

$$\mathrm{ST} = (3.8695\text{-}25.464M^{-1} + 633.78M^{-2}\text{-}3419M^{-3} + 7641.9M^{-4}\text{-}5995.2M^{-5})\ln(M)$$

$$R^2 = 0.9831$$

Данные работы [22] лежат в среднем несколько выше данных работы [4] - сплошная линия ST1 на рис. 32:

$$ST1 = (3.9939 - 4.2029M^{-1} + 339.38M^{-2} - 1615M^{-3} + 3235M^{-4} - 2235.8M^{-5})\ln(M)$$

Такое поведение означает, что в среднем категории из таблицы 19 распознаются лучше по долготе небесных тел и расстоянию до них, чем по долготе небесных тел и углов домов. При больших значениях числа ячеек модели это различие является небольшим, поэтому им можно пренебречь.

Асимптотически, при числе ячеек модели стремящемся к бесконечности, средний параметр сходства зависит от числа ячеек как логарифмическая функция. Подобная зависимость характерна для сеточной энтропии, которая пропорциональна логарифму числа элементов множества. Заметим, что логарифмическая зависимость среднего параметра сходства от числа ячеек модели для двух БД указывает на высокую степень соответствия полученных результатов распознавания, хотя в деталях для разных категорий эти результаты могут отличаться довольно сильно.

Зависимость интегральной информативности от расстояния до Солнца

При моделировании влияния расстояния до Солнца на интегральную информативность было обнаружено, что средняя для данной модели величина интегральной информативности возрастает с ростом числа ячеек модели по степенному закону – рис. 2. Для сравнения данных, полученных в различных моделях, вместо

ИИ использовалось нормированное значение этого параметра, полученное путем деления ИИ на его среднее значение для данной модели. Во всех изученных моделях поведение нормированного значения ИИ в зависимости от расстояния описывается параболой. Наиболее достоверно зависимость ИИ от расстояния выявляется в модели М22 – рис. 33. Существенно, однако, что данные всех моделей обобщаются также параболической зависимостью – см. рис. 34, которая мало отличается от параболической зависимости на рис. 33. Иначе говоря, зависимость на рис. 33-34 является универсальной, что позволяет сформулировать закон взаимодействия группы субъектов с Солнцем, используя любую из них.

Рис. 33. Зависимость средней интегральной информативности параметра расстояния до Солнца от числа ячеек модели

Рис. 34. Зависимость нормированной интегральной информативности от расстояния до Солнца в модели М22

Зависимость нормированной интегральной информативности от расстояния до Солнца в общем случае можно представить в виде:

$$\frac{\mathrm{I}_2(M,R)}{\bar{\mathrm{I}}_2(M)} = -A(x-B)^2 + C,\ x = \frac{R_{\max} - R}{R_{\max} - R_{\min}} \qquad (21)$$

Здесь численные коэффициенты, определенные по совокупности данных на рис. 35, равны:

A=2.4222, B=0.5139, C=0.8233.

Рис. 35. Зависимость нормированной интегральной информативности от расстояния до Солнца

Входящее в выражение (21) нормированное расстояние можно связать с гравитационным потенциалом Солнца, используя классическое выражение:

$$\varphi = -\gamma \frac{\mathrm{M}_{SUN}}{R}$$

$$\frac{\mathrm{I}_2(M,\varphi)}{\bar{\mathrm{I}}_2(M)} = -A(x-B)^2 + C, \qquad (22)$$

$$x = \frac{(\varphi_{\max} - \varphi)}{(\varphi_{\max} - \varphi_{\min})}\frac{\varphi_{\min}}{\varphi} \approx \frac{\varphi_{\max} - \varphi}{\varphi_{\max} - \varphi_{\min}}$$

Здесь γ, M_{SUN} - гравитационная постоянная и масса Солнца соответственно.

Полученное выражение (22), связывающее интегральную информативность с вариациями гравитационного потенциала Солнца, позволяет сформулировать модель взаимодействия группы субъектов с Солнцем. Отметим главные особенности этого взаимодействия:

1) амплитуда сигнала зависит только от относительной величины вариации гравитационного потенциала, но не от самой величины потенциала;

2) при увеличении или уменьшении амплитуды сигнала относительно некоторой величины B, величина ИИ, характеризующая реакцию на воздействие, всегда убывает, что свидетельствует о наличии отрицательной обратной связи.

Как известно в организме на принципе отрицательной обратной связи основаны механизмы нервной регуляции, поддерживающие параметры гомеостаза (терморегуляция, дыхание и т.п.).

Зависимость интегральной информативности от расстояния до Урана

Как было установлено в работах [13-14], интегральная информативность зависит от расстояния до десяти небесных тел Солнечной системы - Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона. Однако, наиболее точное соответствие выражениям (21-22) может быть получено по данным для планеты Уран – рис. 36. В этом случае зависимость интегральной информативности от расстояния до планеты описывается уравнением

$$\frac{\mathrm{I}_2(M,R)}{\bar{\mathrm{I}}_2(M)} = A(x-B)^2 + C,\ x = \frac{R_{\max} - R}{R_{\max} - R_{\min}} \qquad (23)$$

Здесь параметры уравнения (23) вычисляются согласно данным, представленным на рис. 36:

A=3.5623, B= 0.4813, C= 1.2956

Используя выражение гравитационного потенциала, зависимость нормированной интегральной информативности от расстояния до Урана (23) можно представить в форме:

$$\varphi = -\gamma \frac{\mathrm{M}_U}{R}$$
$$\frac{\mathrm{I}_2(M,\varphi)}{\bar{\mathrm{I}}_2(M)} = A(x-B)^2 + C, \qquad (24)$$
$$x = \frac{(\varphi_{\max} - \varphi)}{(\varphi_{\max} - \varphi_{\min})} \frac{\varphi_{\min}}{\varphi} \approx \frac{\varphi_{\max} - \varphi}{\varphi_{\max} - \varphi_{\min}}$$

Где M_U - масса планеты Уран. Отметим, что зависимость нормированной интегральной информативности от расстояния до Урана имеет минимум в середине интервала – рис. 36, тогда как аналогичная зависимость в случае Солнца имеет максимум в середине интервала – см. рис. 35. Это отличие указывает на различную реакцию группы субъектов на воздействие Солнца и Урана, хотя сам механизм взаимодействия является общим в двух этих случаях, что непосредственно следует из сравнения выражений (22) и (24). Сформулируем закон взаимодействия субъектов с гравитационным полем Урана:

1) амплитуда сигнала зависит только от относительной величины вариации гравитационного потенциала, но не от самой величины потенциала;
2) при увеличении или уменьшении амплитуды сигнала относительно некоторой величины В, величина ИИ, характеризующая реакцию на воздействие, всегда возрастает, что свидетельствует о наличии положительной обратной связи.

Как известно, на принципе положительной обратной связи работает защитный механизм иммунной системы, обеспечивающий сохранность организма при проникновении инфекций. Таким образом, сравнивая воздействие Солнца и Урана, можно сделать следующие выводы:

1) воздействие гравитационного поля Солнца адаптируется организмом на уровне нейрорегуляторных функций типа терморегуляции и дыхания;
2) воздействие относительно слабого гравитационного поля Урана адаптируется организмом на уровне функций

иммунной системы, воспринимающей это воздействие как инородный фактор, проникший в организм, вопреки установленным барьерам.

Универсальная зависимость нормированной интегральной информативности для далеких планет и модель взаимодействия

Для далеких планет – Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона можно получить универсальную зависимость нормированной интегральной информативности от безразмерного параметра x – рис. 37. Используя данные на рис. 37, представим эту зависимость в виде:

$$\frac{\mathrm{I}_2(M,x)}{\bar{\mathrm{I}}_2(M)} = A(x-B)^2 + C,$$

$$x = \frac{R_{k,\max} - R_k}{R_{k,\max} - R_{k,\min}} = \frac{(\varphi_{k,\max} - \varphi_k)}{(\varphi_{k,\max} - \varphi_{k,\min})}\frac{\varphi_{k,\min}}{\varphi_k} \approx \frac{\varphi_{k,\max} - \varphi_k}{\varphi_{k,\max} - \varphi_{k,\min}} \qquad (25)$$

$$\varphi_k = -\gamma \frac{\mathrm{M}_k}{R_k}$$

где A=2.7418, B=0.4572, C=1.1311, k=1,2,3,4.

Рис. 37. Универсальная зависимость нормированной интегральной информативности от гравитационных потенциалов Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона в модели M150

Заметим, что эта зависимость несколько отличается от таковой для Урана – рис. 37. поскольку для ее нахождения использованы данные для четырех планет, имеющие довольно широкий разброс. Поскольку это не меняет конечных выводов о характере влияния далеких планет, без ограничения общности полученных результатов можно было бы использовать для аппроксимации данных для четырех планет параболу, полученную для Урана –

см. рис. 38. Такая замена слегка снижает точность аппроксимации, но не меняет самого характера поведения нормированной интегральной информативности в зависимости от амплитуды воздействия.

Полученные результаты позволяют сформулировать общую модель взаимодействия группы субъектов с удаленными небесными телами - Сатурном, Ураном, Нептуном и Плутоном:

1) амплитуда сигнала зависит только от относительной величины вариации гравитационного потенциала, но не от самой величины потенциала;
2) при увеличении или уменьшении амплитуды сигнала относительно некоторой величины В, величина ИИ, характеризующая реакцию на воздействие, всегда возрастает, что свидетельствует о наличии положительной обратной связи.

Рис. 38. Зависимость нормированной интегральной информативности от гравитационных потенциалов Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона в модели М150

Как известно, в организме по механизму положительной обратной связи организована работа иммунной системы. Можно предположить, что слабые гравитационные поля удаленных планет Солнечной системы вызывают ответную реакцию организма такого же типа, как при проникновении возбудителей инфекционных заболеваний.

Зависимость интегральной информативности от расстояния до Луны, Марса, Меркурия, Юпитера и Венеры

Поведение интегральной информативности в зависимости от приведенного расстояния до Луны, Марса, Меркурия и Юпитера

представлено на рис. 39. Для построения зависимости были выбраны данные моделирования семи моделей – M6, M12, M20, M21, M22, M23 и M24. Полученные результаты для каждого небесного тела могут быть аппроксимированы полиномом четвертого порядка, но наилучшая достоверность при аппроксимации данных достигается в случае Марс – см. рис. 39.

Используя выражение гравитационного потенциала, зависимость нормированной интегральной информативности от гравитационного поля Марса можно представить в форме:

$$\varphi = -\gamma \frac{\mathrm{M}_{Ma}}{R}$$

$$\frac{\mathrm{I}_2(M,\varphi)}{\bar{\mathrm{I}}_2(M)} = 39.336x^4 - 72.365x^3 + 43.168x^2 - 8.969x + 1.3231 \qquad (26)$$

$$x = \frac{R_{\max} - R}{R_{\max} - R_{\min}} = \frac{(\varphi_{\max} - \varphi)}{(\varphi_{\max} - \varphi_{\min})}\frac{\varphi_{\min}}{\varphi} \approx \frac{\varphi_{\max} - \varphi}{\varphi_{\max} - \varphi_{\min}}$$

Здесь M_{Ma} - масса планеты Марс.

Рис. 39. Зависимость нормированной интегральной информативности от гравитационных потенциалов Луны, Марса, Меркурия и Юпитера в моделях M6, M12, M20, M21, M22, M23 и M24

Универсальная зависимость нормированной интегральной информативности от безразмерного параметра x для четырех небесных тел – Луны, Марса, Меркурия и Юпитера (см. рис. 39), имеет вид:

$$\frac{\mathrm{I}_2(M,x)}{\bar{\mathrm{I}}_2(M)} = 28.303x^4 - 52.431x^3 + 30.55x^2 - 5.614x + 1.0734$$

$$x = \frac{R_{k,\max} - R_k}{R_{k,\max} - R_{k,\min}} = \frac{(\varphi_{k,\max} - \varphi_k)}{(\varphi_{k,\max} - \varphi_{k,\min})}\frac{\varphi_{k,\min}}{\varphi_k} \approx \frac{\varphi_{k,\max} - \varphi_k}{\varphi_{k,\max} - \varphi_{k,\min}} \qquad (27)$$

$$\varphi_k = -\gamma\frac{\mathrm{M}_k}{R_k},\ k = 1,2,3,4.$$

Рис. 40. Универсальная зависимость нормированной интегральной информативности от гравитационных потенциалов Луны, Марса, Меркурия и Юпитера в моделях М6, М12, М20, М21, М22, М23 и М24

Анализируя зависимости на рис. 39-40, можно сделать вывод, что реакция группы субъектов на гравитационное воздействие Луны, Марса, Меркурия и Юпитера происходит по смешанному механизму положительной и отрицательной обратной связи. Можно предположить, что для поддержания гомеостазиса при малом отклонении от равновесного значения x=0.5, включается нейрорегуляторный механизм типа дыхания и терморегуляции, а при значительном отклонении включается механизм иммунной защиты.

В случае Венеры зависимость нормированной интегральной информативности от гравитационного потенциала – рис. 41, вычисленная по данным моделирования в 12 моделях – М6, М12, М20-М29, имеет вид как в случае Солнца (см. рис. 35). Зависимость, представленная на рис. 41 с приемлемой точностью можно аппроксимировать параболой:

$$\varphi = -\gamma \frac{\mathrm{M}_V}{R}$$
$$\frac{\mathrm{I}_2(M,\varphi)}{\bar{\mathrm{I}}_2(M)} = -A(x-B)^2 + C, \qquad (27)$$
$$x = \frac{(\varphi_{\max} - \varphi)}{(\varphi_{\max} - \varphi_{\min})} \frac{\varphi_{\min}}{\varphi} \approx \frac{\varphi_{\max} - \varphi}{\varphi_{\max} - \varphi_{\min}}$$

Где M_V - масса планеты Венера, A=2.5478, B=0.567, C= 0.7256.

Рис. 41. Зависимость нормированной интегральной информативности от гравитационного потенциала Венеры в 12 моделях: M6, M12, M20-M29

Таким образом, в случае Венеры выполняются закономерности, отмеченные для Солнца, а именно:

1. амплитуда сигнала зависит только от относительной величины вариации гравитационного потенциала, но не от самой величины потенциала;
2. при увеличении или уменьшении амплитуды сигнала относительно некоторой величины B, величина ИИ, характеризующая реакцию на воздействие, всегда убывает, что свидетельствует о наличии отрицательной обратной связи.

Отметим, что в организме на принципе отрицательной обратной связи основаны механизмы нервной регуляции, поддерживающие параметры гомеостаза (терморегуляция, дыхание и т.п.). Следовательно, группа субъектов реагирует на воздействие гравитационного поля Венеры и Солнца по механизму отрицательной обратной связи, тогда как реакция на воздействие остальных небесных тел происходит преимущественно по механизму положительной обратной связи или по механизму обратной связи пере-

менного типа. При этом Луна, Марс, Меркурий и Юпитер составляют одну группу планет, гравитационные поля которых возбуждают механизм обратной связи переменного типа. Сатурн, Уран, Нептун и Плутон составляют вторую группу планет, возбуждающих своими полями механизм положительной обратной связи.

Таким образом, была изучена реакция группы субъектов на воздействие Солнца, Луны и планет Солнечной системы – Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона. В результате выполненных исследований установлено, что механизм взаимодействия может быть описан общей моделью, включающей нормированную интегральную информативность для описания реакции и амплитуду воздействия, зависящую от относительной величины гравитационного потенциала небесных тел.

Сформулируем общие законы взаимодействия субъектов с гравитационными полями небесных тел:

1. Амплитуда сигнала зависит только от относительной величины вариации гравитационного потенциала, но не от самой величины потенциала;
2. При увеличении или уменьшении амплитуды сигнала относительно некоторой величины В, величина ИИ, характеризующая реакцию на воздействие гравитационных полей Солнца и Венеры, всегда убывает, что свидетельствует о наличии отрицательной обратной связи.
3. При увеличении или уменьшении амплитуды сигнала относительно некоторой величины В, величина ИИ, характеризующая реакцию на воздействие гравитационных полей Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона всегда возрастает, что свидетельствует о наличии положительной обратной связи.
4. При увеличении или уменьшении амплитуды сигнала относительно некоторой средней величины, реакция группы субъектов на воздействие гравитационных полей Луны, Марса, Меркурия и Юпитера осуществляется по механизму обратной связи переменного типа.

Полученные результаты можно интерпретировать следующим образом:

1) выбор тех или иных социальных категорий при воздействии небесных тел обусловлен адаптационными возможностями организма,
2) которые изменяются как на уровне нервной регуляции по механизму отрицательной обратной связи под воздействием Солнца или Венеры, а также при определенных условиях под воздействием Луны, Марса, Меркурия и Юпитера,
3) так и на уровне иммунной системы под воздействием слабых гравитационных полей Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона, и при определенных условиях под воздействием Луны, Марса, Меркурия и Юпитера.

Обнаруженная зависимость интегральной информативности от расстояния до небесных тел свидетельствует о том, что взаимодействие субъектов с ближним космическим окружением носит, вообще говоря, субстанциональный характер. Что же лежит в основе этого взаимодействия? Сравним суммарную по всем ячейкам интегральную информативность параметра расстояния до небесных тел для заданной модели, например, М24 – рис. 42. Из данных, представленных на рис. 42, следует, что семь видимых глазом небесных тел – Солнце, Луна, Меркурий, Венера, Марс, Юпитер и Сатурн имеют примерно равное влияние на суммарную интегральную информативность, тогда как невидимые планеты – Уран, Нептун и Плутон влияют заметно сильнее, особенно Плутон.

Отсюда следует, что агентом влияния, скорее всего, является не электромагнитное поле, а некое другое, способное выравнивать влияние видимых небесных тел и усиливать влияние невидимых невооруженным глазом планет. Сформулируем энергетический критерий взаимодействия субъектов с небесными телами, используя известное из теории информации соотношение между информацией и энтропией:

$$\delta I = -\delta S$$

Возводя это соотношение в квадрат, находим

$$(\delta I)^2 = (\delta S)^2$$

Следовательно, интегральная информативность (среднеквадратичное отклонение количества информации) совпадает со среднеквадратичным отклонением для энтропии.

Рис. 42. Суммарная интегральная информативность параметра расстояния до небесных тел в модели М24

Заметим, что субъективное восприятие планет происходит не только и не столько на физическом уровне, сколько на уровне потоков информации. В свою очередь потоки информации формируются путем обработки сигналов. Чем слабее сигнал, приходящий со стороны небесного тела, тем больше затраты энергии на его обработку. При этом все сигналы, имеющие амплитуду выше пороговой, обрабатываются с одинаковыми затратами энергии. Поэтому семь видимых небесных тел, сигнал которых превышает пороговый, имеют примерно равную суммарную интегральную информативность. На обработку же сигналов невидимых небесных тела – Уран, Нептун и Плутон, требуется значительно больше энергии, поэтому им соответствует большая величина суммарной интегральной информативности.

В настоящее время не существует физической теории объясняющей это влияние. Можно лишь предположить в качестве рабочей гипотезы, что основным агентом влияния может быть гравитационный потенциал. Под воздействием гравитационного потенциала меняется статистика фермионов - электронов проводимости и нуклонов в атомных ядрах. Это, в свою очередь, приводит к изменению электрических и магнитных свойств материа-

лов, а также фундаментальных констант радиоактивного распада [24-27].

Поскольку человеческий мозг состоит из системы нейронов, вырабатывающих электрические импульсы и связанных между собой проводниками электрических импульсов (дендритами и аксонами), можно предположить, что эта система может иметь отклик на изменение гравитационного потенциала (но не силы гравитации!). Поскольку в настоящей работе использованы данные рождения 20007 реальных субъектов, следует предположить, что субъект каким-то образом запоминает положение небесных тел на момент рождения. Физиология этого явления пока не изучена, известно, однако, что в состоянии гипноза люди способны воспроизвести некоторые обстоятельства, сопутствующие своему рождению.

Можно выдвинуть и альтернативную гипотезу об информационном поле, способном распространяться в космическом пространстве путем диффузии. Эта гипотеза позволяет объяснить зависимость интегральной информативности от скорости сближения и радиального ускорения. Но для обоснования этой гипотезы нет достаточных экспериментальных данных.

В настоящее время еще не изучен детальный механизм, описывающий указанные выше процессы, но сам факт их наличия подтверждается полученными результатами, которые могут иметь, по нашему мнению, фундаментальное значение для развития науки и техники.

Зависимость интегральной информативности от долготы углов домов

В работах [13-14] была обнаружена регулярная зависимость интегральной информативности от расстояния до небесных тел. Это означает, что влияние небесных тел на психологию группы индивидов имеет субстанциональный характер. Какая именно субстанция является агентом влияния остается пока под вопросом. Есть основания предполагать, что таковой субстанцией может являться гравитационный потенциал, под влиянием которого меняются статистические характеристики системы фермионов, что в свою очередь приводит к изменению электрических и магнитных свойств проводников, а также скорости радиоактивного распада [24-26].

В работе [13] было выполнено исследование зависимости интегральной информативности от долготы углов домов. Обнаружена регулярная зависимость интегральной информативности от долготы угла первого дома (асцендента) – рис. 42, от долготы угла 4 дома (IC) – рис. 43, от долготы угла 7 дома (десцендента) – рис. 44, и от долготы угла 9 дома – рис. 45. Полученные зависимости являются однотипными во всех исследованных моделях - M24, M36, M72, M100 и M170. Наилучшая достоверность при интерполяции данных квадратичным полиномом наблюдается в модели M24.

Рис. 42. Зависимость интегральной информативности от долготы асцендента для модели M24

Анализ полученных данных показывает, что существует асимметрия пространства вдоль оси знаков Овен - Весы. В настоящее время неизвестно, чем вызвана эта асимметрия. Возможно, что это обусловлено движением нашей Галактики в сторону гигантского скопления галактик в созвездии Девы со скоростью $410 \pm 55 км/с$. Тогда точка осеннего равноденствия, которая в настоящее время проецируется в созвездие Девы рядом со скоплением галактик, будет выделена этим движением, как и противоположная ей точка весеннего равноденствия (обе точки находятся на оси Овен - Весы). Скопление галактик обладает колоссальным гравитационным потенциалом, который, видимо, на два порядка превосходит гравитационный потенциал Солнца на поверхности земли. Неизвестно, однако, могут ли вариации этого потенциала, вызванные суточным вращением нашей планеты, создать заметное изменение в ритмах психической активности, или же влияние скопления проявляется на уровне восприятия информации.

Рис. 43. Зависимость интегральной информативности от долготы IC для модели M24

Рис. 44.Зависимость интегральной информативности от долготы десцендента для модели M24

Рис. 45. Зависимость интегральной информативности от долготы 9 дома для модели M24

Можно рассмотреть и другие причины, например, движение Солнца в направление созвездия Лебедя вокруг центра Галактики. Пока лишь можно утверждать, опираясь на полученные данные, что группа индивидов чувствует асимметрию пространства, что в свою очередь отражается на выборе социальных кате-

горий. Кроме того, можно однозначно утверждать, что время суток в момент рождения, от которого зависит положение углов домов, влияет на выбор социальной специализации.

6.4. Информационная теория влияния небесных тел на психологию индивида

Как следует из данных работы [17], астероиды (в данном случае Хирон) могут вносить заметный вклад, сравнимый с вкладом планет и светил (этот эффект также был обнаружен при моделировании 20007 карт рождения на основе системы "Эйдос"). Мы не можем дать этому иного объяснения, чем просто предположить, что каждое небесное тело имеет определенный топологический "заряд", который не зависит от его массы и других физических параметров. Этот "заряд" распространяет свое влияние на "заряды" других небесных тел, взаимодействуя с их "зарядами" и создавая специфическое астральное поле.

Это поле, наряду с гравитационным, видимо, является источником влияния на психологию субъекта, что было обнаружено за долго до изобретения понятия полевого взаимодействия. Среди философов средневековья это поле получило название астральный флюид, а в трудах ученых 19 века оно вновь появилось уже как эфир – основа электромагнитных явлений. В дальнейшем с развитием физики элементарных частиц эфир был заменен вакуумом. Не исключено, однако, что астральный флюид имеет более фундаментальную природу, чем элементарные частицы, которые возникли как логические абстракции для объяснения результатов физических экспериментов.

