

УДК 303.732.4

UDC 303.732.4

**АСТРОСОЦИОТИПОЛОГИЯ И
СПЕКТРАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЛИЧНОСТИ ПО
АСТРОСОЦИОТИПАМ С ПРИМЕНЕНИЕМ
СЕМАНТИЧЕСКИХ ИНФОРМАЦИОННЫХ
МУЛЬТИМОДЕЛЕЙ**

**ASTROSOCIOTYPOLOGY AND
SPECTRAL ANALYSIS OF A PERSON
BY ASTROSOCIOTYPES WITH THE
APPLICATION OF SEMANTIC
INFORMATION MULTI MODELS**

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

Lutsenko Evgeny Veniaminovich
Dr. Sci. Econ., professor

*Кубанский государственный аграрный
университет, Краснодар, Россия*

Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russia

Трунев А.П.
к. ф.-м. н., Ph.D

Trunev A.P.
Cand. Phys.-Math. Sci., Ph.D

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

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

В статье приводятся основные научные результаты, полученные в 2007 году при создании и исследовании семантической информационной мульти-модели, 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. 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. При этом применяется метод системно-когнитивного анализа, который рассматривается как один из универсальных вариантов решения 13-й проблемы Гильберта на практике (теоретически эта проблема решена в теореме А.Н.Колмогорова, являющейся обобщением теоремы В.И.Арнольда (1957)).

Main scientific results, which were received in 2007 under creation and investigation of semantic information multi mode, providing as detection of dependence between astro signs and accessory of respondents to generalized social categories as a use of knowledge of these dependences for identification of respondents by these categories are casted in the article. Multi model includes 172 private models on 37 generalized categories and each of categories is presented less than 1000 respondents under general fetch capacity of 20007 respondents. It was applied the method of systemic- cognitive analysis, which is considered as one of the universal variants of decision of thirteen problem of Gilbert in practice (theoretically this problem has been done in the theorem of A.N. Kolmogorova, which is a generalization of theorem V.I. Arnold (1957) under it.

Ключевые слова: АСТРОСОЦИОТИПОЛОГИЯ, СПЕКТРАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ, АСТРОСОЦИОТИП, СЕМАНТИЧЕСКИЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ МУЛЬТИМОДЕЛИ.

Key words: ASTROSOCIOTYPOLOGY, SPECTRAL ANALYSIS, ASTROSOCIOTYPE, SEMANTIC INFORMATION MULTI MODELS.

Данная статья содержит описание основных результатов научных исследований и разработок в области астросоциотипологии, полученных авторами в 2007 году, и является продолжением итоговой статьи [19] по результатам 2006 года.

В статье [19] ставился вопрос о том, 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) [1–12] – нового метода ис-

кусственного интеллекта и его инструментария – системы "Эйдос" [20] были созданы модели, позволяющие обоснованно утверждать, что эти зависимости существуют и их характер выявлен и известен нам [8, 13–19].

Необходимо отметить, что сила этих зависимостей для различных категорий оказалась весьма различной, и из более 11000 категорий нами было выявлено всего лишь несколько десятков наиболее статистически представленных категорий, для которых эти связи оказались наиболее сильными [19].

В той же статье [19] 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 *прагматический* 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 оценивались на достоверность методами бутстрепной статистики, реализованными в системе "Эйдос" [6]. В результате была выбрана так называемая 3-я модель, которая затем и была подробно исследована для получения ответа на первый вопрос.

В этих исследованиях было обнаружено следующее.

1. Достоверность идентификации по категориям практически обратно пропорционально зависит от количества респондентов обучающей выборки, относящихся к этой категории [8, 13–19].

2. 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.

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 мы сделали вывод о том, что впредь исследовать только те категории, которые представлены очень большой статистикой. Например, в данной статье 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.

Объяснение 2-й закономерности еще предстоит найти, однако 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.

Поэтому у авторов в начале 2007 года возник проект разработки специальной системы, которая реализовала бы "[коллективы решающих правил](#)" [24], 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 "Эйдос-астра" [21], являющаяся 3-й системой окружения универсальной когнитивной аналитической системы "Эйдос" [20] (есть еще две системы окружения: "Эйдос-фонд" [22] и "Эйдос-Ψ" [23]).

Благодаря использованию технологии голосования частных моделей или коллективов решающих правил в системе "Эйдос-астра", ***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. В статье мы опишем лишь одну из этих мультимоделей, включающую 37 социальных категорий и 172 частные модели, как наиболее полно статистически представленную. В этой мультимодели на каждую из категорий приходится не менее 1000 респондентов, а общий объем обучающей выборки составляет 20007 респондентов.

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 ("Inprob_mm.exe") обеспечивает синтез мультимодели, а второй ("Inprgs_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: "Inprob_mm.exe" 63 листа, "Inprgs_mm.exe" – 109 листов формата А4.

Перед запуском модуля синтеза мультимодели ("Inprob_mm.exe"):

- база данных с исходной информацией для синтеза мультимодели (база прецедентов) должна быть записана в выработанном ранее совместно в В.Н. Шашиным [19] 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 астрологической базы данных, подготовленной для системы ЭЙДОС, является Lois Rodden's AstroDatabank (www.astrodatabank.com). Эта база содержит жизнеописание 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. На первом этапе данные были конвертированы в формат баз данных JDataStore фирмы Borland, затем тщательно отсортированы с использованием SQL запросов и специальных функций на языке Java. В результате были получены астрологические 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 вычисляли куспиды астрологических домов в системе Плацидуса, а также звездные стоянки Луны – накшатры (использовалась система из 27 стоянок). С целью анализа были использованы эфемериды следующих небесных тел: Солнца, Лу-

ны, Меркурия, Венеры, Марса, Юпитера, Сатурна, Урана, Нептуна, Плутона и Хирона. 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 интеллектуальной системы ЭЙДОС. Архив исходных данных в формате Excel доступен по адресу: <http://astro.proforums.ru/tmp/abank.rar>. На этом этапе в исследованиях и разработках активное участие принимал В.Н. Шашин [2, 13–19].

При работе модуля синтеза мультимодели он прогнозирует время завершения процесса и отображает его стадию, а также сам ведет базу данных, содержащую протокол успешно завершённых 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 [3, 5] моделей, т.е. достоверности идентификации классов в различных частных моделях.
 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.

1. 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. 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.

3. 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 идентифицируются 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.

4. 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".

5. 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, 13].

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 уронеи 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 МАХ 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.

6. 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.

Все частные и обобщающие модели, созданные с помощью системы окружения "Эйдос-астра", **полностью совестины** с базовой универсальной когнитивной аналитической системой "Эйдос" и могут быть просмотрены и исследованы в этой системе.

Описание результатов синтеза и исследования мультимодели

Основными причинами выбора для исследования мультимодели на 37 категорий, каждая из которых представлена не менее чем 1000 респондентов при объеме обучающей выборки 20007 респондентов, являются высокая статистическая достоверность полученных результатов и возможность убедительно говорить о том, что в результате проведенного исследования действительно выявлены закономерности между астропризнаками и социальными категориями (социотипами).

Перечень выбранных категорий и частотное распределение респондентов по этим категориям приведены в таблице 1.

Таблица 1 – СПРАВОЧНИК КЛАССИФИКАЦИОННЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ (ОБОБЩЕННЫЕ КАТЕГОРИИ) И ЧАСТОТНОЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЕ РЕСПОНДЕНТОВ ПО НИМ

Код категории	Наименование категории	Кол-во респондентов
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

Продолжение таблицы 1

Код категории	Наименование категории	Кол-во респондентов
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

По большинству категорий респондентов значительно более 1000. Это объясняется тем, что *один и тот же респондент одновременно может относиться к нескольким категориям*. В графической форме частотное распределение респондентов по категориям представлено на рисунке 1.

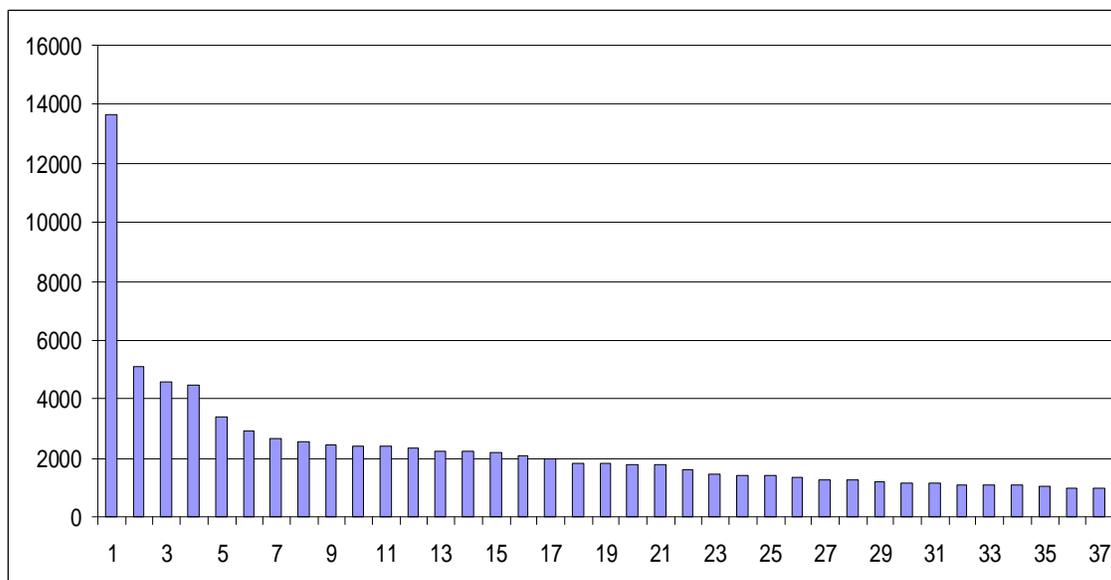


Рисунок 1 – Частотное распределение респондентов по категориям

В результате синтеза мультимодели были получены 172 частные модели с различным количеством разбиений круга на секторы: 2, 3, 4, ..., 173. Максимальное количество разбиений составило 173, т. к. при 23 описательных шкалах и таком количестве разбиений во всех шкалах получается суммарно 3979 градаций, тогда как в *текущей* версии системы "Эйдос" максимальное количество градаций описательных шкал в модели не может превосходить 4000. Однако в данном случае это ограничение не является принципиальным, т.к. оно не помешало нам увидеть общей картины.

В качестве примеров приведем справочники описательных шкал и градаций для частных моделей с 2 и 3 разбиениями (таблицы 2 и 3).

Система "Эйдос-астра" автоматически формирует справочники классификационных и описательных шкал и градаций для всех заданных частных моделей, а затем с использованием этих справочников и БД "Abankall.dbf" также автоматически формирует обучающую выборку в каждой из этих частных моделей. Таким образом, система "Эйдос-астра" обеспечивает автоматическую *формализацию предметной области* в системе частных моделей.

Приведем в качестве примера фрагмент обучающей выборки частной модели с двумя разбиениями (таблица 4).

Таблица 2 – СПРАВОЧНИК ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ ЧАСТНОЙ МОДЕЛИ С ДВУМЯ РАЗБИЕНИЯМИ

Код	Наименование	Код	Наименование
1	SUNLON-[2]: {0.000, 180.000}	25	HOUSE2-[2]: {0.000, 180.000}
2	SUNLON-[2]: {180.000, 360.000}	26	HOUSE2-[2]: {180.000, 360.000}
3	MOONLON-[2]: {0.000, 180.000}	27	HOUSE3-[2]: {0.000, 180.000}
4	MOONLON-[2]: {180.000, 360.000}	28	HOUSE3-[2]: {180.000, 360.000}
5	MERCURYLON-[2]: {0.000, 180.000}	29	HOUSE4-[2]: {0.000, 180.000}
6	MERCURYLON-[2]: {180.000, 360.000}	30	HOUSE4-[2]: {180.000, 360.000}
7	VENUSLON-[2]: {0.000, 180.000}	31	HOUSE5-[2]: {0.000, 180.000}
8	VENUSLON-[2]: {180.000, 360.000}	32	HOUSE5-[2]: {180.000, 360.000}
9	MARSLON-[2]: {0.000, 180.000}	33	HOUSE6-[2]: {0.000, 180.000}
10	MARSLON-[2]: {180.000, 360.000}	34	HOUSE6-[2]: {180.000, 360.000}
11	JUPITERLON-[2]: {0.000, 180.000}	35	HOUSE7-[2]: {0.000, 180.000}
12	JUPITERLON-[2]: {180.000, 360.000}	36	HOUSE7-[2]: {180.000, 360.000}
13	SATURNLON-[2]: {0.000, 180.000}	37	HOUSE8-[2]: {0.000, 180.000}
14	SATURNLON-[2]: {180.000, 360.000}	38	HOUSE8-[2]: {180.000, 360.000}
15	URANUSLON-[2]: {0.000, 180.000}	39	HOUSE9-[2]: {0.000, 180.000}
16	URANUSLON-[2]: {180.000, 360.000}	40	HOUSE9-[2]: {180.000, 360.000}
17	NEPTUNELON-[2]: {0.000, 180.000}	41	HOUSE10-[2]: {0.000, 180.000}
18	NEPTUNELON-[2]: {180.000, 360.000}	42	HOUSE10-[2]: {180.000, 360.000}
19	PLUTOLON-[2]: {0.000, 180.000}	43	HOUSE11-[2]: {0.000, 180.000}
20	PLUTOLON-[2]: {180.000, 360.000}	44	HOUSE11-[2]: {180.000, 360.000}
21	NODELON-[2]: {0.000, 180.000}	45	HOUSE12-[2]: {0.000, 180.000}
22	NODELON-[2]: {180.000, 360.000}	46	HOUSE12-[2]: {180.000, 360.000}
23	HOUSE1-[2]: {0.000, 180.000}		
24	HOUSE1-[2]: {180.000, 360.000}		

Таблица 3 – СПРАВОЧНИК ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ ЧАСТНОЙ МОДЕЛИ С ТРЕМЯ РАЗБИЕНИЯМИ

Код	Наименование	Код	Наименование
1	SUNLON-[3]: {0.000, 120.000}	37	HOUSE2-[3]: {0.000, 120.000}
2	SUNLON-[3]: {120.000, 240.000}	38	HOUSE2-[3]: {120.000, 240.000}
3	SUNLON-[3]: {240.000, 360.000}	39	HOUSE2-[3]: {240.000, 360.000}
4	MOONLON-[3]: {0.000, 120.000}	40	HOUSE3-[3]: {0.000, 120.000}
5	MOONLON-[3]: {120.000, 240.000}	41	HOUSE3-[3]: {120.000, 240.000}
6	MOONLON-[3]: {240.000, 360.000}	42	HOUSE3-[3]: {240.000, 360.000}
7	MERCURYLON-[3]: {0.000, 120.000}	43	HOUSE4-[3]: {0.000, 120.000}
8	MERCURYLON-[3]: {120.000, 240.000}	44	HOUSE4-[3]: {120.000, 240.000}
9	MERCURYLON-[3]: {240.000, 360.000}	45	HOUSE4-[3]: {240.000, 360.000}
10	VENUSLON-[3]: {0.000, 120.000}	46	HOUSE5-[3]: {0.000, 120.000}
11	VENUSLON-[3]: {120.000, 240.000}	47	HOUSE5-[3]: {120.000, 240.000}
12	VENUSLON-[3]: {240.000, 360.000}	48	HOUSE5-[3]: {240.000, 360.000}
13	MARSLON-[3]: {0.000, 120.000}	49	HOUSE6-[3]: {0.000, 120.000}

		Коды категорий												
7	Aavikko, Armi	2	5	8	13	20	32							
		Коды астропризнаков												
		1	3	5	7	9	12	14	15	18	19	22		
		24	26	28	30	32	34	35	37	39	41	43		
		45												
		Коды категорий												
8	Abad, Andy	1	8	13	32									
		Коды астропризнаков												
		2	3	6	8	10	11	13	16	18	19	21		
		23	25	27	29	31	33	36	38	40	42	44		
		46												
		Коды категорий												
9	Abbado, Claudio	1	4	5	8	9	13	16	17	20	21	24	30	32
		Коды астропризнаков												
		1	3	5	7	9	11	14	15	17	19	22		
		23	25	27	29	31	33	36	38	40	42	44		
		46												

Для каждой частной модели на основе обучающей выборки формируется сначала матрица абсолютных частот (таблица 5), а затем и матрица информативностей (таблица 6). В качестве математической модели СК-анализа используется системная теория информации (СТИ), предложенная автором [3, 5, 1-12].

Таблица 5 – ФРАГМЕНТ МАТРИЦЫ АБСОЛЮТНЫХ ЧАСТОТ ВСТРЕЧ ПРИЗНАКОВ ПО КАТЕГОРИЯМ В ЧАСТНОЙ МОДЕЛИ С ДВУМЯ РАЗБИЕНИЯМИ

Коды признаков	Коды категорий											
	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
11	6896	2507	2499	2140	1568	1406	1293	1187	1164	1186	1191	1151
12	6744	2618	2068	2331	1805	1504	1382	1390	1278	1210	1194	1209
13	6146	2474	1854	2046	1578	1379	1368	1228	1184	1197	928	1217
14	7494	2651	2713	2425	1795	1531	1307	1349	1258	1199	1457	1143
15	9589	3308	3698	2432	1986	1752	2384	1666	1491	1455	1989	2169
16	4051	1817	869	2039	1387	1158	291	911	951	941	396	191
17	6083	2517	1147	2734	2078	1703	928	1601	1612	1357	872	752
18	7557	2608	3420	1737	1295	1207	1747	976	830	1039	1513	1608
19	12886	4609	4541	4041	3116	2748	2641	2513	2350	2277	2381	2341
20	754	516	26	430	257	162	34	64	92	119	4	19
21	7681	2670	2975	2315	1740	1517	1412	1341	1290	1248	1347	1232
22	5959	2455	1592	2156	1633	1393	1263	1236	1152	1148	1038	1128
23	4170	2212	290	1782	1513	1176	1249	1137	1083	1111	12	1144
24	4161	2140	310	1772	1480	1121	1234	1071	1045	1042	12	1132
25	4215	2201	286	1812	1535	1167	1235	1148	1075	1127	14	1139
26	4116	2151	314	1742	1458	1130	1248	1060	1053	1026	10	1137
27	4218	2237	292	1804	1545	1129	1237	1137	1083	1101	15	1141

28	4113	2115	308	1750	1448	1168	1246	1071	1045	1052	9	1135
29	4195	2210	288	1780	1544	1109	1228	1112	1085	1102	12	1126
30	4136	2142	312	1774	1449	1188	1255	1096	1043	1051	12	1150
31	4175	2200	303	1781	1541	1134	1232	1102	1094	1083	11	1123
32	4156	2152	297	1773	1452	1163	1251	1106	1034	1070	13	1153
33	4172	2151	300	1785	1499	1127	1250	1076	1065	1043	10	1146
34	4159	2201	300	1769	1494	1170	1233	1132	1063	1110	14	1130
35	4161	2140	310	1772	1480	1121	1234	1071	1045	1042	12	1132
36	4170	2212	290	1782	1513	1176	1249	1137	1083	1111	12	1144
37	4116	2151	314	1742	1458	1130	1248	1060	1053	1026	10	1137
38	4215	2201	286	1812	1535	1167	1235	1148	1075	1127	14	1139
39	4113	2115	308	1750	1448	1168	1246	1071	1045	1052	9	1135
40	4218	2237	292	1804	1545	1129	1237	1137	1083	1101	15	1141
41	4136	2142	312	1774	1449	1188	1255	1096	1043	1051	12	1150
42	4195	2210	288	1780	1544	1109	1228	1112	1085	1102	12	1126
43	4156	2152	297	1773	1452	1163	1251	1106	1034	1070	13	1153
44	4175	2200	303	1781	1541	1134	1232	1102	1094	1083	11	1123
45	4159	2201	300	1769	1494	1170	1233	1132	1063	1110	14	1130
46	4172	2151	300	1785	1499	1127	1250	1076	1065	1043	10	1146

Таблица 6 – ФРАГМЕНТ МАТРИЦЫ ИНФОРМАТИВНОСТЕЙ ПРИЗНАКОВ ПО КАТЕГОРИЯМ В ЧАСТНОЙ МОДЕЛИ С ДВУМЯ РАЗБИЕНИЯМИ (БИТ´100)

