***ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет имени***

***И.Т. Трубилина»,***

***Российская Федерация***

***Колесников Роман Юрьевич, ПИ2102***

***roman563412@gmail.com***

**Оценка достоверности моделей.**

**Заголовок**

Оценка достоверности моделей и принятие решений в системе Эйдос

**Резюме**

В лекции рассматриваются методы оценки достоверности математических моделей, используемых для прогнозирования и принятия решений, с акцентом на реализацию в системе Эйдос.

Оценка достоверности моделей:

Ретроспективный анализ: Использование данных прошлых периодов для сравнения прогнозов модели с фактическими результатами. Если прогнозы совпадают с фактами, модель считается достоверной.

Использование текущих данных: Требует ожидания наступления прогнозируемого события, что не всегда практично, особенно для стратегических моделей.

Исследование модели: Анализ поведения модели и сравнение его с поведением реального объекта. Также может требовать времени.

Задача идентификации: Наиболее предпочтительный метод в системе Эйдос. Определяет степень соответствия (сходства) объекта с определенным классом.

Задача идентификации и ее терминология:

Определяется степень соответствия объекта классу и степень принадлежности объекта этому классу.

Критерий сходства: Если положителен, объект похож на класс (положительное решение о принадлежности). Если отрицателен – не похож (отрицательное решение о непринадлежности).

Классификация решений:

Решения могут быть истинными или ложными:

True Positive (TP): Истинно-положительное. Модель правильно отнесла объект к классу, к которому он действительно принадлежит.

False Positive (FP): Ложноположительное (ошибка I рода). Модель отнесла объект к классу, к которому он не принадлежит.

True Negative (TN): Истинно-отрицательное. Модель правильно не отнесла объект к классу, к которому он не принадлежит.

False Negative (FN): Ложноотрицательное (ошибка II рода). Модель не отнесла объект к классу, к которому он принадлежит.

F-мера Ван Рейсбергена:

Стандартный критерий достоверности модели, основанный на подсчете TP, TN, FP, FN на распознаваемой (тестовой) выборке.

Использует показатели полноты (recall) и точности (precision).

F-мера является средним гармоническим полноты и точности.

Критика классической F-меры и предложения по улучшению (в системе Эйдос):

Проблема моноклассовости: Классическая F-мера предполагает, что объект принадлежит только одному классу. В Эйдос реализовано мультиклассовое обобщение, позволяющее объекту принадлежать нескольким классам одновременно.

Проблема бинарности оценок: Классическая F-мера использует бинарные счетчики (0 или 1). Эйдос предлагает использовать степень сходства (уверенность системы в решении), что соответствует нечеткой логике.

Проблема зависимости от размера выборки: Значения TP, TN, FP, FN растут с увеличением выборки. Эйдос предлагает инвариантную меру (L2), основанную на относительных частотах, которая стабилизируется при увеличении выборки и более адекватно отражает достоверность.

Задача принятия решений:

Является обратной по отношению к задаче прогнозирования/идентификации.

Цель: определить значения управляющих факторов, которые приведут объект к желаемому целевому состоянию (классу).

Решение путем многовариантного прогнозирования (перебора факторов) вычислительно очень сложно (комбинаторный взрыв).

Реализация в системе Эйдос:

Идентификация: Выполняется очень быстро, даже на больших данных, благодаря использованию графического процессора (GPU) и оптимизированных алгоритмов. Результаты включают степень сходства с каждым классом.

Принятие решений (режим 6.3): Решает обратную задачу напрямую, используя отсортированные матрицы моделей. Быстро определяет факторы, способствующие и препятствующие достижению целевого состояния, ранжируя их по силе влияния. Учитывает ограничения на ресурсы и возможность одновременного достижения нескольких целей.

Теоретические основы:

Подход Эйдос основан на теории информации и лемме Неймана-Пирсона, стремясь максимизировать количество информации, извлекаемой из признаков для классификации.

Используемые интегральные критерии сходства (сумма знаний, семантический резонанс) имеют неметрическую природу, что делает их применимыми в неортонормированных пространствах признаков (где факторы зависимы), в отличие от классических метрических подходов.

Детальная расшифровка текста

Раздел 1: Оценка достоверности моделей

Подраздел 1.1: Использование ретроспективных данных и прогнозирования

по-хорошему. Но можно для этого использовать ретроспективные данные, то есть данные прошлого периода.

Данные прошлого периода.

То есть мы можем взять, скажем, данные за август и в августе решить задачу прогнозирования и определить, что будет в сентябре. А сейчас уже октябрь, как известно, и мы можем сравнить, что произошло в сентябре фактически и что у нас получалось в результате прогнозирования. Если это совпадает, то можно считать, что модель достоверна. То есть мы подтверждаем достоверность модели.

Подраздел 1.2: Ограничения методов, требующих ожидания

Но нужно использовать для этого ретроспективные данные, либо использовать текущие данные, но тогда надо будет ждать, когда осуществится или не осуществится прогноз.

Ну если этот прогноз хоть оперативный, тогда ждать не очень долго. Если же он стратегический какой-нибудь, то может несколько лет придётся ждать, пока осуществится. То есть этот способ не очень подходит для оценки достоверности модели.

Подраздел 1.3: Исследование модели как объекта

То же самое касается и исследования объекта моделирования путём исследования его модели. Если мы не знаем, какая достоверность модели, исследуем её и предполагаем, что те результаты исследования, которые у нас получаются, можно отнести к объекту моделирования, то, значит, мы потом с этим объектом работаем и смотрим, подтверждаются наши представления о нём или нет, полученные на основе модели. Ну если подтверждаются, модель была достоверна, если нет, то, значит, соответственно, недостоверная. Вообще несколько такой сложный способ определения достоверности, я бы сказал.

Подтверждаются или не подтверждаются какие-то представления об объекте моделирования, типа научных гипотез. Проблематично это всё выглядит несколько.

Подраздел 1.4: Предпочтительный метод – задача идентификации

Вот. Так что проще всего оценивать достоверность модели путём решения задачи идентификации. Что мы и делаем в системе Эдос.

Раздел 2: Задача идентификации и ее терминология

Значит, рассмотрим терминологию, которая применяется в этой области. В результате решения задачи идентификации определяется степень соответствия, сходства объекта с классом.

Определяется его, ну, скажем так, степень принадлежности классу. Сходство с классом и степень его принадлежности этому классу.

И если у нас получается, что объект похож на класс, то есть этот критерий сходства имеет положительное значение. Потом о критерии сходства мы подробнее поговорим, что это за критерий сходства. Какие, вернее, критерии сходства применяются в системе Эдос и в ВСК анализе.