Согласно Парацельсу, астральный флюид является разумной субстанцией в том смысле, что подчиняется воле разумного существа. Для философов средневековья было очевидно, что мир сотворенный Богом должен подчиняться воле разумного существа, а потому в его основе должна быть разумная субстанция. Современная наука, материалистическая в своей основе, заместила разумную субстанцию на ряд логических абстракций – элементарных частиц, наделив их заданными свойствами типа спина, заряда, массы и т.п.

Заметим, что элементарные частицы – электрон, протон и нейтрон, были открыты при исследовании атомов. В дальнейшем

число элементарных частиц, открытых физиками, оказалось столь велико, что вызывает сомнение сам термин элементарная частица. Поэтому, для объяснения строения элементарных частиц были изобретены еще более элементарные частицы – кварки. Это ненаблюдаемые частицы, обладающие заданными свойствами. Пока для объяснения строения других элементарных частиц потребовалось шесть кварков, которые получили название Верхний, Нижний, Странный, Очарованный, Прелестный, Истинный. Это наводит на мысль, что кварки, подобно четырем буквам генетического алфавита, представляют собой информационные кванты, составляющие "язык" материи. Этот "язык" пытаются расшифровать физики путем постановки хитроумных экспериментов. Но тогда в основе мироздания действительно находится разумная субстанция, обладающая собственным языком, логикой и алгоритмами физических законов. Не удивительно поэтому, что физические законы часто имеют совершенную форму математических уравнений.

Конечно, разумная субстанция ближе мировоззрению современного человека, воспитанного в эпоху развития информационных технологий, нежели косная материя. Модель разумной субстанции можно построить по аналогии с мозгом, в котором есть две половины. Поэтому вселенную можно сразу разбить на мир и антимир, что согласуется с физикой элементарных частиц, в которой каждой частице соответствует античастица. Можно предположить, что такое разбиение существует в природе не случайно, а в силу необходимости, связанной с постоянным копированием информации. Если антимир представляет собой законченную, совершенную модель Вселенной, тогда мир является копией, находящейся в состоянии становления. Поэтому в нашем мире много несовершенных форм, неидеальных законов, ошибочных алгоритмов. По мере совершенствования нашего мира, он становится все более точной копией антимира. Когда соответствие становится полным, антимир разрушается, создавая основу для новой копии. Цикл повторяется неограниченное число раз, причем информация дублируется подобно тому, как это происходит при дублировании молекулы ДНК.

Для дублирования информации необходимо иметь базовые частицы, имеющие смысл алфавита, основу, на которую записывается сообщение, матрицу с которой считывается сообщение и алгоритм, обеспечивающий правильность записи. Такими частицами могут быть, например, протон и нейтрон, из которых состоят ядра атомов. Протон (1) и нейтрон (0) обеспечивают двоичное кодирование информации в атомных ядрах. Правильность записи обеспечивается силами взаимодействия, приводящими к распаду неустойчивых ядер. Каждый химический элемент является носителем определенного объема информации, который легко подсчитать. Так ядро атома водорода состоит из одного протона – это единица нашего мира. Ядро дейтерия включает один протон и один нейтрон поэтому его код 10, ядро трития состоит из протона и двух нейтронов – 100, ядро гелия из двух протонов и двух нейтронов – 1100 и т.д.

Любой объем вещества содержит атомы химических элементов, которые являются носителями информации, записанной в двоичных кодах. Это позволяет определить функцию плотности информации путем суммирования информации ядер отдельных атомов в виде:

$$i(r,t) = n(r,t)\sum_{i}^{N} c_i I_i$$

$$\sum_{i}^{N} c_i = 1 \qquad (28)$$

Здесь n – число атомов в единице объема, c_i – концентрация i-го компонента смеси, I_i – информация, приходящаяся на один атом компонента смеси.

При таком определении функция плотности информации пропорциональна плотности вещества. Поэтому гравитационный потенциал и информация связаны между собой простым соотношением через массу планеты. Но существует ли взаимодействие, осуществляющее прямое распространение информации? Если бы первое выражение (28) было образовано из случайных компонентов, не имеющих какого-либо смысла, тогда для его передачи не требовалось бы никакого канала. Но если первое выражение (28)

имеет определенный смысл, соответствующий гипотезе копирования информации, тогда об этом должно быть известно в других частях нашего мира. При этом скорость распространения информации не должна быть лимитирована, иначе процесс копирования никогда не завершится. Смыслом сообщения могут быть сведения об уникальном составе (формуле) вещества, способном обеспечить необходимую точность воспроизведения копируемой информации.

Как известно, таким свойством обладают решения уравнения диффузии. Т.о. можно предположить, что в свободном пространстве информация о составе вещества распространяется согласно уравнению:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = D\nabla^2 I \tag{22}$$

Здесь D – коэффициент диффузии, который для информации этого типа можно выразить через постоянную Планка и массу протона по формуле $D \approx h/2\pi m_p = 6{,}3 \cdot 10^{-4} см^2/с$.

В области, в которой плотность информации отлична от нуля, уравнение (22) необходимо доопределить с учетом распределенного источника в виде:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = D(\nabla^2 I - 4\pi l i) \tag{29}$$

где l – масштаб длины, который для протонов и нейтронов можно по порядку величины принять равным комптоновской длине волны и оценить по формуле $l \approx h/2\pi m_p c = 2{,}1 \cdot 10^{-14} см$.

В случае стационарной задачи имеем хорошо известное из теории потенциала решение затухающее на бесконечности как $1/r$:

$$I = l \oiiint_V \frac{i(\xi,\eta,\zeta)d\xi d\eta d\zeta}{\sqrt{(x-\xi)^2 + (y-\eta)^2 + (z-\zeta)^2}} \tag{30}$$

Здесь интеграл берется по замкнутой области, в которой плотность информации отлична от нуля. На большом удалении

от планеты решение (30) можно представить в виде ряда по степеням $1/r$. Главный член разложения имеет вид:

$$I = \frac{lI_0}{\sqrt{(\mathbf{r} - \mathbf{R}(t))^2}} \tag{31}$$

где $I_0 = \oiiint\limits_V i(\xi,\eta,\zeta)d\xi d\eta d\zeta$, $R(t)$ – расстояние до центра планеты. Этому решению соответствует поток информации

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \frac{lI_0}{\sqrt{(\mathbf{r} - \mathbf{R}(t))^2}} \frac{(\mathbf{r} - \mathbf{R}(t)) \cdot \mathbf{V}}{(\mathbf{r} - \mathbf{R}(t))^2} \tag{32}$$

Здесь **V** – скорость планеты.

С точки зрения уравнения (29) поток информации соответствует распределенному источнику, который в силу уравнения (24) порождает еще одно решение типа

$$I_1 = \frac{1}{4\pi} \oiiint\limits_V \frac{D^{-1}(\partial I / \partial t) d\xi d\eta d\zeta}{\sqrt{(x-\xi)^2 + (y-\eta)^2 + (z-\zeta)^2}} \tag{33}$$

В свою очередь это решение порождает поток информации, который зависит от ускорения планеты:

$$\frac{\partial I_1}{\partial t} \propto \frac{gI_0}{4\pi c} \ln \sqrt{(\mathbf{r} - \mathbf{R}(t))^2} \tag{34}$$

где $g = \left((\mathbf{r} - \mathbf{R}(t)) \cdot d\mathbf{V} / dt\right) / \sqrt{(\mathbf{r} - \mathbf{R}(t))^2}$.

Выражение (28) интересно тем, что оно не зависит от параметров процесса диффузии, поэтому в исходных уравнениях нуклоны можно заменить на любые другие частицы. Дадим его другой вывод, опираясь на уравнение Шеннона (7).

Как известно, любой канал связи, по которому распространяется информация, характеризуется полосой частот $\Delta\omega$, мощностью сигнала P_s, мощностью шума P_n и скоростью передачи информации $\frac{dI}{dt}$. Согласно теории информации эти величины связаны уравнением Шеннона (7) :

$$\frac{dI}{dt} = \frac{\Delta\omega}{2\pi}\ln\left(1+\frac{P_s}{P_n}\right)$$

Отметим также, что поток информации однозначно связан с энтропией сообщения уравнением Бриллюэна: *dH=-dI.*

При наблюдении за планетой или звездой с поверхности земли мощность сигнала зависит от ориентации площадки $d\mathbf{A}$, на которую падает излучение, от радиус-вектора планеты $\mathbf{R}_p$ и от суммарной интенсивности потока излучения с поверхности планеты i_p по формуле:

$$P_s = i_p(\mathbf{R}_p \cdot d\mathbf{A}) / 4\pi R_p^{\ 3} \qquad (35)$$

Мощность шума зависит от разрешающей способности прибора, с помощь которого ведется наблюдение. Предположим, что прибор сконструирован таким образом, что уровень шума зависит только от интенсивности потока энергии приходящего излучения и от угловых размеров прибора, т.е.

$$P_n = P_0 + a i_p L_b dA / 4\pi R_p^{\ 3} \qquad (36)$$

где, P_0 – мощность фонового излучения, a – численный коэффициент, L_b – база прибора. Параметр L_b / R_p называется параллакс. Отметим, что в современной астрономии одним из методов определения расстояния до звезд и планет является измерение параллакса – изменения углового положения небесного объекта относительно статического фона при его наблюдении из разных точек пространства. Для определения расстояния до ближайших звезд используется годичный параллакс, возникающий при вращении Земли вокруг Солнца. Смещение звезды на одну угловую секунду соответствует расстоянию в один парсек, т.о. 1 парсек = $3{,}085678\times10^{16}$ м. Для определения расстояний до планет Солнечной системы используется суточный параллакс. Параллакс используется также в геодезии, фотографии и в бинокулярном зрении.

Подставляя выражения (29-30) в исходное уравнение Шеннона, находим для прибора этого типа

$$\frac{dI}{dt} = \frac{\Delta\omega}{2\pi}\ln\left(1 + \frac{(\mathbf{R}_p \cdot d\mathbf{A})}{\varepsilon R_p^3 + aL_b dA}\right) \tag{37}$$

$\varepsilon = 4\pi P_0 / i_p$

Согласно уравнению (37) поток информации зависит только от радиуса вектора наблюдаемой планеты, поэтому такой прибор позволяет осуществлять интерференцию сигналов, приходящих от разных источников. Если при этом площадку $d\mathbf{A}$ ориентировать в направлении максимального сигнала, т.е. положить в уравнении (37)

$$d\mathbf{A} = a\mathbf{R}_p$$

тогда приходим к уравнению

$$\frac{dI}{dt} = \frac{\Delta\omega}{2\pi}\ln\left(1 + \frac{|\mathbf{R}_p|}{L}\right) \tag{38}$$

Здесь обозначено $L = L_b + \varepsilon R_p^3 / adA$.

Отметим, что модель (32) зависит от одного неизвестного параметра L, влияние которого исключается путем нормировки сигнала. Если интенсивность сигнала значительно превосходит интенсивность шума, тогда уравнение (32) несколько упрощается и принимает вид

$$\frac{dI}{dt} = \frac{\Delta\omega}{2\pi}\ln\left(\frac{|\mathbf{R}_p|}{L}\right) \tag{39}$$

Наконец, полагая в уравнении (39) $\Delta\omega = \dfrac{gI_0}{2c}$, приходим к выражению (34).

Модель (39) получена в предположении, что канал информации связан с потоком электромагнитного излучения. Известно, что в астросоциотипологии учитывается влияние небесных тел находящихся как выше линии горизонта, так и ниже, когда видимый свет не доходит до наблюдателя. Кроме того, учитывается влияние невидимых глазом планет – Урана, Нептуна, Плутона и даже некоторых астероидов. Для объяснения этого влияния при-

влекаются различные поля, включая гравитационное поле /33/. В этом смысле модель (39) имеет более широкую область применения, поскольку не зависит от характера взаимодействия, осуществляющего перенос информации.

Применим уравнение (39) к системе, в которой галактики разбегаются со скоростью пропорциональной расстоянию до центра наблюдения по закону Хаббла:

$$d\mathbf{R}_p / dt = H\mathbf{R}_p \tag{40}$$

где H – постоянная Хаббла, которая по данным разных авторов составляет от 55 до140 км/с на Мпс, или в среднем $3*10^{-18}c^{-1}$.

Интегрируя уравнение (39) с учетом (40), находим

$$\Delta I(t) = \frac{\Delta\omega}{2\pi H}\frac{1}{2}\ln\frac{R_p(t)}{R_p(0)}\ln\frac{R_p(t)R_p(0)}{L^2} \tag{41}$$

Уравнение (41) позволяет оценить максимальный объем информации, который может быть получен путем наблюдения за удаленными звездами и галактиками. Теоретически при длительном наблюдении, сравнимом со временем жизни Солнечной системы, этот объем очень велик. Так, при наблюдении в видимой части спектра с характерной длиной волны 400-760 нм общий объем информации составит не менее 10^{32} Непер на один объект наблюдения. Отметим, что этот объем превосходит не только все запасы знаний, накопленных человечеством, но и весь объем наследственной информации, накопленной во всей биосфере Земли. Таким образом, удаленные звезды и галактики являются неисчерпаемым источником информации с точки зрения земных обитателей.

Очевидно, диффузия сама по себе не может обеспечить избирательность передачи информации в зависимости от смысла сообщения. Смысл сообщения необходимо определить как граничное условие для уравнения (29). Смыслом сообщения могут быть сведения о составе литосферы и атмосферы. Как известно, состав земной литосферы, гидросферы и атмосферы не меняется на протяжении миллионов лет, создавая основу для воспроизведения биологических видов. Это уникальные составы, которые

могут быть использованы всюду во вселенной. Поэтому информация об этих составах распространяется по закону диффузии, механизм которой обеспечивается физическими свойствами вакуума.

Но тогда параметр I_0 в правой части выражений (31-32, 34) является некоторой фундаментальной константой или "зарядом", характеризующим степень готовности небесного тела в процессе копирования информации. Поэтому каждая планета или астероид имеет свой цвет, запах, очарование и т.п. – смысловые характеристики, свойственные наблюдаемым системам. В свою очередь наблюдатель, находящийся на поверхности нашей планеты, фиксирует ускорение небесного тела в неинерциальной системе координат. Поэтому ускорение небесного тела складывается из его собственного ускорения относительно центра масс Солнечной системы, из ускорения Земли относительно Солнца и из ускорения, обусловленного суточным вращением нашей планеты. Поэтому в астросоциотипологии используется две системы координат одна из которых связана с линией горизонта (т.н. система домов для описания положения небесного тела относительно линии горизонта, изменяющегося втечение суток), а вторая связана с точкой весеннего равноденствия (т.н. знаки зодиака для описания положения небесного тела в плоскости эклиптики).

Рассмотрим еще вопрос о механизме влияния взаимных угловых аспектов на психологию индивида. Ответ на этот вопрос тесно связан с фундаментальной проблемой, которую можно сформулировать следующим образом, каков механизм астрсоциотипологического влияния планет вообще? Последний же вопрос может получить объяснение на основе физиологии мозга, в котором, очевидно, имеются процессы, протекающие синхронно с положением Солнца, Луны и планет Солнечной системы. Такая точка зрения позволяет объяснить влияние планет, как чисто информационный процесс, при котором мозг реагирует на сигналы о положении планет, каков бы не был физический механизм передачи этих сигналов. Тогда аспекты можно объяснить просто как результат интерференции сигналов, приходящих от разных источников.

6.5. Роль гравитации в типичных ферментативных реакциях

В качестве прикладного примера реакции с участием белков (ферментов) рассмотрим уравнение МИХАЭЛИСА-МЕНТЕН [20]. Это простейшая ферментативная реакция, в которой участвует субстрат (S) и фермент (E), в результате появляется фермент-субстратный комплекс (ES), при распаде которого образуется продукт (P). Формула реакции имеет вид [38-39]:

$$E + S \underset{k_{-1}}{\overset{k_1}{\rightleftarrows}} ES \xrightarrow{k_2} E + P$$

Здесь k_1, k_{-1} - константы скоростей прямой и обратной реакций образования фермент-субстратного комплекса; k_2 - константа скорости образования продукта. При определенных предположениях находим уравнение изменения концентрации конечного продукта и субстрата

$$\frac{dP}{dt} = \frac{k_2 E_0 S}{k_M + S}, \quad k_M = (k_2 + k_{-1}) / k_1 \tag{42}$$

Где E_0 – начальная концентрация фермента, k_M - константа Михаэлиса. Поскольку фермент E участвует во всех стадиях реакции, имея при этом наибольшую массу, константы k_i во внешнем гравитационном поле определяются согласно уравнению (13):

$$k_i = k_i(0) \exp(-m_E \Delta\varphi / kT) \tag{43}$$

Здесь m_E – масса молекулы фермента, k=1.372*10^{-16} эрг/К - постоянная Больцмана, T – абсолютная температура (для процессов, происходящих в организме человека температуру можно считать постоянной и равной приблизительно 309.6К или 36.6С).

Заметим, что отношение скоростей реакций в знаменателе в правой части уравнения (42) – константа Михаэлиса, не меняется во внешнем поле. Чтобы не изменилась и эффективная константа скорости реакции, необходимо потребовать, чтобы выполнялось соотношение:

$$\tau^{-1} = E_0(\Delta\varphi)k_2 = E_0(\Delta\varphi)k_2(0)\exp(-m_E\Delta\varphi / kT) = E_0(0)k_2(0) \quad (44)$$

Следовательно, для автоматического регулирования выхода продукта при любых отклонениях гравитационного потенциала от некоторой начальной величины, потребуется дополнительное количество фермента:

$$\frac{E_0(\Delta\varphi)}{E_0(0)} = \exp(m_E\Delta\varphi / kT) \approx 1 + m_E\Delta\varphi / kT + \frac{1}{2}(m_E\Delta\varphi / kT)^2 \quad (45)$$

Таким образом, для сохранения скорости производства продукта в простых ферментативных реакциях при изменении гравитационного потенциала необходимо изменять концентрацию фермента пропорционально отклонению гравитационного потенциала.

Сравним этот результат с типичной социальной реакцией большой группы респондентов (всего 20007) на воздействие гравитационных полей далеких небесных тел – Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона – см. уравнение (25). Подобие выражений (45) и (25) указывает на общий механизм взаимодействия и на простой физиологически обусловленный характер социальной реакции, в ответ на воздействие гравитационных полей далеких небесных тел. Естественно, возникает вопрос, каким же образом осуществляется избирательность по отношению к влиянию полей конкретных планет? Ведь выражение (45) содержит в правой части суммарный потенциал, тогда как выражение (25) зависит от потенциала отдельного небесного тела. Кроме того, не определено время воздействия и нет явной связи со временем протекания реакции. Тем не менее, эта простая теория позволяет объяснить некоторые характерные особенности установления равновесной концентрации активных соединений в организме, таких как гормоны.

6.6. Роль гравитации в реакциях с участием гормонов

Рассмотрим уравнение (44) при условии, что изменение потенциала лимитировано временем реакции, т.е.

$$\Delta\varphi = \frac{d\varphi}{dt}\Delta t \approx \frac{\dot{\varphi}(0)}{E_0(\Delta\varphi)k_2(0)\exp(-m_E\Delta\varphi/kT)}$$

В этом случае вместо выражения (45) находим следующую зависимость концентрации гормона:

$$\frac{E_0(\Delta\varphi)}{E_0(0)} = \exp\left(\frac{m_E\dot{\varphi}(0)\tau}{kT}\right) \tag{46}$$

Производную по времени от суммарного гравитационного потенциала можно представить в виде суммы производных потенциалов небесных тел:

$$\dot{\varphi} = \sum_i \dot{\varphi}_i = -\sum_i \frac{\dot{R}_i}{R_i}\varphi_i \tag{47}$$

Заметим, что основной вклад в скорость изменения потенциала вносит Солнце. Используя соответствующие Солнцу параметры, находим сезонную зависимость концентрации гормона вазопрессин, регулирующего величину осмотического давления жидкостей в организме – см. рис. 46. В качестве эффективного времени процесса использована длительность реакции одного типа с участием одной молекулы гормона – около 60 сек.

Аналогичная зависимость может быть получена для тиреоидных гормонов Т3 и Т4, осуществляющих перенос электронов в ферментных системах с молекулы донора на субстрат - рис. 46. В этом случае в качестве эффективного времени реакции выступает общее время участия одной молекулы гормона в реакции одного типа, что составляет 200 секунд. Для этих гормонов экспериментально установлена сезонная зависимость их концентрации в крови. Отметим основное действие этих гормонов [40-42]:

1) метаболическое, регуляция обменных процессов, увеличение синтеза белка, повышение распада жиров и углеводов, особенно в клетках нервной системы, регулируют энергетический обмен, обмен белков, жиров и углеводов, кальция во всех клетках организма, в том

числе и нервной системе, регулируют уровень содержания сахара в крови;

2) контроль образования тепла, скорости поглощения кислорода клетками, поддержание нормального функционирования дыхательного центра, иммунитета;

3) наряду с гормонами коры надпочечников обеспечивают физиологическую адаптацию.

Рис. 46. Сезонные колебания относительной концентрации гормонов, обсловленные влияние гравитационного поля Солнца

Таким образом, установлено, что концентрация двух типов гормонов, ответственных за регулирование давления и температуры тела, может испытывать сезонные колебания, связанные с воздействием гравитационных полей Солнца.

Отметим, что в сумме в правой части выражение (47) некоторые слагаемые могут обращаться в нуль. Так, например, производная гравитационного потенциала Солнца вносит основной вклад в сумму в правой части выражения (47), но в периоды летнего и зимнего солнцестояния вклад Солнца равен нулю, поскольку в это время производная от расстояния до Солнца обращается в нуль. В этом случае становится заметным влияние других небесных тел. Среди них наиболее существенное влияние (после Солнца) может оказывать Юпитер. Но даже его поля недостаточно, чтобы заметно повлиять на концентрацию гормонов с небольшой молекулярной массой. Не исключено, однако, что Юпитер может повлиять на концентрацию в крови тиреоглобу-

лина (ТГ), обладающего большой молекулярной массой, при условии, что это соединение может принимать участие в длительных, порядка минуты ферментативных реакциях – рис. 47.

Таблица 21. Типичные соединения, концентрация которых зависит от сезонных колебаний гравитационного поля

Соединение	m_E , дальтон	$E_0(0)$, нг/мл	Период полураспада, час
Тиреоглобулин (ТГ)	660000	18,57	78-96
Вазопрессин, пептидный гормон гипофиза	1084	0.002	0.20-0.25
Тиреоидные гормоны — трийодтиронин (Т3); Тироксин (Т4)	551; 777	46-105 (Т4)	148 (Т4)

Рис. 47.Сезонная зависимость относительной концентрации тиреоглобулина при избирательном воздействии гравитационных полей Луны, Венеры, Сатурна и Юпитера

В некоторых случаях в нуль может обратиться производная суммы гравитационных потенциалов Солнца и Юпитера. Тогда заметным становится гравитационное воздействие Луны и Венеры, которые могут повлиять на концентрацию ТГ в крови в реакциях длительностью 200 сек – рис. 47. Наконец, в исключительных случаях, проявляют себя в ферментативных реакциях с участием тиреоглобулина, длительностью не менее 600 сек, гравитационные поля Сатурна, Марса и Меркурия – рис. 48. Отметим, что полученные результаты носят предварительный характер, поскольку не указаны конкретные реакции, в которых могли бы проявиться гравитационные поля небесных тел. Общее требование к

таким реакциям с участием ферментов заключается в том, чтобы молекулярная масса фермента была достаточно большой, а время реакции исчислялось бы секундами и минутами. Кроме того, развитая теория относится к такому типу гормонов, концентрация которых имеют отчетливую сезонную и суточную зависимость. В этом случае теория предсказывает, что максимальная концентрация гормонов будет наблюдаться весной, а минимальная – осенью.

