***ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина»,***

***Российская Федерация***

**57 Интеллектуальные технологии и представление знаний. Лабораторная 4. решение различных задач 2020-12-03**

**Заголовок:** Решение задач распознавания и принятия решений с помощью моделей в системе Эйдос

**Резюме текста**

Лекция посвящена решению различных задач с использованием моделей в интеллектуальной системе Эйдос. Занятие проводит профессор Луценко Е.В. для группы 412 3 декабря 2020 года.

1. **Роль и классификация моделей:**
	* Основное назначение моделей – решение задач.
	* Задачи классифицируются на три основные группы:
		+ Распознавание (идентификация, классификация, диагностика).
		+ Прогнозирование.
		+ Принятие решений (включая исследование предметной области через ее модель).
2. **Достоверность моделей и F-мера:**
	* Задачи решаются в наиболее достоверной модели.
	* Упоминается F-мера Ван Рейсбергена, ее недостатки (моноклассовая, четкая, зависимость от выборки) и разработанное лектором мультиклассовое, нечеткое, инвариантное обобщение этой меры.
3. **Взаимосвязь задач:**
	* **Распознавание/Идентификация/Диагностика:** Термины-синонимы для разных областей. Идентификация рассматривается как определение принадлежности объекта классу. Прогнозирование интерпретируется как идентификация во времени. Практически любая идентификация содержит элемент краткосрочного прогнозирования из-за времени обработки.
	* **Прогнозирование и Принятие решений:** В простейшем случае, задача принятия решений является обратной к задаче прогнозирования (определение факторов для достижения целевого состояния).
	* **Ограничения и развитие:** Простое принятие решений ограничено одним целевым состоянием и предположением о доступности всех факторов. Развитый подход учитывает множество целей, ограничения на факторы и требует проверки достижимости.
4. **Реализация в системе Эйдос:**
	* **Задача идентификации:** Рассматривается на примере лабораторной работы. Включает подготовку распознаваемой выборки (режим 2322), выбор наиболее достоверной модели и установку ее как текущей. Процесс распознавания включает сравнение объекта со всеми классами и их ранжирование по сходству. Используются выходные формы для представления результатов (истинные/ложные положительные/отрицательные решения).
	* **Механизм сравнения:** Основан на вычислении количества информации в признаках объекта о принадлежности к классу (используя меры Хи-квадрат, Харкевича, ROI). Для совокупности признаков используется суммирование информации через аддитивный интегральный критерий, который интерпретируется как скалярное произведение векторов объекта и класса в координатной форме. Пространство признаков не является евклидовым и ортонормированным.
	* **Интерпретация распознавания:** Предлагается рассматривать распознавание как разложение функции, описывающей объект, в ряд по функциям, описывающим классы (аналогия с рядом Фурье и теоремой Колмогорова), где интегральные критерии выступают весовыми коэффициентами.
	* **Задача принятия решений (SWOT/PEST):** Система Эйдос позволяет строить SWOT и PEST-диаграммы, где сила влияния факторов рассчитывается на основе моделей, а не экспертных оценок. Рассматриваются ограничения SWOT-анализа (управляемость факторами, достижимость целей).
5. **Заключение:**
	* Система Эйдос активно используется.
	* Подход системы Эйдос к решению задач (особенно идентификации и принятия решений) основан на теории информации и системно-когнитивном анализе, предлагая объективные расчеты там, где традиционно используются экспертные оценки или некорректные метрики.

**Детальная расшифровка текста**

**1. Введение**

3 декабря 2020 года.
3 декабря. Вторая пара. 9:40-11:10 она идет.
Лабораторная работа номер четыре с группой 412 по дисциплине интеллектуальные технологии представления знаний. И занятие ведет профессор Луценко Евгений Вениаминович.

На этом занятии у нас тема занятия - это решение различных задач с помощью модели.

**2. Роль и природа моделей**

И тут я могу вам сказать, что когда спрашиваешь студентов, опросы я провожу иногда, то я диву даюсь, как они отвечают, если так между нами.
Вот. Просто иногда шокируют эти ответы.
И когда я спрашиваю, зачем нужна модель? Вообще, зачем модели создаются? То ответом должно быть с вашей стороны такой ответ должен быть, что модели создаются для того, чтобы в них или с их помощью решать различные задачи, ребята.

И эти задачи, их можно классифицировать определенным образом на три большие группы. Три большие группы задач.
Сейчас я поделюсь экраном с вами. Может, кто-то там что-то и увидит на телефончике.
Так. Я так что-то я так понял, вы должны сейчас поделиться. То есть должны увидеть экран мой.
Так, сейчас мы попробуем. Вот так вот вы видите сейчас, да?
Да, видно.
Ага. Вот, значит, запускаем систему, и в системе есть режим 64, который нам сейчас потребуется.
Вот. Режим 64. Это режим как раз, в котором описывается порядок преобразования данных в информацию, а её в знания в системе Эйдос. И решение с использованием этих знаний различных задач.

Ну и вопрос возникает: а для чего нужны модели, ребят? Вы должны отвечать чётко совершенно, сразу же. Они нужны для того, чтобы решать задачи в этих моделях. Что сейчас мы и рассмотрим. А это эти задачи классифицируются на три основные группы больших.
Это задачи распознавания, идентификации, прогнозирования, или распознавания, идентификации, прогнозирования, решения задач принятия решений и задач исследования предметной области путём исследования её модели.

**3. Достоверность моделей и F-мера**

И вот здесь мы видим, ребята, что эти задачи решаются в наиболее достоверной модели. На прошлом занятии, я так понимаю, мы подробно рассматривали вопрос о том, что такое достоверность модели и как она измеряется. Кто мне подтвердите, было это или нет?
Да, было.
Было. Мы с вами рассматривали F-меру Ван Рейсбергена, её недостатки, как преодолены эти недостатки, да? Кем они преодолены, знаете, нет? Кем?
Ну вы, ребята. Какие у неё недостатки у меры Ван Рейсбергена, F-меры Ван Рейсбергена? То, что она моноклассовая и чёткая. И зависит от объёма выборки. Вот. Эти все недостатки были преодолены мною при разработке мультиклассового нечёткого обобщения меры Ван Рейсбергена, инвариантного относительно объёмов исходных данных, объёмов выборки.
А не мировым разумом.
Вот, сейчас даю ссылочку на статью, где это описано. Ну это как бы связано с предыдущим занятием. Я думал, вы ответите, что это мной сделано.
Вот.