Раздел 3: Классификация решений (TP, TN, FP, FN)

Подраздел 3.1: Положительные и отрицательные решения

Так вот, если этот критерий сходства положительный, то тогда мы говорим о том, что у нас э положительное решение.

Если же он отрицательный, то это, значит, решение отрицательное. Положительное - это решение о принадлежности объекта классу, отрицательное - решение о непринадлежности объекта классу.

Подраздел 3.2: Истинные и ложные решения

Эти решения могут быть и первые, и вторые, и положительные, и отрицательные, могут быть как истинными, так и ложными. Что такое истинно положительное решение? True positive по-английски. Это решение о принадлежности объекта классу, которое получено на основе модели, и действительно объект к этому классу относится. Тогда это называется истинно положительным решением.

Если же на основе модели мы отнесли объект к классу, то есть позитивное решение, положительное, а фактически он к этому классу не относится, тогда это false positive, ложно положительное решение.

Если объект системой не отнесён к классу, то есть это уровень сходства отрицательный, и действительно он к этому классу не относится, то есть совпадает фактическая ситуация с полученным результатом на основе модели идентификации, тогда это называется истинно отрицательное решение. То есть мы предполагаем на основе модели, что он не относится к классу, и действительно он к нему не относится. Это, значит, истинно отрицательное решение.

А если мы предполагаем, что он не относится к классу, а на самом деле он к нему относится, то это ложно отрицательное решение.

Истинные решения - это такие решения, когда решение на основе модели совпадает с фактом. То есть, если мы в соответствии с моделью относим объект к классу, позитивное решение, и фактически он к нему относится, то есть как мы предполагаем, что он относится, и действительно относится, значит это истинное. Если нет, тогда ложное. То же самое касается отрицательных решений. Если мы не относим объект к классу, то действительно он не относится, тогда это истинно отрицательное решение. Если же он относится, тогда это ложное.

Раздел 4: F-мера Ван Рейсбергена

Подраздел 4.1: Введение F-меры

Был такой очень известный математик Ван Рейсберген, который предложил критерий достоверности, который называется его именем F-мера Ван Рейсбергена. Очень известная, это известная мера, стандартная, можно сказать, мера оценки достоверности модели.

Он, собственно говоря, и предложил оценивать достоверность модели по результатам решения задачи идентификации.

Подраздел 4.2: Подсчет TP, TN, FP, FN

Он говорил о том, что когда мы идентифицируем какой-то объект в распознаваемой выборке, то обязательно у нас получится либо истинно положительное, либо истинно отрицательное решение, либо ложно положительное, либо ложно отрицательное. Других вариантов нет. То есть, по крайней мере, никто не придумал, какие ещё могут быть варианты, информации об этом никакой нет.

Значит, он предложил завести счётчики, сумматоры и посчитать, какое количество таких решений: True Positive, True Negative, False Positive и False Negative получается, когда мы распознаём какое-то количество объектов в распознаваемой выборке. Естественно, эти объекты распознаваемой выборки, о них должно быть известно, к каким классам они на самом деле относятся. Для этой цели можно использовать саму обучающую выборку. То есть можно прямо распознать объекты обучающей выборки и на основе этого оценить достоверность модели.

Подраздел 4.3: Внутренняя и внешняя достоверность, Bootstrap

Это называется внутренняя достоверность модели, потому что используются те объекты, которые мы использовали и для формирования модели. И внешняя достоверность, когда мы для оценки достоверности используем объекты, которые не использовались для формирования модели. Это можно сделать, разделив обучающую выборку на несколько частей. Одну часть использовать для создания модели, а другую для оценки их достоверности. В системе Эдос эта возможность обеспечивается. Называется такой подход Bootstrap-ный подход. Bootstrap - от слова Bootstrap, которое на скандинавском языке означает складной нож. То есть имеется в виду, видимо, такая метафора, что какая-то часть лезвия соответствует информации, которая использовалась для формирования модели, а другие для проверки. То есть другие данные, которые тоже у нас были, но мы их не использовали для формирования модели, а только использовали для проверки её достоверности модели.

Подраздел 4.4: Обозначения и формулы (Полнота, Точность, F-мера)

Ван Рейсберген предложил следующее обозначение для этих сумматоров: ТП, ТN, FP, FN. Что, в общем-то, понятно, что они означают. True Positive, True Negative, False Positive, False Negative.

И предложил ряд формул, которые с использованием этих сумматоров можно посчитать различные характеристики модели по этим формулам. Ну, их очень много этих формул. Я вам скажу, я видел сайты, где буквально целая страница вся в этих формулах, которые различные характеристики модели описывают. Но дело в том, что на практике мы столько характеристик модели не используем. И мало даже кто вообще знает о том, что такие характеристики есть.

Так вот, поэтому мы возьмём только те формулы Ван Рейсбергена, которые используются прямо вот непосредственно для расчёта меры достоверности, F-меры. Это полнота модели и точность модели. И F-мера определяется Ван Рейсбергеном как среднее геометрическое, симметричное этих точности и полноты. То есть это удвоенное произведение, разделённое на их сумму.

Значит, примерно так вот, ребята. Значит, это хорошая очень мера достоверности, которая является стандартом практически для в этой области.

Раздел 5: Критика классической F-меры и предложения по улучшению (в системе Эйдос)

Подраздел 5.1: Недостатки классической F-меры

Теперь, ребята, следующий момент интересный. Значит, мера Ван Рейсбергена, хотя и является стандартной, но имеет всё-таки некоторые недостатки. Эти недостатки я рассмотрел в своей статье "Инвариантное относительно объёмов данных нечёткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности модели Ван Рейсбергена". Сейчас мы на эту статью выйдем. Значит, с моего сайта.

И посмотрим эту статью. Вот. Вот эта статья со ссылочкой на её месторасположение на сайте журнала.

В этой статье описано, что, какие есть недостатки у меры Ван Рейсбергена классической, и какие есть предложения по их преодолению, которые вот в этой статье я описал эти предложения. То есть я предложил ряд усовершенствований этой вот классической меры Ван Рейсбергена.

Подраздел 5.2: Проблема моноклассовости и мультиклассовое обобщение

Первый её недостаток, на мой взгляд, заключается в том, что эта мера предполагает, что у нас модели и объекты моноклассовые. То есть что это значит? Что каждый объект относится только к одному классу. В системе же Эдос и ВСК анализе предполагается, что объект может относиться одновременно ко многим классам. То есть необходимо мультиклассовое обобщение меры Ван Рейсбергена. Я предложил математическое решение этой этого вопроса. То есть предложил мультиклассовое обобщение классической меры Ван Рейсбергена.