Коды признаков	Коды категорий																					
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
1	3	-1	17	-2	-3	-0	-3	-3	-3	-3	22	-4	-5	-2	-2	-1	-4	-1	-4	-6	-3	18
2	4	-3	17	-0	-3	-1	-5	-2	-3	-3	20	-5	-3	-2	-2	-2	-3	-2	-5	-4	-4	22
3	3	-2	18	-2	-3	-1	-4	-3	-3	-3	22	-4	-5	-1	-1	-2	-4	-2	-5	-4	-4	20
4	3	-2	16	-0	-3	-1	-4	-2	-2	-4	20	-5	-4	-3	-3	-1	-3	-2	-4	-5	-2	20
5	3	-2	16	-2	-3	-1	-2	-3	-3	-4	22	-2	-4	-2	-1	-2	-4	-1	-2	-5	-2	16
6	3	-3	17	-1	-3	-1	-6	-2	-2	-3	20	-6	-4	-2	-2	-1	-4	-2	-6	-5	-4	23
7	3	-1	17	-1	-3	-1	-3	-3	-2	-4	21	-3	-5	-2	-2	-2	-4	-2	-3	-5	-2	18
8	4	-3	17	-1	-3	-1	-5	-2	-3	-2	21	-6	-4	-2	-2	-2	-3	-2	-6	-5	-4	21
9	3	-1	17	-1	-3	-2	-3	-3	-3	-4	23	-3	-4	-3	-2	-2	-4	-3	-3	-5	-4	17
10	3	-3	16	-1	-3	-0	-5	-2	-2	-2	19	-6	-4	-1	-2	-1	-3	-0	-6	-4	-3	22
11	4	-2	21	-2	-5	-2	-4	-5	-4	-3	22	-5	-7	-3	-2	-3	-4	-2	-5	-7	-4	29
12	2	-2	13	-0	-1	-0	-3	-0	-2	-3	21	-4	-2	-1	-2	-1	-3	-1	-4	-3	-2	7
13	2	-1	12	-2	-3	-0	-0	-2	-1	-1	15	-1	-4	-2	0	-1	-6	-0	-2	-3	-2	15
14	4	-3	21	-0	-3	-1	-7	-3	-4	-6	26	-8	-5	-2	-4	-2	-2	-3	-7	-6	-4	23
15	5	-3	24	-8	-7	-5	7	-3	-6	-6	29	7	-6	-12	-6	-2	-8	-1	8	-10	-5	27
16	-1	-0	-4	10	4	5	-45	-0	3	2	-4	-56	-1	12	6	-0	4	-3	-62	4	-0	-0
17	-2	-3	-9	6	4	4	-18	5	7	1	9	-21	3	11	4	0	-15	5	-23	5	6	-103
18	7	-1	32	-10	-12	-7	6	-12	-16	-8	30	7	-14	-24	-9	-4	5	-10	8	-19	-16	45
19	3	-4	19	-2	-4	-1	-2	-1	-2	-3	23	-3	-3	-2	-2	-2	-10	-0	-2	-5	-3	22
20	-0	16	-69	16	6	-4	-60	-35	-20	-10	-109	-78	-21	-1	1	3	42	-37	-95	-4	-15	-107
21	5	-4	23	-3	-5	-2	-5	-4	-4	-5	23	-6	-5	-4	-4	-3	-5	-3	-6	-7	-5	35
22	1	-1	7	1	-1	1	-3	-1	-2	-2	19	-3	-3	0	0	0	-2	-1	-3	-2	-1	-16
23	-5	3	-48	1	3	1	4	3	3	4	-136	5	5	1	2	3	3	3	4	5	4	-83
24	-4	2	-45	2	4	1	5	2	3	3	-134	5	4	3	3	0	4	1	6	6	3	-75
25	-4	2	-49	1	4	1	3	3	3	5	-130	4	5	1	2	3	3	3	4	6	4	-83
26	-4	3	-44	1	3	1	5	2	3	3	-141	5	5	3	2	1	4	1	6	5	4	-75
27	-4	3	-48	1	4	-0	4	3	3	4	-127	4	5	2	3	2	4	2	4	6	4	-84
28	-4	2	-45	1	3	2	5	2	3	3	-145	5	5	3	2	1	4	2	6	5	3	-74
29	-4	3	-48	1	4	-0	3	3	3	4	-135	4	5	3	2	2	5	2	5	5	5	-73
30	-4	2	-44	2	3	3	5	3	3	3	-135	6	5	2	2	1	3	2	5	5	3	-85
31	-4	3	-46	1	4	0	4	2	4	4	-138	4	4	3	1	2	5	2	5	6	4	-75
32	-4	2	-46	1	3	2	5	3	2	4	-132	6	5	1	3	2	3	3	5	5	3	-83
33	-4	2	-46	2	4	1	5	2	3	3	-141	5	5	4	2	1	4	2	6	5	4	-79
34	-4	3	-46	1	3	2	4	3	3	4	-130	4	5	1	3	3	4	2	4	5	3	-78
35	-4	2	-45	2	4	1	5	2	3	3	-134	5	4	3	3	0	4	1	6	6	3	-75
36	-5	3	-48	1	3	1	4	3	3	4	-136	5	5	1	2	3	3	3	4	5	4	-83
37	-4	3	-44	1	3	1	5	2	3	3	-141	5	5	3	2	1	4	1	6	5	4	-75
38	-4	2	-49	1	4	1	3	3	3	5	-130	4	5	1	2	3	3	3	4	6	4	-83
39	-4	2	-45	1	3	2	5	2	3	3	-145	5	5	3	2	1	4	2	6	5	3	-74
40	-4	3	-48	1	4	-0	4	3	3	4	-127	4	5	2	3	2	4	2	4	6	4	-84
41	-4	2	-44	2	3	3	5	3	3	3	-135	6	5	2	2	1	3	2	5	5	3	-85
42	-4	3	-48	1	4	-0	3	3	3	4	-135	4	5	3	2	2	5	2	5	5	5	-73
43	-4	2	-46	1	3	2	5	3	2	4	-132	6	5	1	3	2	3	3	5	5	3	-83
44	-4	3	-46	1	4	0	4	2	4	4	-138	4	4	3	1	2	5	2	5	6	4	-75
45	-4	3	-46	1	3	2	4	3	3	4	-130	4	5	1	3	3	4	2	4	5	3	-78
46	-4	2	-46	2	4	1	5	2	3	3	-141	5	5	4	2	1	4	2	6	5	4	-79

Коэффициенты в матрице информативностей представляют собой количество информации о принадлежности (если они положительные) или непринадлежности (если они отрицательные) респондента, обладающего астропризнаками (вертикальная шапка), к обобщенной категории (столбцы). В статье эти коэффициенты приведены в битах, умноженных на 100 и без дробной части, а в системе они представлены с высокой точностью (8 знаков после запятой).

Важно отметить, что коэффициенты разложений в ряд по различным функциям, в т.ч. коэффициенты ряда Фурье по своей математической форме и смыслу сходны с ненормированными коэффициентами корреляции, т.е., по сути, скалярными произведениями для непрерывных функций в координатной форме. Поэтому процесс идентификации и прогнозирования (распознавания), реализованный в математической модели СК-анализа (системной теории информации), может рассматриваться как разложение вектора распознаваемого объекта в ряд по векторам категорий (классов распознавания) (см. раздел: "3.5. Сравнение, идентификация и прогнозирование как объектный анализ (разложение векторов объектов в ряд по векторам классов" в работах [3, 5]), что полностью аналогично спектральному анализу в физике. Поэтому вполне обоснованно можно считать, что **идентификация респондентов на основе их астропризнаков, по сути, является спектральным анализом конкретного образа респондента по обобщенным категориям, соответствующим социальным типам**. Сами эти обобщенные категории были предварительно сформированы в модели путем обобщения (точнее **многопараметрической типизации**) образов конкретных респондентов, относящихся к этим типам. Это и отражено в названии статьи.

Таким образом, в предложенной семантической информационной модели при идентификации и прогнозировании по сути дела 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, по-видимому, является одним из следствий фундаментальной теоремы А.Н.Колмогорова, доказанной им в 1957 году (О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения // Докл. АН СССР, том 114, с. 953-956, 1957).

Теорема Колмогорова: Любая непрерывная функция от n переменных $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ может быть представлена в виде:

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

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. Удивительно, что в этом представлении лишь функции g_j зависят от представляемой функции F , а функции h_{ij} универсальны. **Необходимо отметить, что теорема А.Н.Колмогорова**

является обобщением теоремы В.И.Арнольда (1957), которая дает решение 13-й проблемы Гильберта.

К сожалению определение вида функций h_{ij} и g_j для данной функции F представляет собой математическую проблему, для которой пока не найдено общего строгого решения.

В работах [3, 5] предлагается рассматривать предлагаемую семантическую информационную модель как один из универсальных вариантов решения этой проблемы. В этом контексте функция F интерпретируется как образ идентифицируемого объекта, функция h_{ij} – как образ j -го класса, а функция g_j – как мера сходства образа объекта с образом класса.

Например результаты идентификации представлены на рисунке 2.

В графе "% Сх" приведены коэффициенты при слагаемых разложения в ряд по векторам обобщенных категорий. Птичками "0" отмечены категории, к которым данный респондент действительно относится. Мы видим, что:

- по результатам идентификации данный респондент правильно отнесен ко всем трем категориям, к которым он действительно относится;
- однако по результатам идентификации, кроме того, данный респондент был ошибочно отнесен к четырем категориям, к которым в действительности не относится;
- данный респондент действительно не относится ко всем категориям, к которым не был отнесен по результатам идентификации;

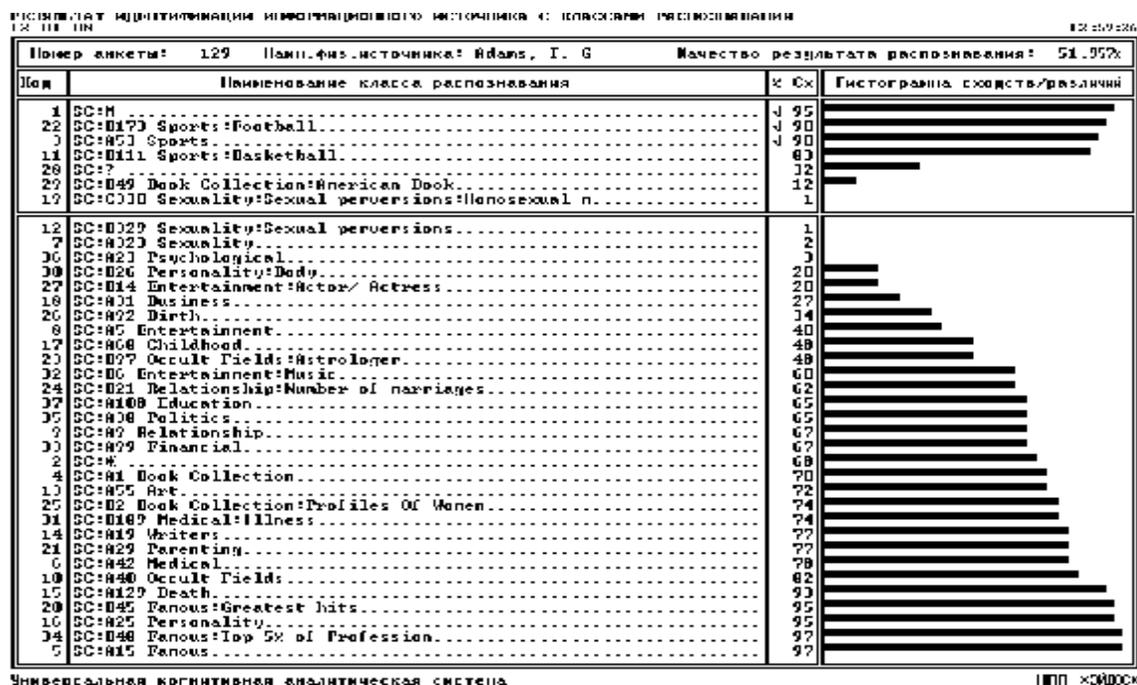


Рисунок 2 – Пример карточки идентификации респондента, т. е. спектрограммы его конкретного образа (разложение в ряд по социотипам)

Ключевым является вопрос о том, насколько достоверны результаты идентификации респондентов по категориям в созданных частных моделях. Ответ на этот вопрос предполагает разнообразные исследования, включающие:

1. Исследование наивысшей по всем частным моделям достоверности идентификации с разными категориями.

2. Изучение зависимости достоверности идентификации по категориям от количества секторов в частной модели.

3. Изучение зависимости достоверности идентификации респондентов в частных моделях с различным количеством секторов от категорий.

4. Изучение зависимости достоверности идентификации в среднем по всем категориям от количества секторов в частной модели.

5. Изучение достоверности идентификации респондентов при скоростном распознавании и в различных режимах голосования моделей.

Ответы на первые три вопроса можно получить путем исследования БД Dostiden.dbf, которая создается в 1-м режиме модуля распознавания системы "Эйдос-астра".

1. Исследование наивысшей по всем частным моделям достоверности идентификации с разными категориями

Результаты идентификации респондентов с различными категориями имеют различную достоверность, т.е. "хорошо идентифицируемые категории" и "плохо идентифицируемые категории" (таблица 7).

Таблица 7 – БАЗА ДАННЫХ ПО ДОСТОВЕРНОСТИ ИДЕНТИФИКАЦИИ С РАЗЛИЧНЫМИ КАТЕГОРИЯМИ В ЧАСТНЫХ МОДЕЛЯХ (ФРАГМЕНТ)

Код категории	Наименование категории	Условное наименов. катег. для графиков	Максимальная достоверность идентификации	Модель, обеспеч. максим. достовер.	Кол-во респ., относ. к катег.
22	SC:B173-Sports:Football	k22	85,864	3	1613
11	SC:B111-Sports:Basketball	k11	74,773	2	2385
3	SC:A53-Sports	k3	64,398	2	4567
7	SC:A323-Sexuality	k7	28,488	6	2675
12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	k12	28,266	108	2360
26	SC:A92-Birth	k26	27,115	128	1343
19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual m	k19	26,102	108	1807
29	SC:B49-Book Collection:American Book	k29	25,691	128	1178
36	SC:A23-Psychological	k36	23,313	110	1007
18	SC:A31-Business	k18	21,795	128	1813
24	SC:B21-Relationship:Number of marriages	k24	21,655	163	1417
30	SC:B26-Personality:Body	k30	21,405	162	1163
37	SC:A108-Education	k37	20,867	128	1002
1	SC:M-	k1	20,519	2	13640
31	SC:B189-Medical:Illness	k31	20,447	166	1159
33	SC:A99-Financial	k33	20,415	165	1075
35	SC:A38-Politics	k35	19,523	144	1039
27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	k27	19,212	153	1256
28	SC:?-	k28	18,776	163	1242
32	SC:B6-Entertainment:Music	k32	18,539	148	1086
34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	k34	18,494	153	1073
25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	k25	18,365	148	1389
23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	k23	18,353	146	1480
21	SC:A29-Parenting	k21	18,265	147	1754
16	SC:A25-Personality	k16	16,442	114	2083
8	SC:A5-Entertainment	k8	16,238	152	2577
9	SC:A9-Relationship	k9	14,974	160	2442
14	SC:A19-Writers	k14	13,763	160	2223
13	SC:A55-Art	k13	13,557	165	2232
10	SC:A40-Occult Fields	k10	13,138	151	2396
17	SC:A68-Childhood	k17	13,069	162	1996
20	SC:B45-Famous:Greatest hits	k20	11,937	167	1795
6	SC:A42-Medical	k6	8,405	173	2910
5	SC:A15-Famous	k5	6,094	169	3373
15	SC:A129-Death	k15	5,422	168	2168
2	SC:Ж-	k2	5,254	152	5125
4	SC:A1-Book Collection	k4	4,514	162	4471

Весьма знаменательно, что из 172 исследованных частных моделей лишь 23 модели оказались наилучшими по достоверности идентификации каких-либо из 37 кате-

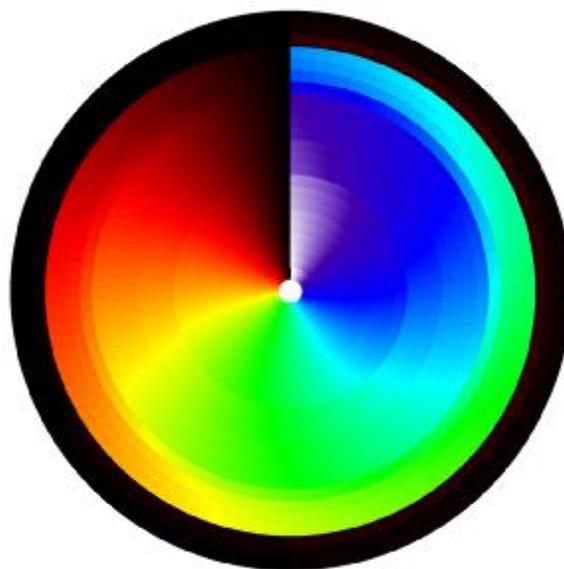
горий, исследуемых в моделях. Причем разные частные модели оказались наилучшими для идентификации различного количества категорий (таблица 8).

**Таблица 8 – СВОДНАЯ ИНФОРМАЦИЯ
О КАЧЕСТВЕ ЧАСТНЫХ МОДЕЛЕЙ**

№	Наименование модели	Кол. кат., для ид. кот. мод. оказ. наилучш.	Коды категорий	№	Наименование модели	Кол. кат., для ид. кот. мод. оказ. наилучш.	Коды категорий
1	128	4	18, 26, 29, 37	11	3	1	22
2	2	3	1, 3, 11	12	6	1	7
3	162	3	4, 17, 30	13	110	1	36
4	108	2	12, 19	14	114	1	16
5	148	2	25, 32	15	144	1	35
6	152	2	2, 8	16	146	1	23
7	153	2	27, 34	17	147	1	21
8	160	2	9, 14	18	151	1	10
9	163	2	24, 28	19	166	1	31
10	165	2	13, 33	20	167	1	20
				21	168	1	15
				22	169	1	5
				23	173	1	6

При этом всего 4 частные модели из 172 с: 128, 2, 162 и 108 секторами оказались наилучшими для идентификации 12 категорий из 37. Таким образом, 2,3 % исследованных частных моделей позволяют наиболее достоверно идентифицировать 32,4 % всех категорий, а 5,8 % моделей – 64,9 % всех категорий.

Обратим внимание также на столбец: "Модель, обеспечившая максимальную достоверность" (см. таблицу 7). Если изобразить систему концентрических колец, каждое из которых соответствует определенной частной модели, и разделить эти кольца на количество секторов в соответствующей частной модели, раскрасить эти секторы различными цветами спектра так, чтобы их было видно (можно было различить), то получим логотип данной мультимодели (рисунок 3).



**Рисунок 3 – Логотип мультимодели из 172 частных моделей на 37 категорий
(после выбора 23 наиболее достоверных частных моделей)**

Этот логотип получен с помощью программы Logoastr-v2.1, разработанной Д. Бандык (Беларусь) по алгоритму автора. Эту программу можно бесплатно скачать по ссылке: http://lc.kubagro.ru/ftp/lc_sfx.exe с сайта автора.

Необходимо пояснить, *каким образом рассчитывается приведенная в таблице 7 достоверность идентификации*. Достоверность идентификации по каждой категории является *эвристическим критерием*, который представляет собой алгебраическую сумму уровней сходства с данной категорией верно отнесенных и не отнесенных системой к данной категории респондентов *минус ошибочно* отнесенных и неотнесенных респондентов, деленную на их количество:

$$D_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(S_i^k \overset{\text{пр.отн.}}{+} S_i^k \overset{\text{пр.неотн.}}{-} S_i^k \overset{\text{ош.отн.}}{-} S_i^k \overset{\text{ош.неотн.}}{-} \right), \quad (1)$$

где

D_k – достоверность идентификации "к-й" категории;

N – количество респондентов в распознаваемой выборке;

$S_i^k \overset{\text{пр.отн.}}{}$ – уровень сходства "i-го" респондента с "к-й" категорией, к которой он был правильно отнесен системой;

$S_i^k \overset{\text{пр.неотн.}}{}$ – уровень сходства "i-го" респондента с "к-й" категорией, к которой он был правильно не отнесен системой;

$S_i^k \overset{\text{ош.отн.}}{}$ – уровень сходства "i-го" респондента с "к-й" категорией, к которой он был ошибочно отнесен системой;

$S_i^k \overset{\text{ош.неотн.}}{}$ – уровень сходства "i-го" респондента с "к-й" категорией, к которой он был ошибочно не отнесен системой.