**4. Классификация задач в деталях**

**4.1. Распознавание / Идентификация / Диагностика**

И вот здесь возникает вопрос такой: а почему я в один блок объединил идентификацию и прогнозирование? И что это за стрелочки, которые вот так связывают эти задачи друг с другом?
Ну тут я могу сказать вам, что задачи распознавания, классификации, идентификации и диагностики - это одни и те же задачи, то есть эти термины просто являются синонимами, но применяемыми в разных областях. Вот, скажем, диагностика применяется в медицине и в психодиагностике.
А вот в других областях используется термин идентификация, классификация, распознавание. Они означают абсолютно одно и то же. Идентификация - это определение принадлежности объекта к классу. Как и распознавание, определение, к какому классу относится объект. И классификация тоже это определение, к какому классу относится объект.

А вот задачи идентификации и прогнозирования, они объединены в одном блоке, потому что они решаются очень сходно. То есть сходные модели математические, алгоритмы и структуры данных, и программная реализация очень сходны. Но можно даже так сказать, вот я недавно такую дал формулировку конкретную очень, краткую, что прогнозирование, по сути дела, представляет собой идентификацию во времени. Если при идентификации мы считаем, что признаки объекта и принадлежность его к каким-то категориям, обобщающим классам, относятся к одному моменту времени, то при прогнозировании наоборот, мы считаем, что факторы, действующие на объект, относятся к прошлому, вот, а состояние, которое он под их действием переходит, относится к будущему.
При этом я хочу вам сказать, что на самом деле и при идентификации тоже не строго к одному моменту времени относятся признаки и принадлежность объекта к классу. Потому что сначала нужно эти признаки зафиксировать, измерить, что они присутствуют у объекта, а потом решить задачу идентификации. Задача идентификации, она хотя и быстро может решаться там нейронными сетями, к примеру, параллельная обработка, истинно параллельная обработка информации. Всё-таки это занимает какое-то время, ну там миллисекунды, к примеру, там или десятые доли секунды. И вот это что означает? Что тот результат идентификации, который мы получаем, он во времени всё-таки немножко отстоит от момента, когда были получены данные о признаках. То есть строго говоря, идентификации вообще не существует, существует только прогнозирование. Причём мы предполагаем, что просто ничего не успело измениться за это время. То есть мы взяли признаки, измерили их значения и провели идентификацию. Мы получили некий результат. Мы предполагаем, что за это время, пока мы получали этот результат, состояние объекта не изменилось. На самом деле это может быть и не так.

И что касается диагностики, как идентификации. Там вообще период может сильно, то есть довольно длительный может быть период между получением информации о пациенте и постановкой диагноза. Вот он пришёл. Ну это хорошо, если врач посмотрел на него и сразу поставил диагноз правильный по внешнему виду. А вообще-то часто требуется беседа, сбор информации, потом проверка уже лабораторно некоторых моментов. Вот. И потом уже постановка диагноза. И это может занять несколько дней. То есть считается, что диагноз, который поставлен пациенту, он соответствует настоящему времени, тому же самому времени, когда были собраны данные о нём для, которые были использованы для диагностики. А на самом деле прошло несколько дней уже с этого времени, как были собраны данные, понимаете? Вот, может даже и больше.
Поэтому вы уже поняли, что строго говоря, идентификации никакой нет, а есть только прогнозирование, но на очень короткое время или на более длительное время.

**4.2. Прогнозирование и Принятие решений**

Теперь, как связаны задачи прогнозирования и принятия решений? Вот здесь вот стрелочка есть на схеме, соединяющая эти два блока и вниз идущая, где пояснения дано. При прогнозировании мы по значениям факторов определяем будущее состояние объекта моделирования. А при принятии решений мы наоборот, по будущему состоянию объекта моделирования определяем, какие факторы обуславливают этот переход в это состояние. То есть задачи прогнозирования и принятия решений, они являются взаимно обратными по отношению друг к другу.
Ну поскольку является более простой задача прогнозирования, то можно считать, что задача принятия решений в простейшем варианте является обратной по отношению к задаче прогнозирования.

Теперь, что касается модели, которая позволяет решать задачи принятия решений. Я могу вам сказать, что это не все модели позволяют делать, именно при решении этой задачи, как обратной задачи прогнозирования. А для этого должны быть модели, сформированы обобщённые образы будущих состояний классов. И тогда можно решать обратную задачу прогнозирования.
Если этих образов нет, то задача принятия решений обычно решается путём многократного решения задачи прогнозирования и выбора наиболее хорошего варианта прогнозирования.

**4.3. Развитое принятие решений**

И в более развитом виде задача принятия решений не является просто вот обратной задачей прогнозирования, а является более сложным, более сложной задачей. Почему? Потому что у обратной задачи есть два основных ограничения.
Первое - только одно будущее состояние целевое рассматривается.
И второе - считается, что все факторы, которые нам рекомендованы, мы можем применить для перехода в это целевое состояние, для перевода объекта управления в это целевое состояние.
Фактически же это не так. На практике, как правило, задаётся много целевых состояний. Вот, и не все факторы, которые нам рекомендованы, могут быть применены на практике. Поэтому возникает необходимость проверить, а достижимы ли эти целевые состояния одновременно? То есть являются, сходна ли у них система факторов, которые обуславливают переход в эти состояния целевые?
И если мы не можем использовать какие-то факторы для управления, то мы должны определить, а что будет, если мы вообще не будем эти факторы использовать? Или в случае необходимости, если мы их заменим другими, которые оказывают сходное влияние на объект управления, то какой это даст результат?
Это уже мы будем рассматривать, видимо, на следующем занятии при рассмотрении развитого алгоритма принятия решений.

**5. Практический пример (Лабораторная работа в Эйдос)**

Значит, это коротко такой анонс по этим задачам. Теперь эти задачи мы будем рассматривать, ребята, на примере маленькой лабораторной работы простой, которую мы уже установили на прошлом занятии.
Так, сейчас я попробую сюда этот схему привести в чат. Я стараюсь в чат помещать всё, чтобы была возможность при необходимости посмотреть на то, что я рассказывал.
Вот. Ну, по-моему, А, я уже два раза её привёл. В самом начале и сейчас ещё.

Значит, мы в системе Эйдос рассмотрим решение задачи идентификации. Для этого мы должны подготовить распознаваемую выборку. Это делается в режиме 2322.
Но в этом режиме есть много разных параметров, и один из этих параметров задаёт, что мы, какую выполняем мы работу в этом режиме, программном интерфейсе. Либо мы проводим формализацию предметной области, либо только создаём обучающую, распознаваемую выборку.
Формализация предметной области, ребята, предполагает создание справочников классификационных и описательных шкал и градаций, а также кодирование исходных данных с помощью этих справочников и формирование в результате обучающей выборки.
Вот. А когда мы поставим вот сюда переключатель вниз, генерация распознаваемой выборки, то используются уже существующие классификационные и описательные шкалы и градации, и существующие модели для решения задач. И только создаётся база исходных, распознаваемая выборки, базы.
Формат данных должен быть у для распознаваемой выборки абсолютно такой же, как и для исходных данных, как для обучающей выборки.