Подраздел 5.3: Проблема бинарности оценок и нечеткий подход

Второй момент, который, ну, скажем так, заслуживает критики, и эта критика была дана мной, заключается в том, что по Рейсбергену мы должны суммировать единички к сумматорам. То есть истинно положительное решение мы единичку суммируем к сумматору True Positive. Истинно отрицательное - к сумматору True Negative. Ложно положительное - единичку суммируем к сумматору False Positive. И если ложно отрицательное, то единичку суммируем к сумматору False Negative. Значит, ну я не согласен с таким подходом. Это очень упрощённый подход. Почему не согласен? Значит, смотрите, ребята. Почему? Потому что у нас вот здесь это эта форма по результатам распознавания в модели определённой. Значит, ну сейчас мы не будем вдаваться в детали, как это получено. У нас будет прямо специальный вопрос этот учебный рассматриваться, как решается задача распознавания, какие интегральные критерии там применяются, и какие у них свойства и так далее, и так далее. А сейчас мы коснёмся только такого вопроса, который нам нужно для того, чтобы рассмотреть вопрос о достоверности модели.

Значит, вот смотрите на нижнюю форму. Эта нижняя форма, окно, правое нижнее окно, оно получено с интегральным критерием сходства сумма знаний. Сейчас пока не обращайте внимания на то, что мы это ещё не рассмотрели. Мы видим, что вот, допустим, мышь 1 объект похож на э класс вешалка на 5,6%. 5,7%. Это ложно положительное решение. Ложно положительное решение. Ван Рейсберген суммирует к сумматору False Positive единичку. А я говорю: "Ребят, ну это ж неправильно и несправедливо". Дело в том, что система Эдос - это ж нечёткая система, работающая в нечёткой логике. Она, так сказать, оценивает не только принадлежит объект классу или не принадлежит, но и в какой степени он принадлежит или не принадлежит. И оценивает уверенность в этом решении о принадлежности и непринадлежности. То есть она оценивает количественно свою уверенность в этом решении. То есть она предлагает нам положительное решение, но свою уверенность в этом решении она оценивает крайне низко. Значит, здесь нормировано не к единице, а к 100%, поэтому если взять это нормирование к единице, то это будет 5 сотых всего лишь. То есть Рейсберген суммирует единицу к сумматору False Positive. А я говорю так: "Ребят, ну как-то здесь не совсем это правильно, потому что э система сама очень сомневается в том, что этот объект принадлежит к этому классу. Она сама не уверена. Степень уверенности всего лишь 5 сотых при максимальной величине единицы. Но разве справедливо единицу суммировать к этому сумматору, когда система сама оценивает правдоподобность этого решения в 5 сотых? Я предлагаю суммировать именно сам уровень сходства, степень принадлежности объекта классу или степень уверенности в этом решении.

Вот это я и предлагаю суммировать.

Это потом мы рассмотрим интегральные критерии. Так вот, если мы это сделаем, то мы получим тогда нечёткое мультиклассовое обобщение меры Ван Рейсбергена. Нечёткое мультиклассовое обобщение. Тоже я предложил соответствующие решения, ребята, в этой статье, которую ссылочку на которую я вам дал.

Подраздел 5.4: Проблема зависимости от размера выборки и инвариантная мера

И следующий момент, тоже, который снижает ценность этого критерия классического и требует его доработки. Это такой момент, что эти вот сами сумматоры ТП, ТN, FP, FN различных видов решений, положительных и отрицательных, истинных и ложных, они растут практически линейно в зависимости от увеличения объёма распознаваемой выборки. От увеличения числа объектов распознаваемой выборки.

Потому что это сумматоры. Чем больше у нас объектов в распознаваемой выборке, тем больше у нас значения этих вот сумматоров. И быстрее всего растёт сумматор True Negative. Немножко помедленнее - True Positive, ещё медленнее - False Positive, и медленнее всего растёт значение сумматора False Negative. Почему так получается, ребят? Значит, сейчас я вам приведу пример решения задачи прогнозирования, которое описано в хелпе этого режима 3-4, которое я называю положительный псевдопрогноз.