На рисунке 4 приведен фрагмент карточки идентификации респондентов с классом, по которой рассчитывается достоверность идентификации с данным классом, т. к. в тестирующей выборке было 370 респондентов, и в полном виде эта карточка слишком объемна.

РЕЗУЛЬТАТ ИДЕНТИФИКАЦИИ ИНФОРМАЦИОННЫХ ИСТОЧНИКОВ С КЛАССОМ РАСПОЗНАВАНИЯ
 13-01-08 09:58:02

Класс: 5 SC:A15-Famous		Качество: 16.40%	
Код	Информационный источник	% Сход	Гистограмма сходств/различий
835	Alston, Walt	√ 69	
15	Abbott, Kenneth	√ 64	
249	Ahmed Fuad, Kin	√ 52	
34	Abetz, Otto Fri	√ 49	
477	Albers, Josef	√ 49	
2	Aadland, Floren	√ 44	
746	Alexander III,	√ 43	
740	Alekhine, Alexa	√ 43	
220	Affleck, Casey	√ 39	
114	Adams, Ansel	√ 39	
754	Alexandra, Czar	√ 37	
770	Alice, Princess	√ 35	
756	Alexandra, Quee	√ 33	
832	Alpert, Herb	√ 32	
131	Addams, Charles	√ 31	
484	Albert, Prince	√ 31	
761	Alexis, Czarevi	√ 30	
734	Alda, Alan	√ 30	
495	Albuquerque, Li	√ -30	
471	Al-Biruni, Abdu	√ -32	
11	Abbagnale, Agos	√ -40	
758	Alexia, Princes	√ -43	
457	Aikman, Troy	√ -58	
284	AIDS 1153	-80	
343	AIDS 14228	-91	
129	Adams, T. G	-96	
208	Adowski, T. Tes	-97	
127	Adams, S. O1	-100	

Универсальная когнитивная аналитическая система

НПП *ЭЙДОС*

Рисунок 4 – Фрагмент карточки идентификации респондентов с классом: "5 SC:A15Famous"

На рисунке 5 показано распределение (и его аппроксимация степенной функцией) достоверности идентификации респондентов по всем категориям: от категории "k22" с максимальной достоверностью идентификации и до категории "k4" с минимальной достоверностью идентификации.

По нашим данным, (см. таблицу 7) к "хорошо идентифицируемым категориям" относятся: SC:B173-Sports:Football, SC:B111-Sports:Basketball, SC:A53-Sports, а к "плохо идентифицируемым категориям" – SC:A42-Medical, SC:A15-Famous, SC:A129-Death, SC:Ж-, SC:A1-Book Collection. По-видимому, к прогнозам, содержащим "хорошо идентифицируемые категории", можно в общем случае относиться с большим доверием, чем содержащим "плохо идентифицируемые категории". В принципе последние можно вообще исключать ("отфильтровывать") из карточек идентификации, что система "Эйдос" позволяет делать автоматически.

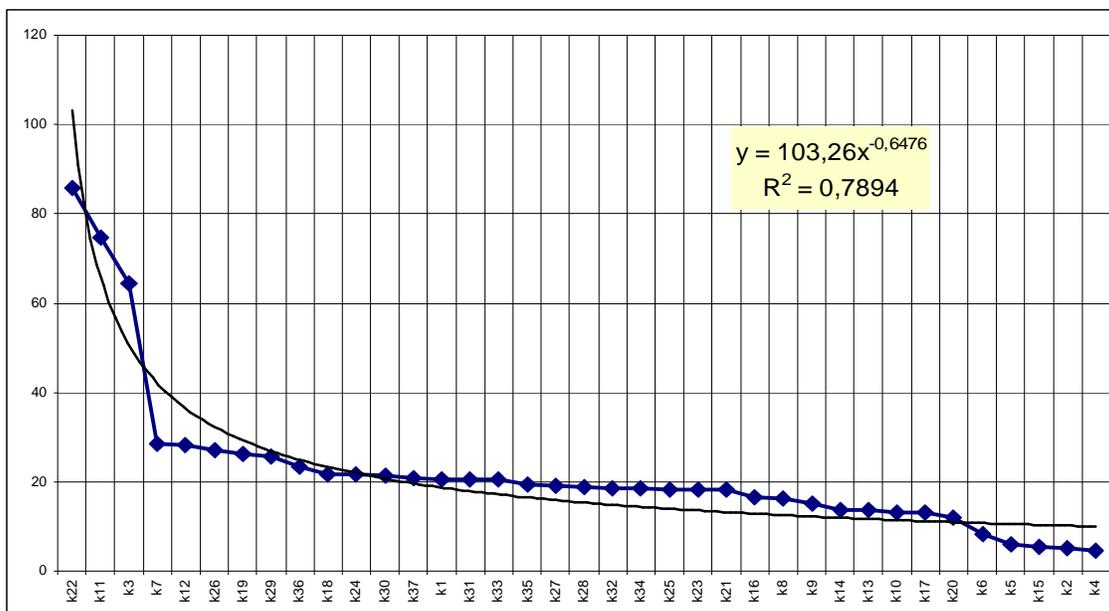


Рисунок 5 – Распределение достоверности идентификации по категориям

2. Изучение зависимости достоверности идентификации по категориям от количества секторов в частной модели

Если на основе БД Dostiden.dbf построить графики зависимости достоверности идентификации для каждой категории от количества секторов в частной модели, то получим рисунок 6, на котором наглядно видно, что существуют, по крайней мере, три группы категорий (классов), отличающиеся видом этой зависимости:

1. Достоверность максимальна в частных моделях с небольшим числом секторов и при их увеличении быстро уменьшается, а затем стабилизируется.
2. Достоверность минимальна в частных моделях с небольшим числом секторов и при их увеличении быстро увеличивается, а затем стабилизируется.
3. Достоверность мало зависит от числа секторов в частной модели.

Из рисунка 6 также видно, что:

– большинство из исследуемых в мультимодели 37 категорий относится ко 2-й или 3-й группам, что и определяет вид средней по всем классам зависимости достоверности частной модели о количества секторов в ней;

– достоверность идентификации категорий 1-й группы *значительно превосходит* достоверность идентификации категорий во 2-й и 3-й группах.

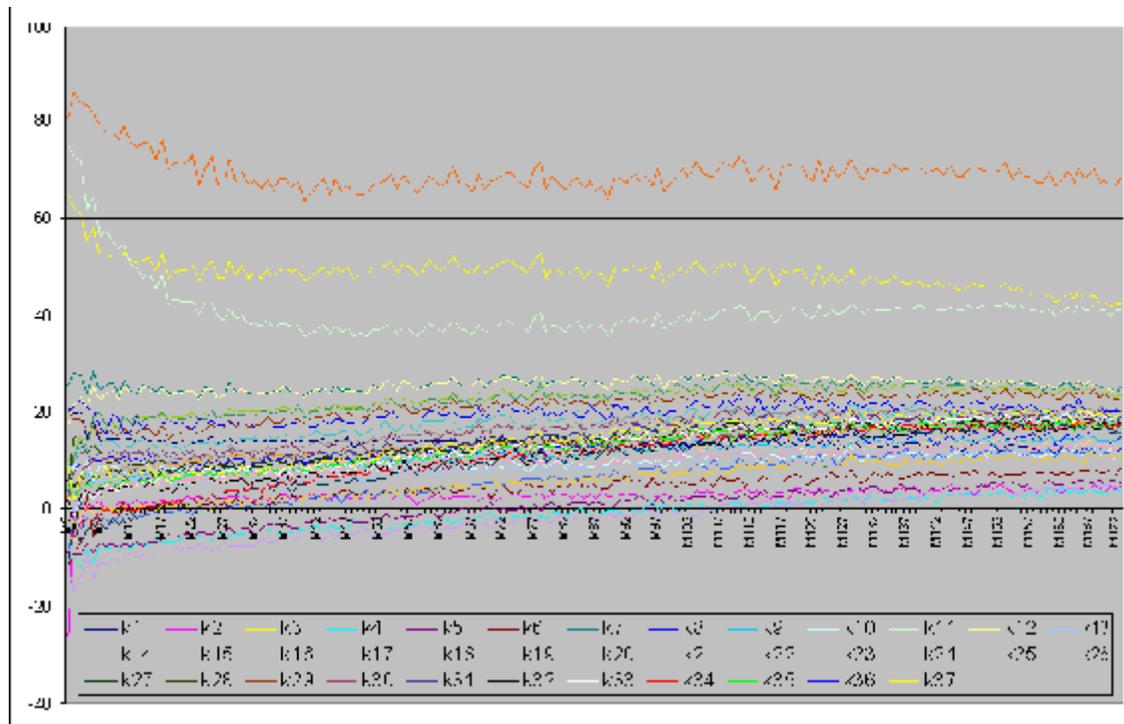


Рисунок 6 – Графики зависимости достоверности идентификации для каждой категории от количества секторов в частной модели

Поэтому можно сделать вывод о том, что идея применения концепции "коллектива решающих правил" или использования системы частных моделей, входящих в мультимодель, оказалась вполне обоснованной и оправданной.

Приведем на рисунке 7 наиболее типичные зависимости 1-й, 2-й и 3-й групп.

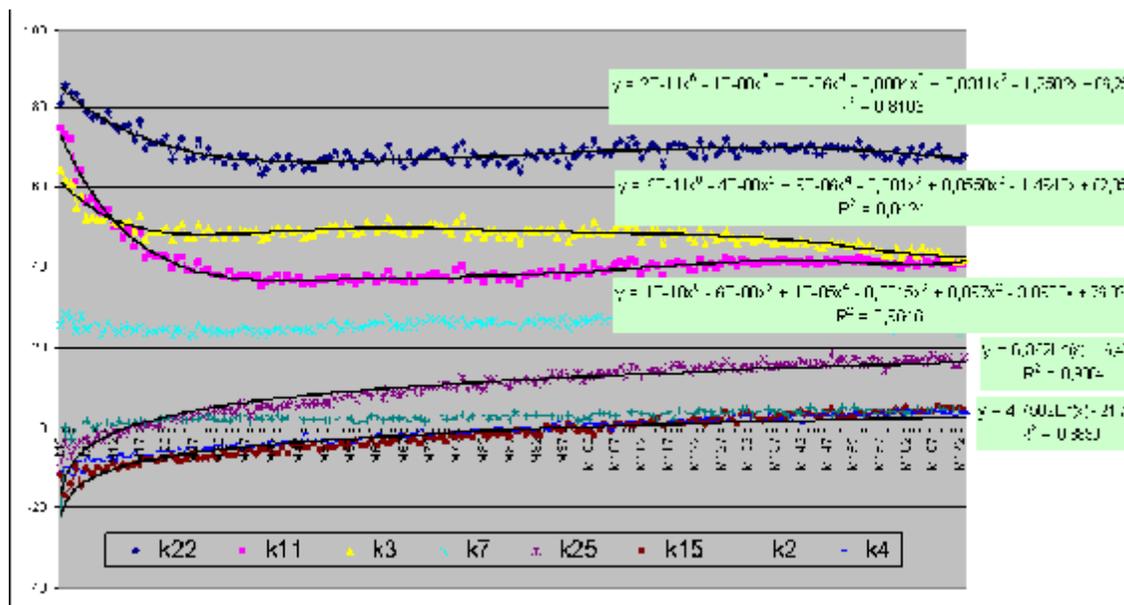


Рисунок 7 – Наиболее типичные зависимости 1-й, 2-й и 3-й групп с аппроксимирующими их функциями

Функции, аппроксимирующие эти зависимости (полиномы и логарифмические функции), представлены ниже:

$$(k22) \quad y = 2E-11x^6 - 1E-08x^5 + 3E-06x^4 - 0,0004x^3 + 0,0311x^2 - 1,2582x + 86,253 \quad (2)$$

$$(k03) \quad y = 2E-11x^6 - 1E-08x^5 + 3E-06x^4 - 0,0004x^3 + 0,0311x^2 - 1,2582x + 86,253 \quad (3)$$

$$R^2 = 0,8106$$

$$(k11) \quad y = 1E-10x^6 - 6E-08x^5 + 1E-05x^4 - 0,0015x^3 + 0,097x^2 - 3,0988x + 76,027 \quad (4)$$

$$R^2 = 0,8106$$

$$(k25) \quad y = 6,362\text{Ln}(x) - 16,478 \quad (5)$$

$$R^2 = 0,9646$$

$$(k15) \quad y = 4,7502\text{Ln}(x) - 21,72 \quad (6)$$

$$R^2 = 0,8839$$

3. Изучение зависимости достоверности идентификации респондентов в частных моделях с различным количеством секторов от категорий

На основе БД Dostiden.dbf построим графики зависимостей достоверности идентификации респондентов со всеми категориями в частных моделях с различным количеством секторов (рисунок 8). На рисунке 8 **красной** жирной линией обозначена **наивысшая**, а жирной **синей** линией – **наинизшая** достоверность идентификации респондентов по каждой категории из всех частных моделей, достоверности идентификации в которых расположены между этими линиями.

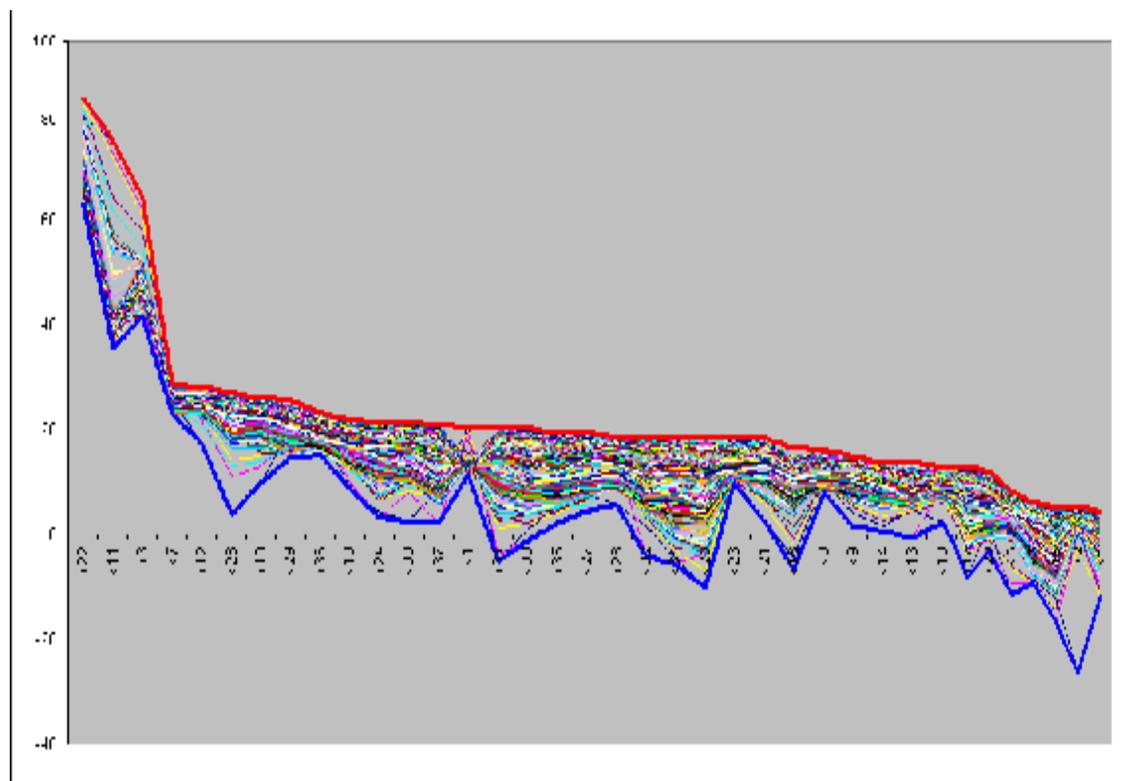


Рисунок 8 – Зависимости достоверности идентификации респондентов со всеми категориями в частных моделях с различным количеством секторов

Из рисунка 8 видно, что все обобщенные категории можно разделить на две основные группы по тому, в какой степени эффективными оказались алгоритмы голосования, с точки зрения повышения достоверности, при идентификации с этими категориями. Категории, при идентификации с которыми алгоритмы голосования:

- показали высокую эффективность;

– практически не сказываются.

На рисунке 9 показаны зависимости достоверности идентификации от категории, с которой осуществляется идентификация, причем категории рассортированы таким образом, что разница между достоверностью при применении наилучшей и наихудшей частных моделей, т.е. эффективность алгоритмов голосования уменьшается.

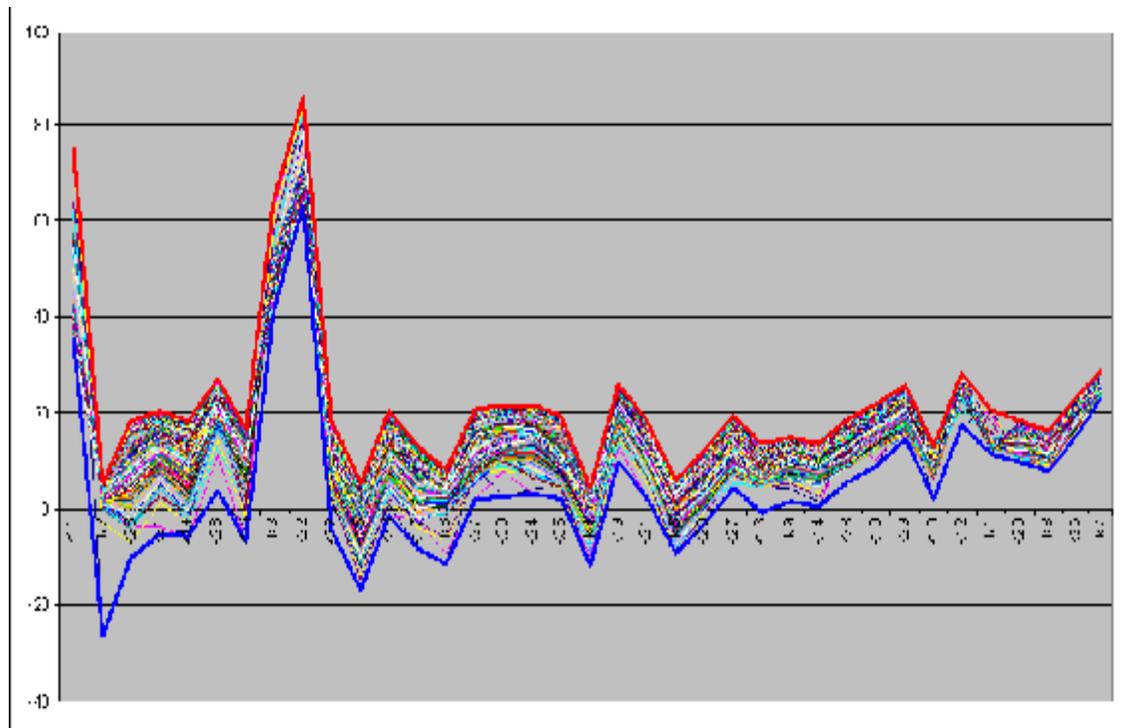


Рисунок 9 – Зависимость достоверности идентификации в частных моделях с различным количеством секторов от категории при упорядочении категорий в порядке убывания эффективности алгоритмов голосования

В таблице 9 приведены наименования категорий и частных моделей в порядке уменьшения эффективности алгоритмов голосования.