**6. Распознавание в Эйдос**

**6.1. Выбор модели и процесс распознавания**

Задача распознавания решается в наиболее достоверной модели. Поэтому мы должны выбрать наиболее достоверную модель и сделать её текущей.
Ну здесь необходимо пояснение дать, почему мы в других режимах системы можем просто выбрать модель, нажав на кнопочку, кликнув, и все задачи решаются во всех моделях. А задача распознавания является единственной задачей, в которой, которая решается в текущей модели. То есть выбирается текущая модель, а потом в ней решается задача распознавания. Это происходит, это связано с тем, что этот режим я разработал тогда, когда ещё не было, не использовался процессор.
И эта операция могла выполняться довольно длительное время распознавания. Почему? Она состоит, потому что она состоит в следующем. Для каждого объекта распознаваемой выборки, которых могут быть сотни, тысячи и даже там десятки, сотни тысяч. Вот. Для каждого из них организуется цикл по всем классам, в котором этот объект конкретный распознаваемой выборки сравнивается с каждым из классов, с каждым из классов. А потом все классы ранжируются по убыванию сходства с этим объектом. И эта информация выводится, и она является информацией о результатах распознавания, классификации, идентификации, диагностики, прогнозирования.
Вот. Ну делать это всё в десяти моделях - это в 10 раз дольше. Поэтому было решено, что это будет всё осуществляться только в одной модели, которая будет для этой цели выбрана. И вот это и есть выбор модели в качестве текущей. Ну сейчас, когда используется графический процессор, это уже имеет меньшее значение, пожалуй, но всё равно имеет. Я режим эти не удалял. Почему? Потому что не на всех компьютерах может быть использован графический процессор, а только на тех, где видеокарта на чипсете Nvidia или, ну, в общем, да, это сама фирма Nvidia и некоторые другие фирмы, которые используют этот чипсет GeForce, например.
Вот здесь вот у нас выбор идёт, какой какой процессор мы будем использовать.
И дальше идёт само решение задачи идентификации.

**6.2. Выходные формы и интерпретация результатов**

При этом не просто объекты сравниваются с классами, а ещё формируется 11 выходных форм, ну 10 выходных форм точнее.
Значит, вопрос возникает такой: а зачем формировать эти выходные формы в процессе верификации модели, в процессе решения задачи идентификации? А очень простая причина. Если мы их не сформируем, вот мы решим задачу идентификации, а выходных форм не сделаем, то как мы узнаем, какой результат идентификации? Да никак мы этого и не узнаем, понимаете, ребята? То есть только базу данных что ли смотреть, просматривать? Ну это как-то, знаете, несерьёзно. Поэтому после решения задачи идентификации, формирования баз данных по результатам идентификации, эти базы данных использовались для того, чтобы сформировать много довольно-таки, 10 различных выходных форм.
Здесь мы видим уже результаты самой этой идентификации.
Значит, мы это можем увидеть в режиме 4131 и в других режимах. Сейчас мы посмотрим на 4131.
В этом режиме, значит, мы видим, что конкретный объект, вот, допустим, первый объект распознаваемой выборки, он сравнивался со всеми классами.
Да, ещё интерес представляет, где сама эта распознаваемая выборка находится. Давайте я вам хоть покажу, где она находится. Мы её можем увидеть в режиме 411.
Ну, в данном случае она такая же, как обучающая, потому что она просто туда скопирована, обучающая выборка скопирована распознаваемая для удобства, для демонстрации этого режима.
Теперь смотрим на выходную форму. Я про неё рассказываю.
Значит, смотрите, ребята. Значит, у нас здесь есть истинные, ложные, положительные, отрицательные решения. Конкретный объект - мышка 1. Похож на обобщённый, на конкретный класс мышка и обобщённый класс мышка. А, обобщённый класс элемент компьютера. И сходство у неё такое очень высокое с этими обобщёнными образами классов. И птичка стоит сбоку, видите? Птичка - это означает, что это истинное решение, это факт.
То есть вот система отнесла мышку к этим классам конкретную, и это так и есть, действительно, она к этим классам относится. А ещё она отнесла эту мышку к классу телефон, средства связи. Ну, уровень сходства пониже гораздо, в два раза ниже, чем вот у элемента компьютера. И птички здесь нет.
То есть это ложноположительные решения. А ложноотрицательных решений вообще не встречается в этой модели. Что что могло бы быть ложноотрицательным решением? Если бы мышка 1 была бы отнесена, ну вот, допустим, класс элемент компьютера, к примеру, вот этот вот, был бы сходство не 70%, а минус 20%, допустим. И он оказался бы здесь внизу. Тогда это означало бы вот что, что система посчитала, что мышка 1 не относится к этому классу, потому что уровень сходства меньше нуля. А фактически мышка к нему относится, то есть там была бы птичка эта стояла бы. Это было бы ложноотрицательное решение.
А ложноположительное - система отнесла объект к классу какому-то, а фактически он к нему не относится. Хотя мы понимаем так вот, почему она отнесла? Потому что много довольно-таки элементов сходства у них есть. И мы понимаем, что эта ошибка, она, ну как, не совсем даже и ошибка, может быть, в какой-то степени оправданная, скажем так, ошибка.

**6.3. Механизм сравнения и интегральные критерии**

Вот. Ну дальше мы, э, я хочу вам рассказать, как происходит сравнение конкретного объекта с классами.
Значит, мы знаем, ребята, что в моделях системно-когнитивных у нас отражено, какое количество информации мы получаем, если узнаём, что у объекта идентификации, распознаваемого объекта, есть определённый признак. Вот в системно-когнитивных моделях, которых семь в системе, подсчитано, какое количество информации мы получаем о принадлежности и непринадлежности объекта к каждому из классов, если у него есть определённый признак, или на него действует определённое значение фактора, или у него есть определённое значение какого-то свойства.
Вот. Но это когда один объект нам понятно. Эти количество информации рассчитывается разными способами, которые здесь вот у нас показаны в хелпе. Я вам это всё, по-моему, довольно подробно объяснял. Что мера хи-квадрат, мера Харкевича, мера Рое, возврат инвестиций для этих целей используется.
Посчитать различные модели. А теперь возникает вопрос: а если у нас известно об объекте, который мы идентифицируем, не то, что у него один признак какой-то есть, а то, что у него есть набор признаков, совокупность признаков. Тогда как определить, к какому классу он относится?
И вот тогда, я вам скажу, является совершенно естественным считать, что этот объект относится к тому классу, о принадлежности к которому в его системе признаков наибольшее количество информации. То есть мы должны посчитать суммарное количество информации во всех признаках объекта о принадлежности его к каждому из классов. И потом эти классы проранжировать, рассортировать в порядке убывания этого количества информации. Это и будет результат идентификации.