Значит, смотрите, ребята. Допустим, у вас есть игральные кубики, и вы сейчас будете их кидать мысленно. А я вам сейчас предскажу, что выпадет. Ну вы, наверное, догадываетесь, что я совершенно безошибочно могу предсказывать, что выпадет. Вот. Значит, смотрите, ребята, я формулирую шесть прогнозов. Шесть прогнозов. У вас выпадет либо единица, либо двойка, либо тройка, либо четвёрка, либо пятёрка, либо шестёрка. Вы начинаете, так сказать, немножко как-то удивляться моему прогнозу. Сначала вы удивились тому, что я сказал, что я совершенно безошибочно предскажу, что произойдёт. Второй раз вы удивились, когда вы услышали, какой прогноз я дал. Ну, так сказать, возмущаться особо не будете, потому что я же вроде экзамен принимаю. Поэтому вы так спокойно относитесь к тому, что я такой прогноз сделал. Ну про себя там думаете, что-то Евгений Вениаминович что-то там как-то что-то не то говорит, кажется. Вот. Ну я могу сказать: "Ну почему не то? Ну давайте попробуйте, вот сейчас киньте кубик и посмотрите, что выпадет". Ну, мысленно кидаете или на самом деле кидаете, я не знаю. Выпадает, например, тройка. Я говорю: "Ага, я же говорил, что выпадет либо один, либо два, либо три, либо четыре, либо пять, либо шесть". И действительно, смотрите, я ведь правильно говорил, что может выпасть и три. И оно и выпало. То есть получается очень интересная ситуация, что я предсказал все варианты, которые могут произойти, и один из них действительно осуществился. Ну и вы понимаете, что какой-то из них обязательно бы осуществился, то есть какой-то прогноз обязательно был бы правильный, мой. Значит, ну теперь вопрос возникает такой, насколько хорош мой прогноз? Как вы думаете, ребята, насколько он хорош этот мой прогноз? Я вам скажу так себе мой прогноз. Неважный по качеству. Почему? По какой причине? Представим себе, что я сделал шесть прогнозов на самом деле. То есть я шесть сформулировал прогнозов. И из них один осуществился, а остальные нет. То есть остальные прогнозы фальсифицируются как ложно положительные решения. Правильно? То есть одно истинное положительное решение и шесть ложных. Ну соотношение не в пользу числа истинных решений, явно. Чем больше ложных решений, тем меньше у нас достоверность модели, согласно критерию Ван Рейсбергена. То есть получается, что плохенький прогноз такой. Вот. Вопрос, значит, возникает такой: а можно ли как-то его улучшить? Значит, я могу вам сказать, ребята, что, вы уже это знаете из того, что со мной общались. Вы знаете, что я такой человек достаточно, ну, не знаю, не буду говорить, что умный, но хитрый, по крайней мере. Значит, и вот я могу вам сказать: "Да, я вот сразу понял, в чём моя оплошность". Моя оплошность, ну, в общем, я понял, в чём она заключается. И предлагаю вам другой вариант, что я сейчас исправлюсь, ребята. Вот сейчас я сделаю прогноз гораздо лучше, чем предыдущий. Послушайте внимательно. Я говорю: "Ничего вообще не выпадет. Вот вы сейчас будете кидать кубик, и вообще ничего не выпадет. Ни один, ни два, ни три, ни четыре, ни пять, ни шесть". Вы тоже в очередной раз удивляетесь немножко, хмыкаете там про себя, что-то говорите, так, чтоб мне было не слышно. Вот. А потом кидаете кубик, и у вас выпадает четвёрка, к примеру. И вы говорите: "Евгений Вениаминович, ну вы же говорили, что ничего не выпадет. А всё-таки выпала четвёрка. Как это понимать? Опять вы ошиблись?" Я говорю: "Да, и на солнце бывают пятна. Тоже действительно, иногда и я ошибаюсь. Но редко". Значит, смотрите, ребята. Ведь я-то сделал шесть прогнозов, что не выпадет ни один, ни два, ни три, ни четыре, ни пять, ни шесть, да? Правильно? Так же? Ну, один прогноз оказался ошибочным, выпало четыре. Но остальные-то прогнозы все правильные. Получается, что прогноз о том, что ничего не произойдёт, намного более достоверный, чем что-то произойдёт. То есть когда мы пытаемся спрогнозировать, что произойдёт, то это довольно сложно сделать. Когда мы пытаемся спрогнозировать, что ничего не произойдёт или что не произойдёт, то это значительно проще. Вот. И, соответственно, получается, что если мы возьмём количество истинных и ложных, положительных и отрицательных решений, вот на этой форме посмотрим на левую картинку, то они линейно растут. Ну, конечно, не так ровненько, как нарисовано на этом рисунке, но как-то тоже вот практически они пропорциональны объёму выборки растут эти значения этих сумматоров. Раз они растут, ребята, то возникает, естественно, вопрос такой закономерный. А как ведут себя вот эти формулы или значения, вернее, э-э, F-меры достоверности Ван Рейсбергена, посчитанные на основе этих вот значений этих сумматоров? Как они себя ведут при увеличении объёма выборки? Я провёл исследование специальное, как они себя ведут. То есть посчитал, не поленился, посчитал при разных объёмах выборки значения этих критериев достоверности. Все они реализованы в системе Эдос, ребята. И классическая F-мера Ван Рейсбергена, и нечёткое мультиклассовое обобщение её. Вот на правом рисунке там классическая мера жёлтым цветом изображена, ход её значений в зависимости от объёма выборки. Нечёткое мультиклассовое обобщение вот этим сиреневым цветом, маджента. Вот. А нечёткое мультиклассовое обобщение инвариантно относительно объёма выборки, которое тоже я предложил, чтобы ослабить влияние объёма выборки на её, на достоверность модели, синим цветом. Вот, значит, ребята, я провёл такое исследование, получилось у нас, получились такие, получились такие результаты, которые надо, в общем-то, обсудить. Значит, во-первых, обратите внимание, при малых объёмах выборки, ну относительно, где-то примерно до 480, 470 примерно объектов выборки, классическая мера Ван Рейсбергена ведёт себя крайне неустойчиво. И вид её, ход её значения при увеличении объёма выборки от нуля до 500 примерно, чуть меньше, выглядит как затухающее колебание. То есть она является очень неустойчивой, и колебания довольно значительные, примерно 30% при очень малых объёмах выборки. При том при увеличении объёмов выборки амплитуда колебаний уменьшается, и где-то при 500 примерно, ну или чуть меньше наблюдений, уже колебания прекращаются и начинается слабая, такое медленное затухание величины этой меры. То есть она снижается закономерно. Сначала быстро, потом всё медленнее и медленнее при увеличении объёма выборки. И когда этот объём достигает значения 2.500 наблюдений, то похоже, что она стабилизируется эта мера Ван Рейсбергена, перестаёт меняться практически. Значит, мультиклассовое нечёткое обобщение идёт примерно на 10% выше, если не 20. Да, ну 10% выше, чем классическая мера. Почему? Потому что более справедливая оценка её достоверности модели путём суммирования не единичек к значениям сумматоров, а степени уверенности системы в таком решении. То есть если мы учитываем степень риска ошибиться, которую система сама, я подчёркиваю, сама система содержит внутренний критерий степени риска решения, ошибочности решения. Вот. И степень его достоверности. Вот. То если мы учитываем эту оценку системы, то, значит, у нас получается уже достоверность модели выше примерно на 10-15%, чем по классической мере F-мере Ван Рейсбергена. И, обратите внимание, нечёткое мультиклассовое обобщение практически не колеблется при очень малых значениях, при очень малом объёме распознаваемой выборки. Даже уже от нуля, если взять, прямо от нуля, то идёт вполне, так сказать, закономерная кривулечка, потихоньку она уменьшается. Вот. То есть никаких там таких вот страшных колебаний, как у классической меры, там и близко нету. Хотя один какой-то скачок есть небольшой там, да, в самом конце этого диапазона малой выборки. Теперь, как ведёт себя инвариантная относительно объёма данных мера, нечёткое мультиклассовое обобщение? Значит, как я получил эту меру, ребята? Значит, сначала давайте я вам скажу в двух словах, как я это сделал. Мне возникла очень простая мысль, ребята, перейти от абсолютных частот, которые различных видов событий, вот этих, которые предложил Ван Рейсберген, True Positive, True Negative, перейти к относительным частотам. Ну то есть просто считать относительные частоты, которые стремятся к вероятностям при неограниченном увеличении объёма выборки. Повторяю, относительные частоты, можно даже сказать, что это вероятности, но они посчитаны с погрешностью, потому что относительные частоты всегда отличаются от вероятностей теоретических. И погрешность вот отличия относительной частоты от вероятности уменьшается с увеличением объёма выборки. Получается такая ситуация, что если мы заменим абсолютные частоты на относительные, то при увеличении объёма выборки они приближаются к вероятностям, и, значит, модели, связанные с оценкой достоверности на основе этих критериев достоверности, ну, обобщения критерия F-меры Ван Рейсбергена, очень быстро стабилизируется. Значит, посмотрите, ребята, примерно до 500, до 500 объектов распознаваемой выборки тоже это вот инвариантная относительно объёма выборки мера тоже падает. Вот. Ну это связано, видимо, с неточностью расчёта вот этой вероятности, слишком большая погрешность при расчёте вероятности. Она больше 5%. Вот. А потом где-то примерно при 500 наблюдениях, при 500 объектах распознаваемой выборки происходит стабилизация. И дальше эта оценка достоверности модели не меняется. И значительно превосходит по достоверности, ну, что значит значительно? Где-то процентов на 20 примерно, если не больше. Да, 25, может быть, 27%. Э, оценка достоверности по вот этой мере L2 я назвал её, нечёткое мультиклассовое инвариантное обобщение меры Ван Рейсбергена, э, достоверность модели превосходит достоверность по другим оценкам. Причём, смотрите, ребята, при малых оценках они совпадают практически нечёткое мультиклассовое обобщение и нечёткое мультиклассовое инвариантное обобщение. При малых выборках они совпадают. Потом при увеличении объёма выборки нечёткое мультиклассовое обобщение меры падает, а инвариантная стабилизируется и ползёт. Поэтому разница возрастает и достигает при больших объёмах выборки, сравнительно, где-то около 2.500, 3.000, достигает где-то примерно э, ну, 20%. Даже, может быть, немножко и побольше. А от классической меры уже тут идёт речь о том, что на 30% отличается она. Понимаете? То есть весьма большое отличие в оценке достоверности за счёт того, что более корректно она учитывается эта достоверность.