Рис. 48. Сезонная зависимость относительной концентрации тиреоглобулина при избирательном воздействии гравитационных полей Марса и Меркурия

Вообще говоря, механизм установления равновесной концентрации тиреоидных гормонов Т3 и Т4 является довольно сложным, поскольку они производятся с участием тиреоглобулина под влияние гипоталамо-гипофизарной системы. Снижение концентрации тиреоидных гормонов приводит к повышению концентрации тиреотропного гормона (ТТГ) гипофиза, что в свою очередь приводит увеличению скорости синтеза тиреоглобулина и высвобождению Т3, Т4. Регуляция осуществляется по принципу отрицательной обратной связи, однако секреция ТТГ тормозится не только Т3 и Т4, но и соматостатином и дофамином, а стимулируется тиреотропин-рилизинг-гормоном гипоталамуса -тиреолиберином. Такая сложная цепочка не может быть описана одним уравнением, типа (42), но должна включать все стадии процесса регулирования, в том числе модель накопления сигнала в памяти.

Рассмотрим три модели накопления сигнала:

1) в случае, когда сигнал является очень слабым, что выполняется для Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона, тогда его накопление идет непрерывно, в соответствии с выражением (45);
2) в том случае, когда сигнал является очень сильным, что выполняется для Солнца, тогда его накопление происходит за ограниченное время, в соответствии с выражением (46), после чего происходит сброс сигнала;
3) для сигналов средней интенсивности, приходящих от Луны, Меркурия, Марса и Юпитера в окрестности точек поворота выполняется модель 1, а в средней части зависимости ИИ от расстояния выполняется модель 2.

Эти модели позволяют описать все основные особенности зависимости ИИ от расстояния до различных небесных тел, полученные в работах [13-16, 21-23].

Таким образом, можно утверждать, что гравитационная чувствительность появляется в системах с памятью в ответ на изменение скоростей биохимических реакций с участием гормонов.

Отметим, что полученные результаты носят предварительный характер, поскольку не указаны конкретные реакции, в которых могли бы проявиться гравитационные поля небесных тел. Общее требование к таким реакциям с участием ферментов заключается в том, чтобы молекулярная масса фермента была достаточно большой, а время реакции исчислялось бы секундами и минутами. Тем не менее, сам факт влияния гравитационных полей небесных тел на любой стадии процесса, удовлетворяющей сформулированным выше условиям, не вызывает сомнения.

Влияние гравитационного потенциала Земли в состоянии динамической невесомости было впервые обнаружено при наблюдении за космонавтами во время длительных космических полетов [42]. Полученные выше результаты позволяют понять механизм этого влияния, связанный с изменением скоростей биохимических реакций во внешних гравитационных полях. Действительно, в этом случае сила, приложенная к телу космонавта, равна нулю, но гравитационный потенциал Земли не равен нулю. Поэтому гравитация продолжает действовать так, как будто космонавт находится на вершине горы эквивалентной высоты. При значитель-

ном удалении от Земли гравитационный потенциал падает по абсолютной величине. Обнаруженная в опытах статическая невесомость, вызывающая значительные физиологические изменения, наступает только на расстоянии более 37 тысяч километров от поверхности земли [42].

Следует заметить, что потенциал гравитационного поля в нерелятивистском приближении описывается уравнением Лапласа. Но это уравнение не изменяется при переходе к неинерциальной системе координат, связанной с местом наблюдения на нашей планете или с кабиной космического корабля (в отличие от уравнения Ньютона, в котором появляются фиктивные силы инерции). Квантовая система молекул чувствует гравитационный потенциал, но не чувствует силы инерции, которые, вообще говоря, малы по сравнению с силами межмолекулярного взаимодействия. Таким образом, система молекул реагирует на изменение гравитационного потенциала, но не реагирует на систему сил, сумма которых равна нулю в лабораторной системе координат. Это и порождает эффекты, связанные с влиянием гравитационного потенциала [26].

Выражению (46) можно придать наглядный вид, выполнив осреднение для большой группы субъектов, тогда получим:

$$\frac{E_0(\Delta\varphi)}{E_0(0)} \approx 1 + \tfrac{1}{2}\left\langle \left(\frac{m_E \dot{\varphi}(0)\tau}{kT} \right)^2 \right\rangle \tag{48}$$

Выражение (48) можно упростить с учетом того, что основной вклад в производную вносит изменение гравитационного потенциала Солнца. Производную гравитационного потенциала можно определить по формуле (47), используя простое выражение для изменения расстояния от земли до Солнца:

$$\begin{gathered} \frac{R - R_0}{R_0} = \frac{\delta R}{R_0} = \varepsilon \cos \omega t,\ R_0 = \tfrac{1}{2}(R_{\max} + R_{\min}) \\ \varepsilon = (R_{\max} - R_{\min}) / R_0,\ \omega = 2\pi / T_e \end{gathered} \tag{49}$$

Здесь $R_{\max}$, $R_{\min}$ - максимальное и минимальное расстояние от земли до Солнца, T_e – годичный период обращения Земли, время отсчитывается от точки максимального удаления (летнее солнцестояние в северном полушарии). С учетом этого выражения находим:

$$\frac{E_0(\Delta\varphi)}{E_0(0)} \approx 1 + \tfrac{1}{2}\left\langle \left(\frac{m_E \varphi \tau \omega \varepsilon}{kT} \right)^2 \right\rangle \left(1 - \frac{(R - R_0)^2}{(R_{\max} - R_{\min})^2} \right) \qquad (50)$$

Таким образом, в случае Солнца выражение (50) позволяет предсказать, что максимальное отклонение в концентрации будет наблюдаться весной и осенью в точках равноденствия, а минимальное – летом и зимой в точках солнцестояния. Сравним полученный результат с зависимостью нормированной интегральной информативности от расстояния до Солнца – см. уравнение (22). Подобие выражений (50) и (22) указывает на простой гормональный механизм отклика группы респондентов на воздействие гравитационного поля Солнца.

Предложенная выше теория позволяет сделать оценку влияния небесных тел на протекание ферментативных реакций с участием гормонов. Дальнейшее развитие теории может помочь в объяснении возникновения некоторых заболеваний, обусловленных нарушением гормонального баланса в организме.

6.7. Устойчивость зависимости интегральной информативности от расстояния до небесных тел

Исходные параметры задачи, рассмотренной выше в п. 6.3, представляют собой банк данных, содержащий 20007 записей биографий реальных личностей, отобранных из AstroDatabank [8]. Эти данные включают социальные и персональные категории, дату, время и место рождения, а также астрономические параметры, вычисленные на момент рождения. При решении задачи была использована база данных, образованная из исходной путем комбинации входных параметров долготы и расстояние от Земли до центра масс 10 небесных тел - Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона– банк LR исследованный в работах [13-14]. Все основные резуль-

таты были получены для 37 категорий, представленных в таблице 19. Спрашивается, насколько эти результаты чувствительны к составу категорий?

Чтобы ответить на этот вопрос, среди социальных категорий были отобраны 100 наиболее представительных, число повторений которых в банке данных равно или превышает 375 – см. таблицу 22, с общим числом случаев - 123671. Первые 37 категорий таблицы 22 были изучены в работах /12-16/ и других.

Таблица 22. Список 100 социальных категорий

KOD	NAME	ABS
1	SC:M-	13640
2	SC:Ж-	5125
3	SC:A53-Sports	4567
4	SC:A1-Book Collection	4471
5	SC:A15-Famous	3373
6	SC:A42-Medical	2910
7	SC:A323-Sexuality	2675
8	SC:A5-Entertainment	2577
9	SC:A9-Relationship	2442
10	SC:A40-Occult Fields	2396
11	SC:B111-Sports:Basketball	2385
12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	2360
13	SC:A55-Art	2232
14	SC:A19-Writers	2223
15	SC:A129-Death	2168
16	SC:A25-Personality	2083
17	SC:A68-Childhood	1996
18	SC:A31-Business	1813
19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual m	1807
20	SC:B45-Famous:Greatest hits	1795
21	SC:A29-Parenting	1754
22	SC:B173-Sports:Football	1613
23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	1480
24	SC:B21-Relationship:Number of marriages	1417
25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	1389
26	SC:A92-Birth	1343
27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	1256
28	SC:?-	1242
29	SC:B49-Book Collection:American Book	1178
30	SC:B26-Personality:Body	1163
31	SC:B189-Medical:Illness	1159
32	SC:B6-Entertainment:Music	1086
33	SC:A99-Financial	1075
34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	1073
35	SC:A38-Politics	1039
36	SC:A23-Psychological	1007
37	SC:A108-Education	1002

38	SC:B46-Famous:Awards	974
39	EL:A17-Financial	932
40	SC:B72-Parenting:1-3 Kids	922
41	SC:B95-Art:Entertainers	913
42	EL:A49-Relationship	910
43	EL:A87-Personality	908
44	EL:A11-Social	902
45	SC:A70-Work	834
46	SC:A17-Criminal Perpetrator	780
47	EL:B10-Death:Death by Disease	763
48	SC:A65-Mind	742
49	SC:B69-Childhood:Family noted	737
50	SC:B64-Book Collection:Culture Collection	735
51	SC:B169-Medical:Doctor	724
52	SC:A138-Religion	707
53	SC:C164-Occult Fields:Astrologer:Pro	697
54	SC:B154-Death:Long life >80 yrs	681
55	SC:B130-Death:Illness/ Disease	680
56	EL:A45-Health	665
57	SC:C146-Relationship:Number of marriages:One	657
58	SC:B123-Book Collection:Occult/ Misc. Collection	650
59	SC:B126-Medical:Accidents	636
60	SC:B109-Education:Teacher	636
61	EL:B18-Financial:Prize	625
62	SC:B13-Relationship:Noted partner	625
63	SC:A85-Home	622
64	SC:A165-Military	619
65	SC:B61-Art:Musicians	589
66	EL:B38-Death:Others	586
67	SC:C7-Entertainment:Music:Vocalist	581
68	SC:B105-Writers:Textbook/ Non-fiction	569
69	SC:B134-Book Collection:Crime Collection	561
70	EL:B29-Social:Gain social status	560
71	EL:B20-Work:New Job	547
72	SC:B141-Politics:Politicians	537
73	SC:C59-Famous:Greatest hits:Art field	534
74	SC:B403-Death:Suicide	526
75	EL:A5-Crime	509
76	SC:A3-Criminal Victim	503
77	SC:B41-Occult Fields:UFO sighting	502
78	SC:B207-Medical:Cancer	490
79	SC:B24-Psychological:Alcohol Abuse	481
80	SC:D8-Entertainment:Music:Vocalist:Rock, Pop, etc	479
81	SC:B158-Politics:Public office	475
82	SC:B269-Entertainment:Stage	472
83	SC:B284-Childhood:Family trauma	471
84	SC:A120-Science	466
85	SC:C11-Entertainment:Music:Instrumentalist	461
86	SC:B89-Childhood:Siblings	458
87	SC:B210-Relationship:Term long >15 Yrs	449
88	SC:B50-Famous:Sports Figures	449
89	SC:B290-Childhood:Advantaged	435

90	SC:B86-Home:Expatriate	420
91	SC:B35-Writers:Fiction	417
92	SC:B117-Business:Entertain/Business	411
93	SC:B93-Birth:Twin, triplet, etc.	407
94	SC:B56-Art:Beauty	404
95	SC:A151-Law	400
96	SC:B166-Military:Military service	397
97	SC:A216-Travel	396
98	SC:B142-Parenting:>3 Kids	384
99	SC:B20-Writers:Autobiographer	380
100	SC:B293-Writers:Astrology	375
	Всего случаев:	123671

Из 100 категорий, перечисленных в таблице 1, были созданы 12 различных моделей, содержащих от 5 до 100 категорий с общим числом случаев от 5196 до 123671 соответственно. Описание моделей дано в таблице 23.

Для того чтобы можно было сравнить влияние долготы и расстояния в одном масштабе, признаки расстояний нормировались по формуле:

$$R_i = 360\left(R_{\max}(i) - R(i)\right)/\left(R_{\max}(i) - R_{\min}(i)\right),\ i = 1,\ldots,10$$

Здесь $R_{\max}(i)$, $R_{\min}(i)$ максимальное и минимальное расстояние до i-го небесного тела соответственно.

Моделирование осуществляется на сетке одного масштаба М22 с использованием системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра». В результате моделирования формируется обобщенный информационный портрет каждой социальной категории. Астрономические параметры на сетке с числом ячеек М=22 разбиваются на М признаков, соответствующих занимаемому интервалу с номером m=1, 2,…,M. Каждому астрономическому признаку (долготе или расстоянию из данного интервала) соответствует некоторое количество информации, по которому для каждой категории вычисляется информативность данного признака. Интегральная информативность (ИИ) представляет собой среднеквадратичное отклонение информативности данного признака, вычисленное для отдельных категорий, перечисленных в таблице 22.

Таблица 23. Описание моделей

Модель Mod	Число категорий Cat	Число случаев N	Описание модели
C100	100	123671	Включает 100 категорий представленных в таблице 1
C64	64	45804	Включает 64 категории модели C100 с информативностью по признакам Солнца выше 0.1 бит.
C37	37	86314	Базовая модель /2, 4/ включающая 37 категорий с частотой встречаемости не менее 1000
C37D	37	86314	Модель C37 с двойной точностью
C37D7R	37	58833	Модель C37D в которой 7 категорий с наименьшим параметром сходства заменены на 7 следующих по частоте встречаемости из таблицы 1
C37D25R	37	31486	Модель C37D в которой 25 категорий с наименьшим параметром сходства заменены на 25 следующих по частоте встречаемости из таблицы 1
C34D	34	66307	Модель C37D в которой удалены 3 категории с наименьшим параметром сходства
C31	31	54627	Модель C37 в которой удалены 6 категорий с наименьшим параметром сходства
C30D	30	62113	Модель C37D в которой удалены 7 категорий с наименьшим параметром сходства
C22D	22	32316	Модель C37D в которой удалены 15 категорий с наименьшим параметром сходства
C11D	11	13479	Модель C37D в которой удалены 26 категорий с наименьшим параметром сходства
C5D	5	5196	Модель C11D в которой удалены 6 категорий с наибольшей частотой встречаемости

Рис. 49. Зависимость нормированной интегральной информативности от расстояния до Солнца

Достоверность аппроксимации данных квадратным полиномом для других моделей приведена в таблице 24. Наихудшая достоверность получается в модели C11D, содержащей наименьшее число категорий и описывающей наименьшее число случаев. Отметим, что в работах [13-14] путем обработки данных для модели C37 на сетках нескольких масштабов были получены следующие значения коэффициентов формулы (1): A=2.4222, B=0.5139, C=0.8233. Таким образом, значения коэффициентов, полученных в наилучшей модели C34D, не слишком сильно отличаются от средних значений, полученных в модели C37.

На рис. 2 представлена зависимость ИИ от расстояния до Плутона во всех исследованных моделях. Из приведенных на этом рисунке данных можно сделать вывод, что некоторые детали зависимости ИИ от расстояния до Плутона повторяются во всех моделях. Зависимость нормированной интегральной информативности от расстояния до Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона в общем случае можно представить в виде:

$$\frac{\mathrm{I}_2(M,R)}{\bar{\mathrm{I}}_2(M)} = A(x-B)^2 + C,\ x = \frac{R_{\max} - R}{R_{\max} - R_{\min}} \qquad (52)$$

Здесь численные коэффициенты определяются по совокупности данных для каждого небесного тела в каждой модели.

Рис. 50. Зависимость нормированной интегральной информативности от расстояния до Плутона

Таблица. 24. Достоверность аппроксимации ИИ от расстояния до небесных тел в различных моделях – R^2. Максимальные значения выделены жирным шрифтом.

Mod	C100	C64	C37D	C37D7R	C37D25R	C34D	C31	C30D	C22D	C11D
Cat	100	64	37	37	37	34	31	30	22	11
N	123671	45804	86314	58833	31486	66307	54627	62113	32316	13479
Sun	0.648	0.5774	0.7815	0.7228	0.5163	**0.8089**	0.778	0.6727	0.7058	0.2865
Venus	0.7506	**0.757**	0.515	0.5526	0.5905	0.4871	0.4855	0.5137	0.4223	0.3064
Saturn	0.6778	0.6919	0.577	0.4897	0.441	0.5432	0.5857	0.5317	**0.8343**	0.4965
Uranus	**0.9043**	0.8886	0.8466	0.8458	0.8581	0.8432	0.8467	0.8378	0.7662	0.8143
Neptune	0.7973	0.7249	0.7975	0.796	0.7538	**0.8026**	0.7976	0.8003	0.7662	0.7855
Pluto	0.8382	0.8739	0.7181	0.7299	**0.8842**	0.6978	0.6922	0.6667	0.4389	0.2003

Наибольшая достоверность при аппроксимации данных квадратичным полиномом достигается для Плутона в модели C37D25R - см. таблицу 5. Для этого случая находим:

$$A=4.2915,\ B=0.4587,\ C=0.615.$$

Отметим, что среднее значение этих коэффициентов, полученное по совокупности данных для Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона в модели M150 составляет A=2.7418, B=0.4572, C=1.1311. Для удаленных небесных тел Солнечной системы – Урана и Нептуна наблюдается относительная устойчивость зависимости ИИ от расстояния при изменении числа категорий и общего числа случаев – см. таблицу 3. Это можно объяснить тем, что эти зависимости формируется под влиянием годичного движения Земли вокруг Солнца, что способствует накоплению сигнала. В случае Плутона это правило нарушается, хотя в деталях нормированные значения ИИ для этого небесного тела повторяются довольно точно – рис. 50. Для Венеры наилучшая аппроксимация зависимости ИИ от расстояния наблюдается в модели C64 – рис. 51, а наихудшая – в модели C11D, как и для Солнца.

Отметим, что во всех рассмотренных случаях существует такая комбинация категорий, своя для каждого небесного тела, что зависимость ИИ от расстояния до соответствующего тела имеет наибольшую достоверность аппроксимации. Отсюда можно сделать вывод, что каждое небесное тело воспринимается независимо от других, причем характер восприятия можно установить путем анализа категорий соответствующей модели. Напри-

мер, зависимость ИИ от расстояния до Урана и Нептуна одинаково хорошо распознается в любой модели при любой комбинации параметров, т.е. характер зависимости ИИ от расстояния до этих небесных тел практически не изменяется при изменении числа категорий – рис. 52-53. Следовательно, влияние этих небесных тел проявляется через все категории, затрагивает все стороны жизни субъектов. С другой стороны, Венера наилучшим образом распознается в моделях C100 и C64, содержащих большое число высокоспециализированных категорий, а влияние Сатурна наиболее заметно в модели C22D – рис. 54 .

Рис. 51. Зависимость интегральной информативности (Бит) от расстояния до Венеры

Рис. 52. Зависимость интегральной информативности (Бит) от расстояния до Урана

Рис. 53. Зависимость интегральной информативности (Бит) от расстояния до Нептуна

Отметим, что данные на рис. 51-54 представлены в абсолютных единицах (Бит) (тогда как на рис. 49-50 приведены нормированные значения ИИ), что позволяет сравнить масштаб изменения ИИ для трех планет – Венеры, Урана и Нептуна. Можно заметить, что хотя гравитационные потенциалы Венеры, Урана и Нептуна изменяются в одном масштабе – рис. 31, реакция на воздействие этих планет не является одинаковой.

Рис. 54. Зависимость интегральной информативности (Бит) от расстояния до Сатурна

Рис. 55. Зависимость средней интегральной информативности от числа случаев

Учитывая, что ИИ характеризует дисперсию информативности, вычисленную для данного множества категорий модели (аналог температуры), можно построить зависимость средней (по 22 ячейкам модели М22) интегральной информативности от общего числа случаев – рис. 55. Из этих данных следует, что при изменении общего числа случаев от 5196 до 123671 (т.е. более чем на порядок), среднее значение ИИ для всех небесных тел изменяется немонотонно. Реакция на воздействие видимых небесных тел – Солнца, Венеры и Сатурна, является избирательной, зависящей от состава категорий, тогда как реакция на воздействие далеких небесных тел – Урана, Нептуна и Плутона, является однотипной, охватывающей все категории – рис. 56. В этом случае можно обобщить данные для среднего значения ИИ, используя прараметр энтропии системы, который определяется согласно уравнению:

$$S = \ln N + \ln(Cat)$$

Соответствующие результаты представлены на рис. 56. Как следует из данных, приведенных на этом рисунке, данные по ИИ для Урана, Нептуна и Плутона описываются однотипной зависимостью, которая с хорошей точностью может быть интерполированна кубическим полиномом.

Рис. 56. Зависимость средней интегральной информативности от энтропии системы

Отметим, что зависимости (51-52), установленные в работах [13-14], наблюдаются во всех исследованных моделях, что хорошо видно при сравнении данных для нормированных значений ИИ, как на рис. 49-50. В случае Урана и Нептуна рассеяние данных не слишком велико даже для ненормированных значений ИИ – рис. 52-53. Для Венеры, как и для Солнца, характерно значительное рассеяние данных, полученных в разных моделях, поэтому эти данные необходимо сравнивать в приведенных координатах, как на рис. 49. В этом случае данные легко обобщаются на основе уравнения (51) простой параболической зависимостью [23].

ГЛАВА 7. ТЕОРИЯ АСТРОСОЦИОТИПОЛОГИИ

7.1. Теорема астросоциотипологии

В работах [11-12] была сформулирована теорема астросоциотипологии, которая устанавливает зависимость функции распределения случайных событий, происходящих на земле от кинематических и динамических параметров нашей планеты при ее движении вокруг Солнца, а именно:

социальная реакция большой группы субъектов на воздействие любого небесного тела Солнечной системы может быть описана функцией среднеквадратичного отклонения нормированной частоты выбора, зависящей от радиальной скорости в системе Земля - небесное тело.

Некоторые следствия этой теоремы:

1) социальная реакция большой группы субъектов на воздействие любого небесного тела Солнечной системы, кроме Солнца может быть описана функцией среднеквадратичного отклонения нормированной частоты выбора, зависящей от углового аспекта небесного тела с Солнцем при наблюдении с Земли (от разности долгот небесного тела и Солнца);

2) социальная реакция большой группы субъектов на воздействие Солнца может быть описана функцией среднеквадратичного отклонения нормированной частоты выбора, зависящей от долготы Солнца.

Одним из следствий этой теоремы является то, что любые непрерывные во времени распределения событий при их представлении в зависимости от координат небесных тел содержат когерентные колебания, обусловленные движением небесных

тел. В работе [12] высказана гипотеза о том, что когерентные колебания могут быть использованы для распознавания событий в астросоциотипологии. В работах [18-19] обсуждается проблема распознавания событий в поле центральных сил. Дано решение проблемы на основе системной теории информации. Развита модель прогнозирования курсов валют с использованием астрономических параметров.

При выводе теоремы астросоциотипологии предполагается [11-12], что на планете происходит ряд однородных событий, число которых в единицу времени описывается функцией W(t), нормированной на единицу за один период обращения планеты вокруг центрального светила, т.е.

$$\frac{1}{T}\int_0^T W(t)dt = 1 \tag{53}$$

Период обращения связан с угловой скоростью движения по орбите интегральным соотношением

$$\frac{1}{2\pi}\int_0^T \omega(t)dt = 1$$

Для замкнутых траекторий эта теорема является следствием дифференциального уравнения, связывающего плотность функции распределения вдоль радиальной и угловой координаты в полярной системе координат

$$W(t)dt = W(t)\frac{dt}{dr}dr = W(t)\frac{dr}{d\vartheta}\frac{d\vartheta}{\dot{r}} = \frac{W(t)}{\omega(t)}d\vartheta \tag{54}$$

Отметим связь кинематических параметров:

$$\dot{r} = \omega\frac{dr}{d\vartheta} \tag{55}$$

Как известно, в поле центральных сил тело совершает финитное движение по эллипсу, уравнение которого в полярной системе координат можно представить в виде:

$$\frac{1}{r} = a + b\cos\vartheta$$

$$a = \frac{1}{2}\left(\frac{1}{r_{\min}} + \frac{1}{r_{\max}}\right), b = \frac{1}{2}\left(\frac{1}{r_{\min}} - \frac{1}{r_{\max}}\right) \tag{56}$$

Здесь $r_{\min}, r_{\max}$ - минимальное и максимальное удаление планеты от центра масс системы.