Скажу вам, что это интуитивное такое, э, совершенно правильное представление, оно и доказано математически в лемме Неймана-Пирсона, которая так прямо и звучит, что объект относится к тому классу, о принадлежности к которому в его признаках содержится максимум информации. При этом они анализировали меру хи-квадрат, а говорили об информации. При этом тогда ещё не было разработано меры Харкевича, которая связана математически с мерой хи-квадрат, как я вам показывал. Но они интуитивно называли это количеством информации, потому что мера хи-квадрат тоже говорит о принадлежности и непринадлежности объекта к классу, если у него есть определённый признак у этого объекта. И они это назвали количеством информации, понимаете, степень принадлежности.
Теперь, что ещё можно здесь интересного сказать? Я сейчас сказал термин степень принадлежности. Это очень важно, что не просто мы решаем, принадлежит объект классу или не принадлежит, а ещё определяем степень принадлежности, как в нечёткой логике.
Функция принадлежности. То есть система Эйдос вычисляет функцию принадлежности объекта к классу.
Что является её большим достоинством вообще-то. То есть это нечёткая система, работающая в нечёткой логике, но не в логике Лотфи Заде, а основана на теории информации.
Но идея та же самая, что объект принадлежит классу не на 100%, а в какой-то степени. В том числе может в малой степени принадлежать. Вот, допустим, объект мышка 1 в очень малой степени принадлежит классу монитор, всего девять там и 8%, 10% принадлежность.
Тем не менее, она к нему именно принадлежит. А вот классу вешалка и мяч не принадлежит, видите?
Вот.

Вот посмотрим, как же рассчитывается суммарное количество информации в признаках о принадлежности объекта к классу. Для этого используются два интегральных критерия в системе Эйдос. Вообще интегральные критерии - это способ получить одно число некоторое, которое показывает степень принадлежности объекта к классу, количественно.
Ну это в данном случае, в данном вот случае решения задачи идентификации.
И является функцией от многих частных критериев, которые мы видим в клеточках матриц системно-когнитивных моделей, и которые я вам показывал, как они рассчитываются: хи-квадрат, мера Харкевича, Рое и другие количественные меры взаимосвязи между признаком и принадлежностью объекта с этим признаком к классу.
И вот самым простым вариантом интегрального критерия является аддитивный интегральный критерий, то есть суммирующий частные критерии.
Возникает вопрос: а какие ещё существуют виды частных критериев, кроме аддитивного, который просто вот как бы интуитивно очевиден, что можно его использовать? Ещё существует мультипликативный интегральный критерий, когда перемножаются частные критерии.
И в мультипликативном интегральном критерие есть такой момент, что если какой-то из этих вот частных критериев равен нулю, то и значение интегрального критерия равно нулю, что является, на мой взгляд, недостатком этого мультипликативного критерия.
Вот. И аддитивный в этом случае предпочтительнее, потому что если здесь мы в каком-то признаке очень мало содержится информации о принадлежности или непринадлежности объекта к какому-то классу, то это не обращает в ноль весь интегральный критерий.
Вот. Поэтому у нас и частные критерии нормированы к нулю, в случае, если нет взаимосвязи между признаком и принадлежностью объекта с этим признаком к классу. Для этого взят логарифм, для этого вычитается единица в коэффициенте частном Рое.

Теперь давайте рассмотрим этот интегральный критерий более подробно. Если мы хотим просуммировать количество информации в признаках объекта о принадлежности к классу, то надо иметь какой-то массив, в котором была бы информация о том, есть признак данный у объекта или нет. И мы могли бы организовать цикл по всем признакам для каждого класса. Ну, скажем, для определённого житого класса сначала берём это, потом цикл по классам, для всех классов то же самое делаем. И определяем для этого признака, есть этот признак у этого объекта или нет. Если есть, то мы суммируем количество информации об этом признаке о принадлежности к классу. Если этого признака нет у объекта, то мы переходим на следующий признак и рассматриваем, есть он у объекта или нет, и так далее.
Ну это алгоритм определённый. Несложная, маленькая программка. Цикл организуется, для цикла сумматор присваивается нулю, равный, значит, соответствующий житому классу.
Ну, обычно удобнее, конечно, такой сумматор представить в виде массива из G элементов, и вот G-тый элемент является сумматором для житого класса, количество информации. И потом организуем цикл по классам, внутри классов, цикл по классам, внутри цикл по признакам. И там проверяем, есть признак или нет, и суммируем или не суммируем.
И потом выходим на конец цикла по признакам и конец цикла по классам. А можно это сделать по-другому несколько. Можно не сравнивать, есть признак или нет, а умножать на массив, на элемент массива, как раз содержащий эту информацию, но тогда этот массив должен иметь не логическую природу, а числовую.
Логическая - там true/false, там есть признак или нет признака. А числовую - если признак есть, то умножать на единицу количество информации. А если признака нет, то на ноль умножать.
Тогда у нас получается записать интегральный критерий в виде формулы, что, в общем-то, имеет определённые достоинства, потому что по виду формулы можно кое-что сказать интересное об этом интегральном критерие.
Ну, прежде всего, что можно сказать, что эта вот формула - сумма произведений координат вектора объекта и вектора класса житого, она является представлением скалярного произведения этих двух векторов в координатной форме.

Значит, давайте эти вектора я вам прямо покажу в натуральном выражении, как говорится. Вот берём модель хи-квадрат, берём какой-то четырнадцатый класс, например. Вот колоночка этого этой матрицы системно-когнитивной модели, соответствующая четырнадцатому классу, это и есть вектор четырнадцатого класса. А эти вот числа - это его координаты, значения его координат.
А слева мы видим ось. Ну даже точнее не одну ось, а много осей этого пространства модели. Значит, ось цвет, ось материал. Это описательные шкалы.

То есть мы видим, что в пространстве, где осями координат являются описательные шкалы, вектор объекта представляет собой, ну, объект представляет собой определённую область в этом пространстве, и вектор - это точка ноль, соединённая с этим вот, с этой точкой, соответствующей классу. На самом деле там не точка, а определённый объём многомерный. Почему? Потому что по шкалам у нас идут диапазоны. Вот числовые диапазоны, категориальные шкалы, лингвистические переменные - это тоже не точка, а отрезок определённый.
И отношения между этими градациями больше-меньше или вообще никаких отношений нет.
И вот мы, значит, видим вектор объекта, то есть вектор класса, точнее, вернее. И вектор объекта. Вектор объекта представляет собой просто массив, в котором нули там, где соответствуют элементам, которых соответствуют тем признакам, которых нет у этого объекта, а единички тем, которые есть.