Раздел 6: Задача принятия решений

Подраздел 6.1: Принятие решений как обратная задача

Ну что, здравствуйте, ребята, ещё раз. Следующее занятие. Кто там у нас на месте? Что-то как-то вас мало стало. Ну понятно, что уже 21, то есть 20:00. Ну всё-таки, поднимите руки, кто здесь сейчас на занятии. Так. Александра здесь. Я тоже здесь. Но я преподаватель. А кто ещё здесь? И всё, да? А вот Артём. Хм. Может эту запись тогда выключить, ребят? Ну что вот сейчас мы будем заниматься, что у нас два человека на на занятии лабораторном в 8:00 вечера. Елизавета, правда, здесь. Ну ладно, продолжим. Значит, я остановился на том, что мы рассмотрели с вами интегральный критерий сходства, сумма знаний. И кто-то даже и видел, как мы это рассматривали. А те, кто только что пришёл, ничего этого не видели и не слышали. Значит, смотрим Help в режиме 4.1.3.1, где описывается интегральный критерий сходства семантический резонанс знаний. Значит, мы видим, ребята, что этот интегральный критерий очень похож на первый, который мы рассматривали. Вот, и представляет собой просто коэффициент корреляции Пирсона. То есть вы видите имя Пирсона или фамилию, произносим довольно часто. Вот. Ну, по заслугам, действительно, это, так сказать, объективно обусловлено. Значит, смотрите, ребята, что представляет собой этот коэффициент корреляции Пирсона? Он представляет собой тоже скалярное произведение в координатной форме, только двух единичных векторов: вектора класса и вектора объекта, которые получены из векторов исходных, которые у нас были в предыдущем этапе рассмотрения, путём стандартизации их координат. То есть если мы заменяем координату на её значение минус среднее, делённое на среднеквадратичное отклонение, то тогда мы получаем, в общем-то, стандартизированное значение этой координаты, которое меняется от нуля до единицы. И, соответственно, и вектор тоже будет меняться от нуля до единицы. И, э, таким образом, это тот же самый интегральный критерий, только для стандартизированных векторов. Теперь давайте посмотрим вот на что. Значит, какие существуют способы стандартизации? Вот этот способ, который применяется в данном случае, он далеко не единственный. Можно применять сплайны для стандартизации. Наиболее распространены, то есть различные функции. Наиболее распространены линейные функции для интерполяции. То есть мы можем заменить значение координаты таким вот выражением: значение координаты минус минимальное значение координаты, разделённое на максимальное значение минус минимальное. Тоже нормируется координаты к нулю единице. Остальное я вам уже всё рассказывал при когда рассказывал про интегральный критерий сумма знаний.

Подраздел 6.2: Связь с прогнозированием и идентификацией

Значит, э, итак, мы рассмотрели с вами задачу идентификации и один из интегральных критериев. Второй интегральный критерий мы рассмотрим на следующем занятии, которое будет после перерыва в 20:00. Я думаю, что запись можно не прерывать, я просто выключу камеру и микрофон. А потом вы включите и, значит, ну, вернее, начнём занятие и продолжим эту запись. А пока просто её остановите.

Раздел 7: Реализация в системе Эйдос (Идентификация и Принятие решений)

Подраздел 7.1: Режим идентификации (4.1)

Значит, э, вопрос возникает такой: откуда взята эта обучающая, распознаваемая выборка? Значит, я вам рассказывал, что есть у нас программный интерфейс автоматизированный API 2322 и другие программные интерфейсы, которых уже довольно много, шесть штук. Вот здесь вот они все перечислены. Вот. Ну вот все эти интерфейсы позволяют вводить исходные данные из различных э источников внешних данных, различных типов: табличных типов, ну, допустим, экселевских таблиц, файлов текстовых и графических файлов. Причём все эти варианты, то есть, в смысле, допустим, из экселевских файлов два варианта существует, из графических файлов три варианта. То есть тоже есть варианты и внутри них ещё. И вот если мы запустим этот программный интерфейс 2322, конвертер, так сказать, исходных данных во внутренние стандарты системы Эдос, который также ещё и формализацию обеспечивает предметной области, то здесь вот слева у нас есть переключатель: либо осуществлять формализацию предметной области, то есть создавать справочники классификационных и описательных шкал градаций, и с их помощью кодировать исходные данные, либо использовать уже существующие все эти справочники и просто кодировать распознаваемую выборку с их использованием. Вот если мы зададим вот такой вариант, то генерируется эта вот распознаваемая выборка на основе файла данных такого же по своей структуре, как и при формировании модели. Значит, ну раз это уже сделано, сейчас мы этого делать не будем. Переходим сразу, ну, можно и вручную её ещё формировать её, корректировать. Переходим в режим 4.1.2, представляющий собой режим пакетного распознавания или пакетной идентификации. Пакетный - это означает, имеет такой смысл, что мы не один объект будем идентифицировать, а сколько угодно, сколько там у нас есть в распознаваемой выборке. Десятки, сотни, тысячи, десятки, сотни, тысяч там, это уже дело такое, связанное с конкретной моделью. Выдаётся сообщение, что у нас в последний раз распознавание проводилось с моделью F7. А сейчас мы предлагаем это сделать в модели F3. Почему об этом выдано сообщение? Потому что там уже есть базы, полученные по результатам идентификации. Они были получены, когда мы создавали модели и сразу их верифицировали. То есть проверяли их на достоверность с помощью достоверных данных, верифицированных. Ну здесь всё как бы нормально, просто мы запускаем этот процесс. И здесь вот мы видим, что можно на центральном процессоре, можно на графическом. На графическом будет работать только на тех компьютерах, где видеокарта Nvidia, поддерживающая язык OpenGL. В системе Эдос ведётся, то есть может быть решена задача идентификации на центральном процессоре и на графическом. На центральном процессоре это в одной реализовано в основном тексте программы, а на графическом в виде отдельного экзе-модуля, реализовано разработчиками из Белоруссии, интеллектуальных систем, разработчиком интеллектуальных систем из Белоруссии Димой Бандык. Давно уже довольно-таки. Вот. И я рекомендую по возможности использовать расчёты на центральном процессоре. Значит, для того, чтобы считать, значит, да, я вам ещё вот что скажу. Большинство задач решается в системе Эдос сразу же во всех моделях. Сразу во всех моделях, кроме двух задач, которые требуют повышенных, повышенные требования к вычислительным ресурсам предъявляют. Первая из них, я сказал, это задача распознавания и прогнозирования. А вторая - это задача кластеризации, которую мы потом коснёмся попозже. Остальные все задачи решаются во всех моделях сразу. И только мы рассматриваем результаты в разных моделях. Почему так сделано? Потому что эти задачи могут рассчитываться дольше, чем другие. А вот другие, они рассчитываются очень быстро, и там нет необходимости решать задачу в какой-то одной модели только. Вообще нет такой, нецелесообразно это. Значит, но что касается распознавания, идентификации, диагностики и прогнозирования, то нам нужно перед тем, как эту операцию осуществлять, нужно задать текущую модель. Это делается в режиме 5-6. Сейчас мы зададим текущую модель F3. И в ней будем решать задачу идентификации. Режим, который делает модель текущей, работает очень быстро, даже на очень больших объёмах данных. То есть практически никакого времени не занимает этот процесс. Когда мы сделали модель текущей F3, то мы переходим, смотрим на распознаваемую выборку в режиме 4.1.1, что она собой представляет. И запускаем саму саму идентификацию.