Таблица 9 – ЭФФЕКТИВНОСТЬ АЛГОРИТМОВ ГОЛОСОВАНИЯ ПРИ ИДЕНТИФИКАЦИИ РЕСПОНДЕНТОВ С РАЗНЫМИ КАТЕГОРИЯМИ В ЧАСТНЫХ МОДЕЛЯХ С РАЗЛИЧНЫМ КОЛИЧЕСТВОМ СЕКТОРОВ

Код катег.	Наименование категории	Наиболее эффективная частная модель		Наименее эффективная частная модель		Эффект. голосования
		Досто-верность	Кол-во секторов	Досто-верность	Кол-во секторов	
k11	SC:B111-Sports:Basketball	74,773	2	35,502	40	39,271
k2	SC:Ж-	5,254	152	-26,314	2	31,568
k25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	18,365	148	-10,289	2	28,654
k31	SC:B189-Medical:Illness	20,447	166	-4,971	2	25,418
k34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	18,494	153	-5,768	3	24,262
k26	SC:A92-Birth	27,115	128	3,779	2	23,336
k16	SC:A25-Personality	16,442	114	-6,580	3	23,022
k3	SC:A53-Sports	64,398	2	41,589	171	22,809
k22	SC:B173-Sports:Football	85,864	3	63,245	40	22,619
k32	SC:B6-Entertainment:Music	18,539	148	-4,050	3	22,589
k15	SC:A129-Death	5,422	168	-16,673	3	22,095
k33	SC:A99-Financial	20,415	165	-1,414	3	21,829
k17	SC:A68-Childhood	13,069	162	-8,275	2	21,344

Продолжение таблицы 9

Код катег.	Наименование категории	Наиболее эффективная частная модель		Наименее эффективная частная модель		Эффект. голосования
		Досто-верность	Кол-во секторов	Досто-верность	Кол-во секторов	
k6	SC:A42-Medical	8,405	173	-11,402	2	19,807
k37	SC:A108-Education	20,867	128	2,078	3	18,789
k30	SC:B26-Personality:Body	21,405	162	2,691	2	18,714
k24	SC:B21-Relationship: Number of marriages	21,655	163	3,094	3	18,561
k35	SC:A38-Politics	19,523	144	2,073	3	17,450
k4	SC:A1-Book Collection	4,514	162	-11,869	4	16,383
k19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual m	26,102	108	9,741	2	16,361
k21	SC:A29-Parenting	18,265	147	2,544	2	15,721
k5	SC:A15-Famous	6,094	169	-9,297	3	15,391
k20	SC:B45-Famous:Greatest hits	11,937	167	-3,275	3	15,212
k27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	19,212	153	4,551	3	14,661
k13	SC:A55-Art	13,557	165	-0,533	3	14,090
k9	SC:A9-Relationship	14,974	160	1,666	3	13,308
k14	SC:A19-Writers	13,763	160	0,722	3	13,041
k28	SC:?-	18,776	163	5,797	2	12,979
k18	SC:A31-Business	21,795	128	9,017	2	12,778
k29	SC:B49-Book Collection:American Book	25,691	128	14,619	18	11,072
k10	SC:A40-Occult Fields	13,138	151	2,073	2	11,065
k12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	28,266	108	17,391	2	10,875
k1	SC:M-	20,519	2	11,313	170	9,206
k23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	18,353	146	9,873	6	8,480
k8	SC:A5-Entertainment	16,238	152	7,959	3	8,279
k36	SC:A23-Psychological	23,313	110	15,164	8	8,149
k7	SC:A323-Sexuality	28,488	6	22,858	26	5,630
Сумма						17,698

Из таблицы 9 видно, что эффективность алгоритмов голосования для различных категорий изменяется от 39,2 % до 5,6 % и в среднем по всем категориям составляет 17,7 %. Продолжим исследование рисунка 8. На рисунке 10 линии максимальной и минимальной достоверности идентификации по категориям показаны отдельно и приведены аппроксимирующие их логарифмические функции.

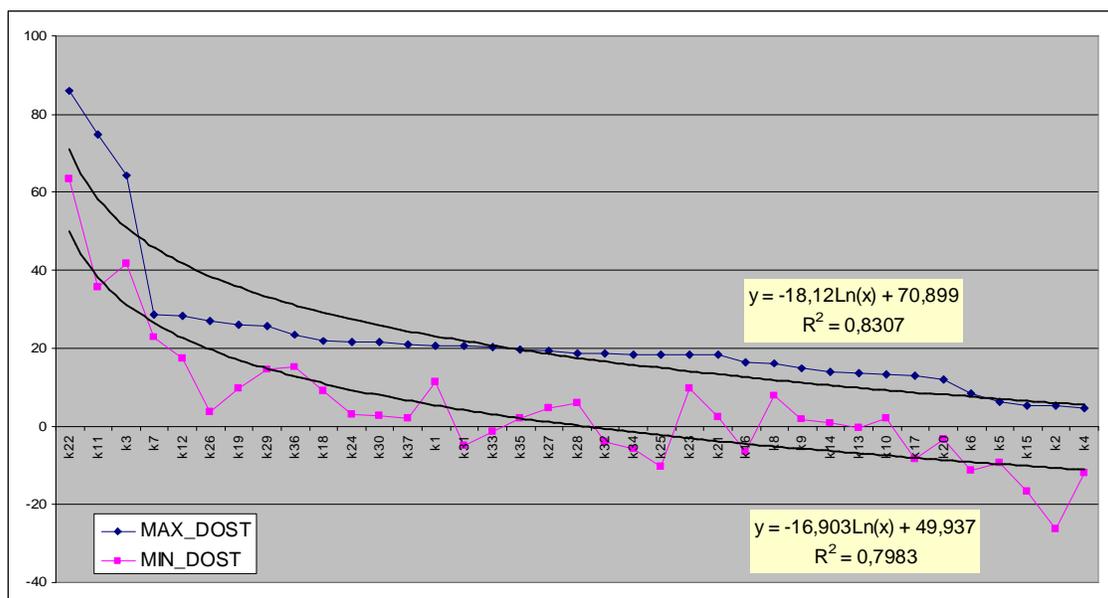


Рисунок 10 – Максимальная и минимальная достоверности идентификации по категориям и аппроксимирующие их логарифмические функции

Из вида графиков и функций, приведенных на рисунке 9, можно сделать вывод о том, что модель, наилучшая по достоверности идентификации по категориям, превос-

ходит наихудшую примерно на 21 % (при этом надо иметь в виду, что в качестве достоверности идентификации в данной статье рассматривается эвристический критерий, вычисляемый по формуле (1)). Это и есть тот максимальный эффект в повышении достоверности идентификации, который дает применение в системе "Эйдос-астра" системы частных моделей и алгоритмов голосования (коллективов решающих правил) и учета априорной информации о свойствах частных моделей при скоростном распознавании.

4. Изучение зависимости достоверности идентификации в среднем по всем категориям от количества секторов в частной модели

На рисунке 11 показана *средняя* по всем категориям зависимость достоверности идентификации от количества секторов в частной модели.

Наиболее достоверной простой аппроксимацией зависимости средней достоверности частной модели от количества секторов в ней является аппроксимация логарифмической функцией:

$$y = 2,658\text{Ln}(x) + 4,6642 \quad (7)$$

$$R^2 = 0,8399.$$

При рассмотрении этой функции обращает на себя внимание то обстоятельство, что с увеличением количества секторов достоверность модели сначала возрастает очень быстро, затем на модели с 12 секторами скорость роста замедляется (т.е. 1-я производная становится меньше 45°) и в дальнейшем при увеличении числа секторов возрастет сравнительно незначительно. Однако 12 секторов, соответствующих разбиению на знаки Зодиака, получается довольно рационально и представляет собой результат весьма разумного компромисса между сложностью модели и ее достоверностью. *Модель с разбиением на знаки Зодиака – это наиболее достоверная из сравнительно простых моделей, т.е. при дальнейшем ее упрощении она очень быстро теряет достоверность, а при усложнении ее достоверность возрастает, но очень медленно.*

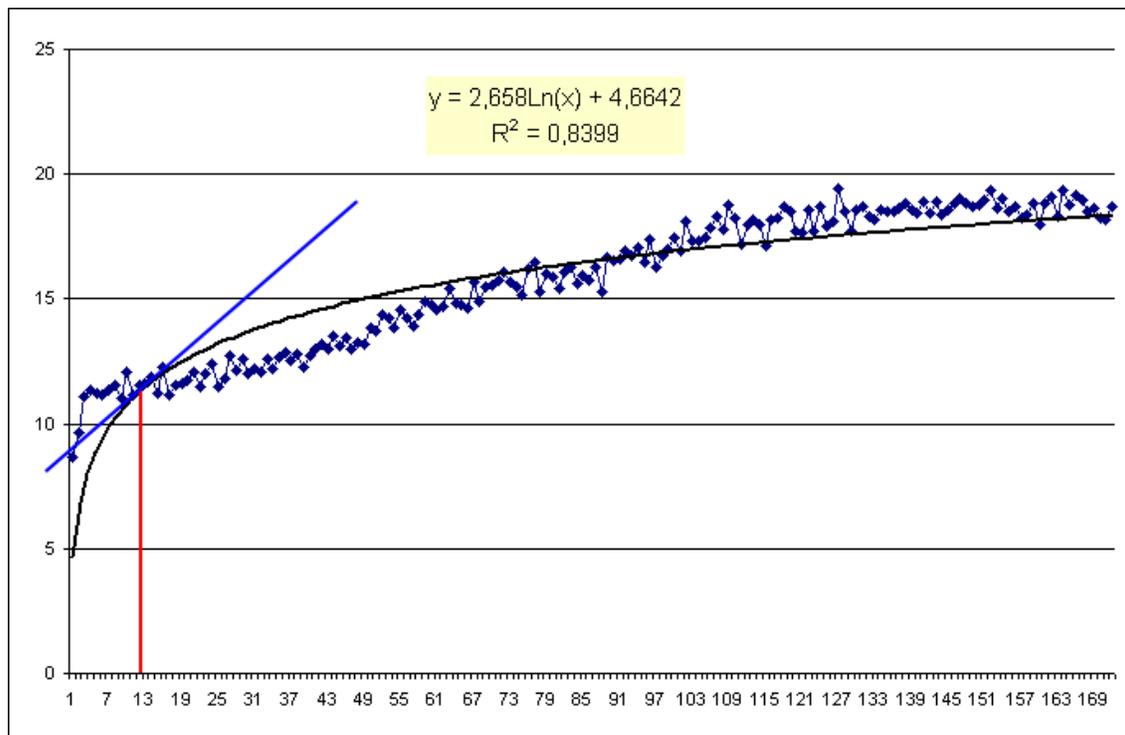


Рисунок 11 – Средняя по всем категориям зависимость достоверности идентификации от количества секторов в частной модели

Однако следует иметь в виду, что этот вывод был сделан на основе исследования *средней* достоверности всех 172 частных моделей по всем 37 категориям. Для отдельных категорий или их групп он может быть не совсем верным или вообще неверным, как мы видели выше при изучении зависимости достоверности идентификации по категориям от количества секторов в частной модели (рисунки 8, 9 и 10).

5. Изучение достоверности идентификации респондентов при скоростном распознавании и в различных режимах голосования моделей

Это исследование можно провести на респондентах, как входящих в обучающую выборку, на основе которой осуществлялся синтез модели, так и не входящих в нее, например, путем тестирования участников форумов. В первом случае мы получим оценку *внутренней дифференциальной валидности*, а во втором – *внешней дифференциальной валидности*. По мнению авторов, второй вариант в общем случае является более жестким и корректным, и в этом смысле предпочтительным с точки зрения возможности на основании него делать обоснованные выводы о достоверности модели. Однако *в нашем случае разницы между этими вариантами практически нет, т.к. из-за очень высокой статистической представительности категорий и огромного общего объема обучающей выборки "относительный вес" или вклад данных каждого конкретного респондента в обобщенный образ любой из исследованных категорий столь мал, что им практически можно пренебречь, т.е. приближенно, практически не ошибаясь, считать, что его данные не использовались при синтезе модели вообще и данной категории, в частности*. Получается, что при увеличении статистики внутренняя валидность асимптотически стремится к внешней. В этом и состоит одна из причин исследования столь представительной в целом (20007 респондентов) и по каждой из категорий (не менее 1000 респондентов) выборки.

Система "Эйдос" формирует сводные итоговые формы по результатам идентификации, предназначенные для оценки достоверности частных моделей. Приведем эти сводные формы для пяти алгоритмов голосования и скоростного распознавания.

1-й алгоритм голосования

- Всего физических анкет: 370 (100% для п.15)
- Всего логических анкет: 454

- 4. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом сходства : -20.281%
- 5. Среднее сходство логических анкет, правильно отнесенных к классу : 20.822%
- 6. Среднее сходство логических анкет, ошибочно не отнесенных к классу : 0.000%
- 7. Среднее сходство логических анкет, ошибочно отнесенных к классу : 41.103%
- 8. Среднее сходство логических анкет, правильно не отнесенных к классу : 0.000%

- 9. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом кол-ва : -33.936%
- 10. Среднее количество физич-х анкет, действительно относящихся к классу: 17.956 (100% для п.11 и п.12)
- Среднее количество физич-х анкет, действительно не относящихся к классу: 352.044 (100% для п.13 и п.14)
- Всего физических анкет: 370.000 (100% для п.15)
- 11. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно отнесенных к классу: 17.956, т.е. 100.000%
- 12. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно не отнесенных к классу: 0.000, т.е. 0.000%
- 13. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно отнесенных к классу: 37.068, т.е. 10.529%
- 14. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно не отнесенных к классу: 0.000, т.е. 0.000%

- 15. Средневзвешенная вероятность случайного угадывания принадлежности объекта к классу (%): 4.853
- 16. Средневзвешенная эффективность применения модели по сравнению со случ. угадыванием (раз): 30.154

2-й алгоритм голосования

Всего физических анкет: 370 (100% для п.15)
 Всего логических анкет: 1200

4. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом сходства : -2.864%
5. Среднее сходство логических анкет, правильно отнесенных к классу : 2.145%
6. Среднее сходство логических анкет, ошибочно не отнесенных к классу : 0.000%
7. Среднее сходство логических анкет, ошибочно отнесенных к классу : 5.009%
8. Среднее сходство логических анкет, правильно не отнесенных к классу : 0.000%

9. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом кол-ва : -29.372%
10. Среднее количество физич-х анкет, действительно относящихся к классу: 45.080 (100% для п.11 и п.12)
 Среднее количество физич-х анкет, действительно не относящихся к классу: 324.920 (100% для п.13 и п.14)
 Всего физических анкет: 370.000 (100% для п.15)
11. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно отнесенных к классу: 45.080, т.е. 100.000%
12. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно не отнесенных к классу: 0.000, т.е. 0.000%
13. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно отнесенных к классу: 139.823, т.е. 43.033%
14. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно не отнесенных к классу: 0.000, т.е. 0.000%

15. Средневзвешенная вероятность случайного угадывания принадлежности объекта к классу (%): 12.184
16. Средневзвешенная эффективность применения модели по сравнению со случ. угадыванием (раз): **11.408**

3-й алгоритм голосования

Всего физических анкет: 370 (100% для п.15)
 Всего логических анкет: 2079

4. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом сходства : -5.834%
5. Среднее сходство логических анкет, правильно отнесенных к классу : 6.895%
6. Среднее сходство логических анкет, ошибочно не отнесенных к классу : 0.103%
7. Среднее сходство логических анкет, ошибочно отнесенных к классу : 14.421%
8. Среднее сходство логических анкет, правильно не отнесенных к классу : 1.795%

9. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом кол-ва : -27.265%
10. Среднее количество физич-х анкет, действительно относящихся к классу: 87.080 (100% для п.11 и п.12)
 Среднее количество физич-х анкет, действительно не относящихся к классу: 282.920 (100% для п.13 и п.14)
 Всего физических анкет: 370.000 (100% для п.15)
11. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно отнесенных к классу: 82.244, т.е. 94.446%
12. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно не отнесенных к классу: 4.836, т.е. 5.554%
13. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно отнесенных к классу: 230.604, т.е. 81.509%
14. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно не отнесенных к классу: 52.316, т.е. 18.491%

15. Средневзвешенная вероятность случайного угадывания принадлежности объекта к классу (%): 23.535
16. Средневзвешенная эффективность применения модели по сравнению со случ. угадыванием (раз): **6.352**

4-й алгоритм голосования

Всего физических анкет: 370 (100% для п.15)
 Всего логических анкет: 2079

4. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом сходства : 8.041%
5. Среднее сходство логических анкет, правильно отнесенных к классу : 4.768%
6. Среднее сходство логических анкет, ошибочно не отнесенных к классу : 0.771%
7. Среднее сходство логических анкет, ошибочно отнесенных к классу : 6.269%
8. Среднее сходство логических анкет, правильно не отнесенных к классу : 10.312%

9. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом кол-ва : 18.563%
10. Среднее количество физич-х анкет, действительно относящихся к классу: 87.080 (100% для п.11 и п.12)
 Среднее количество физич-х анкет, действительно не относящихся к классу: 282.920 (100% для п.13 и п.14)
 Всего физических анкет: 370.000 (100% для п.15)
11. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно отнесенных к классу: 62.379, т.е. 71.634%
12. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно не отнесенных к классу: 24.701, т.е. 28.366%
13. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно отнесенных к классу: 125.941, т.е. 44.515%
14. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно не отнесенных к классу: 156.946, т.е. 55.474%

15. Средневзвешенная вероятность случайного угадывания принадлежности объекта к классу (%): 23.535
16. Средневзвешенная эффективность применения модели по сравнению со случ. угадыванием (раз): **5.396**

5-й алгоритм голосования

Всего физических анкет: 370 (100% для п.15)
 Всего логических анкет: 2077

4. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом сходства : 0.921%
5. Среднее сходство логических анкет, правильно отнесенных к классу : 0.796%
6. Среднее сходство логических анкет, ошибочно не отнесенных к классу : 0.129%
7. Среднее сходство логических анкет, ошибочно отнесенных к классу : 1.301%
8. Среднее сходство логических анкет, правильно не отнесенных к классу : 1.556%

9. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом кол-ва : 11.209%
10. Среднее количество физич-х анкет, действительно относящихся к классу: 86.993 (100% для п.11 и п.12)
 Среднее количество физич-х анкет, действительно не относящихся к классу: 283.007 (100% для п.13 и п.14)
 Всего физических анкет: 370.000 (100% для п.15)
11. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно отнесенных к классу: 61.184, т.е. 70.332%
12. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно не отнесенных к классу: 25.809, т.е. 29.668%
13. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно отнесенных к классу: 138.381, т.е. 48.897%
14. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно не отнесенных к классу: 144.476, т.е. 51.050%

15. Средневзвешенная вероятность случайного угадывания принадлежности объекта к классу (%): 23.512
16. Средневзвешенная эффективность применения модели по сравнению со случ. угадыванием (раз): **5.123**

Режим скоростного распознавания

Всего физических анкет: 370 (100% для п.15)
 Всего логических анкет: 2079

4. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом сходства : 8.058%
5. Среднее сходство логических анкет, правильно отнесенных к классу : 4.813%
6. Среднее сходство логических анкет, ошибочно не отнесенных к классу : 0.775%
7. Среднее сходство логических анкет, ошибочно отнесенных к классу : 6.294%
8. Среднее сходство логических анкет, правильно не отнесенных к классу : 10.315%

9. Средняя достоверность идентификации логических анкет с учетом кол-ва : 18.563%
10. Среднее количество физич-х анкет, действительно относящихся к классу: 87.080 (100% для п.11 и п.12)
 Среднее количество физич-х анкет, действительно не относящихся к классу: 282.920 (100% для п.13 и п.14)
 Всего физических анкет: 370.000 (100% для п.15)
11. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно отнесенных к классу: 62.379, т.е. 71.634%
12. Среднее количество и % лог-их анкет, ошибочно не отнесенных к классу: 24.701, т.е. 28.366%
13. Среднее сходство логических анкет, ошибочно отнесенных к классу: 125.941, т.е. 44.515%
14. Среднее количество и % лог-их анкет, правильно не отнесенных к классу: 156.946, т.е. 55.474%

15. Средневзвешенная вероятность случайного угадывания принадлежности объекта к классу (%): 23.535
16. Средневзвешенная эффективность применения модели по сравнению со случ. угадыванием (раз): **5.396**

Из анализа этих форм видно, что использование мультимодели и алгоритмов голосования дает результаты идентификации (по большинству категорий), существенно отличающиеся от случайного угадывания (в лучшую сторону).

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 социальным категориям с достоверностью, значительно превосходящей вероятность случайного угадывания.
3. Достоверность предыдущих двух выводов, как статистических высказываний, составляет значительно более 95 %.

Более подробная информация для оценки достоверности идентификации при применении различных алгоритмов голосования и скоростном распознавании приведена в таблицах 10–15.