Эта формула интересна также тем, что она не является метрическим интегральным критерием. Если бы мы взяли бы две точки, соответствующие концам вектора класса и концу вектора объекта, и попробовали бы измерить расстояние между ними, то на ум приходит прежде всего использовать для этой цели евклидово расстояние, ещё его называют пифагоровым расстоянием, которое представляет собой корень квадратный из суммы квадратов разности координат этих векторов.
Ну это вот метрический интегральный критерий. Вот это расстояние евклидово - это метрический интегральный критерий. Это выражение, расстояние, оно называется вариантом метрики для этого пространства. Эта метрика, она является корректной только для евклидова пространства. Евклидово пространство - это пространство плоское, топологически эквивалентно плоскости.
И, значит, э оси в этом пространстве взаимно перпендикулярны, оси координат взаимно перпендикулярны.
То есть это означает, что координаты по различным осям не взаимосвязаны друг с другом, понимаете? То есть эти оси взаимно ортонормированы.
Значит, реальное пространство, создаваемое на основе обобщения эмпирических данных, оно никогда не объявляется ортонормированным, то есть всегда вот эти оси координат не взаимно перпендикулярны, как-то взаимосвязаны друг с другом и значения на них. Это мы увидим сейчас позже. Второе, оно может быть даже и топологически не плоским, то есть, вернее, метрически оно может быть не плоским, как пространство Евклида, а, скажем, искривлённым, как пространство Римана.
И топологически оно может быть тоже не плоским, как пространство Евклида, а может представлять собой какой-нибудь э пространство, которое эквивалентно сфере или короиду, например, какому-то или конусу там. Конус ещё там куда ни шло, но напоминает плоскость. Ну, в общем, короче говоря, топологически может отличаться от евклидова расстояния и метрически.
Из этого вытекает такой вывод, что применение вот этой меры евклидова расстояния, пифагоровского расстояния, оно, вообще говоря, является некорректным. И случаи, когда она является корректным, скорее являются исключением эти случаи из правила.
И так оно и есть. А как правило, это является некорректным. И поэтому странно, что это расстояние использует наиболее популярно и используется в большинстве систем статистических и интеллектуальных системах для решения задачи идентификации, прогнозирования, принятия решений, кластерного анализа.

Ну здесь бы я ещё привёл такой пример. Я вот когда вёл занятия со студентами по дисциплине алгоритмы структуры данных, я подхожу к компьютеру, где сидят студенты, и они показывают мне, как они сделали программу на Паскале, которая имитирует ЛПТ алгоритм или РР алгоритм, например, распределение пакетов в многопроцессорной системе заданий или в сети.
И вот, значит, они показывают: "Вот смотрите, Евгений Венич, вот мы нажимаем Enter, и на экране, видите, выводится число. У нас всё работает".
Я говорю: "Слово работает, оно многозначно, ребят. Программа работает, да, она не даёт ошибки исполнения. То есть это означает, что команды все написаны без орфографических ошибок, нет и ошибок в циклах там и так далее. Но эта программа может реализовывать правильную модель алгоритм, который разумно даёт результат, а может давать реализовывать какой-то там бредовый алгоритм, математическую модель, которая даёт совершенно бредовый результат.
И вот программа может не работать в смысле, что она даёт ошибку исполнения, это первый вариант. Второе, она может не работать в том смысле, что она хотя и ошибки исполнения не даёт, но даёт бредовый результат, который для практики и науки и практики совершенно неприемлем.
И третий вариант, когда она работает и как программа, не даёт ошибки исполнения, и даёт разумный результат.
Так вот, ребята, если программа применяет евклидово расстояние в качестве меры расстояний, метрики пространства, то она работает как программа, то есть она не даёт ошибки исполнения. Это, скажем, статистика, SPSS там, вот если мы берём евклидово расстояние, то значит, она вам выдаст дендрограмму, выдаст там, значит, какие-то результаты кластерного анализа или там идентификации. При этом этот результат будет, как правило, бредовый.
Иногда он будет напоминать правильный результат, если всё-таки эти оси, ну почти ортонормированы, скажем так. Но такого такое бывает очень редко.
Правда, есть процедура выделения главных компонент. Можно повыбрасывать все оси, которые не взаимно перпендикулярны. Да, тогда формально у нас модель будет лучше. Вот, но фактически мы очень много информации ценной, интересной для практиков выкинем и для науки, выкинем из модели, выкинув эти оси.

**6.4. Связь с математическими рядами и теоремой Колмогорова**

Значит, этот интегральный критерий, который применяется в системе Эйдос, является корректным для пространств неортонормированных, искривлённых, в которых неприменима метрика Евклида и в неевклидовых пространствах. И в том в частности и в пространствах, которые топологически не эквивалентны плоскости.
То есть это интегральный критерий неметрической природы, корректный для неортонормированных, искривлённых пространств, топологически отличающихся от плоскости, не эквивалентных плоскости. И, конечно, в евклидовых пространствах он тоже нормально работает.
Вверху мы здесь видим формулу записи этого интегрального критерия в векторной форме.

Так, теперь я вам покажу книжку, где этот интегральный критерий описан как межвекторное расстояние. Но то есть я вам эту книжку даю название просто, вы её легко найдёте в интернете. Но эта книжка написана в 2010 году, а у меня первые расчёты в модели системы Эйдос с этими интегральными критериями в восемьдесят первом году были произведены. То есть это вот 10 лет назад, а система, модель системы Эйдос уже сколько там, там 20 лет, да здесь, уже 40 лет назад работала.
И сейчас я вам покажу акт внедрения восемьдесят седьмого года. По-моему, я вам показывал его. Ну ещё раз не лишне показать, в котором уже написано, что применялась эта технология.
Вот. Это акт внедрения восемьдесят седьмого года. То есть 33 года назад.
Почему я его привожу? Потому что здесь уже написано о том, что вычисляется количество информации в признаках и это количество информации используется для формирования информационных портретов, идентификации и так далее, и так далее. И вот видите, там внизу вот есть подпись главный конструктор проекта Луценко, восемьдесят седьмой год. Кубанский аэрокосмический центр.