Подраздел 7.2: Режим принятия решений (6.3)

Значит, здесь вот, если вы посмотрите на эту схему режима 6.4, то здесь всё подробно описано все все этапы автоматизированного системно-когнитивного анализа, содержательно описаны. И описаны даже режимы, которые надо запускать, чтобы это всё сделать. Синтез моделей 5.3, посмотреть модели 5.5 и так далее. Оценить достоверность 3.4. Если нашлась достоверная модель, решаем задачи, если нет, то выходим отсюда и начинаем переосмысливать вообще задачу всю, начиная с самого начала. То есть начиная с того, что мы рассматриваем, что у нас является объектом моделирования, что является факторами, которые на него действуют, что является его будущими состояниями. Всё это начинаем переосмысливать. Особенно в том, что касается, какие факторы на него будут действовать. Почему? Потому что то, какие факторы в нашем распоряжении, определяет, что для нас возможно, а что нет. То есть это, по сути дела, означает, какие у нас есть технологии воздействия на объект моделирования. И от технологий самым существенным образом зависит, что для нас возможно, а что нет. То, что возможно при развитых технологиях, оказывается невозможным при примитивных технологиях. То, что возможно для одних, невозможно для других. И если мы видим, что в нашей модели что-то невозможно, модель получается недостоверная, то, скорее всего, это означает, что наша модель просто имеет недостаточный уровень сложности, не отражает реальной ситуации, потому что она не описывает всех существенных факторов. То есть она проще, чем необходимо для адекватного описания. То, что я сейчас вам сказал, ребята, это является одной из формулировок известнейшего методологического принципа Эшби, принципа Уильяма Росса Эшби. Значит, я ваше внимание обращаю на работы свои, которые связаны с этим принципом Уильяма Росса Эшби. Сейчас я вам дам ссылочку на эти работы. Вот. Значит, есть две статьи у меня таких, я считаю, программных, что ли, вот так можно сказать, программные статьи, где как бы основные выраженные идеи, кредо своего рода такое. И дам ссылочку ещё вообще на подборку этих публикаций по вопросам системного обобщения математики, системному анализу. Это вообще ссылка на подборку публикаций. И вот, ребята, мы в этой вот первой статье про системное обобщение принципа Эшби, повышение системности модели как объект, как необходимое условие адекватности процесса познания. Значит, я могу сказать, что адекватность моделирования объекта управления является необходимым условием для того, чтобы обеспечить нормальное управление этим, адекватное управление этим объектом моделирования. То есть это означает, что должна быть достаточно развитая модель этого объекта и факторов на него влияющих. Если что-то у нас не получается, то есть не исключено, что наша модель является слишком примитивной, не отражает каких-то существенных моментов. Собственно, это вот и сформулировал Уильям Росс Эшби в своём замечательном принципе. Он имеет много разных интерпретаций, выражений словесных, но смысл такой вот примерно, как я сейчас вам описал. Это важнейший методологический принцип вообще теории управления. Уильям Росс Эшби - это учёный, стоящий у истоков кибернетики, друг Норберта Виннера. По образованию он психофизиолог и по профессии занимался психофизиологией. Внёс очень большой вклад в развитие кибернетики, обсуждая практически все работы Норберта Виннера, когда они ещё писались. Вот, много общались они постоянно на эту тему. Значит, в системе Эдос, как вы видели, ребята, решение задачи принятия решения обеспечивается режимом 448, а также в режиме 63, там не обеспечивается решение этой задачи, но описано, как её решать. Там указаны ссылки на различные режимы системы Эдос, на порядок их использования для того, чтобы решить задачу принятия решения в развитой форме. Но сейчас мы рассмотрим в упрощённом варианте в режиме 448. Ну, опять же, надо немножко напрячь фантазию, чтобы представить себе, что свойства - это факторы, значения свойств - это значения факторов, а класс - это будущее состояние объекта моделирования. То есть не сами, конечно, состояния, а они соответствуют будущим состояниям объекта моделирования. Эта информация о том, где будет записано, записаны графические экранные формы. Эта информация, которая сейчас будет генерироваться. Эта информация, она появляется только один раз, когда ещё папка не создана, где будут создаваться эти графические формы. Когда она будет создана, то уже второй раз это сообщение не выводится. Вверху, в верхнем окошке мы выбираем объект, целевое состояние. Вот. И выбираем модель. Я вам говорил, что мы это все остальные задачи, кроме задачи распознавания и кластерного анализа, решаются сразу во всех моделях. Мы просто нажимаем модель и сразу получаем результат без какой-либо задержки. Даже когда у нас базы данных очень большой размерности, ну, скажем, 1500 признаков и, скажем, э, ну, тысячи факторов с десятками градаций, и, в общем, десятки или сотни тысяч значений факторов. Всё равно это будет решаться за миллисекунды эта задача. Почему я про это говорю, ребят? Для того, чтобы вы вспомнили, что недавно я рассказывал, что если мы путём прогнозирования будем решать задачу принятия решения, то это может занять у нас сотни и тысячи лет даже. Особенно если там 10 в тридцатой степени будет этих или сороковой или там трёхсотой степени, тогда у нас не хватит даже всех атомов Вселенной, чтобы записать результаты прогнозирования. Понимаете? То есть это вообще абсолютно нереальная задача при тех количествах факторов, которые действительно встречаются в задачах на практике. А здесь мы, я вам повторяю ещё раз, задача решается абсолютно мгновенно за миллисекунды практически. Значит, вот мы уже её решили. Здесь уже увидели слева факторы, которые способствуют достижению этой целевого состояния, выбранного вверху, а справа, которые препятствуют. Конечно, мы в данном случае говорим об автоматизированной системе управления. То есть это не автоматическая система, которая сама принимает решения без участия человека в реальном времени, а автоматизированная, где человек управляет системой, запускает те или иные режимы и получая результаты работы этих режимов. И здесь вот мы видим, ребята, что у нас выработаны следующие рекомендации. Вот этот фактор применить с таким значением, этот фактор с таким значением, этот с таким значением. А эти ни в коем случае