В поле центральных сил выполняется закон сохранения момента импульса в форме

$$\omega r^2 = l = const$$

Отсюда и из уравнений (55-56) вытекают простые соотношения

$$\dot{r} = lb\sin\vartheta$$

$$\sin\vartheta = \pm\sqrt{1 - \left(\frac{1}{br} - \frac{a}{b}\right)^2}$$

$$\omega(\vartheta) = l(a + b\cos\vartheta)^2 \tag{57}$$

В случае равновероятных событий положим в уравнениях (54) W(t)=1, и, используя (57), находим плотности распределения событий вдоль угловой и радиальной координаты

$$w(\vartheta) = c_1 / \omega(\vartheta) = c_1 / l(a + b\cos\vartheta)^2$$

$$w(r) = c_2 / |\dot{r}| = c_2 / lb\sqrt{1 - \left(\frac{1}{br} - \frac{a}{b}\right)^2} \tag{58}$$

Здесь c_1, c_2 – постоянные множители, которые можно найти из условия нормирования. Отметим, что полученные плотности (58) зависят от полярного угла (или долготы Солнца) и радиальной координаты, хотя исходное распределение не зависит от вре-

мени. Плотность функции распределения в зависимости от расстояния имеет особенности в точках остановки, где радиальная скорость обращается в нуль.

В дискретном случае, рассмотренном в работах по астросоциотипологии [1-2, 4-6] и других вместо уравнения (54) используются нормированные частоты и их стандартные отклонения:

$$\overline{w}_i(\vartheta_j) = \frac{N_{ij} / \sum_j N_{ij}}{\sum_i N_{ij} / \sum_{i,j} N_{ij}}, \quad N_{ij} = W_i(\vartheta_j) / \omega(\vartheta_j)$$

$$\overline{w}_i(r_j) = \frac{N_{ij} / \sum_j N_{ij}}{\sum_i N_{ij} / \sum_{i,j} N_{ij}}, \quad N_{ij} = \frac{W_i(r_j)}{\left|\dot{r}(r_j)\right|}$$

$$\delta w_j = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_i \left(\overline{w}_{ij} - \frac{1}{n}\sum_i \overline{w}_{ij}\right)^2}, \quad 1 \le i \le n, \quad 1 \le j \le m \tag{59}$$

Теорема астросоциотипологии непосредственно следует из определений (59), которые не содержат никаких внешних параметров, кроме угловой и радиальной скорости.

Отметим, что при наблюдении с земли за небесным телом, орбита которого близка к окружности, радиальная скорость в системе Земля – небесное тело связана с разностью долгот соотношением [11]:

$$\dot{r} = r_e(\omega_e - \omega_h)\sin(\vartheta - \vartheta_e) \tag{60}$$

Здесь $r_e, \omega_e, \vartheta_e$ – радиус, угловая скорость Земли, и долгота Солнца соответственно, ω_h, ϑ - угловая скорость вращения небесного тела по орбите вокруг Солнца и его долгота соответственно.

Предположим, что известна функция распределения событий вдоль угловой координаты, $w = w(\vartheta)$, которую нормируем на единицу

$$\frac{1}{2\pi}\int_0^{2\pi} w(\vartheta)d\vartheta = 1 \tag{61}$$

Функция плотности распределения вдоль радиальной координаты может быть получена из дифференциального соотношения:

$$w(\vartheta)d\vartheta = w(\vartheta(r))\frac{d\vartheta}{dr}dr = \widetilde{w}(r)dr \tag{62}$$

Отметим, что функция плотности распределения отличается от функции с тильдой в правой части (62) на постоянный множитель, который определяется из условия нормировки. Вместо радиальной переменной удобно использовать нормированную переменную

$$x = \frac{r_{\max} - r}{r_{\max} - r_{\min}}$$

Тогда уравнение (62) приобретает вид

$$w(\vartheta)d\vartheta = w(\vartheta(x))\frac{d\vartheta}{dx}dx = \widetilde{w}(x)dx \tag{63}$$

Отсюда следует, что отношение плотностей вдоль угловой и нормированной координаты (с учетом нормировки и положительной определенности плотности) в случае Солнца равно

$$w(\vartheta)/w(x) = \frac{\pi}{2}\sin\vartheta,\ 0 \le \vartheta \le \pi \tag{64}$$

В случае произвольного небесного тела, используя уравнение (60), находим:

$$w(\vartheta)/w(x) \approx C\left|\sin(\vartheta - \vartheta_e)\right| \tag{65}$$

Здесь C – постоянный множитель, который определяется из условия нормировки.

Отметим, что уравнение (64) выполняется с точностью до величины эксцентриситета земной орбиты (или орбиты небесного тела). С той же точностью можно связать между собой функцию плотности распределения событий по времени W(t) и функцию $w = w(\vartheta)$. Действительно, используя уравнение (54), находим

$$W(t)dt = \frac{W(t)}{\omega(t)} d\vartheta \approx \frac{T}{2\pi} W(t) d\vartheta$$

Таким образом, если использовать вместо истинной угловой скорости ее среднее значение, определяемое по периоду обращения планеты, тогда плотность распределения событий по углу связана с плотностью распределения событий по времени простым соотношением:

$$w(\vartheta) \approx \frac{T}{2\pi} W\left(\frac{T\vartheta}{2\pi}\right) \tag{66}$$

Далее заметим, что если функция W(t) является регулярной, то и функция $w = w(\vartheta)$ является регулярной в силу (66). Но тогда функция $w = w(x)$ может иметь особенности в точках, где $\sin\vartheta = 0$, в силу уравнения (65) или в точках, где $\sin(\vartheta - \vartheta_e) = 0$, в силу уравнения (65). Очевидно, что эти свойства относятся к непрерывным распределениям событий, тогда как в случае дискретных событий особенности заменяются конечными величинами – пиками событий [11-12].

Можно показать, что в случае дискретных распределений уравнение (64) имеет дискретный аналог

$$N_{ij}(\vartheta_j) / N_{ij}(x_j) \cong \frac{\pi}{2} \sin\vartheta_j, \; 0 \le \vartheta_j \le \pi \tag{67}$$

Уравнение (67) выполняется тем точнее, чем больше общее число случаев и число ячеек модели, а также число случаев, приходящихся на одну ячейку.

На рис. 57 представлены данные отношения распределений $N_{ij}(\vartheta_j)/N_{ij}(x_j)$ реализации выбора 20007 респондентов из 37 категорий для одной категории с общим числом случаев 13640 в зависимости от нормированного угла $\vartheta_j/2\pi$ в модели M120. Числа $N_{ij}(\vartheta_j), N_{ij}(x_j)$ определялись на основе комплекса программ «Эйдос-астра» [7] путем суммирования записей банка данных, относящихся к данной категории в данной ячейке. Сплошная линия на рис. 57 представляет правую часть уравнения (67). Наблюдается линейная корреляция данных с теоретической кривой с коэффициентом $R^2 = 0.6443$.

Рис. 57. Отношение функций плотности распределения событий вдоль угловой и радиальной координаты в модели M120 для одной категории

Менее представительные категории имеют большее рассеяние данных относительно теоретической кривой. Поэтому по мере роста числа категорий рассеяние данных возрастает. Тем не менее, данные всех 37 исследованных категорий ложатся вокруг теоретической кривой. На рис. 58 представлены данные отношения распределений $N_{ij}(\vartheta_j)/N_{ij}(x_j)$ реализации выбора 20007 респондентов из 37 категорий для десяти наиболее представительных категорий из таблицы 22 с общим числом случаев 44176

в зависимости от нормированного угла $\vartheta_j / 2\pi$, в модели M120. Сравнивая данные на рис. 57 и 58 можно сделать вывод, что рассеяние данных относительно теоретической кривой (67) заметно растет с ростом числа категорий. Это связано с тем, что при уменьшении общего числа случаев приходящихся на категорию, уменьшается и число случаев, приходящихся на одну ячейку модели.

Рис. 58. Отношение функций плотности распределения событий вдоль угловой и радиальной координаты в модели M120 для десяти категорий

Рис. 59. Отношение функций плотности распределения событий вдоль угловой и радиальной координаты в модели M22 для пяти категорий

Уменьшая число ячеек модели, можно понизить рассеяние данных относительно теоретической кривой за счет увеличения числа случаев, приходящихся на одну ячейку. На рис. 59 пред-

ставлены данные отношения распределений $N_{ij}(\vartheta_j)/N_{ij}(x_j)$ реализации выбора 20007 респондентов из 37 категорий для пяти наиболее представительных категорий с общим числом случаев 31176 в зависимости от нормированного угла $\vartheta_j/2\pi$ в модели M22. Для совокупности этих данных наблюдается линейная корреляция с теоретической кривой (представлена квадратными символами на рис. 59) с коэффициентом $R^2 = 0.7928$.

Таким образом, данные, представленные на рис. 57-59, свидетельствуют, что дискретный аналог уравнения (64) в форме (67) действительно существует. Докажем это утверждение, используя интегральную форму выражения числа событий в данной ячейке и теорему о средней точке, имеем:

$$N_{ij}(\vartheta_j) = N_i \int_{\vartheta_j}^{\vartheta_j+\Delta\vartheta} w(\vartheta)d\vartheta = N_i w(\tilde{\vartheta}_j)\Delta\vartheta, \quad \vartheta_j < \tilde{\vartheta}_j < \vartheta_j + \Delta\vartheta$$

$$N_{ij}(x_j) = N_i \int_{x_j}^{x_j+\Delta x} w(x)dx = N_i w(\tilde{x}_j)\Delta x, \quad x_j < \tilde{x}_j < x_j + \Delta x$$

Здесь Ni – общее число случаев данного типа. С учетом полученных выражений составим отношение

$$\frac{N_{ij}(\vartheta_j)}{N_{ij}(x_j)} = \frac{w(\tilde{\vartheta}_j)\Delta\vartheta}{w(\tilde{x}_j)\Delta x}$$

Далее заметим, что в дискретном случае при выборе равномерной сетки по угловой и радиальной координате, как в работах [13-16], отношение $\Delta\vartheta/\Delta x = const$. Без ограничения общности можно выбрать эту константу так, чтобы получить выражение (67). Следовательно, уравнение (64) действительно выполняется в дискретном случае, причем невязка, необходимая для согласования правой и левой части уравнения (67), определяется выбором средней точки в соответствующих интервалах, т.е.

$$\frac{N_{ij}(\vartheta_j)}{N_{ij}(x_j)} = \frac{\pi}{2}\sin\vartheta_j + \frac{w(\widetilde{\vartheta}_j)}{w(\widetilde{x}_j)} - \frac{w(\vartheta_j)}{w(x_j)} \tag{68}$$

Для дифференцируемой функции плотности распределения легко показать, что невязка в правой части уравнения (68) стремится к нулю при условии, что $\Delta\vartheta, \Delta x \to 0$. Однако, для дискретных распределений это выполняется лишь в том случае, если число случаев, приходящихся на одну ячейку, достаточно велико, что заведомо не выполняется в задачах с конечным числом событий. Для таких задач можно оптимизировать невязку, путем перебора числа ячеек сетки. В частности, для данных, приведенных на рис. 57-59, оптимальное число ячеек сетки M=22.

Полученные выше результаты касаются свойств функции плотности распределения событий по угловой и радиальной координате Солнца относительно нашей планеты. К сожалению, для других небесных тел солнечной системы не удается получить простой дискретный аналог уравнения (65), поскольку в правую часть этого уравнения входит разность углов, а не один угол, как в уравнении (64). Кроме того, даже если исходное распределение событий W(t) является случайным, распределения событий вдоль долготы и расстояния до небесных тел содержат когерентную составляющую, обусловленную периодическим движением нашей планеты.

На рис. 60 представлены данные отношения распределений по долготе и расстоянию до Венеры - $N_{ij}(\vartheta_j)/N_{ij}(x_j)$, реализации выбора 20007 респондентов из 37 категорий для десяти наиболее представительных категорий из таблицы 22 с общим числом случаев 44176 в зависимости от нормированного угла $x = \vartheta_j / 2\pi$ в модели M120. В распределении данных отчетливо наблюдаются когерентные колебания, обусловленные периодическим движением Земли и Венеры.

Рис. 60. Отношение функций плотности распределения событий вдоль угловой и радиальной координаты Венеры в модели M120 для десяти категорий

На рис. 61 представлены данные абсолютных распределений $N_{ij}(\vartheta_j)$ реализации выбора 20007 респондентов из 37 категорий для пяти наиболее представительных категорий с общим числом случаев 31176 в зависимости от долготы Венеры в модели M120. Из этих данных следует, что распределение событий по долготе Венеры содержит колебания, обусловленные изменением угловой скорости в системе Венера-Земля.

Рис. 61. Зависимость функции распределения числа событий от долготы Венеры в модели M120 для пяти категорий

Действительно, как это следует из уравнения (54), плотность распределения событий вдоль угловой координаты изменяется обратно пропорционально угловой скорости, т.е.

$$w(\vartheta)d\vartheta = \frac{W(t)}{\omega(t)}d\vartheta \tag{69}$$

В случае Солнца это изменение невелико и дается первым уравнение (58). В случае других небесных тел относительное движение велико, что приводит к большому изменению относительной угловой скорости и к появлению колебаний в распределении числа событий, как это видно из данных на рис. 61.

Заметим, что указанным свойством квазипериодичности, обусловленным изменением знака относительной угловой скорости, обладают и распределения относительно долготы других небесных тел. При этом, влияние каждого небесного тела на функцию распределения можно достаточно легко идентифицировать по внешнему виду кривой отношения функций плотности распределения вдоль угловой и радиальной координаты. На рис. 62-65 представлены данные отношения распределений по долготе и расстоянию - $N_{ij}(\vartheta_j)/N_{ij}(x_j)$, реализации выбора 20007 респондентов из 37 категорий для десяти наиболее представительных категорий из таблицы 1 работы /9/ с общим числом случаев 44176 в зависимости от нормированного угла $x_j = \vartheta_j / 2\pi$ в модели M120 для Меркурия, Марса Юпитера и Луны соответственно. Можно видеть, что данные на рис. 62-65 группируются сходным образом, но иначе, чем данные для Солнца (рис. 2) и Венеры (рис.4).

Рис. 62. Отношение функций плотности распределения событий вдоль угловой и радиальной координаты Меркурия в модели M120 для десяти категорий

Рис. 63. Отношение функций плотности распределения событий вдоль угловой и радиальной координаты Марса в модели M120 для десяти категорий

Рис. 64. Отношение функций плотности распределения событий вдоль угловой и радиальной координаты Юпитера в модели M120 для десяти категорий

Рис. 65. Отношение функций плотности распределения событий вдоль угловой и радиальной координаты Луны в модели M120 для десяти категорий

Данные для Юпитера на рис. 64 содержат 12 пиков, обусловленных взаимным когерентным движением Земли и Юпите-

ра на протяжении 12-летнего цикла. Данные для Марса и Меркурия при внешнем сходстве рис. 62 и 63 имеют разное рассеяние относительно среднего значения. Данные для Луны группируются аналогично данным для Меркурия и Марса, но со своими специфическими особенностями. Отметим, что все данные на рис. 58, 60, 62-65 изменяются пропорционально радиальной скорости в системе Земля – соответствующее небесное тело.

Таким образом, в силу уравнения (54), данные распределений относительно координат любого небесного тела – расстояния и долготы, содержат когерентные составляющие, обусловленные периодическим движением небесного тела относительно Земли. Зададимся вопросом, можно ли использовать когерентные возмущения функции плотности распределения данных, обусловленные движением небесных тел для распознавания самих данных по астрономическим параметрам, заданным в момент события W(t)? Ответ является положительным в задачах астросоциотипологии, связанных с распознаванием социальных категорий, причем можно утверждать, что чем больше использовано разнородных входных астрономических параметров, тем выше вероятность распознавания. Например, сочетание параметров долготы и расстояния должно приводить к повышению вероятности распознавания, что было обнаружено в работе [11]. С другой стороны, при замене независимых от долготы небесных тел углов домов на зависимые от долготы параметры склонения, вероятность распознавания должна снижаться, что было обнаружено в работе [6].

Теорема астросоциотипологии имеет еще одно интересное следствие, которое позволяет понять природу зависимости интегральной информативности от величины гравитационного потенциала. Вычислим производную по времени от потенциала гравитационного поля вдоль траектории движения, имеем с учетом первого уравнения (57):

$$\frac{d\varphi}{dt} = \frac{\gamma M}{r^2}\dot{r} = \frac{\gamma M}{r^2} lb \sin\vartheta$$

Учитывая, что расстояние от земли до Солнца изменяется относительно слабо, можно сделать вывод, что скорость изменения потенциала гравитационного поля пропорциональна радиальной скорости перемещения нашей планеты. Учитывая эту связь, можно декларировать зависимость ИИ от производной потенциала гравитационного поля по времени, что и было сделано в работах [20-21].

Наконец, заметим, что в работе [27] была обнаружена зависимость скорости радиоактивного распада ядер ^{32}Si и ^{226}Ra от расстояния от Земли до Солнца. Аналогичная зависимость была также установлена в работе [24] по данным [25] для сопротивления и индуктивности. В работе [26] была высказана гипотеза, что полученные в [25, 27] результаты можно объяснить зависимостью статистики фермионов от величины потенциала гравитационного поля Солнца. Учитывая полученные выше результаты, можно однозначно утверждать, что существует связь многолетних рядов наблюдений с радиальной скоростью движения нашей планеты или с производной потенциала гравитационного поля по времени.

7.2. Проблема распознавания социальных категорий в поле центральных сил

Сформулируем задачу распознавания социальных категорий, рассматривая их как совокупность событий выбора самих категорий множеством респондентов. Тогда момент рождения респондентов можно отнести к началу события. Действительно, выбор социальной категории, например, профессии, не является одномоментным событием. Обычно ему предшествуют периоды воспитания и образования, практической подготовки. Однако для упрощения задачи удобно отнести это событие ко времени рож-

дения респондентов, поскольку в этой задаче нет никакого другого выделенного момента времени, кроме рождения индивида.

Итак, имеется множество респондентов A, которому ставится в соответствие множество категорий C_i. Каждый респондент характеризуется моментом времени и местом рождения (географические координаты места рождения). По данным рождения можно построить матрицу, содержащую координаты небесных тел, например углы долготы и расстояния, а по биографическим данным респондентов можно определить частотные распределения N_i – число респондентов, имеющих отношение к данной категории C_i. В частности, для банка данных [8] соответствующие распределения приведены в работе [2]. Отметим, что один респондент может иметь отношение к нескольким категориям.

Определим число случаев реализации данной категории, которое приходится на заданный интервал изменения астрономических параметров, имеем в дискретном случае:

$$N_{ij}(\vartheta_j,k)=N_i w(\tilde{\vartheta}_j,k)\Delta\vartheta, \quad \vartheta_j<\tilde{\vartheta}_j<\vartheta_{\mathrm{j}}+\Delta\vartheta$$
$$N_{ij}(x_j,k)=N_i w(\tilde{x}_j,k)\Delta x, \quad x_j<\tilde{x}_j<x_{\mathrm{j}}+\Delta x$$
$$1\le i\le n, \quad 1\le j\le m, \quad k=1,\dots,k_0 \tag{70}$$

Здесь k_0 – число небесных тел, используемых в задаче, нормированная переменная определена следующим образом:

$$x_{jk}=\begin{cases}\vartheta_j(k)/2\pi, & 1\le j\le m\\ \dfrac{r_{\max}(k)-r(k)}{r_{\max}(k)-r_{\min}(k)}, & m+1\le \mathrm{j}\le 2\mathrm{m}\end{cases}$$

В системе искусственного интеллекта [7], используемой для решения задач астросоциотипологии, осуществляется фильтрация сигнала путем определения матрицы информативности в виде [3]

$$I_{ijk} = \log_2 \frac{N_{ij} / \sum_j N_{ij}}{\sum_i N_{ij} / \sum_{i,j} N_{ij}}, \; N_{ij}(x_{jk}) \neq 0$$

$$I_{ijk} = 0, \;\; N_{ij}(x_{jk}) = 0,$$

$$\delta I_{jk} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_i \left(I_{ijk} - \frac{1}{n}\sum_i I_{ijk} \right)^2}$$

$$1 \le i \le n, \quad 1 \le j \le 2m, \quad 1 \le k \le k_0 \qquad (71)$$

Первая величина (71) называется информативность признака, а вторая величина является стандартным отклонением информативности или интегральная информативность (ИИ).

В случае непрерывных распределений событий определенная согласно (71) информативность явно не зависит от кинематических параметров небесных тел. Однако в дискретных задачах было обнаружено, что ИИ зависит от расстояния до небесных тел, что обусловлено невязкой, возникающей в формулах типа (70).

На рис. 66 представлены результаты расчетов интегральной информативности в зависимости от расстояния до Солнца в модели M22 выбора из 27-37 категорий (маркеры C27-C37 соответственно) для 20007 респондентов из банка данных [8]. Отметим, что зависимость типа представленной на рис. 10 наблюдается в широком диапазоне изменения числа интервалов разбиения от 6 до 172, числа категорий от 11 до 100 и общего числа случаев от 13479 до 123671 /8-9/. Таким образом, эту закономерность можно признать фундаментальным фактом. По характеру распределения данных на рис. 6 можно сделать вывод, что ИИ изменяется пропорционально радиальной скорости, что непосредственно следует из основной теоремы астросоциотипологии /1-3/.

Рис. 66. Распределение стандартного отклонения логарифмов нормированных частот при изменении числа категорий

На рис. 39 представлены обобщенные данные нормированного параметра ИИ в зависимости от нормированного расстояния до Луны, Марса, Меркурия и Юпитера, полученные на сетках семи масштабов. Сравнивая данные, представленные на рис. 39 и на рис. 62-65, можно сделать вывод, что для этих небесных тел ИИ изменяется пропорционально радиальной скорости, как и в случае Солнца.

Следовательно, зависимость статистических параметров от кинематических параметров небесных тел сохраняется в матрице информативности, определенной согласно первому уравнению (71). Определим размерность этой матрицы для примеров, приведенных на рис. 57-66. В модели M120 матрица информативности содержит 37x120x20=88800 элементов для 37 категорий и 20 параметров десяти небесных тел, разбитых на 120 ячеек. Соответственно в модели M22 матрица информативности содержит 37x22x20=16280 элементов.

Каждой категории можно сопоставить вектор информативности астрономических параметров размерности $2mk_0$, составленный из элементов матрицы информативности, путем последовательной записи столбцов, соответствующих нормированной координате, в один столбец, т.е.

$$c_{is} = I_{ijk}\Big|_{jk=s}, \quad 1 \le s \le 2mk_0 \tag{72}$$

С другой стороны, процесс идентификации и распознавания может рассматриваться как разложение вектора распознаваемого объекта в ряд по векторам категорий (классов распознавания) [3]. Этот вектор, состоящий из единиц и нулей, можно определить по координатам небесных тел, соответствующих дате и месту рождения респондента 1 в виде

$$a_{ls} = \begin{cases} 1, & (j-1)\Delta x \le x_{jk}(l) \le j\Delta x, \quad jk = s \\ 0, & 1 \le s \le 2mk_0 \end{cases} \tag{73}$$

Таким образом, если нормированная координата небесного тела из данных респондента попадает в заданный интервал, элементу вектора придается значение 1, а во всех остальных случаях – значение 0. Перечисление координат осуществляется последовательно, для каждого небесного тела.

В случае, когда система векторов (72) является полной, можно любой вектор (73) представить в виде линейной комбинации векторов системы (72). Коэффициенты этого разложения будут соответствовать уровню сходства данного респондента с данной категорией. В случае неполной системы векторов (72) точная процедура заменяется распознаванием. При этом уровень сходства данных респондента с той или иной категорией можно определить по величине скалярного произведения вектора (73) на вектор (72), т.е.

$$K_{il} = \frac{1}{|a_l||c_i|}\sum_{s=1}^{2mk_0} a_{ls}(A)c_{is} \tag{74}$$

Отметим, что возможны четыре исхода, при которых можно истинно или ложно отнести или не отнести данного респондента к данной категории. Для учета этих исходов распознавание социальных категорий в системе «Эйдос-астра» [7] осуществляется по параметру сходства, который определяется согласно (10).