Вот. Теперь, э мы видим здесь результат распознавания в двух видах. То есть у нас есть в этой форме слева окошко объектов распознаваемых, а справа мы видим два окошка, вверху и внизу, отличающиеся интегральным критерием. Внизу это просто сумма, как я вам показал, скалярное произведение. А вверху что? Вверху, ребята, тоже скалярное произведение, но только не исходных векторов классов и объекта, а стандартизированных.
Стандартизация - это такое преобразование в статистике есть, когда из каждой координаты вектора вычитается среднее по всем координатам и делится на среднеквадратичное отклонение. Тогда нормируются координаты к нулю единице. То есть диапазон от нуля единицы.
Эту же самую нормировку можно сделать и путём линейной интерполяции. То есть мы можем каждую координату заменить на значение, которое вычисляется как отношение этой координаты минус минимальная координата и делённое на максимальное минус минимальное значение координат.
Тоже происходит нормировка к нулю единице, другая, чем вот эта. И по идее ей соответствует и другой интегральный критерий.
А этот, вы видите, формула для коэффициента корреляции Пирсона, который часто используется для того, чтобы сравнить две последовательности друг с другом. При этом интересно, что сравнение происходит не метрически. Этот критерий имеет не метрическую природу. Он является скалярным произведением только стандартизированных векторов.
Так что здесь мы видим очень интересный результат, который тоже, значит, применяется в системе Эйдос.
Иногда бывает по одному интегральному критерию, иногда по другому получаются результаты лучше.
Сейчас посмотрим, где тут у вас. Ага, вот они тут. Вот один интегральный критерий я привёл, а другой ещё не привёл. Сейчас приведу.
Вот. И второй.

Теперь, ребята, обратите внимание. Значит, э ну я, насколько знаю, у вас теории рядов не было.
Вот, но вы слышали, что функции можно разлагать в ряды, да?
Ряд - это обычно такое представление функции в виде суммы каких-то других функций. И вот эти вот слагаемые, их обычно можно посчитать, только используя операции арифметические: умножение, деление, э э сложение, вычитание. Операция сложения, вычитания, умножения, деления.
Вот. Ну, наиболее широко известным разложением в ряд является ряд Фурье.
Когда мы разлагаем любую функцию в ряд по синусам, косинусам различных частот, и в ряде Фурье они представлены с различными амплитудами.

Значит, ребята, я написал по этому поводу большую статью, и даже не статью, а такой более подробный материал.
Сейчас я вам дам ссылочку на него.
То есть можно рассматривать распознавание как разложение в ряд.
Э распознавание объекта можно рассматривать как разложение в ряд функции, описывающей объект. А функция, описывающая объект - это вектор этого объекта, да? Ну и в то же время это таблично заданная функция.
Вот, но функция не на бесконечном диапазоне изменения аргумента, а на ограниченном этом область определения аргумента и функции тоже.
Вот. Так вот, э если мы посмотрим на, да, и сейчас я вам приведу статью, которая вышла в сентябрьском номере журнала.
Вот, и дам на неё ссылочку.
Где рассматривается распознавание, рассматривается как разложение функции объекта в ряд по функциям классов.
И опираюсь я на теорему Колмогорова знаменитую, в которой написано, что функцию многих переменных можно представить себе в виде взвешенной суперпозиции функции одной переменной.
Известно много различных упрощений, частных случаев теоремы Колмогорова. Я тоже их предложил.
И этот привёл её к виду, в котором она это выражение Колмогорова получается фактически эквивалентным обобщённому выражению для разложения функции в ряд. Это вот отношение, функция пять.

Значит, я могу вам сказать, ребята, что эта статья, она не математическая. Это статья похожая больше на статью экономиста или физика, который широко использует математику, но не доказывает теорем, а просто ей пользуется математикой для своих целей, которые в его области науки стоят.
Так вот, э если мы будем с этой точки зрения рассматривать результат распознавания в системе Эйдос, то можно дать такую интерпретацию, которая, на мой взгляд, является очень интересной, глубокой, в философском таком теоретическом плане.
А сейчас слушайте внимательно, что идентификация некоторого объекта с классами представляет собой разложение функции, описывающей этот объект, в ряд по функциям классов.
И при этом у нас определяется, в какой степени функция каждого из классов, которые вот я показывал в матрице системно-когнитивной модели, в какой степени она представлена в функции объекта.
И весовым коэффициентом, который показывает, в какой степени она представлена, является интегральный критерий. Здесь мы видим числа, ребята, в выходной форме. Но вы понимаете прекрасно, что интегральный критерий представляет собой функцию. А здесь просто эта функция посчитана численно, то есть её значение посчитано.

То есть можно записать это в виде функции. Функция описывающая объект или ситуацию равна сумме функций классов, которые подсчитываются путём расчёта частных критериев, которые я показывал вам: хи-квадрат, меры Харкевича, Рое. И, значит, эти функции определяются, насколько они похожи на функцию объекта. И вот эта степень их сходства - это и есть интегральный критерий. И тоже эта функция, как сумма, как вы видели, количества информации в признаках о принадлежности объекта с этим признаком к этому классу. И представляется таким образом результат распознавания в виде взвешенной суперпозиции э функции объекта представляется в виде взвешенной суперпозиции функций классов.
Умноженных, соответственно, ну, развешено на значение интегральных критериев.
Это очень интересное, очень ценное, на мой взгляд, понимание того, что происходит, представляет собой процесс распознавания.
То есть это значит, что если вот взять, допустим, создать образы э мужчин и женщин разных возрастов, разных городов, с разным уровнем образования, работающих в разных организациях, имеющих те или иные степени звания научные, учёные или не имеющих.
И потом взять и меня, например, описать моими признаками и сравнить с этими обобщёнными образами всех этих мужчин и женщин разного образовательного уровня, возрастного там возраста разного и так далее, и так далее.
И вот получится, что я похож на пожилого мужчину, преподавателя вуза, профессора.
Понимаете? Причём, ну и на другие похож образы, которые там будут. Но я буду похож на некоторые образы в большей степени, а на некоторые в меньшей степени.
И можно сказать так, что вот мой конкретный образ является взвешенной суперпозицией всех вот этих образов, которые есть в модели.
Э каждый из этих образов описывается некоторой функцией в системно-когнитивной модели, вектором класса. И этот вектор класса умножается на интегральный критерий, показано, что, допустим, во мне много чего есть от профессора, преподавателя, дедушки там, и других классов.
А вот от некоторых классов во мне вообще ничего нет.
Ну, допустим, рыбак, например. Рыбак, который там на рыбалку положил лодку на машину и поехал там.
Вот во мне мало такого, понимаете? То есть на него я окажусь не похожим.
И вот, соответственно, будут у меня положительный уровень сходства с теми классами, на которые я похож. И эти уровни сходства будут в большей или меньшей степени. И берёт уровень сходства отрицательный, что на некоторые классы я не похож.
Ну, допустим, я очень мало напоминаю студентку. Вообще не похож совсем.
Понятно? А вот Виктория похожа.
Понятно, да?