не применять. И можем посмотреть это в графической форме. В графической форме это вот так выглядит. Слева у нас факторы, способствующие переходу объекта управления в целевое состояние, заданное вверху или нежелательное, а справа препятствующее. Красные линии способствуют этому переходу, синие препятствуют. Вернее так, они указывают на значения факторов, способствующих переходу и препятствующих. А толщина линии соответствует степени влияния данного значения фактора на этот переход. Мы видим, что, допустим, первый фактор оказывает такое влияние, как четыре фактора последних вот этих вот, даже больше, чем четыре, 4 с половиной. Здесь у нас мера влияния тоже указана в колоночке. Вот. И эту форму я тоже вам пошлю в чат. Теперь вопрос возникает такой: а если у нас десятки, тысячи этих вот значений факторов, а здесь мы будем прокручивать и видеть эти десятки тысяч. А вот на экранной форме графической только там семь приведено. Ребят, значит, реально люди не могут осмыслить больше там пяти-семи значений. Они даже их не запомнят, понимаете? Вот, поэтому больше я не стал выводить. Потом я мог бы вывести гораздо больше, потому что можно 4К формы формировать графические в системе. То есть она работает 4К графикой. Ну и меньше меньшего размерности графика работает. Но смысла никакого нет 4К использовать, потому что если там попытаться поместить больше информации в эти формы 4К, 4.096 пикселей по иксу, по игреку, то там просто будет очень много её, и она будет очень мелкая выглядеть это всё надписи и изображения. И человек просто фактически это не воспримет эту информацию. Если же всё-таки это интересно, то я могу вам сказать, что когда мы решаем задачу какую-то в системе Эдос, то она обязательно формирует выходную форму. Всегда. Вообще всегда. Почему? Ну так я сделал, такой принцип применил. Значит, для чего я это сделал? Для того, чтобы можно было удобно пользоваться ей для написания различных научных работ, отчётов. Вот эти графические формы, они все занесены вот сюда вот у нас уже в папочке они, которые мы смотрели. Вот, они там есть. А текстовые, табличные выходные формы, они тоже занесены. И тоже открываются в Экселе, спокойно. И мы видим эти формы со всеми этими вот названиями шкал и градаций, нагрузками, силой влияния, и влияющие положительно, влияющие отрицательно. Всё это в Экселе элементарно открывается. Я, ребята, кое-где не не следовал принципам нормализации баз данных. Я бы мог вот здесь вот не писать наименования этих шкал, градаций. Мог, конечно, написать коды этих шкал и градаций, кстати, я их написал вот здесь. Но почему я и наименования сюда написал? А потому что так проще визуализировать в экранных формах, вот в этих, которые мы видим на экране. Проще просто технически. То есть эта форма специально предназначена для визуализации. А также её можно просто распечатать. Если мы, допустим, у нас вот этого недостаточно информации для нас в самой экранной форме, то здесь мы можем распечатать сколько угодно строк, там 100, 200, 300, сколько вам хочется. Вот. И всё, значит, полностью увидеть всю эту форму целиком. Вот. То есть всё приспособлено для того, чтобы это всё использовать в мирных целях, так сказать, в ваших целях. Просто удаляем ненужные колоночки и остальное берём, нули заменяем на пробелы. Вот такие вот полные нули. И, значит, собственно, эта форма готова для печати, помещения в какие-то работы. Теперь, значит, нам хотелось бы узнать, какие значения факторов способствуют переходу объекта моделирования в это состояние, какие препятствуют. И мы хотели бы это узнать не путём многовариантного прогнозирования, а путём решения обратной задачи прогнозирования. То есть не по факторам определить будущее состояние, а по будущему состоянию определить факторы. Значит, для этого мы выделяем колоночку, соответствующую классу, сортируем эту колоночку с расширением зоны сортировки по убыванию. У нас получается, что в наибольшей степени способствует этому переходу значение фактора, которое на первой позиции, поменьше немножко, которое на второй позиции. И так далее, в порядке уменьшения. Потом идут значения факторов, которые никакого влияния не оказывают на этот переход. А потом идут факторы, которые значения факторов, которые препятствуют, но очень слабо препятствуют, потом сильнее, сильней, и потом сильно препятствуют. Ну, сейчас я вам покажу, как можно получить это в графическом форме, в графическом виде. Может быть, это интересно будет. Может быть, это имеет смысл. Значит, что мы делаем? Мы берём и удаляем, ну или эту колоночку, ну да, эту колоночку просто вот удаляем, но они не везде удалятся. Тогда я беру вот эту колоночку вот, которая нас интересует уже, по которой мы сортировку провели, копирую её вот сюда. И просто беру и строю график. Ну даже гистограмму можно построить. Вот мы видим, ребята, смотрите, какие факторы, в какой степени способствуют и препятствуют переходу объекта моделирования. Ну можно эту диаграмму улучшать, шрифты задавать, ориентацию наименований. Что-то типа того. Вот. Значит, мы видим, как влияют различные значения факторов на переход в состояние, соответствующее классу, обобщающий класс элемент компьютера. Ну это вообще можно убрать, потому что он там в заголовке был. Вот примерно так это выглядит. Вот эти факторы способствуют в наибольшей степени, это всё меньше, меньше, потом без разницы, потом препятствуют, но в малой степени, а потом препятствуют сильнее и сильнее. Вот такая вот у нас получается картинка. Эта картинка, ребята, совершенно полностью совпадает со свод диаграммой. Вот. Что-то как-то не понял я. Застряло, но не знаю, висит. Так. Попробуем ещё раз. Пожалуй, так вот я и сделаю. Вот. Так что вот, ребята, структура цикла управления. Теперь я хотел бы вам сказать о том дальше, о том, что решение всегда принимаются на основе модели. То есть здесь вот у нас дальше идут такие такой текст, который сейчас я буду комментировать. Ну, конечно, я буду это делать дольше гораздо, чем прочитать этот текст. И тем более осталось совсем мало времени. Значит, мы рассматриваем пункт, что решения всегда принимаются на основе модели. Люди не всегда так считают, что они принимают решения на основе модели. Иногда им кажется, что они принимают решения не на основе модели. Когда им так кажется, ребята? Им так кажется тогда, когда они принимают решения на основе слабо формализованных моделей. То есть модели