На рис. 5 представлен параметр сходства четырех категорий при изменении объема выборки, взятый из работы [6]. Можно отметить, что уже при N >150 происходит стабилизация параметра сходства различных категорий. Очевидно, что параметр сходства должен удовлетворять критерию простой проверки

$$S_i(N_i = 1) = 100\ \%$$

На рис. 2 представлена зависимость параметра сходства 870 категорий от частоты встречаемости в модели М72. В этом примере минимальная частота равна 3, а критерий простой проверки выполняется, согласно уравнению степенной зависимости, при N_i=1.7545, т.е. в интервале от 1 до 2. Следовательно, при малом объеме выборки сравнение данных в системе [7] осуществляется простым перебором, а при большом объеме выборки используются статистические методы.

При заданном объеме выборки и при фиксированном числе небесных тел, параметр сходства зависит от числа ячеек модели. Как было установлено [2], средний параметр сходства 37 категорий, данные для которых приведены на рис. 57-66, возрастает с числом ячеек модели по логарифмическому закону - см. рис. 32.

Эти результаты показывают, что процедура распознавания по параметру сходства (10), реализованная в системе «Эйдосастра» [7], является устойчивой как относительно объема выборки, так и относительно числа ячеек модели. Математическое обоснование этой процедуры дано в монографии [3], где также указана связь использованной меры (71) со статистикой χ^2.

Естественно возникает вопрос, можно ли распознать произвольного респондента, не входящего в исходное множество А? Чтобы ответить на этот вопрос, разобьем исходное множество А на два подмножества – А1, А2. Сформируем матрицу информативности категорий, используя только подмножество А1. Выполним процедуру распознавания респондентов из подмножества А2. Теоретически определить процент угадывания при таком

распознавании можно только при случайном выборе. Практический же ответ на поставленный вопрос был получен в работе [4]. Так, например, из 5000 респондентов тестируемой выборки А2, чьи данные представлены на сайте [8], в системе "Эйдос-астра" [7] социальные категории были определены правильно у 68,75% респондентов. Обучение системы осуществлялось в этой задаче на базе данных 15007 респондентов.

Причина, по которой оказывается возможным идентифицировать подмножества (категории) событий различной даже случайной природы, используя астрономические параметры и матрицу информативности, достаточно очевидна. Ведь фактически идентифицируются распределения, которые образуются при модулировании исходных распределений астрономическими параметрами. В некоторых случаях этого достаточно, чтобы осуществить распознавание категорий.

Эту задачу можно сравнить с разложением солнечного света призмой. Свет представляет собой смесь случайных электромагнитных колебаний, но после прохождения призмы свет разлагается в спектр категорий цвета. При этом природа самого света не меняется.

Аналогично множество W(t) может представлять собой смесь случайных событий, но в процессе обработки системой формируется матрица информативности астрономических параметров, которую можно использовать для распознавания категорий. При этом случайная природа множества W(t) не меняется.

ГЛАВА 8. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КУРСОВ ВАЛЮТ

8.1. О зависимости курсов валют от астрономических параметров небесных тел Солнечной системы

Вообще говоря, тонкое влияние планет распространяется не только на процессы в живых организмах, но и на экономические процессы, что особенно сказывается на курсах валют. Разумеется, курсы валют формируются под влиянием игроков на рынке, психология которых зависит от положения планет.

Моделирование курсов валют является одной из популярных задач математической экономики. Существует несколько подходов к решению этой задачи. Наиболее содержательные результаты можно получить путем применения интеллектуальных систем на основе нейросетей. Принципиальным вопросом здесь является оценка степени влияния параметров отдельных планет на курсы валют. В работе [17] была исследована задача о зависимости курсов валют двадцати стран (см. список валют в таблице 25) от астрономических параметров одиннадцати небесных тел Солнечной системы – Солнца, Луны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Хирона, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона в период с 1 января 2000 года по 15 июня 2006 года. Для моделирования этой задачи была разработана нейросеть, позволяющая установить относительную значимость входных параметров. Среди входных параметров вводились астрономические параметры небесных тел, время в секундах, а также календарное время – год, месяц, день месяца и день недели. В качестве астрономических параметров использовались: синус и косинус долготы, широта и расстояние от Земли до центра небесного тела. База данных была подготовлена в виде одного массива, в котором наряду с данными валютных рядов были введены астрономические параметры.

Предсказательная сила такого рода модели сильно варьируется для разных стран – см. данные таблицы 25. Так, при прогнозе на день вперед модель позволяет правильно установить знак скорости изменения курса для 14 валют из 20. При этом уровень прогноза изменяется для валют разных стран от 37% (Новая Зеландия) до 76% (Китай) правильных предсказаний на 100 случаев прогноза. Иначе говоря, не все валютные ряды прогнозируются в равной степени хорошо или плохо. Можно выделить группу стран, для которых уровень прогноза курсов валют превосходит 2/3, но есть и такая группа стран, для которых уровень прогноза не выше 1/2. Это связано, видимо, с тем что, во-первых, система входных параметров модели не является полной, а во вторых, в реальном случае следует учитывать поведение игроков на рынке, оказывающих влияние на формирование цен. Тем не менее, эта модель позволяет установить относительную роль входных параметров, что представляет самостоятельный интерес.

На рис. 67 и в таблицах 26 А-С представлена в процентах относительная роль входных параметров. Как было установлено, наиболее важным параметром для всей исследованной совокупности валют является календарный месяц. Относительный вклад этого параметра составляет около 14%. Очевидно, что календарный месяц наилучшим образом описывает сезонные колебания валют, которые являются самыми значительными в валютных рядах. Отметим, что деление года на месяцы соответствует разбиению зодиакального круга на знаки. Интересным и наиболее интригующим является то, что суммарный вклад параметров планет в 4 раза превосходит вклад календарного (циклического) времени и в 100 раз превосходит вклад линейного времени, которое обычно используется для моделирования не только физических процессов, но и в экономике. То, что линейное время оказалось, по уровню значимости ниже, чем астрономические параметры небесных тел, свидетельствует в пользу астросоциотипологии, как адекватной модели "случайных" экономических про-

цессов. Более того, среди всех астрономических параметров суммарный вклад расстояния составляет только 22,68%, тогда как на долю угловых параметров и времени (входные параметры астросоциотипологических моделей) в сумме приходится 77,32% – см. таблицу 26 С.

Таблица 25. Уровень предсказания курсов валют 20 стран на день вперед. True (T) – правильные предсказания, False (F) – ложные предсказания.

Страна	True/False	ln(T/F)	T%	F%
UK	**1,142857**	0,133531	53%	47%
TAIWAN	**1,454545**	0,374693	59%	41%
SWITZERLAND	**1,545455**	0,435318	61%	39%
SINGAPORE	**2**	0,693147	67%	33%
AUSTRALIA	**1**	0	50%	50%
SWEDEN	**1,071429**	0,068993	52%	48%
NEW ZEALAND	**0,578947**	-0,54654	37%	63%
NORWAY	**0,928571**	-0,07411	48%	52%
MEXICO	**0,928571**	-0,07411	48%	52%
MALAYSIA	**2,428571**	0,887303	71%	29%
KOREA	**1,9**	0,641854	66%	34%
JAPAN	**0,733333**	-0,31015	42%	58%
INDIA	**1,363636**	0,310155	58%	42%
HONG KONG	**0,833333**	-0,18232	45%	55%
EURO	**1,333333**	0,287682	57%	43%
DENMARK	**1,357143**	0,305382	58%	42%
CHINA	**3,2**	1,163151	76%	24%
CANADA	**1,307692**	0,268264	57%	43%
BRAZIL	**1,285714**	0,251314	56%	44%
SOUTH_AFRICA	**1,818182**	0,597837	65%	35%

Среди всех планет наибольший вклад в валютные тренды вносит Юпитер (9,59%), затем идут Меркурий (9,05%), Луна (8,63%) и Венера (8,55%) – см. таблицу 26 А. Интересно, что

вклад астероида Хирон (8,44%) превосходит вклад Сатурна (8,09%). Солнце (6,14%) вносит наименьший вклад среди семи видимых планет. Вклады невидимых глазу планет Урана (4,07%) и Нептуна (3,97%) в два раза меньше, чем, например, вклад Сатурна. Но при этом вклад сравнительно небольшой планеты Плутон (5,07%) превосходит вклад Урана или Нептуна, Марс вносит 7,84%. Но пара планет Марс и Плутон вносит уже 12,91%.

Таблица 26 А. Относительный вклад входных параметров модели для 11 небесных тел, %%

	Солнце	Луна	Меркурий	Венера	Марс	Юпитер	Сатурн	Уран	Нептун	Плутон	Хирон
Синус долготы	1,80	3,27	1,12	1,38	1,24	1,25	5,06	0,74	0,69	1,94	4,48
Косинус долготы	0,86	2,70	1,36	1,77	2,59	2,13	0,90	1,07	0,83	0,91	1,18
Широта	1,54	1,52	3,19	2,34	1,67	1,82	0,84	0,98	0,85	0,85	1,89
Расстояние	1,94	1,14	3,38	3,06	2,34	4,39	1,29	1,28	1,60	1,37	0,89
Итого:	6,14	8,63	9,05	8,55	7,84	9,59	8,09	4,07	3,97	5,07	8,44

Таблица 26 Б. Относительный вклад календарного (циклического) времени и линейного времени

День месяца	2,69%
День недели	2,38%
Месяц	14,07%
Год, начиная с 2000 г.	0,60%
Линейное время	0,82%
Итого:	20,56%

Таблица 26 С. Сравнительная роль угловых параметров, расстояния и времени.

Синус долготы	22,97%
Косинус долготы	16,30%
Широта	17,49%
Расстояние	22,68%
Циклическое и линейное время	20,56%

Рис. 67. Относительный вклад входных параметров 11 небесных тел, календарного (циклического) и линейного времени

Выполненное исследование позволяет по-новому взглянуть на астросоциотипологию, как на прогностическую модель. Во-первых, ясно, что астросоциотипология вполне может быть использована для описания процессов в экономике. Во-вторых, очевидно, что уровень прогноза сильно варьируется от случая к случаю и никогда не достигает 100%, Поэтому не следует требовать от этой модели слишком высокой точности прогноза в любом случае, но надо сосредоточить внимание на тех процессах, для которых уровень прогноза превосходит, например, 2/3.

8.2. Прогнозирование курсов валют на основе системы «Эйдос-астра»

Заметим, что множество событий W(t) может иметь любую природу, например, это могут быть ежедневные данные котировок валют разных стран [17-19]. При этом в качестве категорий выступают сами валюты, вернее, их котировки в отношении к американскому доллару или к любой другой валюте. Предложен-

ная в работе [17] модель позволяет прогнозировать котировки валют на день вперед. В процессе моделирования был определен параметр отношения истинных прогнозов к ложным прогнозам для 20 стран – таблица 25.

Из приведенных в этой таблице данных следует, что использование астрономических параметров позволяет делать 76 % правильных прогнозов в случае Китая и 66% в случае Кореи. Таким образом, предложенный метод можно использовать для распознавания событий любой природы, включая события, связанные с техногенными катастрофами [43].

Рассмотрим метод прогнозирования курсов валют на основе системы «Эйдос-астра» [7]. В качестве категорий можно выбрать повышение (CAT1)/снижение (CAT2) курса валюты для каждой страны. Неизменный курс валюты будем относить к случаю понижения при игре на повышение (рынок «быков»), или к случаю повышения при игре на понижение курса («медвежий» рынок).

В качестве астрономических параметров используем долготу и расстояние от Земли до десяти небесных тел – Солнца, Луны, Марса, Меркурия, Венеры, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона. Исходная база данных формируется на основе ежедневных котировок валют, опубликованных в статистическом отчете Федеральной Резервной Системы США [44], а также данные котировок FOREX, доступные для свободного копирования на сайтах [45-46]. Всего было разработано 5 моделей прогноза авлют [18-19, 47], первая из которых [18], основанная на данных [44] предназначалась для сравнения с моделью [17]. Рассмотрим эту модель более подробно.

Модель 1. Список 12 стран вместе с международными обозначениями валют, исследованных ниже, дан в таблице 27. В соответствии с идеологией проводимого исследования модель тестировалась на выборке из N=50 записей для каждой категории. По результатам тестирования определялся параметр сходства, который оказался достаточно велик в данной задаче. Поэтому, распознавание категорий валют можно выполнить на период несколько дней.

В таблице 27 представлен прогноз курсов валют на период с 13-16 марта 2006 г. В первый день число сбывшихся прогнозов составляет 8 из 10, во второй и третий день – 8 из 12, а в 4 день - 5 из 10. Как видно из данных таблицы 2, система прогнозирует курсы валют избирательно, оставляя лишь достоверные прогнозы с положительным параметром сходства. Поэтому на каждый день можно прогнозировать с достаточной достоверностью курсы валют не всех стран, а лишь некоторых.

С наибольшей достоверностью в этот период можно было спрогнозировать NZD, хотя курс этой валюты повышался 14 марта и понижался 13, 15 и 16 марта. Отметим, что в модели [17] новозеландский доллар, напротив, прогнозируется с самой низкой достоверностью на уровне 37%. Достаточно хорошо прогнозируется курс NOK, тогда как в модели [17] норвежская крона прогнозируется на уровне 48%.

Таблица 27. Список валют 12 стран и прогноз на период 1-4 дня при игре на повышение (красным цветом отмечен сбывшийся прогноз)

13.03.2006	%	14.03.2006	%	15.03.2006	%	16.03.2006	%	Country	CAT
A10-SGD2	100	A29-CAD1	83	A5-TWD1	62	A19-NZD2	55	UK	GBP
A31-JPY2	57	A20-NZD1	50	A14-AUD1	59	A25-EUR2	51	TAIWAN	TWD
A29-CAD1	48	A10-SGD2	49	A29-CAD1	51	A22-NOK2	50	SWITZERLAND	CHF
A19-NZD2	46	A14-AUD1	46	A19-NZD2	45	A29-CAD1	40	SINGAPORE	SGD
A16-SEK2	40	A16-SEK2	45	A16-SEK2	36	A8-CHF1	40	AUSTRALIA	AUD
A14-AUD1	31	A35-CNY1	33	A10-SGD2	34	A15-AUD2	33	SWEDEN	SEK
A22-NOK2	29	A22-NOK2	28	A22-NOK2	34	A35-CNY1	25	NEW ZEALAND	NZD
A26-EUR1	21	A5-TWD1	25	A35-CNY1	33	A17-SEK1	17	NORWAY	NOK
A5-TWD1	12	A2-GB1	24	A32-JPY1	32	A32-JPY1	14	JAPAN	JPY
A35-CNY1	12	A31-JPY2	21	A26-EUR1	30	A16-SEK2	10	EURO	EUR
		A7-CHF2	15	A2-GB1	19			CHINA	CHY
		A26-EUR1	7	A7-CHF2	14			CANADA	CAD
True	**0.8**		**2/3**		**2/3**		**0.5**		

Японская йена хорошо прогнозируется на первый и второй день, тогда как в модели [17] подтверждается только 42% прогнозов по этой валюте на первый день. С другой стороны, китайский юань прогнозируется в системе «Эйдос-астра» с низкой досто-

верностью, тогда как по модели [17] для курса этой валюты сбывается 76% прогнозов. Таким образом, развитая в работе [18] модель прогнозирования курсов валют позволяет делать до 80% правильных прогнозов на день вперед и до 2/3 правильных прогнозов на два и три дня вперед.

Модель 2. База данных [44], использованная в прогнозах, приведенных в таблице 27, содержит средневзвешенные параметры, осредненные за день. В реальных прогнозах часто требуется знать параметры на момент закрытия, содержащиеся, например, в базе данных FOREX [45-46]. По данным [45] была создана база данных для моделирования 12 относительных курсов валют на момент закрытия – см. табл. 28. На основе системы «Эйдос-астра» осуществлялся прогноз на 1-5 дней для 24 категорий валют из таблицы 28.

Таблица 6. Прогноз на период 1-2 дня при игре на повышение по данным котировок /11/ (красным цветом отмечен сбывшийся прогноз)

29.06.2009	%	30.06.2009	%	30.06.2009	%	01.07.2009	%	RATE
JPY1	74	EUR/GBP2	81	NZD2	34	A22-EUR/CHF2	67	**GBP/USD**
GBP/CHF1	73	GBP/CHF1	75	CAD2	25	A25-EUR2	65	**USD/CAD**
GB2.	61	AUD1	57	GBP/JPY1	21	A29-CAD1	51	**USD/CHF**
EUR/CHF1	41	JPY1	52	EUR/GBP2	20	A36-EUR/JPY2	45	**GBP/JPY**
EUR/JPY2	27	GBP/JPY1	38	JPY1	17	A1-GB2	43	**AUD/USD**
GBP/JPY2	26	EUR/CHF2	36	EUR/JPY1	17	A8-CHF1	37	**GBP/CHF**
EUR2	26	EUR/JPY1	36	AUD1	15	A31-JPY2	35	**NZD/USD**
EUR/GBP2	25	EUR2	33	GBP/CHF2	14	A16-GBP/JPY2	35	**EUR/GBP**
CHF1	17	CHF1	29	EUR2	9	A19-NZD2	14	**USD/JPY**
CAD1	13	NZD2	16	CHF1	8	A10-GBP/CHF2	9	**EUR/USD**
AUD2	8	CAD1	13	GB2	7			**EUR/JPY**
NZD2	6	GB1	6					**EUR/CHF**
TRUE	**0.5**		**0.583**		**0.636**		**0.3**	

Как оказалось, данные на момент закрытия из базы [45] прогнозируются хуже, чем средние за день данные из базы [44]. Это объясняется наличием флуктуаций, которым подвержен курс на протяжении дня, включая момент закрытия торгов. Интересно, что прогноз на два дня вперед в некоторых случаях является более достоверным, чем на день вперед. В таблице 28 дан прогноз

на 29-30 июня 2009 г на день вперед и на 30 июня на 2 дня вперед (отмечен красным цветом).

В задачах прогнозирования курсов валют традиционно считается, что среди определяющих параметров наиболее существенными являются сами курсы валют. Поэтому, на первый взгляд кажется, что добавление курсов валют в число определяющих параметром может повысить вероятность распознавания. Для исследования этого вопроса в число определяющих параметров которой были введены данные котировок британского фунта относительно доллара и европейской валюты. В среднем параметр сходства увеличился на 5.1% за счет введения котировок британского фунта в число определяющих параметров. Однако вероятность распознавания курсов валют на следующий день резко упала. Это объясняется тем, что зависимость категорий от текущих курсов является сильной, но сам курс на следующий день еще неизвестен. Поэтому при распознавании используется некоторая экстраполяция, которая ухудшает достоверность прогноза.

Отсюда можно сделать вывод, что достоверность прогноза изменения курса валют в большей степени зависит от астрономических параметров в день прогноза, чем от самих курсов в предыдущий день. Какие же астрономические параметры играю определяющую роль в процессе распознавания категорий валют? Как оказалось, среди исследованных параметров наиболее сильное влияние оказывают угловые параметры долготы Юпитера и Сатурна, расстояние до Луны, Марса, Юпитера Сатурна и Урана. Это объясняется влиянием точек концентрации событий, возникающих при отображении множества событий. Интересно, что все европейские валюты чувствительны к прохождению Луны через точки перигея и апогея.

Разумеется, описанные модели не могут быть использованы в торгах. Целью выполненых исследований является демонстрация эффективности распознавания категорий событий с использованием астрономических параметров. На примере 24 категорий валют показано, что использование алгоритмов распознавания системы «Эйдос-астра» позволяет распознавать с высокой достоверностью повышение/снижение средневзвешенных курсов

валют на 1-2 дня вперед. Эти результаты позволяют объективно оценить эффективность методов распознавания социальных категорий по астрономическим параметрам в астросоциотипологии, поскольку они получены с использованием независимых баз данных.

Тем не менее, вторая модель позволяет установить ряд закономерностей распознавания курсов валют. На ее основе был сделан прогноз на протяжении 15 дней торгов с 29 июня по 17 июля 2009 г. В таблице 29 в колонке TRUE дано отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов для каждой пары валют.

Таблица 29. Список 8 стран, 12 пар валют (RATE) и отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов в модели M160 (TRUE)

Country	CURRENCY	RATE	TRUE
UK	GBP	GBP/USD	0.5
USA	USD	USD/CAD	0.75
SWITZERLAND	CHF	USD/CHF	0.466667
AUSTRALIA	AUD	GBP/JPY	0.571429
NEW ZEALAND	NZD	AUD/USD	0.333333
JAPAN	JPY	GBP/CHF	0.4
EURO	EUR	NZD/USD	0.5
CANADA	CAD	EUR/GBP	0.5
		USD/JPY	0.666667
		EUR/USD	0.666667
		EUR/JPY	0.25
		EUR/CHF	0.636364

На рис. 68 представлен средний и максимальный параметр сходства в совокупности 171 модели - M3-M173, по состоянию на 10 июля 2009г. Отметим, что зависимость среднего параметра сходства от числа ячеек (номера) модели с большой степенью точности описывается логарифмической функцией. Аналогичная зависимость ранее было обнаружено в задачах астросоциотипологии – см. рис. , что указывает на общность законов распознавания категорий по астрономическим данным.

Для установления оптимального объема тестируемой выборки были сделаны расчеты на базе модели M160, которые показали, что при N=50 происходит установление параметра сходства для большинства категорий – рис. 69.

Достоверность ежедневного прогноза в любой частной модели является крайне неустойчивой, например, в модели M160 достоверность ежедневного прогноза колеблется в пределах 15-90%. Одним из методов стабилизации является накопление прогнозов, осуществляемых в разные дни. Так, в монографии [3] было использовано 30 прогнозов для получения курса рубля относительно американского доллара.

В системе «Эйдос-астра» [7] имеется несколько инструментов повышения достоверности прогноза за счет комбинации прогнозов, полученных в различных моделях. В свою очередь, эти

модели генерируются путем задания числа ячеек сетки. Например, прогнозы в таблице 27 были получены в модели М170, а в таблице 28 – в модели М160. Генерируя несколько моделей, можно обобщить их прогнозы, используя один из пяти алгоритмов [4], когда в итоговый прогноз берется:

1) СУММАРНАЯ ЧАСТОТА ИДЕНТИФИКАЦИИ, рассчитанная по всем частным моделям;
2) СРЕДНЕЕ уровней сходства из всех прогнозов частных моделей;
3) Уровень сходства из той частной модели, в которой он МАКСИМАЛЬНЫЙ;
4) Уровень сходства из той частной модели, которая показала МАКСИМАЛЬНУЮ достоверность распознавания ДАННОГО КЛАССА из всех моделей;
5) СРЕДНЕЕ СУММЫ ПРОИЗВЕДЕНИЙ уровней сходства с данным классом на достоверность его идентификации в частных моделях.

Эти модели были проверены в наихудших прогнозах с целью повышения их достоверности. Как оказалось, наиболее эффективным в задачах распознавания категорий валют является третий алгоритм. Так, применение третьего алгоритма позволяет поднять уровень достоверности в прогнозе на 1 июля 2009 г из таблицы 28 с 3/10 до 5/12. В таблице приведены средний и максимальный параметр сходства для каждой категории и модель, в которой реализуется максимум достоверности распознавания. Отметим, что категории повышения и понижения котировок валют распознаются с разной достоверностью, причем у некоторых валют лучше распознается повышение курса, а других – его понижение. Можно предположить, что распознавание будет более эффективным в таком наборе частных моделей, в котором реализуется максимум каждой их категорий, что достигается, как это следует из данных, представленных в таблице 30, в моделях М7, М27, М34, М54, М79, М93, М150, М160, М170, М172. Разумеется, что эта совокупность моделей не является наилучшей из всех возможных. Наилучшая же по достоверности прогнозов совокупность моделей, если она когда-нибудь будет найдена, составит

предмет ноу-хау, поскольку ее применение позволит, возможно, осуществлять беспроигрышную игру на валютных биржах.