Ну и, соответственно, мы каждый объект разлагаем как бы в спектр по образам классов и видим, что вот этот спектр, если его сложить, то опять будет белый цвет.
Белый белого света, то есть свет будет белого цвета. То есть вот примерно так же вот и здесь происходит.
Значит, в ряды Фурье тоже обеспечивают то же самое. Они показывают нам, в какой степени в исходной функции представлены синусы и косинусы различных частот, с какими амплитудами там представлены.
И вот коэффициенты Фурье, они представляют собой коэффициенты корреляции, показывающие, в какой степени в исходной функции представлен соответствующий синус или косинус соответствующей частоты.
В чём различие между подходом, который применяется в системе Эйдос и в математике при разложении функции в ряды?
Во-первых, в математике при разложении функции в ряды в качестве базисных функций, по которым происходит разложение в ряд, используются стандартные функции, которые имеют математическое представление: синусы, косинусы, экспоненты, показательные, степенные функции.
А здесь в системе Эйдос в качестве вот этих базисных функций используются функции, описывающие классы. А эти функции созданы путём расчёта частных критериев на основе статистических моделей, которые созданы на основе эмпирических данных, ребята.
Второе, значит, в математике строго доказывается, что ряды сходятся, то есть чем больше мы берём слагаемых ряда, тем точнее этот эта сумма представляет исходную функцию.
Здесь же такого нет доказательства в системе Эйдос.
Хотя, может быть, когда-нибудь в будущем кто-нибудь и сможет это доказать, но пока что мы этого не имеем доказательства. Хотя интуитивно понятно, что это разумно и правильно то, что там делается.
Ну это, скажем так, эвристический уровень, то есть это не математика, а это уже какие-то наши интуитивные, так сказать, предпосылки и так далее, понимание этой области.
Следующее. В математике к этим функциям, по которым разлагаются функции в ряд, базисным функциям, предъявляется определённое требование. Это требование называется ортонормированность.
То есть эти системы функций должны быть ортогональны по отношению друг к другу. То есть должны быть взаимно независимы друг от друга. В противном случае получится, что эти функции также могут быть разложены в ряд по самим себе. Ну, в общем, получается там, скажем, масло масляное, бутерброд с маслом, не знаю. В общем, короче, это рассматривается как некоторая некорректность в математике.
Здесь же в системе Эйдос мы это требование не предъявляем. То есть у нас функции, описывающие классы, они не являются взаимно ортонормированными, ортогональными.

**7. SWOT-анализ и его ограничения**

Ну, в остальном эта модель, она очень сходна с разложением в ряды и показывает нам, ну да, ещё, конечно, э в математической теории рядов там количество слагаемых, оно не ограничено.
Вот. То есть может быть сколько угодно посчитано таких слагаемых и определено.
А в системе Эйдос их ограниченное количество этих слагаемых, столько, сколько классов в модели.
И всё, и не больше, не меньше.