очень низкой степени формализации. Надо это пояснить, что здесь имеется в виду, ребята. Имеется в виду вот что, что интуитивные наши модели, которые мы используем, они находятся в неизвестной форме представления, на неизвестном носителе, в неизвестной локализации, то есть неизвестно, где этот носитель находится. Вот. И самое главное, что они находятся в субъективной форме, неизвестной форме представления. То есть мы не знаем форму представления знаний в этих моделях. Мы знаем, у нас есть наука представления знаний, есть в науке этой известные, какие существуют модели представления знаний. Я веду дисциплины, связанные с этим, и знаю это. И вот какая модель представления знаний используется в субъективных моделях - это науке неизвестно. И вообще неизвестно, что является носителем, где этот носитель локализуется. Но есть гипотеза по этому поводу. Наиболее распространённая гипотеза, которую люди принимают не за гипотезу, а прямо вот за саму действительность, за саму реальность, является такая гипотеза, что эти модели локализуются в нашем мозгу, что мозг является системой материальной, которая создаёт субъективные модели. И эти модели могут быть сознательные и подсознательные, осознанные и неосознанные. Но если модель осознана, то человек ещё может понимать, что он её использует для принятия решений. Если же модель неосознанная, как я вам рассказывал про выдающихся практиков, которые принимают решения, сами не всегда понимают, каким образом они это делают. Вот, то вот, значит, здесь вот как раз вот тот самый случай, что эти выдающиеся практики, они часто не владеют такой развитой научной терминологией. Вот их спрашиваешь, а какие модели вы использовали, каким образом принимали решения? Он на тебя так посмотрит, скажет: "Ты что, парень, совсем с дуба упал, что ли? Каким образом я принимал решение? Да я знаю, что это надо вот так и так делать, чтобы получить такой результат. Вот таким образом я и принимал решение. И всё, понимаете? Это так ещё мягко, если он выразится на русском языке, таком литературном. А может вообще послать просто сказать: "Да иди ты там, не задавай мне умные вопросы, не делай вид, что ты такой умный. Я же понимаю, что ты ничего не соображаешь в этом, о чём ты меня спрашиваешь. И будет прав. Действительно, я ничего в этом не соображаю почти что, по сравнению с ним. Вот. Так вот, я хочу вам сказать, ребята, что если этот учёный, то есть этот практик выдающийся, который прекрасно чувствует предметную область, принимает адекватные решения, то он тоже принимает эти решения на основе модели, только эта модель слабо формализованная, интуитивная, и, может быть, даже и неосознанная. Теперь рассматриваем первый уровень формализации моделей. Этот первый уровень формализации называется вербализация. Это слово означает, что модели выражаются словами. То есть каким-то образом используется естественный язык для описания. Ну, например, этот выдающийся практик словами описывает, как он принимает решение. Не математические какие-то формулы использует для этого, не какие-то статистические модели или модели основанные на теории информации, а просто словами вам описывает это всё. Это является начальным этапом формализации модели. Самый первый этап формализации - это выражение в словах, ребята, то есть вербализация. Для чего мы вербализуем модели, ребята? Если этот практик интуитивно принимает решение, он это никак не может передать. Единственное, что если я с ним рядом буду там работать несколько лет, то, может быть, у меня тоже сформируются такие же точно модели, как у него, потому что я буду находиться рядом и буду видеть, как он принимает решение на основе эмпирических данных, что он там видит и какие решения принимает. И тоже начну так же, как и он, интуитивно принимать подобные решения. Но если, значит, мы хотим этому научиться, то мы можем его спросить, как это сделать. И он нам может объяснить. Вот, значит, когда он нам будет объяснять, то я могу вам сказать, что эти вот его объяснения, они могут не совсем соответствовать действительности, то есть тем моделям, которые он реально использует. Почему? Я же вам говорил, что у него талант чувствовать предметную область и принимать решения, а не талант описывать словами это всё. То есть у него такого таланта нет. Он опишет словами как-то так упрощённо несколько, возможно, ущербно, возможно, неадекватно. То есть, возможно, мы потеряем какую-то важную информацию в таком описании. Вообще есть общий принцип, что чем выше степень формализации модели, тем больше в ней потеряно конкретики. То есть много много информации теряется при каждом повышении степени формализации. Так, ребята, у нас уже конец занятия сейчас. Поэтому, пожалуйста, мне задавайте, какие вопросы у вас возникли в процессе. И я прошу вас, даю вам задание. Ну тут осталось у нас три самых таких выносливых студента, которые всё выдержали, две пары. Ну то, что я их выдержал, ну Елизавета ещё вот четвёртая. О, Эмилия, откуда вы взялись? Значит, короче так, ребята, напомните мне на следующем занятии, что мы рассматриваем развитый алгоритм принятия решений и рассматриваем вопрос формализации моделей. То есть я вам должен рассказать про формализацию моделей, потом про остальные особенности моделей, и потом уже про сам алгоритм принятия решений, который является вершиной изучения нашей дисциплины, применения системного анализа для принятия решений. Всё это мы рассмотрим. И я хочу сейчас небольшой анонс сделать к тому, что мы рассмотрим. Я скажу вам, ребята, такую вещь, что в системе Эдос реализованы все режимы, все функции реализованы, обеспечивающие принятие решения в развитой форме в интеллектуальных адаптивных системах управления. То есть то есть то, что вот я вам декларировал этот алгоритм, обеспечивает принятие решения, вот всё, что там есть в этом алгоритме, всё это обеспечивается системой. И мы все эти режимы посмотрим прямо вот реально на экране, как они работают, что они выдают нам, какие результаты, как их интерпретировать, как их применять эти результаты для принятия решений. На этом наше занятие заканчивается, ребята. Всего самого-самого хорошего. Кто включал запись, ребят, если из вас есть кто-нибудь, кто включал запись, нет? Имеющие полномочия на это. Организатор. Вы включали, да? Адам, я тебя попрошу тогда выключи её эту запись и сохрани. И очень большая просьба, пришли мне ссылочку на скачивание этой записи.