Таблица 30. Частота встречаемости категорий курсов валют, среднее и максимальное значение параметра сходства и модель, в которой реализуется максимум достоверности распознавания

RATE_CAT	ABS	AVERAGE	MAX	MODEL
GBP/USD2	1207	18.205	27.049	7
GBP/USD1	1190	2.070	17.955	170
EUR/GBP2	1223	30.299	40.621	27
EUR/GBP1	1174	6.485	24.582	172
USD/CHF2	1222	-0.319	20.597	172
USD/CHF1	1175	34.043	45.219	27
GBP/CHF2	1176	11.904	27.862	172
GBP/CHF1	1221	23.209	35.436	79
AUD/USD2	1153	22.808	32.104	93
AUD/USD1	1244	0.851	16.829	160
GBP/JPY2	1170	5.849	18.641	150
GBP/JPY1	1227	17.456	28.831	150
NZD/USD2	1146	33.150	42.542	54
NZD/USD1	1251	-16.273	6.545	160
EUR/CHF2	1185	16.966	27.494	93
EUR/CHF1	1212	3.726	18.255	160
EUR/USD2	1181	25.857	36.254	93
EUR/USD1	1216	-0.526	19.237	172
USD/CAD2	1232	-3.338	12.902	170
USD/CAD1	1165	23.646	31.949	34
USD/JPY2	1207	10.409	20.173	170
USD/JPY1	1190	9.557	21.035	160
EUR/JPY1	1254	2.448	16.212	160
EUR/JPY2	1143	12.104	21.763	170

Из полученных данных следует, что максимальный параметр сходства, используемый в прогнозе по третьему алгоритму, реализуется в модели M27, которая соответствует циклу 2 недели. Этот цикл, видимо, является наиболее значимым в валютных торгах.

Средняя достоверность прогноза категорий повышения/снижения по астрономическим данным в модели M160 для всей совокупности пар валют из таблицы 29 составляет около 52%. Это превосходит вероятность случайного угадывания, но

все еще недостаточно для успешной торговли. Кроме того, для успешной торговли необходимо иметь прогноз дневных трендов, что трудно осуществить в рамках предложенной модели. Для решения этой проблемы можно применить системно-когнитивный анализ временных рядов [48-49] и использовать технологию моделирования на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра». Модель почасового и 15-минутного прогнозирования курсов валют по астрономическим данным обсуждается ниже.

Модель 3. Тем не менее, преложенный подход удалось применить для оценки повышения (1)/снижения (0) высокого (High), низкого (Low) и на момент закрытия (Close) курсов на протяжении одного дня торгов. Для этого была использована база данных [45] для валют семи стран и 12 пар валют, приведенных в таблице 31, в период с 3 января 2000 года по 24 июля 2009 года. Полученная таким образом БД содержит 72 (12x3x2) категории. Было установлено, что наиболее эффективной частной моделью является M160. На ее основе было сделан прогноз для 72 категорий в период с 20 по 24 июля 2009 г. Результаты реализации прогнозов для всех курсов 12 пар валют приведены в таблице 31, а данные за три дня в таблице 32.

Таблица 31. Список 7 стран, 12 пар валют (RATE) и отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов в модели M160 для высокого (High), низкого (Low) и на момент закрытия (Close) курсов

Country	CURRENCY	RATE	Close	High	Low	Среднее
UK	GBP	GBP/USD	0.6000000	0.4000000	0.5000000	**0.5000000**
USA	USD	USD/CAD	0.5000000	0.8000000	0.7500000	**0.6833333**
SWITZERLAND	CHF	USD/CHF	0.6000000	0.6000000	0.7500000	**0.6500000**
AUSTRALIA	AUD	GBP/JPY	0.4000000	0.2500000	0.4000000	**0.3500000**
JAPAN	JPY	AUD/USD	0.6000000	0.7500000	0.4000000	**0.5833333**
EURO	EUR	GBP/CHF	0.0000000	0.4000000	0.2000000	**0.2000000**
CANADA	CAD	CHF/JPY	0.6000000	0.2500000	0.2500000	**0.3666667**
		EUR/GBP	0.0000000	0.2000000	0.2000000	**0.1333333**
		USD/JPY	0.2500000	0.5000000	0.6666667	**0.4722222**
		EUR/USD	0.4000000	0.8000000	0.7500000	**0.6500000**
		EUR/JPY	0.4000000	0.5000000	0.4000000	**0.4333333**
		EUR/CHF	0.3333333	0.7500000	0.5000000	**0.5277778**
		Среднее	**0.3902778**	**0.5166667**	**0.4805556**	**0.4625000**

Объединяя данные таблиц 29 и 31. можно определить пары валют, для которых был сделан наиболее достоверный прогноз на протяжении 4 недель торгов. Наилучшая достоверность прогноза на протяжении четырех недель получена для пары доллар США/канадский доллар (не менее 68%) и для пары европейская валюта/доллар США (не менее 65%). Эти пары были использованы в почасовой модели, описанной ниже.

Таблица 32. Ежедневный прогноз в модели M160. Сбывшиеся прогнозы отмечены красным цветом

20 июля 2009 г	%	21 июля 2009 г	%	22 июля 2009 г	%
A230-EUR/CHF High0	73	A21-EUR/USD High1	74	A80-USD/CHF High0	45
A260-AUD/USD High0	64	A90-USD/CHF Low0	64	A180-EUR/GBP Low0	37
A330-CHF/JPY Low0	57	A31-EUR/USD Low1	59	A281-GBP/JPY Close1	37
A270-AUD/USD Low0	42	A80-USD/CHF High0	51	A21-EUR/USD High1	31
A21-EUR/USD High1	41	A201-EUR/JPY High1	47	A230-EUR/CHF High0	31
A31-EUR/USD Low1	39	A130-USD/CAD Close0	45	A330-CHF/JPY Low0	28
A101-GBP/USD Close1	38	A251-AUD/USD Close1	42	A50-USD/JPY High0	25
A181-EUR/GBP Low1	38	A111-GBP/USD High1	40	A31-EUR/USD Low1	25
A240-EUR/CHF Low0	36	A321-CHF/JPY High1	38	A131-USD/CAD Close1	24
A80-USD/CHF High0	34	A140-USD/CAD High0	35	A240-EUR/CHF Low0	23
A61-USD/JPY Low1	34	A70-USD/CHF Close0	34	A220-EUR/CHF Close0	22
A251-AUD/USD Close1	34	A11-EUR/USD Close1	33	A191-EUR/JPY Close1	22
A161-EUR/GBP Close1	34	A101-GBP/USD Close1	33	A311-CHF/JPY Close1	22
A11-EUR/USD Close1	33	A170-EUR/GBP High0	29	A361-GBP/CHF Low1	19
A340-GBP/CHF Close0	30	A61-USD/JPY Low1	29	A210-EUR/JPY Low0	19
A210-EUR/JPY Low0	29	A301-GBP/JPY Low1	28	A110-GBP/USD High0	18
A70-USD/CHF Close0	29	A261-AUD/USD High1	26	A11-EUR/USD Close1	18
A50-USD/JPY High0	28	A40-USD/JPY Close0	23	A261-AUD/USD High1	17
A301-GBP/JPY Low1	27	A311-CHF/JPY Close1	22	A101-GBP/USD Close1	16
A151-USD/CAD Low1	23	A150-USD/CAD Low0	22	A90-USD/CHF Low0	16
A311-CHF/JPY Close1	22	A221-EUR/CHF Close1	22	A170-EUR/GBP High0	15
A350-GBP/CHF High0	21	A271-AUD/USD Low1	21	A351-GBP/CHF High1	13
A360-GBP/CHF Low0	20	A191-EUR/JPY Close1	18	A70-USD/CHF Close0	12
A320-CHF/JPY High0	20	A121-GBP/USD Low1	18	A290-GBP/JPY High0	12
A90-USD/CHF Low0	20	A281-GBP/JPY Close1	17	A41-USD/JPY Close1	9
A170-EUR/GBP High0	20	A361-GBP/CHF Low1	15	A340-GBP/CHF Close0	8
A110-GBP/USD High0	19	A50-USD/JPY High0	12	A201-EUR/JPY High1	7
A140-USD/CAD High0	19	A211-EUR/JPY Low1	8	A141-USD/CAD High1	7
A281-GBP/JPY Close1	17	A350-GBP/CHF High0	7	A321-CHF/JPY High1	7
A291-GBP/JPY High1	15	A160-EUR/GBP Close0	7	A270-AUD/USD Low0	6
A130-USD/CAD Close0	14	A291-GBP/JPY High1	5	A251-AUD/USD Close1	5
A201-EUR/JPY High1	13	A181-EUR/GBP Low1	5		
A190-EUR/JPY Close0	8				
A300-GBP/JPY Low0	6				
TRUE=0.5		TRUE=0.4375		TRUE=0.451612903	

Модель 4. Для моделирования курсов валют на каждый час была сформирована база данных из стандартных параметров, взятых с сервера [46]. Всего было исследовано 32 категории повышения (1)/снижения (0) курсов на момент открытия (Open), высокого (High), низкого (Low) и на момент закрытия (Close) курсов четырех пар валют – USD/CAD, EUR/USD, GBP/USD, USD/JPY, в период с 27 июля 2008 18:00 GMT по 24 июля 2009 г 16:00 GMT (всего 6118 записей) – см. таблицу 33.

Таблица 33. Частота встречаемости категорий курсов валют (ABS), среднее (AVERAGE) и максимальное (MAX) значения параметра сходства и модель, в которой реализуется максимум достоверности почасового распознавания

RATE_CAT	ABS	AVERAGE	MAX	MODEL
A10-USD/CAD Open0	3052	2.768	12.024	110
A11-USD/CAD Open1	3066	7.904	15.527	170
A20-USD/CAD High0	3187	7.357	19.216	130
A21-USD/CAD High1	2931	8.299	12.191	170
A30-USD/CAD Low0	2863	27.426	43.383	30
A31-USD/CAD Low1	3255	-9.894	2.006	20
A40-USD/CAD Close0	3027	-28.844	-19.592	140
A41-USD/CAD Close1	3091	40.820	55.961	20
A50-EUR/USD Open0	3081	-9.534	0.599	20
A51-EUR/USD Open1	3037	26.328	42.897	170
A60-EUR/USD High0	3284	4.792	12.145	20
A61-EUR/USD High1	2834	3.670	18.655	170
A70-EUR/USD Low0	2869	53.472	64.341	30
A71-EUR/USD Low1	3250	-38.451	-22.148	10
A80-EUR/USD Close0	3051	5.998	19.835	20
A81-EUR/USD Close1	3067	10.519	24.948	170
A90-GBP/USD Open0	3048	26.578	34.136	110
A91-GBP/USD Open1	3070	-22.938	-9.569	130
A100-GBP/USD High0	3298	-23.154	-5.063	10
A101-GBP/USD High1	2820	35.189	49.794	170
A110-GBP/USD Low0	2855	43.068	52.064	20
A111-GBP/USD Low1	3263	-33.618	-21.107	10
A120-GBP/USD Close0	3044	22.746	40.187	20
A121-GBP/USD Close1	3074	-10.113	0.884	170
A130-USD/JPY Open0	3029	15.270	24.769	150
A131-USD/JPY Open1	3089	-7.214	0.025	20
A140-USD/JPY High0	3337	10.820	19.882	100
A141-USD/JPY High1	2781	1.029	15.922	10
A150-USD/JPY Low0	2771	7.796	19.942	170
A151-USD/JPY Low1	3347	8.820	15.952	170
A160-USD/JPY Close0	3044	3.855	12.653	170
A161-USD/JPY Close1	3074	3.950	11.074	10

Эта БД была использована для создания 17 рабочих моделей, по которым осуществлялось прогнозирование в последующее время с 26 июля 18:00 GMT до 31 июля 2009 года 16:00 GMT – всего 119 часов. В таблице 33 представлен список категорий вместе частотой их встречаемости и максимальный параметр сходства в системе из 17 моделей – M10, M20, M30, M40, M50, M60, M70, M80, M90, M100, M110, M120, M130, M140, M150, M160, M170. Наиболее эффективной частной моделью в данном случае является M170. По ней осуществлялся прогноз на протяжении 119 часов. Было установлено, что первые четыре дня средняя достоверность прогноза превышает 50%, а затем падает. В таблице 34 представлено отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов на каждый час суток на 5 дней первой недели (отметим, что торги начинаются в предыдущие сутки). Средняя по 119 часам достоверность прогноза составила 51.58%, а максимальная достоверность достигает 100%.

Достоверность полученных прогнозов сильно зависит от времени суток и колеблется от 1/8 до 16/16 – рис. 3. Наилучшая достоверность в первый день прогноза реализуется с 1:00 до 6:00 GMT. В этот период достоверность прогноза изменяется от 9/16 (56.25%) до 15/16 (93.75%), а средняя достоверность превосходит 75%.

Отметим, что в указанный период времени предложенная модель может быть использована для успешной торговли на валютных биржах. При этом лучше всего можно предсказать поведение пары EUR/USD, для которой достоверность прогноза составила 95.83%. Во второй и третий день прогноза можно использовать островок стабильности достоверности с 4:00 до 6:00. В этот период достоверность прогноза для пары EUR/USD составляет 90% на второй день и 83% на третий день. Отметим, что наибольшее среднее и максимальное значения достоверности прогноза достигаются на третий день – 58.3% и 100% соответственно.

Таблица 34. Отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов, среднее (AVERAGE) и максимальное (MAX) значения этого параметра на каждый час и на каждый день недели

GMT	Jul-27	Jul-28	Jul-29	Jul-30	Jul-31	AVERAGE	MAX
22:00	0.5	0.4	0.533333	0.6875	0.2	0.464167	0.6875
23:00	0.125	0.461538	0.8125	0.75	0.5	0.529808	0.8125
0:00	0.285714	0.533333	0.428571	0.3125	0.25	0.362024	0.533333
1:00	0.933333	0.538462	0.3125	0.3125	0.357143	0.490788	0.933333
2:00	0.5625	0.4	0.375	0.1875	0.307692	0.366538	0.5625
3:00	0.866667	0.615385	0.357143	0.75	0.1875	0.555339	0.866667
4:00	0.5625	0.923077	0.533333	0.6875	0.133333	0.567949	0.923077
5:00	0.6875	0.785714	0.625	0.5625	0.357143	0.603571	0.785714
6:00	0.9375	0.785714	0.6875	0.5625	0.733333	0.74131	0.9375
7:00	0.533333	0.733333	0.5	0.375	0.533333	0.535	0.733333
8:00	0.466667	0.375	0.5625	0.4375	0.6	0.488333	0.6
9:00	0.833333	0.266667	0.8125	0.625	0.4375	0.595	0.833333
10:00	0.692308	0.571429	0.75	0.5	0.133333	0.529414	0.75
11:00	0.75	0.25	0.75	0.5625	0.3125	0.525	0.75
12:00	0.4375	0.533333	0.5	0.5625	0.666667	0.54	0.666667
13:00	0.3125	0.4	0.5	0.625	0.625	0.4925	0.625
14:00	0.5625	0.5	0.625	0.428571	0.1875	0.460714	0.625
15:00	0.4375	0.2	1	0.571429	0.25	0.491786	1
16:00	0.466667	0.466667	0.5625	0.333333	0.375	0.440833	0.5625
17:00	0.466667	0.571429	0.875	0.466667	0.4375	0.563452	0.875
18:00	0.4	0.625	0.75	0.4375	0.25	0.4925	0.75
19:00	0.642857	0.6	0.266667	0.6	0.5625	0.534405	0.642857
20:00	0.357143	0.666667	0.3125	0.5	0.5	0.467262	0.666667
21:00	0.571429	0.466667	0.5625	0.5625		0.540774	0.571429
AVERAGE	0.557963	0.527892	0.583085	0.516667	0.386825	0.515769	
MAX	0.9375	0.923077	1	0.75	0.733333		

Зависимость среднего по всем категориям параметра сходства от числа ячеек почасовых моделей хорошо описывается логарифмической функцией – рис. 4. Максимальный параметр сходства достигается в модели М30, что приблизительно соответствует 2 неделям. Таким образом, обнаруженные на суточной модели закономерности – см. рис. 1, видимо, являются универсальными. Вместе с данными работ /6, 8/ эти результаты позволяют сформулировать общие закономерности распознавания социальных и экономических категорий по астрономическим параметрам на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра» /5/.

Рис. 71. Зависимость максимального и среднего параметра сходства от числа ячеек почасовой модели

Модель 5. Как было установлено, курсы валют на момент открытия (Open), высокий (High), низкий (Low) и на момент закрытия (Close) на каждый час связаны между собой простыми линейными соотношениями, которые выполняются с большой степенью точности. В качестве примера на рис. 72 представлены ежечасные данные трех курсов в зависимости от курса на момент открытия для пары USD/JPY с 16 января 2004 г по 24 июля 2009 г – всего 28630 записей. Из этих данных следует, что среднеквадратичный разброс точек вокруг линейных зависимостей не превышает 0.03%. Однако категории повышения/снижения курсов, как и параметры сходства, рассчитанные на основе системы «Эйдос-астра», не так тесно связаны между собой, но изменяются достаточно индивидуально - рис. 73. Однако именно эти категории является основанием для установки торговых ордеров на валютных биржах. Действительно, существует два вида ордеров –

на продажу и на покупку. В первом случае подразумевается, что со временем курс валюты понизится, а во втором случае повысится, поэтому зарезервированный объем валюты может быть продан по более выгодной цене.

Рис. 72. Связь четырех категорий пары валют USD/JPY

Рис. 73. Параметр сходства 8 категорий повышения/снижения четырех курсов пары GBP/USD. Прогноз на 30-31 августа 2009 г

Возникает вопрос, с каким из параметров сходства из 8 категорий повышения/снижения курсов валют в наибольшей степени соотносится реальный курс? Чтобы ответить на этот вопрос, была разработана 15-минутная модель прогноза, основанная на базе данных [45], взятых в период с 10 августа 2008 г по 21 августа 2009 года – всего 25397 записей. На основе этой модели осуществлялось прогнозирование 32 категорий повышения/снижения 4 курсов 4 пар валют, перечисленных в таблице 33. Для каждой пары определялись параметры сходства 8 категорий,

типа приведенных на рис. 73. Как было установлено, отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов сильно отличается для разных категорий. Так, для пары EUR/USD этот параметр изменяется от 0.264 до 0.825 – см. таблицу 35.

Таблица 35. Отношение числа сбывшихся прогнозов к общему числу прогнозов (TRUE), среднее значение производной курса (DER) и весовые множители в 15-минутной модели

CAT	EUR/USD Open0	EUR/USD Open1	EUR/USD High0	EUR/USD High1	EUR/USD Low0	EUR/USD Low1	EUR/USD Close0	EUR/USD Close1
TRUE	0.422018	0.597403	0.825328	0.264423	0.556122	0.556034	0.387387	0.671171
DER	-0.00059	5.62E-04	-4.92E-04	0.000468	-5.36E-04	0.000431	-6.01E-04	5.47E-04
w	-0.00025	0.000336	-0.00041	0.000124	-0.0003	0.00024	-0.00023	0.000367

Используя параметры сходства, можно определить тренд курса в виде:

$$K_j = \sum_{k=1}^{8} w_k S_{kj} \exp(S_{kj})$$

$$K_J = \sum_{j=1}^{J} K_j \qquad (75)$$

Здесь параметр j соответствует числу шагов по времени, весовые множители определяются по результатам измерения числа подтвердившихся прогнозов (TRUE) и по средней величине производных соответствующих курсов (DER) в виде w=TRUE*DER. Для пары EUR/USD эти множители приведены в таблице 35. Как было установлено, для этой пары достаточно будет удержать в сумме в правой части первого уравнения (75) два слагаемых. Путем оптимизации модели было установлено, что с 16 по 21 августа можно выбрать для моделирования курса EUR/USD High0 и EUR/USD Close1 – рис. 8-9, а с 23 по 28 августа - EUR/USD Low0 и EUR/USD Low1 – рис. 74.

Проверялась корреляция параметров тренда с курсами соответствующих валют. На рис. 74 представлена зависимость курса EUR/USD от параметра тренда. По этим данным можно построить полином четвертой степени, аппроксимирующий данные с большой степенью точности, а, используя полином, построить

теоретическую кривую курса европейской валюты – сплошная линия на рис. 75.

Рис. 74. Зависимость курса EUR/USD от парметра тренда (75)

Рис. 75. Курс EUR/USD на протяжении одной недели

Полученная модель позволяет осуществлять прогноз курса на неделю вперед, однако различия между прогнозируемым курсом и реальным курсом довольно велики. На рис. 76 представлены данные курса EUR/USD вместе с прогнозом, осуществленным по данным на рис. 75 и с линией, построенной по модели тренда (75), по которой можно осуществить прогноз на следующую неделю. Хорошо видно, что прогноз хорошо повторяет все движения курса, однако не совпадает с ним в деталях.

Рис. 76. Курс EUR/USD на протяжении одной недели вместе с линией тренда (CALC) и линией прогноза (PROGNOS)

8.3.Технология моделирования курсов валют

Методы моделирования социальных категорий на основе системы «Эйдос-астра» подробно рассмотрены в главах 2-4. Технология моделирования экономических категорий, типа курсов валют, практически не отличается от технологии, развитой для социальных категорий ни по структуре используемых баз данных, ни по стадиям анализа. Отличие заключается только в нормировании входных астрономических параметров в соответствии с уравнением (70), а также с использованием параметров расстояния от земли до небесных тел вместо угловых параметров т.н. домов Плацидуса, используемых при распознавании социальных категорий.

Формирование исходной БД категорий валют происходит автоматически на трех листах системы Excel, на первом из которых записываются исходные данные, взятые с сервера [45], на втором листе вычисляются значения функции повышения (1)/снижения (0) курса, а на третьем определяются категории курсов валют, которые объединяются в общий список – см. таблицу 36. Отметим, что для удобства данные представлены на время, соответствующее торгам на бирже в Нью-Йорке, США.

Астрономические параметры вычисляются на основе швейцарских эфемерид (см. www.astro.com) в топоцентрической системе координат с началом в точке (0 в.д.; 51.4833 с.ш.), что соответствует координатам г. Гринвич, Великобритания. Эти пара-

метры нормируются в соответствии с уравнением (70) в процессе обработки БД в системе «Эйдос-астра». Вычисления начинаются с синтеза моделей, число и номер которых задается в диалоге – рис. 77. Модели можно создать сразу за одну сессию или добавлять последовательно. Их число определяется типом решаемых задач. Так, например, для получения данных, представленных на рис. 68, была создана мультимодель, содержащая 171 модель – М3-М173 (номер модели соответствует числу интервалов). Для прогнозирования курсов валют достаточно будет одной модели, например М160 или М170.

Таблица 36. Формирование списка категорий валют

DATE	EST	USD/CAD Open	USD/CAD High	USD/CAD Low	USD/CAD Close	EUR/USD Open	EUR/USD High	EUR/USD Low	EUR/USD Close
2008.07.27	18:00	1.0191	1.0191	1.0186	1.0187	1.5697	1.5698	1.5685	1.5697
2008.07.27	19:00	1.0186	1.0198	1.0186	1.0195	1.5696	1.5697	1.5683	1.5692
2008.07.27	20:00	1.0196	1.0204	1.0195	1.0202	1.5693	1.5707	1.5684	1.5695
2008.07.27	21:00	1.0203	1.0203	1.0192	1.0194	1.5694	1.5704	1.5686	1.5696
Лист2									
2008.07.27	19:00	0	1	1	1	0	0	0	0
2008.07.27	20:00	1	1	1	1	0	1	1	1
2008.07.27	21:00	1	0	0	0	1	0	1	1
Лист3									
2008.07.27	19:00	A10	A21	A31	A41	A50	A60	A70	A80
2008.07.27	20:00	A11	A21	A31	A41	A50	A61	A71	A81
2008.07.27	21:00	A11	A20	A30	A40	A51	A60	A71	A81
Лист3									
2008.07.27	19:00	A10:A21:A31:A41:A50:A60:A70:A80:A90:A100:A110:A120:A130:A141:A151:A161:							
2008.07.27	20:00	A11:A21:A31:A41:A50:A61:A71:A81:A90:A101:A110:A121:A131:A141:A151:A161:							
2008.07.27	21:00	A11:A20:A30:A40:A51:A60:A71:A81:A91:A101:A111:A121:A131:A140:A151:A160:							

Рис. 77. Скриншот программы синтеза мультимодели

Рис. 78. Скриншот программы синтеза информационной модели

Синтез каждой модели включает семь стадий, начиная с суммирования абсолютных частот признаков и, заканчивая, синтезом информационной модели СИМ-1 или СИМ-2 (тип информационной модели задается в диалоге) – рис. 78.