Таблица 10 – ОЦЕНКИ ДОСТОВЕРНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ ТЕСТИРУЮЩЕЙ ВЫБОРКИ В 1-М АЛГОРИТМЕ ГОЛОСОВАНИЯ (АЛГОРИТМЕ А.П. ТРУНЕВА)

№ код кат	Наименование категории	Достов. идентиф. лог. анк. с учетом сходства эвр. крит	Суммарное сходство/различие лог. анк. правильно или ошибочно отнесенных или не отнесенных к классу				Достов. идентиф. лог. анк. с учетом количества эвр. крит	Кол-во лог. анк., дейст-но относящихся к классу	Количество логических анкет, правильно или ошибочно отнесенных или не отнесенных к классу				Вероятн. случайного угадывания (%) =NLA/NFA	Эффектив. модели по срав. со случ. угадыв. (раз)
			Правильн. отнесен.	Ошибочно не отнес.	Ошибочно отнесен.	Правильн. не отнес.			Правильн. отнесен.	Ошибочно не отнес.	Ошибочно отнесен.	Правильн. не отнес.		
1	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	SC:M-	27,400	42,392	0,000	14,993	0,000	44,681	34,000	34,000	0,000	13,000	0,000	9,189	10,883
2	SC:Ж-	-32,904	16,922	0,000	49,827	0,000	-48,936	12,000	12,000	0,000	35,000	0,000	3,243	30,836
3	SC:A53-Sports	-21,179	20,681	0,000	41,860	0,000	-34,694	16,000	16,000	0,000	33,000	0,000	4,324	23,127
4	SC:A1-Book Collection	11,765	37,722	0,000	25,958	0,000	5,882	9,000	9,000	0,000	8,000	0,000	2,432	41,118
5	SC:A15-Famous	-14,062	24,392	0,000	38,453	0,000	-30,233	15,000	15,000	0,000	28,000	0,000	4,054	24,667
6	SC:A42-Medical	-0,284	32,192	0,000	32,476	0,000	-2,174	45,000	45,000	0,000	47,000	0,000	12,162	8,222
7	SC:A323-Sexuality	-24,788	19,712	0,000	44,500	0,000	-42,857	18,000	18,000	0,000	45,000	0,000	4,865	20,555
8	SC:A5-Entertainment	-22,717	20,687	0,000	43,404	0,000	-38,182	17,000	17,000	0,000	38,000	0,000	4,595	21,763
9	SC:A9-Relationship	-23,185	17,598	0,000	40,783	0,000	-41,463	12,000	12,000	0,000	29,000	0,000	3,243	30,836
10	SC:A40-Occult Fields	-53,507	4,447	0,000	57,954	0,000	-85,106	7,000	7,000	0,000	87,000	0,000	1,892	52,854
11	SC:B111-Sports:Basketball	-54,495	6,420	0,000	60,915	0,000	-83,193	10,000	10,000	0,000	109,000	0,000	2,703	36,996
12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	-15,016	23,020	0,000	38,036	0,000	-25,000	24,000	24,000	0,000	40,000	0,000	6,486	15,418
13	SC:A55-Art	-33,418	14,434	0,000	47,851	0,000	-56,522	5,000	5,000	0,000	18,000	0,000	1,351	74,019
14	SC:A19-Writers	1,914	31,250	0,000	29,336	0,000	0,000	12,000	12,000	0,000	12,000	0,000	3,243	30,836
15	SC:A129-Death	-9,577	22,852	0,000	32,429	0,000	-22,222	14,000	14,000	0,000	22,000	0,000	3,784	26,427
16	SC:A25-Personality	-29,340	15,718	0,000	45,058	0,000	-42,857	8,000	8,000	0,000	20,000	0,000	2,162	46,253
17	SC:A68-Childhood	-40,884	9,698	0,000	50,581	0,000	-68,000	8,000	8,000	0,000	42,000	0,000	2,162	46,253
18	SC:A31-Business	-41,304	11,636	0,000	52,940	0,000	-62,857	13,000	13,000	0,000	57,000	0,000	3,514	28,458
19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual m	-17,016	21,822	0,000	38,837	0,000	-33,333	15,000	15,000	0,000	30,000	0,000	4,054	24,667
20	SC:B45-Famous:Greatest hits	-35,133	12,043	0,000	47,176	0,000	-57,143	9,000	9,000	0,000	33,000	0,000	2,432	41,118
21	SC:A29-Parenting	-27,380	17,201	0,000	44,581	0,000	-43,396	15,000	15,000	0,000	38,000	0,000	4,054	24,667
22	SC:B173-Sports:Football	-33,702	10,990	0,000	44,692	0,000	-61,290	6,000	6,000	0,000	25,000	0,000	1,622	61,652
23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	-46,888	6,692	0,000	53,580	0,000	-80,392	5,000	5,000	0,000	46,000	0,000	1,351	74,019
24	SC:B21-Relationship:Number of marriages	-25,943	19,956	0,000	45,899	0,000	-45,946	10,000	10,000	0,000	27,000	0,000	2,703	36,996
25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	-42,829	11,919	0,000	54,748	0,000	-66,667	3,000	3,000	0,000	15,000	0,000	0,811	123,305
26	SC:A92-Birth	-49,395	4,805	0,000	54,200	0,000	-79,592	5,000	5,000	0,000	44,000	0,000	1,351	74,019
27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	-34,112	12,880	0,000	46,992	0,000	-61,538	10,000	10,000	0,000	42,000	0,000	2,703	36,996
28	SC:?	-57,288	2,515	0,000	59,803	0,000	-90,698	2,000	2,000	0,000	41,000	0,000	0,541	184,843
29	SC:B49-Book Collection:American Book	-37,287	11,424	0,000	48,711	0,000	-66,667	10,000	10,000	0,000	50,000	0,000	2,703	36,996
30	SC:B26-Personality:Body	-45,866	10,631	0,000	56,497	0,000	-68,254	10,000	10,000	0,000	53,000	0,000	2,703	36,996
31	SC:B189-Medical:Illness	-9,744	24,365	0,000	34,109	0,000	-11,111	24,000	24,000	0,000	30,000	0,000	6,486	15,418
32	SC:B6-Entertainment:Music	-42,364	7,881	0,000	50,245	0,000	-73,333	6,000	6,000	0,000	39,000	0,000	1,622	61,652
33	SC:A99-Financial	-41,434	10,052	0,000	51,486	0,000	-68,889	7,000	7,000	0,000	38,000	0,000	1,892	52,854
34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	-39,615	11,367	0,000	50,982	0,000	-65,517	5,000	5,000	0,000	24,000	0,000	1,351	74,019
35	SC:A38-Politics	-37,970	10,253	0,000	48,222	0,000	-61,538	10,000	10,000	0,000	42,000	0,000	2,703	36,996
36	SC:A23-Psychological	-30,045	19,344	0,000	49,389	0,000	-45,763	16,000	16,000	0,000	43,000	0,000	4,324	23,127
37	SC:A108-Education	-48,952	8,378	0,000	57,329	0,000	-77,049	7,000	7,000	0,000	54,000	0,000	1,892	52,854

**Таблица 11 – ОЦЕНКИ ДОСТОВЕРНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ ТЕСТИРУЮЩЕЙ ВЫБОРКИ
ВО 2-М АЛГОРИТМЕ ГОЛОСОВАНИЯ**

№ код кат	Наименование категории	Достов. идентиф. лог. анк. с учетом сходства эвр. крит	Суммарное сходство/различие лог. анк., правильно или ошибочно отнесенных или не отнесенных к классу				Достов. идентиф. лог. анк. с учетом количества эвр. крит	Кол-во лог. анк., дейст-но относящихся к классу	Количество логических анкет, правильно или ошибочно отнесенных к классу				Вероятн. случайного угадывания (%) =NLA/NFA	Эффектив. модели по срав. со случ. угадыв. (раз)
			Правильн. отнесен.	Ошибочно не отнес.	Ошибочно отнесен.	Правильн. не отнес.			Правильн. отнесен.	Ошибочно не отнес.	Ошибочно отнесен.	Правильн. не отнес.		
1	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	SC:M-	3,148	5,092	0,000	1,944	0,000	15,480	115,000	115,000	0,000	65,000	0,000	31,081	3,217
2	SC:Ж-	-4,296	2,178	0,000	6,474	0,000	-16,718	49,000	49,000	0,000	103,000	0,000	13,243	7,551
3	SC:A53-Sports	-1,271	2,766	0,000	4,037	0,000	-22,050	28,000	28,000	0,000	99,000	0,000	7,568	13,214
4	SC:A1-Book Collection	0,031	1,188	0,000	1,156	0,000	-7,121	33,000	33,000	0,000	56,000	0,000	8,919	11,212
5	SC:A15-Famous	-2,288	2,218	0,000	4,506	0,000	-28,882	53,000	53,000	0,000	146,000	0,000	14,324	6,981
6	SC:A42-Medical	-0,594	5,034	0,000	5,628	0,000	-16,718	82,000	82,000	0,000	136,000	0,000	22,162	4,512
7	SC:A323-Sexuality	-3,620	2,460	0,000	6,079	0,000	-38,509	46,000	46,000	0,000	170,000	0,000	12,432	8,044
8	SC:A5-Entertainment	-2,591	2,068	0,000	4,659	0,000	-24,458	45,000	45,000	0,000	124,000	0,000	12,162	8,222
9	SC:A9-Relationship	-2,346	1,364	0,000	3,710	0,000	-31,366	41,000	41,000	0,000	142,000	0,000	11,081	9,024
10	SC:A40-Occult Fields	-11,216	0,931	0,000	12,147	0,000	-67,802	22,000	22,000	0,000	241,000	0,000	5,946	16,818
11	SC:B111-Sports:Basketball	-10,872	1,396	0,000	12,268	0,000	-65,325	15,000	15,000	0,000	226,000	0,000	4,054	24,667
12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	-2,721	2,421	0,000	5,143	0,000	-3,127	43,000	43,000	0,000	150,000	0,000	11,622	8,604
13	SC:A55-Art	-1,383	0,886	0,000	2,269	0,000	-18,576	23,000	23,000	0,000	83,000	0,000	6,216	16,088
14	SC:A19-Writers	-1,166	1,205	0,000	2,371	0,000	-23,220	27,000	27,000	0,000	102,000	0,000	7,297	13,704
15	SC:A129-Death	-1,948	1,666	0,000	3,614	0,000	-25,776	49,000	49,000	0,000	132,000	0,000	13,243	7,551
16	SC:A25-Personality	-2,266	0,989	0,000	3,255	0,000	-23,839	34,000	34,000	0,000	111,000	0,000	9,189	10,883
17	SC:A68-Childhood	-4,590	1,029	0,000	5,618	0,000	-40,062	42,000	42,000	0,000	171,000	0,000	11,351	8,810
18	SC:A31-Business	-6,193	1,377	0,000	7,570	0,000	-46,440	29,000	29,000	0,000	179,000	0,000	7,838	12,758
19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual m	-2,039	1,820	0,000	3,859	0,000	-31,366	34,000	34,000	0,000	135,000	0,000	9,189	10,883
20	SC:B45-Famous:Greatest hits	-3,722	0,889	0,000	4,611	0,000	-41,486	26,000	26,000	0,000	160,000	0,000	7,027	14,231
21	SC:A29-Parenting	-5,779	1,704	0,000	7,483	0,000	-46,273	36,000	36,000	0,000	185,000	0,000	9,730	10,277
22	SC:B173-Sports:Football	-2,865	1,261	0,000	4,126	0,000	-53,560	11,000	11,000	0,000	184,000	0,000	2,973	33,636
23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	-5,408	0,697	0,000	6,106	0,000	-46,130	15,000	15,000	0,000	164,000	0,000	4,054	24,667
24	SC:B21-Relationship:Number of marriages	-2,791	1,269	0,000	4,059	0,000	-34,365	21,000	21,000	0,000	132,000	0,000	5,676	17,618
25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	-2,205	0,438	0,000	2,643	0,000	-25,697	11,000	11,000	0,000	94,000	0,000	2,973	33,636
26	SC:A92-Birth	-5,660	0,403	0,000	6,063	0,000	-54,489	10,000	10,000	0,000	186,000	0,000	2,703	36,996
27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	-4,996	1,294	0,000	6,290	0,000	-54,969	24,000	24,000	0,000	201,000	0,000	6,486	15,418
28	SC:?	-5,755	0,299	0,000	6,054	0,000	-44,272	10,000	10,000	0,000	153,000	0,000	2,703	36,996
29	SC:B49-Book Collection:American Book	-5,884	1,383	0,000	7,267	0,000	-64,907	20,000	20,000	0,000	229,000	0,000	5,405	18,501
30	SC:B26-Personality:Body	-6,905	1,454	0,000	8,359	0,000	-45,820	30,000	30,000	0,000	178,000	0,000	8,108	12,333
31	SC:B189-Medical:Illness	-2,035	2,369	0,000	4,404	0,000	-30,341	48,000	48,000	0,000	146,000	0,000	12,973	7,708
32	SC:B6-Entertainment:Music	-4,835	0,813	0,000	5,648	0,000	-43,789	25,000	25,000	0,000	166,000	0,000	6,757	14,799
33	SC:A99-Financial	-3,872	0,930	0,000	4,802	0,000	-37,771	16,000	16,000	0,000	138,000	0,000	4,324	23,127
34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	-2,742	0,702	0,000	3,443	0,000	-39,130	18,000	18,000	0,000	144,000	0,000	4,865	20,555
35	SC:A38-Politics	-6,103	1,142	0,000	7,245	0,000	-53,870	27,000	27,000	0,000	201,000	0,000	7,297	13,704
36	SC:A23-Psychological	-4,556	2,156	0,000	6,712	0,000	-43,963	25,000	25,000	0,000	167,000	0,000	6,757	14,799
37	SC:A108-Education	-7,756	1,064	0,000	8,820	0,000	-44,272	17,000	17,000	0,000	160,000	0,000	4,595	21,763

**Таблица 12 – ОЦЕНКИ ДОСТОВЕРНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ ТЕСТИРУЮЩЕЙ ВЫБОРКИ
В 3-М АЛГОРИТМЕ ГОЛОСОВАНИЯ**

№ код кат	Наименование категории	Достов. идентиф. лог. анк. с учетом сходства эвр. крит	Суммарное сходство/различие лог. анк., правильно или ошибочно отнесенных или не отнесенных к классу				Достов. идентиф. лог. анк. с уч. количества эвр. крит	Кол-во лог. анк., дейст-но относящихся к классу	Количество логических анкет, правильно или ошибочно отнесенных или не отнесенных к классу				Вероятн. случай-ного угады-вания (%) =NLA/NFA	Эффектив. модели по срав. со случ. угады-в. (раз)
			Правильн. отнесен.			Правильн. не отнес.			Правильн. отнесен.	Ошибочно не отнес	Ощибно отнесен.	Правильн. не отнес.		
1	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	SC:M-	12,199	20,494	0,211	8,139	0,054	31,351	252,000	238,000	14,000	113,000	5,000	68,108	1,387
2	SC:Ж-	-4,842	5,043	0,207	10,898	1,220	-29,189	101,000	96,000	5,000	234,000	35,000	27,297	3,482
3	SC:A53-Sports	-12,959	6,999	0,000	19,968	0,010	-76,216	41,000	41,000	0,000	326,000	3,000	11,081	9,024
4	SC:A1-Book Collection	4,128	4,262	0,475	6,341	6,682	15,676	91,000	73,000	18,000	138,000	141,000	24,595	3,262
5	SC:A15-Famous	3,033	4,423	0,369	6,177	5,156	6,486	83,000	68,000	15,000	158,000	129,000	22,432	3,652
6	SC:A42-Medical	-3,226	10,648	0,081	15,191	1,398	-11,351	127,000	124,000	3,000	203,000	40,000	34,324	2,845
7	SC:A323-Sexuality	-11,986	6,594	0,000	19,599	1,019	-49,189	61,000	61,000	0,000	276,000	33,000	16,486	6,066
8	SC:A5-Entertainment	-6,908	6,277	0,001	14,562	1,378	-38,378	80,000	79,000	1,000	255,000	35,000	21,622	4,567
9	SC:A9-Relationship	-5,677	5,960	0,000	13,950	2,313	-32,973	72,000	72,000	0,000	246,000	52,000	19,459	5,139
10	SC:A40-Occult Fields	-12,577	2,204	0,045	15,791	1,055	-61,622	34,000	32,000	2,000	297,000	39,000	9,189	10,242
11	SC:B111-Sports:Basketball	-32,336	3,586	0,000	35,928	0,006	-89,189	18,000	18,000	0,000	350,000	2,000	4,865	20,555
12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	-11,279	5,995	0,000	18,288	1,015	-50,270	55,000	55,000	0,000	278,000	37,000	14,865	6,727
13	SC:A55-Art	-6,659	3,656	0,012	12,760	2,458	-32,432	56,000	54,000	2,000	243,000	71,000	15,135	6,371
14	SC:A19-Writers	-0,045	3,803	0,050	9,098	5,301	3,784	58,000	55,000	3,000	175,000	137,000	15,676	6,049
15	SC:A129-Death	-3,554	5,433	0,332	11,033	2,378	-18,919	95,000	82,000	13,000	207,000	68,000	25,676	3,362
16	SC:A25-Personality	-10,717	5,235	0,005	17,277	1,330	-41,081	57,000	56,000	1,000	260,000	53,000	15,405	6,378
17	SC:A68-Childhood	-2,545	4,249	0,062	8,755	2,024	-11,351	73,000	69,000	4,000	202,000	95,000	19,730	4,791
18	SC:A31-Business	-14,761	4,433	0,000	19,917	0,723	-61,622	45,000	45,000	0,000	299,000	26,000	12,162	8,222
19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual m	-12,738	5,569	0,000	19,148	0,841	-54,595	51,000	51,000	0,000	286,000	33,000	13,784	7,255
20	SC:B45-Famous:Greatest hits	-2,713	2,542	0,049	9,733	4,527	-15,135	38,000	35,000	3,000	210,000	122,000	10,270	8,968
21	SC:A29-Parenting	-9,438	4,948	0,036	16,313	1,963	-44,324	58,000	56,000	2,000	265,000	47,000	15,676	6,159
22	SC:B173-Sports:Football	-25,475	3,150	0,000	28,651	0,026	-89,189	14,000	14,000	0,000	350,000	6,000	3,784	26,427
23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	-13,378	1,975	0,045	16,622	1,314	-61,081	29,000	28,000	1,000	297,000	44,000	7,838	12,318
24	SC:B21-Relationship:Number of marriages	-11,483	4,516	0,000	17,922	1,923	-50,270	44,000	44,000	0,000	278,000	48,000	11,892	8,409
25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	-10,307	2,920	0,001	14,674	1,449	-52,432	36,000	35,000	1,000	281,000	53,000	9,730	9,992
26	SC:A92-Birth	-8,565	1,400	0,017	11,035	1,087	-56,216	18,000	16,000	2,000	287,000	65,000	4,865	18,271
27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	-15,622	3,861	0,000	20,118	0,635	-64,324	40,000	40,000	0,000	304,000	26,000	10,811	9,250
28	SC:?	-19,127	1,595	0,000	21,536	0,814	-67,568	17,000	17,000	0,000	310,000	43,000	4,595	21,763
29	SC:B49-Book Collection:American Book	-8,614	2,445	0,028	14,276	3,244	-31,892	26,000	25,000	1,000	243,000	101,000	7,027	13,683
30	SC:B26-Personality:Body	-22,563	4,804	0,004	27,743	0,380	-66,486	43,000	42,000	1,000	307,000	20,000	11,622	8,404
31	SC:B189-Medical:Illness	-11,631	7,422	0,099	19,740	0,787	-38,919	77,000	73,000	4,000	253,000	40,000	20,811	4,556
32	SC:B6-Entertainment:Music	-14,132	3,118	0,000	18,290	1,039	-62,162	38,000	38,000	0,000	300,000	32,000	10,270	9,737
33	SC:A99-Financial	-18,441	2,782	0,000	22,429	1,205	-61,622	27,000	27,000	0,000	299,000	44,000	7,297	13,704
34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	-8,880	2,648	0,021	14,302	2,796	-41,081	31,000	30,000	1,000	260,000	79,000	8,378	11,551
35	SC:A38-Politics	-8,670	3,265	0,000	14,527	2,591	-36,757	34,000	34,000	0,000	253,000	83,000	9,189	10,883
36	SC:A23-Psychological	-25,082	4,304	0,000	29,600	0,214	-73,514	34,000	34,000	0,000	321,000	15,000	9,189	10,883
37	SC:A108-Education	-13,252	2,404	0,000	17,423	1,767	-50,811	25,000	25,000	0,000	279,000	66,000	6,757	14,799