Ну я могу вам сказать так, что всё, что я сейчас вам сказал, можно осознавать или не осознавать, но оно существует и действует через нас, проявляется через нас это.
Вот. И есть некоторые люди и некоторые народы даже, у которых нет, скажем, духовного уровня.
Ну которые считают, что если что-то там лежит не так, ну значит, можно взять.
Что, это ж никто ж ему не использует. Ну что ж его не взять, чтобы не пропадало там.
Поняли, да, о чём я говорю?
Вот. Ну то есть э не знакома заповедь не укради.
Или, может быть, слышали о том, что кто-то там какие-то ненормальные сказали, что не укради.
Ну это ж глупость же полнейшая. Как это не укради? Да и вообще это не кража, это просто я взял на время попользоваться, да и всё. А потом думаю, может, верну. А потом пришли правоохранительные органы, а я просто ещё не успел вернуть, понимаете?
Ну взял, допустим, мотоцикл и поехал.
Он не мой, понимаете? Думаю, ну поезжу сейчас и обратно поставлю. Какие проблемы?
Ну, в общем, вы поняли, да, о чём я говорю. Так вот, ребята, соответственно, и поведение людей определяется очень во многом вот такими их представлениями, установками.
Есть целые народы, у которых вообще нет понятия греха.
Вот. Вообще понятие добра и зла сформировалось впервые в Иране, в религии Заратустры, заастризме.
Заратустра. Вот. Потом это перешло в авраамические религии, понятие добра и зла.
И возникло понятие греха, связанное с тем, что человек совершает зло.
Сформулированы были основные принципы праведного поведения, законы, 10 заповедей Моисея, которые в исламе тоже есть, но только там нет заповеди про субботу.
То есть там, короче говоря, в авраамических религиях это общепринято.
Эти принципы, э понимания, что это хорошо, это плохо.
Вот. И многие народы мира основываются свои принципы своей морали основывали на этих вот заповедях.
А есть народы, которые про них вообще и не слышали, понимаете?
Вот. А есть, которые слышали, но думают, ну мало ли там у кого там с головой что-то, понимаете?
То есть относятся скептически, скажем так. Ну так вот примерно вот.
Есть э другие принципы, чем авраамические по связанные с добром и злом.
Скажем, в буддизме, индуизме, э э они несколько отличаются по формулировкам, но там э есть тоже аналогии. То есть можно провести аналогии.
То, что здесь называется грехом, там называется скверной, и перечень этих грехов и скверн почти совпадает. В общем, ну, в общем, очень сходно по сути, если по смыслу посмотреть.
Многие очень похожи. А вот если взять, допустим, конфуцианство, то там, может быть, или там даосизм, то там, может быть, несколько больше различия.
Вот. И вообще это не религия, а философия, и вообще не поймёшь, что.
Э Вот. И, соответственно, э другая система конструктов фундаментальных, таких как вот, допустим, понятие добро и зло, они могут вообще или отличаться, или могут вообще отсутствовать, понимаете?
То есть вообще, ну как это называется, безбашенные люди могут быть, только как называется это, есть законы или нет законов?
Значит, и если есть законы, то они могут быть уголовные, административные, моральные, законы, этические, да?
Вот. А может быть вообще для человека нет закона никакого, понимаете? Ну тогда это уже отморозки называются.
Даже для даже у уголовников тоже есть свои законы.
Понятия называются, живут по понятиям. А есть, которые вообще без понятия живут, понимаете?
Вот это совсем уже тяжело.
Так вот, здесь мы это всё как раз и видим.
Значит, теперь какие ограничения существуют, да, мы это можем увидеть в графической форме.
эти, значит, факторы способствующие, препятствующие переходу объекта моделирования в то или иное состояние.
И можем сделать фильтры по тем или иным факторам. Вот, допустим, у нас шкала цвет есть фактор, да?
И есть возможность включить, выключить фильтр. Вот, допустим, на цвет ставим и включить фильтр. И здесь ставим тоже на цвет и тоже включаем фильтр.
Мы видим, какой цвет наиболее характерен, какой не характерен для элементов компьютера. Видим это в виде экранной формы и в виде графической формы.
Сила сила связи показана толщиной линии. Красное - это сходство, синее - различие.
Какие ограничения у этого подхода, который применён в системе Эйдос?
Да, кстати, вот структура окружающей среды тоже здесь может быть отражена, тогда этот свод-анализ расширяется на пест-анализ. То, что я вам сейчас рассказал про окружающую среду, про её архитектуру, иерархию, уровни.
Это вполне можно отразить в системе Эйдос. То есть она позволяет не только свод-диаграммы, но и пест-диаграммы строить.
Значит, какие же здесь ограничения? Ну они обычные для свод-анализа.
Да, кстати, я сказал, что других систем нет, которые рисуют свод-диаграммы. Да, нет. Но задача обратная, задача прогнозирования, конечно, решается в других системах, тех, которые предназначены для принятия решений. Система поддержки принятия решений, они решают, по сути дела, обратную задачу прогнозирования.
Но в той или иной форме, в смысле или более упрощённой, или более развитой форме.
Система Эйдос имеет режимы, которые решают эту задачу в упрощённой форме, сейчас я вам показываю, и режимы, которые решают её в очень развитой форме, реальной такой, которая реально вот может быть использована на практике.
Значит, какие же ограничения вот в этой простейшей форме решения обратной задачи прогнозирования? Здесь мы видим два основных ограничения.
Во-первых, мы не можем выработать, какие значения факторов необходимы для достижения не одного состояния, а двух или трёх. А между тем в реальных задачах их может быть десятки целевых состояний. Значит, я вам приведу пример такой, что вот, допустим, предприятие работает и производит какую-то продукцию.
Эта продукция производится в определённом количестве и определённого качества.
Возникает вопрос такой: а Да, количество оно там понятно, одной колоночкой выражается, одной классификационной шкалой. А качество может, допустим, пятью колоночками выражаться.
То есть различные показатели качества, понимаете, могут быть. Их может быть довольно много, до 5-10 их может быть. А также это фирма оценивается, так сказать, её результаты деятельности в стоимостном выражении. Ну, например, прибыль, рентабельность, капитализация там и тому подобное параметры.
Вот. Их может быть тоже много. Ну обычно, как минимум два указываются, причём сходных по смыслу: прибыль и рентабельность.
Вот у нас получается, скажем, ну штук семь классификационных шкал. Это значит, что у нас сразу может быть поставлено семь целевых состояний нам руководством.
Вы должны обеспечить переход объекта управления вот в эти вот состояния по всем этим шкалам, конкретное вам указывается значение, которое должно быть достигнуто.
И вы, значит, сразу же задаётесь вопросом: а эти состояния, они не являются ли они э взаимоисключающими по системе факторов, которые их обуславливают?
Можно ли одновременно достичь этих состояний? Может быть, это вообще невозможно?
Это первый вопрос. Он решается в том, что мы будем рассматривать на следующем занятии, развитый алгоритм принятия решений.
Второе, значит, все ли вот эти рекомендуемые нам значения факторов, необходимые для достижения этих всех семи состояний, мы можем использовать?
Вот берём, смотрим на эти значения факторов и видим, что некоторые мы просто не имеем технической возможности или технологической, точнее, возможности использовать. У нас нет соответствующих технологий.
Возникает вопрос: а может быть, мы можем их купить? Может быть, если есть соответствующие у нас возможности финансовые, то, может быть, мы и можем их купить.
Но вопрос возникает, насколько это разумно. Дело в том, что если мы за это понесём определённые затраты, то это уменьшит, безусловно, прибыль и рентабельность.
Вот, и даже может её сделать убыточной, понимаете?
Само это решение может привести к убыткам. И к переходу предприятия в состояние ближе, более близкое к банкротству, чем оно было, понимаете? Tо есть возникает вопрос, а насколько это вообще разумно и имеет смысл делать?
Вот. Эти вопросы, они не решаются вот в этой элементарном варианте решения задачи принятия решений. И э решаются именно в развитом алгоритме.
Теперь смотрим, ребята, то, что я предложил, э это я назвал это инвертированные свод-диаграммы.
Инвертированные. Тут они имеют такой смысл. Вот э если там мы видели по э выбирали класс, то есть целевое состояние и смотрели, как факторы влияют на достижение этого э состояния, на перевод объекта в это состояние. Здесь мы смотрим, какое значение фактора и даст возникает вопрос: а как это значение фактора влияет на поведение объекта моделирования?
И мы можем посмотреть, как это оно влияет. Мы это видим в виде экранной формы, табличного вида и в графической форме.
Это инвертированные свод-диаграммы. Ребята, в науке инвертированные свод-диаграммы есть только в моих статьях, в моих работах.
То есть, но правда, есть э в когнитивной психологии есть понятие семантический потенциал фактора.
То есть это смысл того или иного признака или значения фактора, смысл его, как он влияет на объект моделирования, на принадлежность его к тем или иным обобщающим категориям. Вот, допустим, если мы видим материал пластмасса, наиболее сильно это влияет на то, что похоже, что это элемент компьютера. А может быть, это мышка, телефон, средство связи, клавиатура, монитор. Ну это точно не мебель, не аксессуары, не сумки, не спорт-инвентарь. Ну, в этой модели, которая вот у нас э в качестве примера используется сейчас.

**8. Заключение**

Так, ребята, на этом у нас сейчас, похоже, идёт дело к концу занятия.
Давайте посмотрим на то, кто сегодня запускал систему Эйдос.
Режим 69. И где это происходило.
Сейчас посмотрим, и на этом у нас конец занятия. Вы пока можете задать какие-то вопросы, какие если у вас возникли.
Сейчас посмотрим, и на этом у нас конец занятия.
Вот. Смотрим за один день. Третье число и второе.
За сутки.
И видим, что второго и третьего числа систему Эйдос запускали в нескольких местах в мире.
На этом мы, наверное, сейчас и заканчиваем наше занятие. И сейчас ещё покажу, где кластеры. Кластеры за весь период времени.
Поскольку очень много данных, то тут уже пауза в рисовании этих кластеров, вычислении их.
Вот. То есть я могу вам сказать, что не мы одни с вами изучаем какие-то вопросы в системе Эйдос.
Всего-всего самого хорошего, ребята. До свидания. Наше занятие закончилось.
Запись заканчивается.
До свидания.
До свидания.
Что, только одна Виктория сказала до свидания, или все сказали?
До свидания, ребята. Всего самого хорошего.
Спасибо, до свидания.
До свидания.