После того, как мультимодель была создана, можно ее верифицировать, используя специальную программу распознавания – рис. 79, в которой реализован алгоритм измерения внутренней дифференциальной валидности моделей. В этом режиме можно задать в диалоге объем выборки, на которой производится измерение параметра сходства – рис. 80. Для прогнозирования курсов валют используется режим 4 программы распознавания. В этом режиме обрабатываются астрономические данные на каждый день и час прогноза – рис. 81.

Рис. 79. Скриншот программы распознавания

Рис. 80. Скриншот программы измерения достоверности идентификации по классам в частных моделях

Рис. 81. Скриншот программы пакетного распознавания

Рис. 82. Скриншот программы обработки результатов распознавания

В результате распознавания формируется таблица категорий с указанием параметра сходства, которая используется для формирования итоговой таблицы достоверности прогноза, типа таблицы 33. Для обработки этих данных используется специальный режим – рис. 82. В этом режиме каждой дате и времени прогноза (например, 11 августа 18:00 на рис. 82) сопоставляется набор категорий с указанием параметра сходства. Для обработки данных 15-минутной модели используется специальный алгоритм, преобразующий данные распознавания из файла RASP1.DBF в книгу Excel с 4 листами, на которых отображаются параметры сходства для 8 категорий четырех валют на диаграммах типа приведенной на рис.73.

Наконец, для стабилизации достоверности прогноза в системе «Эйдос-астра» реализованы пять алгоритмов голосования, описанные выше.

Отметим, что в задачах распознавания валют используются астрономические параметры, вычисленные в топоцентрической системе координат. Это означает, что в часовой и 15-минутной модели учитывается вращение земли вокруг своей оси. Суточный цикл имеет собственную когерентную моду, которая легко выявляется при анализе данных распределения абсолютной частоты появления категорий валют в зависимости от нормированных координат – рис. 83-84.

Рис. 83. Распределение абсолютной частоты появления категорий валют в 15-минутной модели в зависимости от нормированной долготы Солнца

Рис. 84. Распределение абсолютной частоты появления категорий валют в 15-минутной модели в зависимости от нормированного расстояния до Солнца

Рис. 85. Линейная корреляция частотных распределений категорий валют в случае Солнца

Интересно, что в случае Солнца частотные распределения категорий валют синхронизованы между собой с большой степенью точности – рис. 85, что позволяет осуществлять их распознавание. При этом исходные распределения категорий валют по времени практически не связаны между собой – рис. 86. Отметим, что на рис. 85 вместе с данными частотных распределений для категорий EUR/USD нанесены данные частотных распределений для категории GBP/USD Open0, которые связаны линейной зависимостью с данными для частотного распределения EUR/USD Open0 с достоверностью R^2=0,9971.

Возникает вопрос, почему же при отсутствии заметной корреляции изменений курсов валюты, как между собой, так и со временем категории повышения/снижения курсов распознаются

достаточно хорошо. Многое проясняет анализ трендовой модели (75), в которой фигурируют параметры сходства, описывающие вероятность реализации категорий в зависимости от астрономических данных. Фактически хорошо распознается тренд, а не мгновенные значения категорий повышения/снижения курсов валют, которые распознаются в среднем на уровне чуть выше 50%.

Рис. 86. Распределение изменений курсов EUR/USD в зависимости от изменения курса EUR/USD Open на протяжении одной недели

Рис. 87. Распределение абсолютной частоты появления категорий валют в 15-минутной модели в зависимости от нормированного расстояния до Луны

Далее заметим, что отчетливые когерентные колебания частотных распределений, как в случае Солнца, наблюдаются для удаленных небесных тел, тогда как для Луны и внутренних планет распределения являются более размытыми. Для сравнения на рис. 87 представлены частотные распределения 8 категорий EUR/USD в зависимости от расстояния до Луны. Тем не менее, и

для этого небесного тела наблюдается линейная связь частотных распределений категорий валют – рис. 88.

Рис. 88. Линейная корреляция частотных распределений категорий валют в случае Луны

Интересно, что в случае Солнца частотные распределения имеют максимум в точках остановки, где радиальная скорость обращается в нуль – рис. 84, а в случае Луны максимумы смещены во внутреннюю область, что связано с поведением радиальной скорости в системе Земля-Луна. Для удаленных небесных тел – Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна и Плутона радиальная скорость мало отличается от таковой для Солнца, поскольку она зависит, главным образом, от движения Земли вокруг Солнца и от вращения нашей планеты вокруг собственной оси. Поэтому частотные распределения категорий в зависимости от расстояния имеют вид, похожий на данные на рис. 84, однако при этом для каждого небесного тела сохраняются индивидуальные различия – рис. 89-90.

Распределения абсолютных частот категорий на рис. 89-90 линейно связаны между собой для каждого небесного тела с высокой степень достоверности, R^2>0,99, как и в случае Солнца – рис. 85. Но при этом частотные распределения одной категории для разных небесных тел связаны очень слабо – рис. 91. Таким образом, движение каждого небесного тела отражается на частотных распределениях, создавая собственную когерентную моду, которая используется для распознавания курсов валют.

Рис. 89. Распределение абсолютной частоты появления категорий валют в 15-минутной модели в зависимости от нормированного расстояния до Юпитера

Рис. 90. Распределение абсолютной частоты появления категорий валют в 15-минутной модели в зависимости от нормированного расстояния до Сатурна

Рис. 91. Линейная связь частотных распределений в случае Юпитера и Сатурна для одной категории

Мерой отклика случайного процесса на воздействие небесных тел является интегральная информативность (71), которая получается путем обработки частотных распределений. На рис. 92 представлена зависимость интегральной информативности от расстояния до Луны в 15-минутной модели M160. Отметим, что для категорий повышения/снижения курсов валют зависимости ИИ от расстояния в общем не отличаются от аналогичных зависимостей, полученных для социальных категорий (см. главу 6). Так, например, данные на рис. 92 находятся в соответствии с данными, полученными для 37 социальных категорий в нескольких частных моделях – см. рис. 40.

Рис. 92. Зависимость интегральной информативности от расстояния до Луны в 15-минутной модели M160

Таким образом, установлено, что имеются общие закономерности распознавания категорий повышения/снижения курсов валют и социальных категорий по астрономическим данным. Это свидетельствует об общности методов астросоциотипологии, а также об универсальности АСК-анализа [3, 50], использованного для решения задач распознавания категорий по астрономическим данным.

Наконец, отметим, очевидную связь концепции астросоциотипологии с идеями эвентологии [51]. По-видимому, любую науку, занимающуюся исследованием фактов, построением моделей, отражающих взаимосвязи этих фактов и применением этих моделей для решения различных задач, можно считать одним из разделов эвентологии, если учесть, что факт и событие, -

это по сути одно и тоже. Не является исключением и астросоциотипология, которая выявляет взаимосвязи между астрономическими событиями на момент рождения респондентов и событиями их жизни, в частности принадлежность к социотипам, а также решает задачи прогнозирования и поддержки принятия решений на основе знания этих взаимосвязей. Конечно построение содержательной интерпретации, объясняющей, почему выявленные взаимосвязи имеют именно такой, а не какой-либо другой вид, - это отдельная сложная задача. Однако необходимо отметить, что наличие или отсутствие подобной интерпретации не связано напрямую с эффективностью решения этих задач. Метод, в настоящее время применяемый в астросоцитипологии: системно-когнитивный анализ (СК-анализ), по-видимому, является методом вполне «в духе эвентологии», т.к. позволяет выявлять взаимосвязи между событиями в различных предметных областях на основе зашумленных и фрагментированных эмпирических данных большой размерности. Поэтому можно надеяться, что с одной стороны математические методы, применяемые в настоящее время в эвентологии, могут пополниться СК-анализом, а с другой стороны методы эвентологии могут быть с успехом применены как для подтверждения результатов, уже полученных в астросоцитипологии, так и для ее развития.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Мы рассмотрели метод социологического анализа, основанный на гипотезе о зависимости характера и призвания индивида от его места и времени рождения. Чтобы подтвердить эту гипотезу была создана система искусственного интеллекта "Эйдос-астра" [7]. Выполненные исследования убедительно демонстрируют наличие корреляционных связей между положением небесных тел в зодиаке и относительно линии горизонта и категориями, характеризующими множество субъектов. Для нахождения статистически значимых взаимосвязей была использована астро-социотипологическая база данных AstroDatabank [8], из которой были образованы более десяти различных баз данных для проверки рабочих гипотез.

Авторы считают, что на основании проведенных исследований можно обоснованно сделать главный вывод о том, что зависимости между астрономическими параметрами респондентов на момент их рождения (астропризнаки) и принадлежностью этих респондентов к определенным обобщенным социальным категориям (социотипам) действительно существуют.

Предложенные математические модели, алгоритмы, реализующие их программные средства (базовая система "Эйдос" и система окружения "Эйдос-астра"), а также технология их применения обеспечили получение следующих результатов:

1. Автоматическую формализацию предметной области на основе преобразованного в соответствии с предложенным стандартом астробанка и синтез мультимодели, состоящей из десятков или даже сотен частных моделей.

2. На этапе синтеза мультимодели:

– обобщение тысяч и десятков тысяч конкретных примеров принадлежности респондентов, описанных в базе данных

AstroDatabank [8], к тем или иным социальным категориям и формирование обобщенных образов этих категорий, т.е. социотипов.

– выявление зависимостей (т.е. силы и направления влияния) между астропризнаками и принадлежностью обладающих ими респондентов к социотипам.

3. Тестирование этих частных моделей на достоверность идентификации респондентов в них по заданному набору социальных категорий.

4. Идентификацию респондентов в мультимодели либо по всем категориям, либо в каждой частной модели только по тем категориям, которые по данным тестирования частных моделей идентифицируются в ней с наивысшей достоверностью (скоростное распознавание с использованием априорной информации о достоверности частных моделей), либо с использованием алгоритмов голосования (коллективов решающих правил).

5. Исследование созданной мультимодели, в частности:

– вывод информации о выявленных зависимостях в текстовой и графической форме (информационные портреты социотипов, нелокальные нейроны, семантические портреты астропризнаков);

– кластерно-конструктивный анализ социотипов и астропризнаков;

– системно-когнитивный анализ мультимодели (генерацию и вывод семантических сетей социотипов и астропризнаков, классических и интегральных когнитивных карт, профилей социотипов и астропризнаков и т.д.).

6. Улучшение лучшей из созданных частных моделей путем разделения социотипов на типичные и нетипичные части и формирования сочетаний астропризнаков по 2, 3, 4, 5, 6, 7 и 8.

7. Авторы надеются, что уровень достоверности идентификации, достигнутый в мультимодели, достаточен для того, чтобы астросоциотипология приобрела не только научный интерес, но и практическую значимость, в частности в тех областях, где тради-

ционно используются психологическое тестирование и тестирование на способности к различным видам деятельности.

Рассмотрена проблема распознавания курсов валют по астрономическим данным в день и час торгов. Предложено решение проблемы на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра» [7]. В процессе моделирования была использована база данных FOREX, а также астрономические параметры долготы и расстояния от земли до десяти небесных тел, определенные в топоцентрической системе координат.

Для совокупности 171 модели с различным числом ячеек показано, что средний по всем категориям курсов валют параметр сходства возрастает с ростом числа ячеек модели по логарифмическому закону. Аналогичный закон ранее был установлен для параметра сходства в задачах распознавания социальных категорий по астрономическим параметрам в астросоциотипологии, что указывает на общность законов распознавания социальных и экономических категорий по астрономическим данным на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра».

Преложена расчетная модель курса валюты на основе данных о параметрах сходства категорий повышения/снижения. Для 15-минутного курса EUR/USD получено удовлетворительное согласование расчетного курса с реальным курсом. Таким образом, продемонстрирована возможность прогнозирования повышения/снижения курсов валют, по астрономическим данным на основе системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра».

В будущем планируется продолжить исследования и разработки в области астросоциотипологии – науки, которая может помочь в разработках новых инструментов прогнозирования характера и способностей людей в современном постиндустриальном обществе, основанном на широком применении информационных технологий и искусственного интеллекта.

ЛИТЕРАТУРА

1. Е. В. Луценко, А. П. Трунев, В. Н. Шашин. Типизация и идентификация респондентов в социологии по их астрономическим показателями на момент рождения. Научный журнал КубГАУ, № 01(25), 2007.
2. Трунев А. П., Луценко Е. В. Астросоциотипология: Монография (научное издание). Краснодар: КубГАУ, 2008.
3. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем). Краснодар: КубГАУ, 2002, – 605 с.
4. Е. В. Луценко, А. П. Трунев. Астросоциотипология и спектральный анализ личности по астросоциотипам с применением семантических информационных мультимоделей. Научный журнал КубГАУ, № 01(35), 2008.
5. Е. В. Луценко, А. П. Трунев. Повышение адекватности спектрального анализа личности по астросоцио-типам путем их разделения на типичную и нетипичную части. Научный журнал КубГАУ, № 02(36), 2008.
6. Е. В. Луценко, А. П. Трунев. Artificial intelligence system for identification of social categories of natives based on astronomical parameters. Научный журнал КубГАУ, № 03(37), 2008.
7. Пат. № 2008610097 РФ. Система типизации и идентификации социального статуса респондентов по их астрономическим показателями на момент рождения «Эйдос-астра». /Е. В. Луценко (Россия), А. П. Трунев (Канада), В. Н. Шашин (Россия); Заяв. № 2007613722. Опубл. 09.01.08. – 56 с.
8. Astro-Databank Wiki Project http://www.astro.com/astro-databank/Main_Page.
9. А. П. Трунев, Е. В. Луценко. СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ВЗАИМОСВЯЗЕЙ МЕЖДУ АСТРОНОМИЧЕСКИМИ И СОЦИАЛЬНЫМИ СОБЫТИЯМИ В АСТРОСОЦИОТИПОЛОГИИ/8-я Международная ФАМ конференция по финансово-актуарной математике и смежным вопросам, Красноярск, 2009.
10. Alexander Trunev. О распределении случайных событий в поле центральных сил/Chaos and Correlation, April 29 , 2009, http://trounev.com/Chaos/CR_4_2009.pdf
11. Трунев А.П. РАСПРЕДЕЛЕНИЕ СЛУЧАЙНЫХ СОБЫТИЙ В ПОЛЕ ЦЕНТРАЛЬНЫХ СИЛ/Научный журнал КубГАУ, №49(05), 2009. http://ej.kubagro.ru/2009/05/pdf/01.pdf

12. Alexander Trunev. Свойства непрерывных и дискретных распределений событий в поле центральных сил/Chaos and Correlation, May 24, 2009. http://trounev.com/Chaos/CR_5_2009.pdf
13. Луценко Е.В., Трунев А.П. Фундаментальные законы распознавания социальных категорий по астрономическим данным/ Chaos and Correlation, January 25, 2009, http://trounev.com/Chaos/CR1_1_2009.pdf
14. Луценко Е.В., Трунев А.П. Исследование зависимости интегральной информативности от расстояния до небесных тел Солнечной системы/ Chaos and Correlation, Dec. 8, 2008. http://trounev.com/Chaos/CR12_2008.pdf
15. Eugene Lutsenko, Alexander Trounev. О фундаментальных закономерностях распознавания социальных категорий группы субъектов по астрономическим данным на момент рождения/Chaos and Correlation. International Journal, December 21st, 2008. http://trounev.com/Chaos/CR12_1.pdf
16. Луценко Е.В., Трунев А.П. Устойчивость зависимости интегральной информативности от расстояния до небесных тел Солнечной системы/ Научный журнал КубГАУ, № 46(2), 2009, http://ej.kubagro.ru/2009/02/pdf/12.pdf
17. Alexander Trunev, Victor Okhonin. About a correlation between currency exchange rate and astronomical parameters of the Solar system's celestial bodies. Chaos and Correlation, November 1st, 2006.
18. Александр Трунев. Проблема распознавания событий в поле центральных сил и моделирование курсов валют/ Научный журнал КубГАУ, № 50(6), 2009, http://ej.kubagro.ru/2009/05/pdf/08.pdf
19. Alexander Trunev. CURRENCY FORECAST ON ASTRONOMICAL DATA USING THE ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEM/ Chaos and Correlation, August 31, 2009. http://trounev.com/Chaos/CR_8_2009.pdf
20. Alexander P. Trunev. О влиянии гравитации на синтез и распад белков/ Chaos and Correlation, February 9, 2009. http://trounev.com/Chaos/CR2_2_2009.pdf
21. А. П. Трунев, Е. В. Луценко. Фундаментальные закономерности распознавания социальных категорий по астрономическим данным на момент рождения. Научный журнал КубГАУ, № 10(44), 2008.
22. А. П. Трунев, Е. В. Луценко. Исследование вариабельности интегральной информативности моделей реагирования субъектов на положение небесных тел солнечной системы в момент рождения. Научный жур-нал КубГАУ № 01(45), 2009.
23. А. П. Трунев, Е. В. Луценко. Устойчивость зависимости интегральной информативности от расстояния до небесных тел Солнечной системы. Научный журнал КубГАУ, № 02(46), 2009.

24. Alexander P. Trunev. О зависимости проводимости и намагниченности материалов от гравитационного потенциала Солнечной системы. Chaos and Correlation. International Journal, No 7, May 31, 2007.
25. Татьяна Черноглазова, Игорь Дегтярев. Временные закономерности изменения электрических и магнитных свойств материалов и их связь с сейсмичностью Земли/ Chaos and Correlation. International Journal, No 6, April 30, 2007.
26. Alexander P. Trunev. The influence of the gravitational potential of celestial bodies on the rate of radioactive decay of the atomic nuclei/ Chaos and Correlation. International Journal, October 8th, 2008. http://trounev.com/Chaos/October2008CR.pdf
27. Jere H. Jenkins, Ephraim Fischbach, John B. Buncher, John T. Gruenwald, Dennis E. Krause, and Joshua J. Mattes. Evidence for Correlations Between Nuclear Decay Rates and Earth-Sun Distance/ arXiv:0808.3283v1 [astro-ph] 25 Aug 2008, http://arxiv.org/abs/0808.3283v1
28. А.Н. Колмогоров. Теория информации и теория алгоритмов. Москва, "Наука", 1987.
29. А.Н. Колмогоров. Алгоритм, информация, сложность. Москва, "Знание", 1991.
30. Shannon C.E. A mathematical theory of communication. Pt. I, II/Bell Syst. Techn. J., 1948, Vol. 27., N 3, pp. 379-423; N 4, pp. 623-656.
31. М. Эйген, Р. Винклер. Игра жизни. М., "Наука", 1979.
32. Lutsenko E.V. Conceptual principles of the system (emergent) information theory & its application for the cognitive modelling of the active objects (entities). 2002 IEEE International Conference on Artificial Intelligence System (ICAIS 2002). – Computer society, IEEE, Los Alamos, California, Washington – Brussels – Tokyo, p. 268-269. http://pitis.tsure.ru/files13/5.pdf
33. Луценко Е.В. СЕМАНТИЧЕСКАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ МОДЕЛЬ СК-АНАЛИЗА / Научный журнал КубГАУ, №36(2), 2008 г, http://ej.kubagro.ru/2008/02/pdf/12.pdf
34. Луценко Е.В. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие для студентов специальности: 351400 "Прикладная информатика (по отраслям)". – Краснодар: КубГАУ. 2004. – 633 с.
35. А.Н. Колмогоров. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения/ Докл. АН СССР, Т. 114, С. 953–956, 1957.
36. Пат. № 2003610986 РФ. Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС" / Е.В.Луценко (Россия); Заяв. №2003610510 РФ. Опубл. от 22.04.2003. – 50 с.
37. Лебедев Е.А. Исследование достоверности оптимизированной модели скоринга путем прогнозирования кредитных историй заемщиков,

данные которых не использовались при синтезе модели. Научный журнал КубГАУ. – Краснодар: КубГАУ, 2007. – №30(06).
38. Ризниченко Г.Ю. Лекции по математическим моделям в биологии. М., Изд. РХД, 2002.
39. Романовский Ю.М., Степанова Н.В., Чернавский Д.С. "Математическое моделирование в биофизике. М., 1975.
40. Марри Р., Греннер Д.Б. Мейес П.. Родуелл В. Биохимия человека/ Под ред. Л.М. Гинодмана. М.: Мир. 1993.
41. Г.Ф. Жукова, С.А. Савчик, С.А. Хотимченко. Биологические свойства йода/Микроэлементы в медицине. 5(1), 7-15.
42. М.К. Колпаков, М.Г. Поляков. Эндокринные механизмы регуляции процессов адаптации. Новосибирск, 1975.
43. Татьяна Черноглазова, Александр Трунев. ХРОНИКИ АТОМНЫХ КАТАСТРОФ 20 ВЕКА/ Chaos and Correlation, March 11, 2008. http://trounev.com/Chaos/March2008/AS/AS.htm
44. Federal Reserve Statistical Release/ http://www.federalreserve.gov/
45. http://www.global-view.com/forex-trading-tools/forex-history/index.html
46. http://www.metaquotes.com/
47. Трунев А.П. Прогнозирование курсов валют по астрономическим параметрам/ Chaos and Correlation, July 3, 2009, http://trounev.com/Chaos/CR2_6_2009.pdf
48. Луценко Е.В., Лебедев Е.А. Системно-когнитивный анализ временных рядов (когнитивная структуризация и формализация предметной области, синтез и верификация семантической информационной модели) / Е.В. Луценко, Е.А.Лебедев //Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №51(7). – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2009/07/pdf/01.pdf
49. Луценко Е.В., Лебедев Е.А. Системно-когнитивный анализ временных рядов (прогнозирование, принятие решений и исследование предметной области) / Е.В. Луценко, Е.А.Лебедев // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №51(7). – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2009/07/pdf/02.pdf
50. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка – Абельсона / Е.В. Луценко // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №03(5). – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/04.pdf
51. Воробьёв О.Ю. Эвентология. — Красноярск: Сибирский федеральный университет. — 435с, 2007.

ПРИЛОЖЕНИЕ

Краткий толковый словарь терминов по астросоциотипологии и системно-когнитивному анализу

В данном небольшом толковом словаре мы ни в коей мере не претендуем на его полноту и исчерпывающий характер (да это и вряд ли возможно) и приводим лишь определения тех терминов, которые введены авторами данной монографии, а также тех, у которых авторами изменены или модифицированы формулировки.

Астропризнак – это астрономический признак на момент рождения, т.е. факт попадания положения планеты в определенный сектор, размер которого задается в семантической информационной модели.

Астросоциотип – обобщенная социальная категория, полученная путем многопараметрической типизации, т.е. обобщения образов конкретных респондентов, относящихся к определенным социальным категориям и характеризующихся определенными наборами астропризнаков.

Астросоциотипология – раздел *астросоциологии*, новое научное направление, использующее технологии искусственного интеллекта для выявления и научного исследования зависимостей между *астропризнаками* респондентов и их принадлежностью к определенным *астросоциотипам*, а также использованием знания этих зависимостей для решения задач идентификации, прогнозирования и поддержки принятия решений (выработки научно-обоснованных рекомендаций по управлению).

В настоящее время в астросоциотипологии используется лишь один метод искусственного интеллекта – автоматизированный системно-когнитивный анализ (*АСК-анализ*), но в будущем количество этих методов увеличится, что обеспечит как повышение качества и достоверности получаемых результатов, за счет взаимного подтверждения результатов, полученных разными независимыми друг от друга методами, так и расширит сам круг этих результатов.

Частная семантическая информационная модель (СИМ) – модель СК-анализа с одной матрицей абсолютных частот и одной матрицей информативностей.

Мультимодель – система частных семантических информационных моделей (СИМ), в общем случае отличающихся друг от друга наборами классификационных и описательных шкал и градаций.