**Таблица 13 – ОЦЕНКИ ДОСТОВЕРНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ ТЕСТИРУЮЩЕЙ ВЫБОРКИ
В 4-М АЛГОРИТМЕ ГОЛОСОВАНИЯ**

№ код кат	Наименование категории	Достов. идентиф. лог. анк. с учетом сходства эвр. крит	Суммарное сходство/различие лог. анк., правильно или ошибочно отнесенных или не отнесенных к классу				Достов. идентиф. лог. анк. с уч. количества эвр. крит	Кол-во лог. анк., дейст-но относящихся к классу	Количество логических анкет, правильно или ошибочно отнесенных или не отнесенных к классу				Вероятн. случайного угадывания (%) =NLA/NFA	Эффектив. модели по срав. со случ. угадыв. (раз)
			Правильн. отнесен.			Правильн. не отнес.			Правильн. отнесен.	Ошибочно не отнес.	Ошибочно отнесен.	Правильн. не отнес.		
1	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	SC:M-	7,711	13,619	1,421	5,256	0,769	10,270	252,000	165,000	87,000	79,000	39,000	68,108	0,961
2	SC:Ж-	3,906	2,438	0,939	4,070	6,476	18,378	101,000	67,000	34,000	117,000	152,000	27,297	2,430
3	SC:A53-Sports	-6,855	6,594	0,000	13,812	0,363	-62,162	41,000	41,000	0,000	300,000	29,000	11,081	9,024
4	SC:A1-Book Collection	15,691	2,949	1,587	2,986	17,316	37,838	91,000	52,000	39,000	76,000	203,000	24,595	2,323
5	SC:A15-Famous	16,401	3,355	1,423	2,369	16,838	48,108	83,000	53,000	30,000	66,000	221,000	22,432	2,847
6	SC:A42-Medical	10,579	6,924	2,342	6,569	12,566	22,162	127,000	87,000	40,000	104,000	139,000	34,324	1,996
7	SC:A323-Sexuality	-3,962	6,159	0,128	15,819	5,825	-16,216	61,000	59,000	2,000	213,000	96,000	16,486	5,867
8	SC:A5-Entertainment	6,506	3,387	0,405	4,133	7,658	23,784	80,000	64,000	16,000	125,000	165,000	21,622	3,700
9	SC:A9-Relationship	8,963	4,350	0,385	5,292	10,289	24,324	72,000	57,000	15,000	125,000	173,000	19,459	4,068
10	SC:A40-Occult Fields	7,972	1,311	0,497	6,112	13,270	30,270	34,000	23,000	11,000	118,000	218,000	9,189	7,362
11	SC:B111-Sports:Basketball	-10,301	3,562	0,000	14,116	0,254	-74,595	18,000	18,000	0,000	323,000	29,000	4,865	20,555
12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	6,609	5,417	0,035	10,476	11,703	12,432	55,000	53,000	2,000	160,000	155,000	14,865	6,483
13	SC:A55-Art	9,946	2,309	0,356	4,341	12,334	30,270	56,000	43,000	13,000	116,000	198,000	15,135	5,073
14	SC:A19-Writers	14,646	2,490	0,473	3,447	16,076	40,000	58,000	41,000	17,000	94,000	218,000	15,676	4,509
15	SC:A129-Death	10,751	3,577	2,018	4,047	13,240	23,784	95,000	57,000	38,000	103,000	172,000	25,676	2,337
16	SC:A25-Personality	8,545	3,597	0,609	8,326	13,883	20,000	57,000	44,000	13,000	135,000	178,000	15,405	5,011
17	SC:A68-Childhood	9,051	2,971	0,861	4,032	10,973	27,027	73,000	52,000	21,000	114,000	183,000	19,730	3,610
18	SC:A31-Business	5,374	3,000	0,549	8,010	10,933	12,432	45,000	35,000	10,000	152,000	173,000	12,162	6,395
19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual m	6,591	4,958	0,023	10,189	11,845	8,649	51,000	50,000	1,000	168,000	151,000	13,784	7,113
20	SC:B45-Famous:Greatest hits	15,685	2,079	0,485	3,885	17,976	35,676	38,000	26,000	12,000	107,000	225,000	10,270	6,662
21	SC:A29-Parenting	7,401	3,958	0,248	6,994	10,686	15,135	58,000	51,000	7,000	150,000	162,000	15,676	5,609
22	SC:B173-Sports:Football	-6,370	3,090	0,000	13,726	4,266	-14,595	14,000	14,000	0,000	212,000	144,000	3,784	26,427
23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	7,081	1,408	0,308	7,046	13,026	17,838	29,000	25,000	4,000	148,000	193,000	7,838	10,999
24	SC:B21-Relationship:Number of marriages	8,215	3,609	0,134	7,785	12,525	20,811	44,000	40,000	4,000	142,000	183,000	11,892	7,645
25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	8,976	2,067	0,042	4,931	11,883	31,892	36,000	32,000	4,000	122,000	212,000	9,730	9,136
26	SC:A92-Birth	9,161	1,127	0,181	4,571	12,785	28,649	18,000	12,000	6,000	126,000	226,000	4,865	13,703
27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	5,818	2,958	0,176	8,028	11,065	17,297	40,000	35,000	5,000	148,000	182,000	10,811	8,094
28	SC:?	1,552	1,003	0,028	9,406	9,984	7,027	17,000	16,000	1,000	171,000	182,000	4,595	20,483
29	SC:B49-Book Collection:American Book	13,106	1,834	0,082	5,249	16,602	39,189	26,000	23,000	3,000	109,000	234,000	7,027	12,589
30	SC:B26-Personality:Body	5,685	3,204	0,167	7,690	10,338	10,811	43,000	38,000	5,000	160,000	167,000	11,622	7,604
31	SC:B189-Medical:Illness	8,064	4,744	0,607	6,005	9,931	23,243	77,000	61,000	16,000	126,000	167,000	20,811	3,807
32	SC:B6-Entertainment:Music	6,726	2,090	0,037	6,376	11,049	13,514	38,000	34,000	4,000	156,000	176,000	10,270	8,712
33	SC:A99-Financial	4,002	1,685	0,266	6,784	9,366	16,757	27,000	24,000	3,000	151,000	192,000	7,297	12,182
34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	10,275	2,022	0,110	6,187	14,550	22,162	31,000	28,000	3,000	141,000	198,000	8,378	10,781
35	SC:A38-Politics	14,656	2,708	0,030	5,919	17,898	32,432	34,000	32,000	2,000	123,000	213,000	9,189	10,242
36	SC:A23-Psychological	2,801	2,768	0,240	8,886	9,159	9,189	34,000	29,000	5,000	163,000	173,000	9,189	9,282
37	SC:A108-Education	10,741	1,683	0,112	6,155	15,326	29,730	25,000	21,000	4,000	126,000	219,000	6,757	12,432

**Таблица 14 – ОЦЕНКИ ДОСТОВЕРНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ ТЕСТИРУЮЩЕЙ ВЫБОРКИ
В 5-М АЛГОРИТМЕ ГОЛОСОВАНИЯ**

№ код кат	Наименование категории	Достов. идентиф. лог. анк. с учетом сходства эвр. крит	Суммарное сходство/различие лог. анк., правильно или ошибочно отнесенных или не отнесенных к классу				Достов. идентиф. лог. анк. с уч. количества эвр. крит	Кол-во лог. анк., дейст-но относящихся к классу	Количество логических анкет, правильно или ошибочно отнесенных или не отнесенных к классу				Вероятн. случай-ного угадыва-ния (%) =NLA/NFA	Эффектив. модели по срав. со случ. угадыв. (раз)
			Правильн. отнесен.			Правильн. не отнес.			Правильн. отнесен.	Ошибочно не отнес	Ощибно отнесен.	Правильн. не отнес		
1	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	SC:M-	1,348	2,272	0,609	0,734	0,419	16,757	252,000	158,000	94,000	60,000	58,000	68,108	0,921
2	SC:Ж-	0,097	0,114	0,037	0,216	0,237	5,405	101,000	71,000	30,000	145,000	124,000	27,297	2,575
3	SC:A53-Sports	-0,792	4,060	0,010	6,898	2,056	-26,486	41,000	40,000	1,000	233,000	96,000	11,081	8,804
4	SC:A1-Book Collection	-0,448	0,098	0,039	0,550	0,043	-43,784	91,000	52,000	39,000	227,000	52,000	24,595	2,323
5	SC:A15-Famous	-0,065	0,061	0,004	0,178	0,056	-10,000	82,000	72,000	10,000	193,000	94,000	22,162	3,962
6	SC:A42-Medical	0,394	0,285	0,136	0,318	0,562	20,541	127,000	82,000	45,000	102,000	141,000	34,324	1,881
7	SC:A323-Sexuality	1,069	1,876	0,039	3,772	3,004	6,486	61,000	57,000	4,000	169,000	140,000	16,486	5,668
8	SC:A5-Entertainment	1,139	0,667	0,105	0,986	1,562	17,838	80,000	62,000	18,000	134,000	156,000	21,622	3,584
9	SC:A9-Relationship	1,330	0,597	0,057	0,874	1,665	27,297	72,000	57,000	15,000	119,000	178,000	19,459	4,068
10	SC:A40-Occult Fields	0,572	0,126	0,059	0,719	1,224	14,054	34,000	23,000	11,000	148,000	188,000	9,189	7,362
11	SC:B111-Sports:Basketball	-4,557	1,285	0,233	9,624	4,015	-33,514	18,000	16,000	2,000	245,000	107,000	4,865	18,271
12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	1,243	1,769	0,002	3,700	3,176	7,568	55,000	54,000	1,000	170,000	145,000	14,865	6,605
13	SC:A55-Art	1,058	0,243	0,075	0,625	1,514	23,243	56,000	38,000	18,000	124,000	190,000	15,135	4,483
14	SC:A19-Writers	2,118	0,271	0,086	0,426	2,359	35,676	58,000	34,000	24,000	95,000	217,000	15,676	3,740
15	SC:A129-Death	-0,366	0,167	0,052	0,600	0,119	-26,757	94,000	69,000	25,000	209,000	66,000	25,405	2,889
16	SC:A25-Personality	1,102	0,366	0,083	0,879	1,699	18,378	57,000	39,000	18,000	133,000	180,000	15,405	4,441
17	SC:A68-Childhood	0,777	0,197	0,070	0,279	0,928	35,135	73,000	46,000	27,000	93,000	204,000	19,730	3,194
18	SC:A31-Business	0,951	0,707	0,081	1,868	2,193	7,568	45,000	36,000	9,000	162,000	163,000	12,162	6,578
19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual m	1,302	1,402	0,003	3,083	2,986	5,405	51,000	50,000	1,000	174,000	145,000	13,784	7,113
20	SC:B45-Famous:Greatest hits	1,198	0,123	0,047	0,264	1,386	38,108	38,000	26,000	12,000	102,000	229,000	10,270	6,662
21	SC:A29-Parenting	1,257	0,657	0,068	1,302	1,970	14,595	58,000	49,000	9,000	149,000	163,000	15,676	5,389
22	SC:B173-Sports:Football	5,873	2,840	0,095	7,583	10,711	18,378	14,000	12,000	2,000	149,000	207,000	3,784	22,652
23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	1,197	0,212	0,073	1,141	2,198	7,027	29,000	22,000	7,000	165,000	176,000	7,838	9,679
24	SC:B21-Relationship:Number of marriages	1,912	0,734	0,034	1,709	2,921	20,000	44,000	40,000	4,000	144,000	182,000	11,892	7,645
25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	1,208	0,235	0,019	0,649	1,642	28,649	36,000	28,000	8,000	124,000	210,000	9,730	7,994
26	SC:A92-Birth	2,827	0,328	0,090	1,262	3,850	32,432	18,000	10,000	8,000	117,000	235,000	4,865	11,419
27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	0,764	0,465	0,033	1,530	1,862	10,270	40,000	31,000	9,000	157,000	173,000	10,811	7,169
28	SC:?-	0,090	0,187	0,020	1,908	1,831	1,622	17,000	14,000	3,000	179,000	174,000	4,595	17,922
29	SC:B49-Book Collection:American Book	4,246	0,494	0,053	1,415	5,221	42,162	26,000	20,000	6,000	101,000	243,000	7,027	10,947
30	SC:B26-Personality:Body	0,695	0,631	0,041	1,862	1,967	9,189	43,000	37,000	6,000	162,000	165,000	11,622	7,404
31	SC:B189-Medical:Illness	1,512	0,848	0,201	1,219	2,083	20,541	77,000	57,000	20,000	127,000	166,000	20,811	3,557
32	SC:B6-Entertainment:Music	1,074	0,253	0,037	0,992	1,850	16,757	38,000	26,000	12,000	142,000	190,000	10,270	6,662
33	SC:A99-Financial	0,721	0,283	0,057	1,444	1,939	10,270	27,000	22,000	5,000	161,000	182,000	7,297	11,166
34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	1,687	0,246	0,030	0,827	2,299	23,784	31,000	25,000	6,000	135,000	204,000	8,378	9,626
35	SC:A38-Politics	2,385	0,302	0,010	0,696	2,788	40,541	34,000	31,000	3,000	107,000	229,000	9,189	9,922
36	SC:A23-Psychological	0,195	0,826	0,086	2,955	2,410	2,162	34,000	29,000	5,000	176,000	160,000	9,189	9,282
37	SC:A108-Education	2,212	0,288	0,025	1,161	3,110	30,623	25,000	21,000	4,000	124,000	220,000	6,757	12,432

**Таблица 15 – ОЦЕНКИ ДОСТОВЕРНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ ТЕСТИРУЮЩЕЙ ВЫБОРКИ
В РЕЖИМЕ СКОРОСТНОГО РАСПОЗНАВАНИЯ (С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АПРИОРНОЙ ИНФОРМАЦИИ
О ДОСТОВЕРНОСТИ ИДЕНТИФИКАЦИИ КАТЕГОРИЙ В ЧАСТНЫХ МОДЕЛЯХ)**

№ код кат	Наименование категории	Достов. идентиф. лог. анк. с учетом сходства звр. крит	Суммарное сходство/различие лог. анк. правильно или ошибочно отнесенных или не отнесенных к классу				Достов. идентиф. лог. анк. с уч. количества звр. крит	Кол-во лог. анк., дейст-но относящихся к классу	Количество логических анкет, правильно или ошибочно отнесенных к классу				Вероятн. случай-ного угады-вания (%) =NLA/NFA	Эффектив. модели по срав. со случ. угады-в. (раз)
			Правиль-но отнесен.			Правиль-но не отнес.			Правиль-но отнесен.	Ошибочно не отнес.	Ошибочно отнесен.	Правиль-но отнес		
1	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	SC:M-	7,902	13,957	1,456	5,386	0,788	10,270	252,000	165,000	87,000	79,000	39,000	68,108	0,961
2	SC:Ж-	3,906	2,438	0,939	4,070	6,476	18,378	101,000	67,000	34,000	117,000	152,000	27,297	2,430
3	SC:A53-Sports	-7,025	6,758	0,000	14,155	0,372	-62,162	41,000	41,000	0,000	300,000	29,000	11,081	9,024
4	SC:A1-Book Collection	15,691	2,949	1,587	2,986	17,316	37,838	91,000	52,000	39,000	76,000	203,000	24,595	2,323
5	SC:A15-Famous	16,401	3,355	1,423	2,369	16,838	48,108	83,000	53,000	30,000	66,000	221,000	22,432	2,847
6	SC:A42-Medical	10,579	6,924	2,342	6,569	12,566	22,162	127,000	87,000	40,000	104,000	139,000	34,324	1,996
7	SC:A323-Sexuality	-3,962	6,159	0,128	15,819	5,825	-16,216	61,000	59,000	2,000	213,000	96,000	16,486	5,867
8	SC:A5-Entertainment	6,506	3,387	0,405	4,133	7,658	23,784	80,000	64,000	16,000	125,000	165,000	21,622	3,700
9	SC:A9-Relationship	8,963	4,350	0,385	5,292	10,289	24,324	72,000	57,000	15,000	125,000	173,000	19,459	4,068
10	SC:A40-Occult Fields	7,972	1,311	0,497	6,112	13,270	30,270	34,000	23,000	11,000	118,000	218,000	9,189	7,362
11	SC:B111-Sports:Basketball	-10,556	3,650	0,000	14,466	0,260	-74,595	18,000	18,000	0,000	323,000	29,000	4,865	20,555
12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	6,609	5,417	0,035	10,476	11,703	12,432	55,000	53,000	2,000	160,000	155,000	14,865	6,483
13	SC:A55-Art	9,946	2,309	0,356	4,341	12,334	30,270	56,000	43,000	13,000	116,000	198,000	15,135	5,073
14	SC:A19-Writers	14,646	2,490	0,473	3,447	16,076	40,000	58,000	41,000	17,000	94,000	218,000	15,676	4,509
15	SC:A129-Death	10,751	3,577	2,018	4,047	13,240	23,784	95,000	57,000	38,000	103,000	172,000	25,676	2,337
16	SC:A25-Personality	8,545	3,597	0,609	8,326	13,883	20,000	57,000	44,000	13,000	135,000	178,000	15,405	5,011
17	SC:A68-Childhood	9,051	2,971	0,861	4,032	10,973	27,027	73,000	52,000	21,000	114,000	183,000	19,730	3,610
18	SC:A31-Business	5,374	3,000	0,549	8,010	10,933	12,432	45,000	35,000	10,000	152,000	173,000	12,162	6,395
19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual m	6,591	4,958	0,023	10,189	11,845	8,649	51,000	50,000	1,000	168,000	151,000	13,784	7,113
20	SC:B45-Famous:Greatest hits	15,685	2,079	0,485	3,885	17,976	35,676	38,000	26,000	12,000	107,000	225,000	10,270	6,662
21	SC:A29-Parenting	7,401	3,958	0,248	6,994	10,686	15,135	58,000	51,000	7,000	150,000	162,000	15,676	5,609
22	SC:B173-Sports:Football	-6,370	3,090	0,000	13,726	4,266	-14,595	14,000	14,000	0,000	212,000	144,000	3,784	26,427
23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	7,081	1,408	0,308	7,046	13,026	17,838	29,000	25,000	4,000	148,000	193,000	7,838	10,999
24	SC:B21-Relationship:Number of marriages	8,215	3,609	0,134	7,785	12,525	20,811	44,000	40,000	4,000	142,000	183,000	11,892	7,645
25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	8,976	2,067	0,042	4,931	11,883	31,892	36,000	32,000	4,000	122,000	212,000	9,730	9,136
26	SC:A92-Birth	9,161	1,127	0,181	4,571	12,785	28,649	18,000	12,000	6,000	126,000	226,000	4,865	13,703
27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	5,818	2,958	0,176	8,028	11,065	17,297	40,000	35,000	5,000	148,000	182,000	10,811	8,094
28	SC:?-	1,552	1,003	0,028	9,406	9,984	7,027	17,000	16,000	1,000	171,000	182,000	4,595	20,483
29	SC:B49-Book Collection:American Book	13,106	1,834	0,082	5,249	16,602	39,189	26,000	23,000	3,000	109,000	234,000	7,027	12,589
30	SC:B26-Personality:Body	5,685	3,204	0,167	7,690	10,338	10,811	43,000	38,000	5,000	160,000	167,000	11,622	7,604
31	SC:B189-Medical:Illness	8,064	4,744	0,607	6,005	9,931	23,243	77,000	61,000	16,000	126,000	167,000	20,811	3,807
32	SC:B6-Entertainment:Music	6,726	2,090	0,037	6,376	11,049	13,514	38,000	34,000	4,000	156,000	176,000	10,270	8,712
33	SC:A99-Financial	4,002	1,685	0,266	6,784	9,366	16,757	27,000	24,000	3,000	151,000	192,000	7,297	12,182
34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	10,275	2,022	0,110	6,187	14,550	22,162	31,000	28,000	3,000	141,000	198,000	8,378	10,781
35	SC:A38-Politics	14,656	2,708	0,030	5,919	17,898	32,432	34,000	32,000	2,000	123,000	213,000	9,189	10,242
36	SC:A23-Psychological	2,801	2,768	0,240	8,886	9,159	9,189	34,000	29,000	5,000	163,000	173,000	9,189	9,282
37	SC:A108-Education	10,741	1,683	0,112	6,155	15,326	29,730	25,000	21,000	4,000	126,000	219,000	6,757	12,432

ФОРМУЛЫ РАСЧЕТА ПОКАЗАТЕЛЕЙ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ВАЛИДНОСТИ (ПО КЛАССАМ):

$$C04[k] = C05[k] - C06[k] - C07[k] + C08[k]$$

$$C09[k] = (C11[k] - C12[k] - C13[k] + C14[k]) / (C11[k] + C12[k] + C13[k] + C14[k]) * 100$$

$$C10[k] = C11[k] + C12[k]$$

$$C15[k] = C10[k] / N_{\text{fiz}} * 100$$

$$C16[k] = C09[k] / C15[k]$$

где k - класс (соответствует строке)

где N_{fiz} - суммарное количество физических анкет (объектов) в распознаваемой выборке

ФОРМУЛЫ РАСЧЕТА ПОКАЗАТЕЛЕЙ ИНТЕГРАЛЬНОЙ ВАЛИДНОСТИ (СРЕДНЕВЗВЕШЕННОЕ ПО ВСЕМ КЛАССАМ):

$$C_i = \text{СУММА_по_k}(C_i[k] * C10[k]) / N_{\text{лог}}$$

где i = { 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16 }

где N_{лог} = СУММА_по_k(C10[k]) - суммарное количество логических анкет в распознаваемой выборке

ПРИМЕЧАНИЕ: учтены только результаты идентификации с модулем сходства не менее: 0

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, что (см. таблицы 9–14):

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 посетителей форума и обращающихся за консультациями в фирму: *A&E Trounev IT Consulting (Canada, Toronto)* показали, что научные исследования и разработки, описанные в данной статье и работах [8, 13–19], 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.

Некоторые результаты исследования модели

Формулы астросоциотипологии (информационные портреты астросоциотипов, семантические портреты астропризнаков, нелокальные нейроны) [8, 13, 19].

Естественно будет разумным и обоснованным, если *формулы астросоциотипологии по каждой из категорий получать в той частной модели, в которой она идентифицируется с наивысшей достоверностью из всех исследованных частных моделей*, т.е. с учетом информации, приведенной в таблице 8. В связи с ограниченным объемом данной статьи *в качестве примеров* приведем не все нелокальные нейроны, а только полученные в тех частных моделях, в которых их не менее двух (таблица 16).

Таблица 16 – НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОНЫ, СГЕНЕРИРОВАННЫЕ СИСТЕМОЙ "ЭЙДОС-АСТРА", ОТРАЖАЮЩИЕ ВЛИЯНИЕ АСТРОПРИЗНАКОВ НА ПРИНАДЛЕЖНОСТЬ ОБЛАДАЮЩИХ ИМИ РЕСПОНДЕНТОВ К ОБОБЩЕННЫМ АСТРОСОЦИОТИПАМ

№	Наименование модели	Количество категорий, для идентификации которых модель оказалась наилучшей	Коды категорий	№	Наименование модели	Количество категорий, для идентификации которых модель оказалась наилучшей	Коды категорий
2	2	3	1, 3, 11	3	162	3	4, 17, 30
	<p>Copyright © ScientiCo & IndustriCo, enterprise AIROS, Jozsa, 1979-2003. Lesson Patent: No 940217 All Rights Reserved 21 - МОДЕЛЬ Н-ЛОКАЛЬНЫХ НЕЙРОНОВ [3] SC317</p>				<p>Copyright © ScientiCo & IndustriCo, enterprise AIROS, Jozsa, 1979-2003. Lesson Patent: No 940217 All Rights Reserved 21 - МОДЕЛЬ Н-ЛОКАЛЬНЫХ НЕЙРОНОВ [4] SC318 Book Collection</p>		
	<p>Copyright © ScientiCo & IndustriCo, enterprise AIROS, Jozsa, 1979-2003. Lesson Patent: No 940217 All Rights Reserved 21 - МОДЕЛЬ Н-ЛОКАЛЬНЫХ НЕЙРОНОВ [3] SC1453 Error Log</p>				<p>Copyright © ScientiCo & IndustriCo, enterprise AIROS, Jozsa, 1979-2003. Lesson Patent: No 940217 All Rights Reserved 21 - МОДЕЛЬ Н-ЛОКАЛЬНЫХ НЕЙРОНОВ [12] SC1468 Childhood</p>		
	<p>Copyright © ScientiCo & IndustriCo, enterprise AIROS, Jozsa, 1979-2003. Lesson Patent: No 940217 All Rights Reserved 21 - МОДЕЛЬ Н-ЛОКАЛЬНЫХ НЕЙРОНОВ [1] SC31811 Error Log: Osaka Univ. I</p>				<p>Copyright © ScientiCo & IndustriCo, enterprise AIROS, Jozsa, 1979-2003. Lesson Patent: No 940217 All Rights Reserved 21 - МОДЕЛЬ Н-ЛОКАЛЬНЫХ НЕЙРОНОВ [58] SC1526 Parkinson's Disease</p>		

Продолжение таблицы 16

№	Наименование модели	Количество категорий, для идентификации которых модель оказалась наилучшей	Коды категорий
1	128	4	18, 26, 29, 37

Продолжение таблицы 16

№	Наименование модели	Количество категорий, для идентификации которых модель оказалась наилучшей	Коды категорий
5	148	2	25, 32

Продолжение таблицы 16

№	Наименование модели	Количество категорий, для идентификации которых модель оказалась наилучшей	Коды категорий
6	152	2	2, 8

Продолжение таблицы 16

№	Наименование модели	Количество категорий, для идентификации которых модель оказалась наилучшей	Коды категорий
7	153	2	27, 34

Продолжение таблицы 16

№	Наименование модели	Количество категорий, для идентификации которых модель оказалась наилучшей	Коды категорий
8	160	2	9, 14

Продолжение таблицы 16

№	Наименование модели	Количество категорий, для идентификации которых модель оказалась наилучшей	Коды категорий
9	163	2	24, 28

Окончание таблицы 16

№	Наименование модели	Количество категорий, для идентификации которых модель оказалась наилучшей	Коды категорий
10	165	2	13, 33

В таблице 16 изображения нелокальных нейронов не очень читабельны и для их детального просмотра рекомендуется считать doc-файл статьи и просматривать его в увеличенном масштабе (200–250 %).

Каждый астропризнак несет определенное количество информации о принадлежности или непринадлежности обладающего им респондента к той или иной обобщенной социальной категории. Астропризнаки, несущие информацию о принадлежности (способствующие факторы), соединены с центром красными линиями, а о непринадлежности – синим (препятствующие факторы). Таким образом, цвет линии несет информацию *о знаке или направлении влияния* астропризнака. Толщина линии отражает *силу влияния* данного астропризнака: чем толще линия, тем сильнее влияние. На каждой линии в маленьком кружочке сила и знак влияния указаны в виде числа, представляющего собой *процент* от теоретически-максимально-возможной (ТМВ) силы влияния. ТМВ сила влияния полностью определяется количеством обобщенных категорий в модели и представляет собой просто количество информации, которое мы получаем, когда точно узнаем, что респондент относится к той или иной категории. Это количество информации рассчитывается по формуле Хартли для количества информации как двоичный логарифм от количества категорий. В нашем случае во всех частных моделях исследовалось 37 категорий, поэтому ТМВ-сила влияния равна $\text{Log}_2(37)=5.209$ бит.

Каждому нелокальному нейрону соответствует информационный портрет обобщенной социальной категории (класса, социотипа), который выводится системой "Эйдос" в текстовой и графической форме. В текстовой форме информация может быть представлена полнее, чем в графической (больше астропризнаков, точнее сила влияния), но менее наглядно, поэтому в графической форме отображается наиболее значимая информация, а незначимая отфильтровывается. Для примера приведем *полностью* информационные портреты социотипов с кодами: "k1", "k3" и "k11" из частной модели с двумя секторами, в которой они идентифицируются с наивысшей достоверностью из всех изученных частных моделей (таблицы 17, 18, 19). Для примера выбрана модель именно с двумя секторами, т.к. в этой модели размерность информационных портретов классов самая низкая.

В информационных портретах цветом отмечены астропризнаки, отображенные в нелокальных нейронах:

- светло-желтым – астропризнаки, способствующие принадлежности респондента к данному социотипу;
- а светло-зеленым – препятствующие.

Незначимые признаки можно отфильтровывать из информационных портретов по порогу, заданному в диалоге. Кроме того, в системе "Эйдос" реализованы другие различные виды фильтрации, которые удобно использовать при исследованиях модели.

**Таблица 17 – ИНФОРМАЦИОННЫЙ ПОРТРЕТ СОЦИОТИПА:
КОД: 1, НАИМЕНОВАНИЕ: SC:M-**

№	Код астропризнака	Наименование астропризнака	Количество информации в астропризнаке о принадлежности обладающего им респондента к социотипу	
			Бит	% от ТМВ силы влияния
1	18	NEPTUNELON-[2]: {180.000, 360.000}	0,07319	1,40
2	15	URANUSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,05108	0,98
3	21	NODELON-[2]: {0.000, 180.000}	0,04514	0,87
4	14	SATURNLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,04132	0,79
5	11	JUPITERLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,04089	0,78
6	8	VENUSLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,03588	0,69
7	2	SUNLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,03502	0,67
8	6	MERCURYLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,03332	0,64
9	19	PLUTOLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,03247	0,62
10	10	MARSLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,03160	0,61
11	4	MOONLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,03063	0,59
12	3	MOONLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,03048	0,59
13	9	MARSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,02961	0,57
14	5	MERCURYLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,02731	0,52
15	1	SUNLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,02604	0,50
16	7	VENUSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,02543	0,49
17	12	JUPITERLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,02028	0,39
18	13	SATURNLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,01785	0,34
19	22	NODELON-[2]: {180.000, 360.000}	0,01258	0,24
20	20	PLUTOLON-[2]: {180.000, 360.000}	-0,00080	-0,02
21	16	URANUSLON-[2]: {180.000, 360.000}	-0,01386	-0,27
22	17	NEPTUNELON-[2]: {0.000, 180.000}	-0,01626	-0,31
23	24	HOUSE1-[2]: {180.000, 360.000}	-0,03646	-0,70
24	35	HOUSE7-[2]: {0.000, 180.000}	-0,03646	-0,70
25	33	HOUSE6-[2]: {0.000, 180.000}	-0,03846	-0,74
26	46	HOUSE12-[2]: {180.000, 360.000}	-0,03846	-0,74
27	26	HOUSE2-[2]: {180.000, 360.000}	-0,03923	-0,75
28	37	HOUSE8-[2]: {0.000, 180.000}	-0,03923	-0,75
29	32	HOUSE5-[2]: {180.000, 360.000}	-0,03989	-0,77
30	43	HOUSE11-[2]: {0.000, 180.000}	-0,03989	-0,77
31	30	HOUSE4-[2]: {180.000, 360.000}	-0,04065	-0,78
32	41	HOUSE10-[2]: {0.000, 180.000}	-0,04065	-0,78
33	28	HOUSE3-[2]: {180.000, 360.000}	-0,04078	-0,78
34	39	HOUSE9-[2]: {0.000, 180.000}	-0,04078	-0,78
35	27	HOUSE3-[2]: {0.000, 180.000}	-0,04222	-0,81
36	40	HOUSE9-[2]: {180.000, 360.000}	-0,04222	-0,81
37	29	HOUSE4-[2]: {0.000, 180.000}	-0,04235	-0,81
38	42	HOUSE10-[2]: {180.000, 360.000}	-0,04235	-0,81
39	31	HOUSE5-[2]: {0.000, 180.000}	-0,04311	-0,83
40	44	HOUSE11-[2]: {180.000, 360.000}	-0,04311	-0,83
41	25	HOUSE2-[2]: {0.000, 180.000}	-0,04372	-0,84
42	38	HOUSE8-[2]: {180.000, 360.000}	-0,04372	-0,84
43	34	HOUSE6-[2]: {180.000, 360.000}	-0,04454	-0,85
44	45	HOUSE12-[2]: {0.000, 180.000}	-0,04454	-0,85
45	23	HOUSE1-[2]: {0.000, 180.000}	-0,04648	-0,89
46	36	HOUSE7-[2]: {180.000, 360.000}	-0,04648	-0,89

**Таблица 18 – ИНФОРМАЦИОННЫЙ ПОРТРЕТ СОЦИОТИПА:
КОД: 3 НАИМЕНОВАНИЕ: SC:A53-SPORTS**

№	Код астропризнака	Наименование астропризнака	Количество информации в астропризнаке о принадлежности обладающего им респондента к социотипу	
			Бит	% от ТМВ силы влияния
1	18	NEPTUNELON-[2]: {180.000, 360.000}	0,31917	6,13
2	15	URANUSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,23902	4,59
3	21	NODELON-[2]: {0.000, 180.000}	0,23464	4,50
4	14	SATURNLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,20631	3,96
5	11	JUPITERLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,20625	3,96
6	19	PLUTOLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,18770	3,60
7	3	MOONLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,17549	3,37
8	9	MARSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,17428	3,35
9	6	MERCURYLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,17383	3,34
10	8	VENUSLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,16941	3,25
11	2	SUNLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,16806	3,23
12	1	SUNLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,16637	3,19
13	7	VENUSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,16512	3,17
14	5	MERCURYLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,15939	3,06
15	10	MARSLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,15925	3,06
16	4	MOONLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,15883	3,05
17	12	JUPITERLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,12504	2,40
18	13	SATURNLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,11667	2,24
19	22	NODELON-[2]: {180.000, 360.000}	0,06733	1,29
20	16	URANUSLON-[2]: {180.000, 360.000}	-0,03873	-0,74
21	17	NEPTUNELON-[2]: {0.000, 180.000}	-0,08793	-1,69
22	26	HOUSE2-[2]: {180.000, 360.000}	-0,43921	-8,43
23	37	HOUSE8-[2]: {0.000, 180.000}	-0,43921	-8,43
24	30	HOUSE4-[2]: {180.000, 360.000}	-0,44470	-8,54
25	41	HOUSE10-[2]: {0.000, 180.000}	-0,44470	-8,54
26	24	HOUSE1-[2]: {180.000, 360.000}	-0,44503	-8,54
27	35	HOUSE7-[2]: {0.000, 180.000}	-0,44503	-8,54
28	28	HOUSE3-[2]: {180.000, 360.000}	-0,44749	-8,59
29	39	HOUSE9-[2]: {0.000, 180.000}	-0,44749	-8,59
30	33	HOUSE6-[2]: {0.000, 180.000}	-0,45989	-8,83
31	46	HOUSE12-[2]: {180.000, 360.000}	-0,45989	-8,83
32	31	HOUSE5-[2]: {0.000, 180.000}	-0,46119	-8,85
33	44	HOUSE11-[2]: {180.000, 360.000}	-0,46119	-8,85
34	32	HOUSE5-[2]: {180.000, 360.000}	-0,46357	-8,90
35	43	HOUSE11-[2]: {0.000, 180.000}	-0,46357	-8,90
36	34	HOUSE6-[2]: {180.000, 360.000}	-0,46483	-8,92
37	45	HOUSE12-[2]: {0.000, 180.000}	-0,46483	-8,92
38	27	HOUSE3-[2]: {0.000, 180.000}	-0,47743	-9,16
39	40	HOUSE9-[2]: {180.000, 360.000}	-0,47743	-9,16
40	23	HOUSE1-[2]: {0.000, 180.000}	-0,48004	-9,21
41	36	HOUSE7-[2]: {180.000, 360.000}	-0,48004	-9,21
42	29	HOUSE4-[2]: {0.000, 180.000}	-0,48058	-9,23
43	42	HOUSE10-[2]: {180.000, 360.000}	-0,48058	-9,23
44	25	HOUSE2-[2]: {0.000, 180.000}	-0,48621	-9,33
45	38	HOUSE8-[2]: {180.000, 360.000}	-0,48621	-9,33
46	20	PLUTOLON-[2]: {180.000, 360.000}	-0,68887	-13,22

**Таблица 19 – ИНФОРМАЦИОННЫЙ ПОРТРЕТ СОЦИОТИПА:
КОД: 11 НАИМЕНОВАНИЕ: SC:B11-SPORTS:BASKETBALL**

№	Код астропризнака	Наименование астропризнака	Количество информации в астропризнаке о принадлежности обладающего им респондента к социотипу	
			Бит	% от ТМВ силы влияния
1	18	NEPTUNELON-[2]: {180.000, 360.000}	0,30362	5,83
2	15	URANUSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,29435	5,65
3	14	SATURNLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,26110	5,01
4	9	MARSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,23401	4,49
5	19	PLUTOLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,23379	4,49
6	21	NODELON-[2]: {0.000, 180.000}	0,22750	4,37
7	1	SUNLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,22264	4,27
8	5	MERCURYLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,22139	4,25
9	3	MOONLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,22126	4,25
10	11	JUPITERLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,21771	4,18
11	7	VENUSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,21395	4,11
12	8	VENUSLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,20962	4,02
13	12	JUPITERLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,20609	3,96
14	6	MERCURYLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,20341	3,90
15	4	MOONLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,20228	3,88
16	2	SUNLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,20070	3,85
17	22	NODELON-[2]: {180.000, 360.000}	0,19249	3,70
18	10	MARSLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,18571	3,56
19	13	SATURNLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,14591	2,80
20	17	NEPTUNELON-[2]: {0.000, 180.000}	0,09296	1,78
21	16	URANUSLON-[2]: {180.000, 360.000}	-0,04354	-0,84
22	20	PLUTOLON-[2]: {180.000, 360.000}	-1,08765	-20,88
23	27	HOUSE3-[2]: {0.000, 180.000}	-1,27418	-24,46
24	40	HOUSE9-[2]: {180.000, 360.000}	-1,27418	-24,46
25	34	HOUSE6-[2]: {180.000, 360.000}	-1,29642	-24,89
26	45	HOUSE12-[2]: {0.000, 180.000}	-1,29642	-24,89
27	25	HOUSE2-[2]: {0.000, 180.000}	-1,30046	-24,96
28	38	HOUSE8-[2]: {180.000, 360.000}	-1,30046	-24,96
29	32	HOUSE5-[2]: {180.000, 360.000}	-1,31840	-25,31
30	43	HOUSE11-[2]: {0.000, 180.000}	-1,31840	-25,31
31	24	HOUSE1-[2]: {180.000, 360.000}	-1,34444	-25,81
32	35	HOUSE7-[2]: {0.000, 180.000}	-1,34444	-25,81
33	30	HOUSE4-[2]: {180.000, 360.000}	-1,34645	-25,85
34	41	HOUSE10-[2]: {0.000, 180.000}	-1,34645	-25,85
35	29	HOUSE4-[2]: {0.000, 180.000}	-1,35329	-25,98
36	42	HOUSE10-[2]: {180.000, 360.000}	-1,35329	-25,98
37	23	HOUSE1-[2]: {0.000, 180.000}	-1,35525	-26,02
38	36	HOUSE7-[2]: {180.000, 360.000}	-1,35525	-26,02
39	31	HOUSE5-[2]: {0.000, 180.000}	-1,38388	-26,56
40	44	HOUSE11-[2]: {180.000, 360.000}	-1,38388	-26,56
41	26	HOUSE2-[2]: {180.000, 360.000}	-1,40942	-27,06
42	37	HOUSE8-[2]: {0.000, 180.000}	-1,40942	-27,06
43	33	HOUSE6-[2]: {0.000, 180.000}	-1,41355	-27,13
44	46	HOUSE12-[2]: {180.000, 360.000}	-1,41355	-27,13
45	28	HOUSE3-[2]: {180.000, 360.000}	-1,44893	-27,81
46	39	HOUSE9-[2]: {0.000, 180.000}	-1,44893	-27,81

Сравнение приведенных информационных портретов социотипов показало, что астропризнаки о принадлежности и непринадлежности к некоторым социотипам несут значительно больше информации, чем о принадлежности и непринадлежности к другим. Это обусловлено различной вариабельностью по астропризнакам тех респондентов, на основе информации о которых сформированы данные социотипы. В терминологии АСК-анализа это свойство классов называется степенью сформированности или степенью редукции обобщенного образа класса (категории, социотипа). Обычно, чем выше степень сформированности социотипа, тем выше достоверность его идентификации при всех прочих равных условиях (например, в разных частных моделях). Кроме того, видно, что некоторые социотипы определены астропризнаками, в основном способствующими принадлежности к ним, а некоторые – в основном препятствующими. В этой связи представляет интерес исследование смысла астропризнаков. Это исследова-

ние позволяют привести различные средства системы "Эйдос", в частности – семантические портреты астропризнаков.