Смысл использования мультимоделей состоит в том, что как обосновано в теории *коллективов решающих правил* и показывают результаты проведенных численных экспериментов достоверность идентификации по

различным классам отличается в различных моделях, т.е. одни классы лучше (более достоверно) распознаются в одних частных моделях, а другие в других. Поэтому возникла идея идентифицировать респондентов с каждым классом в той частной модели, в которой идентификация с ним наиболее достоверна (алгоритм *скоростного распознавания* в мультимодели с использованием априорной информации). Разработаны и реализованы в системе "Эйдос-астра" и другие *алгоритмы голосования* частных моделей в мультимоделях. В астросоциотипологии исследованы сотни частных моделей, отличающихся *градациями описательных шкал*, т.е. количеством секторов, на которые делится большой круг небесной сферы. Применение мультимоделей позволило повысить среднюю достоверность идентификации примерно на 20%. *Логотип астросоциотипологии*, приведенный на обложке монографии, является наглядным изображением одной из наиболее эффективных из исследованных авторами мультимоделей.

Принятие решения есть действие над множеством альтернатив, в результате которого исходное множество альтернатив сужается. Это действие называется "**выбор**".

Экспертная система (ЭС) – это программа, которая в определенных отношениях заменяет эксперта или группу экспертов в той или иной предметной области.

Клавиатурный почерк – система индивидуальных особенностей начертаний и динамики воспроизведения букв, слов и предложений на клавиатуре.

Система, оснащенная интеллектуальным интерфейсом – это система, способная вести себя по-разному в зависимости от результатов идентификации пользователя, его профессионального уровня и текущего психофизиологического состояния.

Аутентификация – это проверка, действительно ли пользователь является тем, за кого себя выдает. При этом пользователь должен предварительно сообщить о себе идентификационную информацию: свое имя и пароль, соответствующий названному имени.

Идентификация – это установление его личности.

Почерк – это система индивидуальных особенностей начертания и динамики воспроизведения букв, слов и предложений вручную различными людьми или на различных устройствах печати.

Система с биологической обратной связью (БОС) – это система, поведение которой зависит от психофизиологического (биологического) состояния пользователя.

Система с семантическим резонансом – это система, поведение которой зависит от состояния сознания пользователя и его психологической реакции на смысловые стимулы, в т.ч. неосознаваемые.

Виртуальная реальность (ВР) – модельная трехмерная (3D) окружающая среда, создаваемая компьютерными средствами и реалистично реагирующая на взаимодействие с пользователями.

Эффект присутствия – это создаваемая для пользователя иллюзия его **присутствия** в смоделированной компьютером среде, при этом создается полное впечатление "присутствия" в виртуальной среде, очень сходное с ощущением присутствия в обычном "реальном" мире.

Система виртуальной реальности (ВР) – это система, обеспечивающая:

– ***генерацию полиперцептивной модели реальности*** в соответствии с математической моделью этой реальности, реализованной в программной системе;

– ***погружение пользователя в модель реальности*** путем подачи на все или основные его перцептивные каналы – органы восприятия, программно-управляемых по величине и содержанию воздействий: зрительного, слухового, тактильного, термического, вкусового и обонятельного и других;

– **управление системой** путем использования виртуального "**образа Я" пользователя** и виртуальных **органов управления** системой (интерфейса), на которые он воздействует, представляющие собой **зависящую от пользователя часть** модели реальности;

– **реалистичную реакцию** моделируемой реальности на виртуальное воздействие и управление со стороны пользователя;

– разрыв отождествления пользователя со своим "Образом Я" из обычной реальности (**деперсонализация**), и отождествление себя с "виртуальным образом Я", генерируемым системой виртуальной реальности (***модификация сознания и самосознания пользователя***);

– ***эффект присутствия*** пользователя в моделируемой реальности в своем "виртуальном образе Я", т.е. эффект *личного участия пользователя в наблюдаемых виртуальных событиях;*

– ***положительные результаты применения критериев реальности***, т.е. функциональную замкнутость и самодостаточность виртуальной реальности, вследствие чего *никакими действиями внутри виртуальной реальности, осуществляемыми над ее объектами, в т.ч. объектами виртуального интерфейса, с помощью своего виртуального тела, невозможно установить, "истинная" эта реальность или виртуальная.*

Критерий реальности – *это самосогласованность* реальности, т.е. получение одной и той же информации качественно различными способами и по различным каналом связи (принцип наблюдаемости):

– согласованность реальности самой с собой во **времени;**

– согласованность и взаимное подтверждение информации от различных органов восприятия, которые обычно реагируют на различные формы материи и часто являются парными (зрение, слух, обоняние) и расположенными в различных точках **пространства**.

Принцип эквивалентности виртуальной и истинной реальности: виртуальная система отсчета, локализованная в полнофункциональной виртуальной реальности полностью физически эквивалентна физической системе отсчета, локализованной в "истинной реальности", т.е. никакими действиями внутри виртуальной реальности, осуществляемыми над ее объектами, в т.ч. объектами виртуального интерфейса, с помощью своего виртуального тела, невозможно установить, "истинная" эта реальность или виртуальная (Луценко Е.В., 2004).

Взвешивание данных или ремонт обучающей выборки – это операция, в результате которой частное распределение объектов по классам в обучающей выборке максимально, на сколько это возможно, приближается либо к частотному распределению генеральной совокупности (если оно известно из независимых источников), либо к равномерному.

Обобщение – это операция формирования обобщенных образов классов на основе описаний конкретных объектов, входящих в обучающую выборку.

Распознавание – это операция сравнения и определения степени сходства образа данного конкретного объекта с образами других конкретных объектов или с обобщенными образами классов, в результате которой формируется рейтинг объектов или классов по убыванию сходства с распознаваемым объектом.

Обучение с учителем – это процесс формирования обобщенных образов классов, на основе обучающей выборки, содержащей характеристики конкретных объектов как в описательных, так и в классификационных шкалах и градациях.

Шкала – это способ классификации объектов по наименованиям или степени выраженности некоторого свойства. Понятие шкалы тесно связано с ключевым понятием когнитивной психологии: понятием конструкта, более того, практически является синонимом или формальным аналогом этого понятия.

Градация – это положение на шкале (или интервал, диапазон), соответствующее наименованию или определенной степени выраженности свойства.

Обучение без учителя или самообучение – это процесс формирования обобщенных образов классов, на основе обучающей выборки, содержащей характеристики конкретных объектов, причем только в описательных шкалах и градациях.

Верификация модели – это операция установления степени ее адекватности (валидности) путем сравнения результатов идентификации конкретных объектов с их фактической принадлежностью к обобщенным образам классов.

Адаптация модели – это количественное уточнение модели, не требующее изменения классификационных и описательных шкал и градаций, а лишь объема обучающей выборки.

Синтез (или повторный синтез – пересинтез) модели – качественное уточнение модели, путем учета в модели объектов и факторов, ранее не входящих ни в обучающую выборку, ни в генеральную совокупность, по отношению к которой данная обучающая выборка репрезентативна.

Кластеризация – это операция автоматической классификации, в ходе которой объекты объединяются в группы (кластеры) таким образом, что внутри групп различия между объектами минимальны, а между группами – максимальны. При этом в ходе кластеризации не только определяется состав кластеров, но и сам их набор и границы.

Системный анализ – современный метод теоретического познания и программно-целевого управления, в котором объект управления рассматривается как *система.*

Система – представляет собой совокупность *элементов* различных уровней иерархии (подсистемы), *связанных* между собой каналами взаимодействия, объединенных в единое структурно-функциональное целое, обеспечивающее им преимущества в достижении общей *цели* системы и целей подсистем за счет *системного эффекта*.

Системный (эмерджентный) эффект – наличие у системы качественно новых, *эмерджентных свойств*, которые не сводятся к сумме свойств ее частей.

Эмерджентность свойств – так как все свойства есть свойства тех или иных систем, то можно предположить, что все свойства без исключения имеют эмерджентную природу, т.е. любое свойство основано на уровне Реальности этим свойством не обладающим. Например, свойство "быть

соленым " основано на свойствах Na и Cl, по отдельности этим свойством ни в коей мере не обладающими.

Уровень системности – степень отличия свойств системы от суммы свойств ее частей.

Диалектика: структура-свойство-отношение – подсистемы различных уровней иерархии могут рассматриваться с внешней точки зрения как неделимое целое, не имеющее частей, т.е. элемент, обладающий *свойством* вступать во взаимодействие с другими элементами, а с внутренней точки зрения – как имеющие *структуру*, состоящую из элементов более низкого уровня иерархии, объединенных определенными видами *взаимосвязей*. Сам канал взаимодействия может рассматриваться как *отношение* элементов, которые с помощью него взаимодействуют, или как система, обладающая определенной *структурой*, включающая среду передачи и объекты, перемещающиеся в этой среде и переносящие субстанцию взаимодействия, например: вещество, стоимость, энергию или информацию.

Системно-когнитивный анализ (СК-анализ) – системный анализ, структурированный по базовым когнитивным операциям.

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) – автоматизированный СК-анализ, т.е. системный анализ, автоматизированный путем структурирования по базовым когнитивным операциям системного анализа (*БКОСА*) и включающий: формализуемую когнитивную концепцию, математическую модель, методику численных расчетов и реализующий их программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос". АСК-анализ предложен в 2002 году Е.В.Луценко.

Компоненты АСК-анализа:

– формализуемая когнитивная концепция и следующий из нее когнитивный конфигуратор;

– теоретические основы, методология, технология и методика СК-анализа;

– математическая модель СК-анализа, основанная на системном обобщении семантической меры целесообразности информации А. Харкевича;

– методика численных расчетов, в универсальной форме реализующая математическую модель СК-анализа, включающая иерархическую структуру данных и 24 детальных алгоритма 10 БКОСА;

– специальное инструментальное программное обеспечение, реализующее математическую модель и численный метод СК-анализа – Универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос";

– методика, технология и результаты синтеза рефлексивных АСУ активными объектами на основе АСК-анализа.

Этапы АСК-анализа –

1) когнитивная структуризация предметной области;

2) формализация предметной области (конструирование классификационных и описательных шкал и градаций);

3) подготовка обучающей выборки (ввод данных мониторинга в базу прецедентов);

4) синтез семантической информационной модели (СИМ);

5) оптимизация СИМ;

6) проверка адекватности СИМ (измерение внутренней и внешней, дифференциальной и интегральной валидности);

7) системно-когнитивный анализ СИМ, исследование моделируемого объекта путем исследования его модели:

– решение задач идентификации и прогнозирования;

– генерация информационных портретов классов и факторов, т.е. решение обратной задачи прогнозирования, поддержка принятия решений по управлению (результаты отображаются в графической форме двухмерных и трехмерных профилей классов и факторов);

– кластерно-конструктивный анализ классов и факторов (результаты отображаются в форме семантических сетей классов и факторов);

– содержательное сравнение классов и факторов (результаты отображаются в форме когнитивных диаграмм классов и факторов);

– изучение системы детерминации состояний моделируемого объекта, нелокальные нейроны и интерпретируемые нейронные сети;

– построение классических когнитивных моделей (когнитивных карт).

– построение интегральных когнитивных моделей (интегральных когнитивных карт).

Математическая модель АСК-анализа основана на системной теории информации (СТИ).

Системная теория информации (СТИ) – Отличия СТИ от классической теории информации Больцмана-Найквиста-Хартли-Шеннона обусловлены отличиями понятия "*система*" от понятия "*множество*". СТИ рассматривает в качестве элементов не только первичные элементы множества, но и элементы, представляющие собой подсистемы различных

уровней иерархии, образующиеся за счет *взаимодействия* первичных элементов, а также учитывает понятие *цели*. В рамках СТИ предложено системное обобщение семантической меры информации Харкевича, которое удовлетворяет принципу соответствия с мерой Хартли в детерминистском случае, как и мера Шеннона в случае равновероятных событий, чем преодолена несогласованность семантической теории информации и классической теории информации Шеннона. Так как данная мера учитывает понятие цели, то она является количественной мерой знаний. В рамках СТИ предложены гипотезы "О возрастании эмерджентности", следующие из нее: "О природе сложности системы", и "О видах системной информации".

Гипотеза "О возрастания эмерджености": "Чем больше элементов в системе, тем большую долю содержащейся в ней информации составляет информация, содержащаяся во взаимосвязях ее элементов".

Гипотеза "О природе сложности системы": сложность системы определяется количеством содержащейся в ней информации.

Гипотеза "О видах системной информации": системная информация включает две составляющие:

– зависящую от количества элементов системы;

– зависящую как от количества элементов системы, так и от сложности взаимосвязей между ними.

Методика численных расчетов АСК-анализа включает: структуры входных данных (формализация предметной области), промежуточных и выходных данных, а также алгоритмы БКОСА.

Программный инструментарий АСК-анализа – универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос".

Базовые когнитивные операции системного анализа (БКОСА) – когнитивные операции, образующие *когнитивный конфигуратор*.

Когнитивный конфигуратор – минимальный полный набор познавательных (когнитивных от: "cognition" – "познание", англ.) операций, к которым сводятся различные процессы познания, в т.ч. системный анализ, как метод познания. В *формализуемой когнитивной концепции* выявлено 10 таких операций, каждая из которых достаточно элементарна для формализации и программной реализации: 1) присвоение имен; 2) восприятие; 3) обобщение (синтез, индукция); 4) абстрагирование; 5) оценка адекватности модели; 6) сравнение, идентификация и прогнозирование; 7) дедукция и абдукция; 8) классификация и генерация конструктов; 9) содержательное сравнение; 10) планирование и принятие решений об управлении.

Формализуемая когнитивная концепция – когнитивная концепция, предложенная с целью разработки СК-анализа. Из данной концепции

выводятся структура когнитивного конфигуратора, система базовых когнитивных операций и обобщенная схема системного анализа, структурированного до уровня базовых когнитивных операций (СК-анализ).

Рассматривает процесс познания, как многоуровневую иерархическую систему обработки информации в которой когнитивные структуры каждого уровня являются результатом интеграции структур предыдущего уровня. На 1-м уровне этой системы находятся дискретные элементы потока чувственного восприятия, которые на 2-м уровне интегрируются в чувственный образ конкретного объекта. Те, в свою очередь, на 3-м уровне интегрируются в обобщенные образы классов и факторов, образующие на 4-м уровне кластеры, а на 5-м конструкты. Система конструктов на 6-м уровне образуют текущую парадигму реальности (т.е. человек познает мир путем синтеза и применения конструктов). На 7-м же уровне обнаруживается, что текущая парадигма не единственно-возможная.

Ключевым для когнитивной концепции является понятие *факта*, под которым понимается соответствие дискретного и интегрального элементов познания (т.е. элементов разных уровней интеграции-иерархии), обнаруженное на опыте. *Факт* рассматривается как квант *смысла*, что является основой для его формализации. Таким образом, происхождение смысла связывается со своего рода "разностью потенциалов", существующей между смежными уровнями интеграции-иерархии обработки информации в процессах познания. Между когнитивными структурами разных уровней иерархии существует отношение "дискретное – интегральное". Именно это служит основой формализации смысла.

АСК-анализ в экономике – новый математический и инструментальный метод экономики, характеризующийся универсальной непараметрической математической моделью, основанной на системной теории информации, наличием методики численных расчетов и программного инструментария (система "Эйдос").

Адекватность модели – это ее способность правильно идентифицировать объекты**.** Понятие адекватности имеет свою структуру, включающую понятия внутренней и внешней, дифференциальной и интегральной *валидности* ("валидность" и переводится как "правильность").

Внутренняя валидность – способность модели правильно идентифицировать объекты, входящие в обучающую выборку.

Внешняя валидность – способность модели верно идентифицировать объекты, не входящие в обучающую выборку, но относящиеся к генеральной совокупности, по отношению к которой она репрезентативна.

Интегральная валидность – это валидность, средневзвешенная по всей обучающей выборке.

Дифференциальная валидность – это способность правильно идентифицировать отдельные классы.

Инструментарий СК-анализа – универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос".

Показатели валидности:

– ***идентифицировано верно*** – это количество объектов обучающей выборки, которые идентифицированы как классы, к которым они действительно относятся;

– ***идентифицировано ошибочно*** – это количество объектов обучающей выборки, которые идентифицированы как классы, к которым они в действительности не относятся (ошибка идентификации);

– ***неидентифицировано верно*** – это количество объектов обучающей выборки, которые неидентифицированы как классы, к которым они действительно не относятся;

– ***неидентифицировано ошибочно*** – это количество объектов обучающей выборки, которые неидентифицированы как классы, к которым они в действительности относятся (ошибка неидентфикации).

Идентификация – количественная оценка степени сходства конкретного объекта или его состояния с классом по признакам, которые относятся к тому же моменту времени, что и состояние.

Прогнозирование – количественная оценка степени сходства конкретного объекта или его состояния с классом по признакам, причем признаки относятся к более раннему времени, чем состояние.

Информационный портрет класса – это список факторов, ранжированных в порядке убывания силы их влияния на переход объекта управления в состояние, соответствующее данному классу. Информационный портрет класса отражает систему его детерминации. Генерация информационного портрета класса представляет собой решение обратной задачи прогнозирования, т.к. при прогнозировании по системе факторов определяется спектр наиболее вероятных будущих состояний объекта управления, в которые он может перейти под влиянием данной системы факторов, а в информационном портрете мы наоборот, по заданному будущему состоянию объекта управления определяем систему факторов, детерминирующих это состояние, т.е. вызывающих переход объекта управления в это состояние. В начале информационного портрета класса идут факторы, оказывающие положительное влияние на переход объекта управления в заданное состояние, затем факторы, не оказывающие на это существенного влияния, и далее – факторы, препятствующие переходу объекта управления в это состояние (в порядке возрастания силы препятствования). Ин-

формационные портреты классов могут быть от *отфильтрованы* по диапазону факторов, т.е. мы можем отобразить влияние на переход объекта управления в данное состояние не всех отраженных в модели факторов, а только тех, коды которых попадают в определенный диапазон, например, относящиеся к определенным описательным шкалам.

Информационный (семантический) портрет фактора – это список классов, ранжированный в порядке убывания силы влияния данного фактора на переход объекта управления в состояния, соответствующие данным классам. Информационный портрет фактора называется также его *семантическим портретом,* т.к. в соответствии с концепцией смысла системно-когнитивного анализа, являющейся обобщением концепции смысла Шенка-Абельсона, *смысл фактора состоит в том, какие будущие состояния объекта управления он детерминирует*. Сначала в этом списке идут состояния объекта управления, на переход в которые данный фактор оказывает наибольшее влияние, затем состояния, на которые данный фактор не оказывает существенного влияния, и далее состояния – переходу в которые данный фактор препятствует. Информационные портреты факторов могут быть от *отфильтрованы* по диапазону классов, т.е. мы можем отобразить влияние данного фактора на переход объекта управления не во все возможные будущие состояния, а только в состояния, коды которых попадают в определенный диапазон, например, относящиеся к определенным классификационным шкалам.

Функция влияния представляет собой график зависимости вероятностей перехода объекта управления в будущие состояния под влиянием различных значений некоторого фактора. Если взять несколько информационных портретов факторов, соответствующих градациям одной описательной шкалы, отфильтровать их по диапазону градаций некоторой классификационной шкалы и взять из каждого информационного портрета по одному состоянию, на переход в которое объекта управления данная градация фактора оказывает наибольшее влияние, то мы и получим зависимость, отражающую вероятность перехода объекта управления в будущие состояния под влиянием различных значений некоторого фактора, т.е. функцию влияния. Функции влияния являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос". Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью СК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и *нелинейные*.

Двухмерные и трехмерные профили классов и факторов – это графические диаграммы, отображающие силу и направление влияния различных факторов на переход объекта управления в различные состояния. *Профилем класса* называется графическое отображение столбца матрицы

информативностей, соответствующего данному классу. *Профилем признака (фактора)* называется графическое отображение строки матрицы информативностей, соответствующего данному признаку. *Информативности факторов* означают силу и направление влияния данного фактора на переход системы в состояние, соответствующее данному классу.

Кластерно-конструктивный анализ – это математический метод анализа данных, обеспечивающий: выявление классов, наиболее сходных по системе их детерминации и объединение их в кластеры; выявление кластеров классов, наиболее сильно отличающиеся по системе их детерминации и построение из них полюсов конструктов классов, при этом остальные кластеры включаются в конструкты в качестве промежуточных между полюсами; выявление факторов, наиболее сходных по детерминируемым ими классам и объединение их в кластеры; выявление кластеров факторов, наиболее сильно отличающиеся по детерминируемым ими классам и построение из них полюсов конструктов факторов, при этом остальные кластеры включаются в конструкты в качестве промежуточных между полюсами.

Состояния объекта управления, соответствующие классам, включенным в один кластер, могут быть достигнуты одновременно, т.е. являются *совместимыми (коалиционными)* по детерминирующим их факторам. Состояния объекта управления, соответствующие классам, образующим полюса конструкта, не могут быть достигнуты одновременно, т.е. являются противоположными по детерминирующим их факторам (*антагонистическими*).

Факторы, включенные в один кластер, оказывают сходное влияние на поведение объекта управления и могут, при необходимости, быть использованы для замены друг друга. Факторы, образующие полюса конструкта, оказывают противоположное влияние на поведение объекта управления.

Кластерно-конструктивный анализ классов позволяет сравнить их по сходству системы детерминации и отобразить эту информацию в наглядной графической форме семантической сети классов.

Кластерно-конструктивный анализ факторов позволяет сравнить факторы по сходству их влияния на переход объекта в будущие состояния и отобразить эту информацию в наглядной графической форме семантической сети факторов.

Когнитивные диаграммы классов (факторов) – это графические диаграммы, позволяющие отобразить в чем конкретно состоит сходство и различие любых двух классов (или любых двух факторов), т.е. детально увидеть структуру каждой линии связи в семантической сети. Когнитивные диаграммы представляет собой графическое изображение обобщенно-

го коэффициента корреляции профилей классов (или факторов), при этом каждая линия, вносящая вклад в сходство или различие соответствует одному слагаемому, ее цвет – знаку, а толщина – модулю этого слагаемого.

Нелокальные нейроны и интерпретируемые нейронные сети позволяют в наглядной форме отобразить систему детерминации будущих состояний. *Нелокальный нейрон* представляет собой будущее состояние объекта управления с изображением наиболее сильно влияющих на него факторов с указанием силы и направления (способствует-препятствует) их влияния. Нейронная сеть представляет собой совокупность взаимосвязанных нейронов. В классических нейронных сетях связь между нейронами осуществляется по входным и выходным сигналам, а в нелокальных нейронных сетях – на основе общего информационного поля, реализуемого семантической информационной моделью. Система "Эйдос" обеспечивает построение любого подмножества многослойной нейронной сети с заданными или выбираемыми по заданным критериям рецепторами и нейронами, связанными друг с другом связями любого уровня опосредованности.

Классические когнитивные карты являются графической формой представления фрагментов СИМ, объединяющей достоинства таких форм, как нейроны и семантические сети факторов. Классическая когнитивная карта представляет собой нейрон, соответствующий некоторому состоянию объекта управления с рецепторами, каждый из которых соответствует фактору в определенной степени способствующему или препятствующему переходу объекта в это состояние. Рецепторы соединены связями как с нейроном, так и друг с другом. Связи рецепторов с нейроном отражают силу и направление влияния факторов, а связи рецепторов друг с другом, отображаемые в форме семантической сети факторов, – сходство и различие между рецепторами по характеру их влияния на объект управления. Таким образом, классическая когнитивная карта представляет собой нейрон с семантической сетью факторов, изображенные на одной диаграмме.

Обобщенные когнитивные карты позволяют объединить в одной графической форме семантические сети классов и факторов, объединенных нейронной сетью. Если объединить несколько классических когнитивных карт на одной диаграмме и изобразить на ней также связи между нейронами в форме семантической сети классов, то получим обобщенную (интегральную) когнитивную карту. Система "Эйдос" обеспечивает построение любого подмножества многоуровневой семантической информационной модели с заданными или выбираемыми по заданным критериям рецепторами и нейронами, связанными друг с другом связями любого уровня опосредованности в форме классических и обобщенных когнитивных карт. В частности, в системе полуавтоматически формируется задание на генерацию подмножеств обобщенной когнитивной карты.