Семантические портреты астропризнаков

В системе "Эйдос" реализован режим, позволяющий ранжировать все астропризнаки в порядке убывания среднего количества информации о принадлежности или непринадлежности обладающих ими респондентов к социотипам (таблица 20).

Таблица 20 – АСТРОПРИЗНАКИ, РАНЖИРОВАННЫЕ В ПОРЯДКЕ УБЫВАНИЯ СРЕДНЕГО КОЛИЧЕСТВА ИНФОРМАЦИИ О ПРИНАДЛЕЖНОСТИ ИЛИ НЕПРИНАДЛЕЖНОСТИ ОБЛАДАЮЩИХ ИМИ РЕСПОНДЕНТОВ К СОЦИОТИПАМ

Код	Наименование	Сила влияния		
		Бит	Нарастающим итогом (бит)	Нарастающим итогом (%)
20	PLUTOLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,40017241	0,40017241	4,64
28	HOUSE3-[2]: {180.000, 360.000}	0,27864453	0,67881694	7,88
39	HOUSE9-[2]: {0.000, 180.000}	0,27864453	0,95746147	11,11
33	HOUSE6-[2]: {0.000, 180.000}	0,27804916	1,23551063	14,34
46	HOUSE12-[2]: {180.000, 360.000}	0,27804916	1,51355979	17,56
23	HOUSE1-[2]: {0.000, 180.000}	0,27431101	1,78787080	20,75
36	HOUSE7-[2]: {180.000, 360.000}	0,27431101	2,06218181	23,93
26	HOUSE2-[2]: {180.000, 360.000}	0,27329268	2,33547449	27,10
37	HOUSE8-[2]: {0.000, 180.000}	0,27329268	2,60876717	30,27
30	HOUSE4-[2]: {180.000, 360.000}	0,27306225	2,88182942	33,44
41	HOUSE10-[2]: {0.000, 180.000}	0,27306225	3,15489167	36,61
31	HOUSE5-[2]: {0.000, 180.000}	0,27083179	3,42572346	39,76
44	HOUSE11-[2]: {180.000, 360.000}	0,27083179	3,69655525	42,90
32	HOUSE5-[2]: {180.000, 360.000}	0,26852988	3,96508513	46,01
43	HOUSE11-[2]: {0.000, 180.000}	0,26852988	4,23361501	49,13
25	HOUSE2-[2]: {0.000, 180.000}	0,26728709	4,50090210	52,23
38	HOUSE8-[2]: {180.000, 360.000}	0,26728709	4,76818919	55,33
29	HOUSE4-[2]: {0.000, 180.000}	0,26646474	5,03465393	58,43
42	HOUSE10-[2]: {180.000, 360.000}	0,26646474	5,30111867	61,52
24	HOUSE1-[2]: {180.000, 360.000}	0,26445075	5,56556942	64,59
35	HOUSE7-[2]: {0.000, 180.000}	0,26445075	5,83002017	67,66
27	HOUSE3-[2]: {0.000, 180.000}	0,26407695	6,09409712	70,72
40	HOUSE9-[2]: {180.000, 360.000}	0,26407695	6,35817407	73,79
34	HOUSE6-[2]: {180.000, 360.000}	0,26179540	6,61996947	76,82
45	HOUSE12-[2]: {0.000, 180.000}	0,26179540	6,88176487	79,86
17	NEPTUNELON-[2]: {0.000, 180.000}	0,20378935	7,08554222	82,23
16	URANUSLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,16890644	7,25446066	84,19
18	NEPTUNELON-[2]: {180.000, 360.000}	0,16257405	7,41703471	86,07
15	URANUSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,10288526	7,51991997	87,27
21	NODELON-[2]: {0.000, 180.000}	0,08910275	7,60902272	88,30
11	JUPITERLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,07978191	7,68880463	89,23
14	SATURNLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,07849428	7,76729891	90,14
19	PLUTOLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,07684234	7,84414125	91,03
6	MERCURYLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,06597809	7,91011934	91,80
3	MOONLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,06526427	7,97538361	92,55
8	VENUSLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,06489746	8,04028107	93,31
2	SUNLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,06372270	8,10400377	94,05
9	MARSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,06326132	8,16726509	94,78
10	MARSLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,06311615	8,23038124	95,51
1	SUNLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,06251588	8,29289712	96,24
7	VENUSLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,06133174	8,35422886	96,95
4	MOONLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,06094887	8,41517773	97,66
5	MERCURYLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,05998950	8,47516723	98,35
22	NODELON-[2]: {180.000, 360.000}	0,04772957	8,52289680	98,91
12	JUPITERLON-[2]: {180.000, 360.000}	0,04747167	8,57036847	99,46
13	SATURNLON-[2]: {0.000, 180.000}	0,04658163	8,61695010	100,00

Из таблицы 20 видно, что астропризнак: 20, PLUTOLON-[2]: {180.000, 360.000} оказывает на принадлежность респондентов к социотипам почти на порядок меньше влияние, чем астропризнак: 13, SATURNLON-[2]: {0.000, 180.000}. Поэтому представ-

ляет интерес семантический информационный портрет именно 1-го астропризнака, который и приведен в таблице 21.

Таблица 21 – СЕМАНТИЧЕСКИЙ ИНФОРМАЦИОННЫЙ ПОРТРЕТ АСТРОПРИЗНАКА: КОД: 20 ГРАДАЦИЯ : PLUTOLON-[2]: {180.000, 360.000}

№	Код социотипа	Наименование социотипа	Количество информации о принадлежности к социотипу (бит)	Количество информации о принадлежности к социотипу (% от ТМВ-силы)
1	26	SC:A92-Birth	0,67858	13,03
2	17	SC:A68-Childhood	0,42004	8,06
3	28	SC:?-	0,36418	6,99
4	29	SC:B49-Book Collection:American Book	0,21332	4,09
5	25	SC:B2-Book Collection:Profiles Of Women	0,18147	3,48
6	2	SC:Ж-	0,16412	3,15
7	4	SC:A1-Book Collection	0,15883	3,05
8	5	SC:A15-Famous	0,05524	1,06
9	16	SC:A25-Personality	0,03053	0,59
10	35	SC:A38-Politics	0,01093	0,21
11	34	SC:B48-Famous:Top 5% of Profession	0,01007	0,19
12	15	SC:A129-Death	0,00889	0,17
13	30	SC:B26-Personality:Body	0,00442	0,08
14	1	SC:M-	-0,00080	-0,02
15	14	SC:A19-Writers	-0,00688	-0,13
16	6	SC:A42-Medical	-0,03835	-0,74
17	20	SC:B45-Famous:Greatest hits	-0,04247	-0,82
18	31	SC:B189-Medical:Illness	-0,04797	-0,92
19	10	SC:A40-Occult Fields	-0,10228	-1,96
20	33	SC:A99-Financial	-0,11438	-2,20
21	21	SC:A29-Parenting	-0,15156	-2,91
22	36	SC:A23-Psychological	-0,15735	-3,02
23	9	SC:A9-Relationship	-0,19707	-3,78
24	32	SC:B6-Entertainment:Music	-0,20370	-3,91
25	13	SC:A55-Art	-0,21398	-4,11
26	37	SC:A108-Education	-0,22950	-4,41
27	24	SC:B21-Relationship:Number of marriages	-0,24687	-4,74
28	8	SC:A5-Entertainment	-0,34528	-6,63
29	18	SC:A31-Business	-0,37411	-7,18
30	23	SC:B97-Occult Fields:Astrologer	-0,57062	-10,95
31	7	SC:A323-Sexuality	-0,60264	-11,57
32	3	SC:A53-Sports	-0,68887	-13,22
33	27	SC:B14-Entertainment:Actor/ Actress	-0,69152	-13,27
34	12	SC:B329-Sexuality:Sexual perversions	-0,77536	-14,88
35	19	SC:C330-Sexuality:Sexual perversions:Homosexual m	-0,95026	-18,24
36	22	SC:B173-Sports:Football	-1,06528	-20,45
37	11	SC:B111-Sports:Basketball	-1,08765	-20,88

Некоторые нерешенные вопросы и перспективы исследований

I. Остаются нерешенными вопросы:

1. О причинах существования обнаруженных взаимосвязей между астропризнаками и социотипами и о конкретных механизмах осуществления этих взаимосвязей.
2. О том, насколько выявленные в наших исследованиях закономерности совпадают или не совпадают с уже известными в астрологии.

По первому 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 этого ритма моделируется путем разбиения суточного цикла на 12 частей, именуемых домами Пладиуса. 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.***

По второму вопросу получены результаты, подтверждающие, что ***выявленные закономерности во многом совпадают с уже известными в астрологии***, хотя при их получении нами ***не использовались*** никакие астрологические представления, а только астрономические и социологические данные и методы искусственного интеллекта.

II. В системе "Эйдос" реализованы различные алгоритмы повышения качества (адекватности, достоверности) моделей, в частности:

- алгоритмы разделения классов на типичные и нетипичные части;
- алгоритмы образования сочетаний признаков по 2, 3, 4, 5, 6, 7 и 8.

В проведенных ранее численных экспериментах на моделях из других предметных областей эти режимы показали очень высокую эффективность: в ряде случаев достоверность идентификации повышалась до 100 %. В будущем *планируется* применить эти режимы для оптимизации наилучшей из исследованных частных моделей.

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 внутри категории, тем сложнее получить обобщенный образ этой категории и тем сложнее достоверно осуществить идентификацию конкретного респондента с этим образом. Однако это интересно тем, что конкретный респондент сходен с обобщенным образом, сформированным на основе большого количества респондентов, относящихся к данной категории. Если он не отнесен системой к ней, хотя в действительности к ней и относится, 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 достоверной идентификации респондентов. В системе "Эйдос" реализован режим, реализующий эту процедуру. При этом формируется дерево разделения категорий, похожее на формирующееся при древовидной кластеризации. Мы тоже можем сформировать подобное дерево для частной модели, оказавшейся наиболее достоверной при распознавании всей системы категорий.

III. Исследованная база данных на 20007 респондентов, как выяснилось, обладает рядом недостатков, среди которых хотелось бы отметить два.

1. Крайне неравномерное распределение респондентов по категориям: в этой базе из 11000 категорий есть всего 37, представленных более чем 1000 респондентов. Поэтому выводы, полученные по хорошо мало представленным категориям, обладают

разной степенью достоверности: по хорошо представленным можно говорить о выявленных зависимостях, а по мало – о переобучении системы и ее работе практически как информационно-поисковой.

2. Эта база содержит информацию в основном по американцам, канадцам и немного европейцам, но в ней практически не представлены целые континенты и очень многие страны, в том числе Россия. Поэтому, если Вы не являетесь жителем этих стран, то результаты идентификации можно интерпретировать в том смысле, как если бы Вы жили в США или Канаде, то для Вас, возможно, имели бы место прогнозируемые варианты принадлежности к социальным категориям.

В перспективе целесообразно использовать для подобных исследований базы данных, содержащие информацию не по десяткам, а сотням тысяч или даже миллионам респондентов с категориями, представленными 1000 и более респондентами и отражающими не отдельные, пусть даже и большие страны, а большинство стран. Возможно, для этих исследований целесообразно использовать базы данных банковских структур и спецслужб.

IV. Текущая версия системы "Эйдос-астра" является по сути экспериментальной, т.е. предназначена, в основном, для проведения научных исследований. Поэтому при ее разработке мало внимания уделялось пользовательскому интерфейсу, к тому же она является локальной. В перспективе планируется создать версию, обеспечивающую для зарегистрированных пользователей on-line доступ через Internet в подсистемах формализации предметной области (в т.ч. пополнения базы прецедентов), синтеза модели, идентификации и прогнозирования, типологического (кластерно-конструктивного) и системно-когнитивного анализа модели предметной области.

Кроме того, в текущей версии существуют определенные не очень жесткие ограничения на размерность моделей, которые также предполагается снять в будущих версиях.

Решаемые задачи идеальны для *распараллеливания*, т.е. для реализации расчетов на параллельных (векторных или матричных) процессорах или в локальной сети. Диспетчеризацию подобных расчетов можно осуществлять и вручную, но было бы удобнее ее также автоматизировать в будущей версии. Особенно это актуально при учете, что синтез мультимодели, состоящей из 172 частных моделей, шел на P4 около 300 часов *непрерывного* счета, а одна модель считается в среднем менее 2 часов, и это время и было бы временем синтеза мультимодели на локальной сети из 172 (или более) компьютеров P4.

V. Для решения задач астросоциологии был применен новый метод искусственного интеллекта системно-когнитивный анализ (СК-анализ) и его инструментарий: универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос", а также система окружения "Эйдос-астра". Авторы уверены в том, что в перспективе для решения этих задач целесообразно применить и другие методы искусственного интеллекта и реализующие их программные системы, и приглашают специалистов к участию в этих исследованиях и разработках. Исходную базу данных для исследований, преобразованную в соответствии со стандартом системы "Эйдос-астра", можно бесплатно скачать по ссылке: <http://lc.kubagro.ru/ast/abankall.rar> на сайте автора.

Основные выводы и результаты

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 астробанке, 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 традиционно используются психологическое тестирование и тестирование на способности к различным видам деятельности.

Примененный для решения этих задач метод системно-когнитивного анализа рассматривается авторами как один из универсальных вариантов решения 13-й проблемы Гильберта *на практике* (теоретически эта проблема решена в тереме Колмогорова, являющейся обобщением теоремы В.И. Арнольда (1957) [3, 5]).

В будущем планируется продолжить исследования и разработки в области астросоциотипологии и подробнее (на сколько это возможно) описать некоторые из полученных и перечисленных выше результатов в отдельных публикациях.

Благодарности

Данная статья является примером выполнения совместного исследования авторами, живущими в разных странах за тысячи километров друг от друга, что стало возможным благодаря Internet. Необходимо отметить, что работы выполнены при постоянной поддержке и участии посетителей сайтов: <http://trounev.net>, <http://trounev.com>. Авторы искренне благодарят всех участников эксперимента.

Список литературы

1. 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>
<http://csdl2.computer.org/comp/proceedings/icaais/2002/1733/00/17330268.pdf>
2. Lutsenko Eugene, Trounev Alexander, Shashin Vladimir. Method of birth chart recognition by using the artificial intelligence system AIDOS. International Journal Chaos and Correlation, No 1, November 30, 2006. – Toronto, Canada, – Режим доступа: <http://trounev.com/WordPress/?p=23#more-23>.
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): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2002. – 605 с.
4. Луценко Е.В. АСК-анализ как метод выявления когнитивных функциональных зависимостей в многомерных зашумленных фрагментированных данных // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2005. – №03(11). – 19 с. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2005/03/19/p19.asp>.
5. Луценко Е.В. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие для студентов специальности "Прикладная информатика (по областям)" и другим экономическим специальностям. 2-е изд., перераб. и доп.– Краснодар: КубГАУ, 2006. – 615 с..
6. Луценко Е.В. Математический метод АСК-анализа в свете идей интервальной бутстрепной робастной статистики объектов нечисловой природы // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – № 01(3). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/01/13/p13.asp>.
7. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – № 02(2). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/12/p12.asp>.
8. Луценко Е.В. Синтез астропрофессиограмм и прогнозирование успешности деятельности на основе применения АСК-анализа // Ж-л International Journal The World Astrology Review. [Электронный ресурс]. – Toronto, Canada, 2006. – № 02(50), February 28. – Режим доступа: <http://trounev.net/thewar/No50/EL.htm>.
9. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(1). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/11/p11.asp>.
10. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка – Абельсона // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №03(5). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/03/04/p04.asp>.
11. Луценко Е.В. Теоретические основы и технология адаптивного семантического анализа в поддержке принятия решений (на примере универсальной автоматизированной системы распознавания образов "ЭЙДОС-5.1"): Монография (научное издание). – Краснодар: КЮИ МВД РФ, 1996. – 280 с.
12. Луценко Е.В. Типовая методика и инструментарий когнитивной структуризации и формализации задач в АСК-анализе // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – № 01(3). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/01/16/p16.asp>.
13. Луценко Е.В., Трунев А., Шашин В. Метод пакетного распознавания карт рождения в системе искусственного интеллекта ЭЙДОС. International Journal The World Astrology Review, No 10 (58), October 31, 2006. – Toronto, Canada, – Режим доступа: http://trounev.com/thewar/No58/AIT58_1.htm.
14. Луценко Е.В., Трунев А., Шашин В. Система идентификации субъектов по астрономическим данным на момент рождения. International Journal The World Astrology Review, No 9 (57), September 30, 2006. – Toronto, Canada, – Режим доступа: <http://trounev.net/thewar/No57/ADOS.htm>.

15. Луценко Е.В., Трунев А., Шашин В. Типизация и идентификация респондентов, описанных астрономическими показателями на момент рождения, по социальным и психофизиологическим категориям с применением АСК-анализа. *International Journal Chaos and Correlation*, No 1, November 30, 2006. – Toronto, Canada, – Режим доступа: <http://trounev.com/Chaos/No1/AIT59.htm>.
16. Луценко Е.В., Трунев А.П., Шашин В.Н. Алгоритмы и законы типизации и идентификации субъектов по астрономическим данным на момент рождения. *Chaos and Correlation International Journal*, No 8, July 5, 2007. – Toronto, Canada, – Режим доступа: <http://trounev.com/Chaos/No8/AIDOS8/aidos8.htm>
17. Луценко Е.В., Трунев А.П., Шашин В.Н. Метод разделения категорий в задаче типизации и идентификации субъектов по астрономическим данным на момент рождения. *Chaos and Correlation*, No 8, July 18, 2007. – Toronto, Canada, – Режим доступа: <http://trounev.com/Chaos/No8/LTS.htm>.
18. Луценко Е.В., Трунев А.П., Шашин В.Н. Типизации и идентификации субъектов по астрономическим данным на момент рождения на базе психологических и персональных категорий *International Journal Chaos and Correlation*, No 9, July 22, 2007. – Toronto, Canada, – Режим доступа: http://trounev.com/Chaos/No9/LTS1/LTS8_1.htm.
19. Луценко, Е.В. и др. Типизация и идентификация респондентов в социологии по их астрономическим показателям на момент рождения/ Е.В. Луценко, А.П. Трунев, В.Н. Шашин // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2007. – № 01(25). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2007/01/pdf/14.pdf>.
20. Пат. № 2003610986 РФ. Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС" / Е.В.Луценко (Россия); Заяв. № 2003610510 РФ. Опубл. от 22.04.2003. – 50 с.
21. Пат. № 2008610097 РФ. Система типизации и идентификации социального статуса респондентов по их астрономическим показателям 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.
22. Пат. № 940334. РФ. Универсальная автоматизированная система анализа и прогнозирования ситуаций на фондовом рынке "ЭЙДОС-фонд" /Е.В. Луценко (Россия), Б.Х. Шульман (США); Заяв. № 940336. Опубл. 23.08.94. – 50 с.
23. Пат. № 2003610987 РФ. Автоматизированная система комплексной обработки данных психологического тестирования "ЭЙДОС-Ψ" / Е.В. Луценко (Россия), С.Д. Некрасов (Россия); Заяв. № 2003610511 РФ. Опубл. от 22.04.2003. – 50с.
24. <http://www.yandex.ru/yandsearch?text=%EA%EE%EB%EB%E5%EA%F2%E8%E2%FB+%F0%E5%F8%E0%FE%F9%E8%F5+%EF%F0%E0%E2%E8%EB&rpt=rad>.

Примечание:

Для обеспечения доступа читателей к некоторым из этих и другим работам авторов они размещены в Internet по адресам:

<http://lc.kubagro.ru/aidos/eidos.htm>

<http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=11>.