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

***И.Т. Трубилина»,***

***Российская Федерация***

***Колесников Роман Юрьевич, ПИ2102***

***roman563412@gmail.com***

**Лабораторная работа. Решение задач распознавания, задачи принятия решений, задачи исследования моделируемой предметной области.**

**Заголовок**

Оценка достоверности моделей в системе Эйдос и её важность для решения задач

**Резюме**

Лекция посвящена оценке достоверности (валидности) моделей, создаваемых в интеллектуальной системе Эйдос, и подчеркивает критическую важность этой оценки перед использованием моделей для решения практических задач, таких как прогнозирование, классификация или принятие решений. Использование невалидированных моделей для решения задач считается рискованным и некорректным, сродни профанации научного подхода.

Достоверность моделей в системе Эйдос оценивается путем решения задач идентификации или прогнозирования и сравнения результатов с фактическими данными. Задача идентификации рассматривается как более простая и быстрая для оценки достоверности по сравнению с прогнозированием (требующим времени для верификации) или принятием решений (где цена ошибки может быть высока).

Обсуждаются классические метрики, такие как F-мера Ван Рисбергена, и их ограничения: они учитывают только факт правильного/неправильного решения (как бинарный счетчик), игнорируя степень уверенности системы, и предполагают принадлежность объекта только к одному классу.

Система Эйдос предлагает усовершенствованные метрики: нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры (L1) и инвариантную меру (L2). Эти метрики учитывают степень уверенности (значение интегрального критерия сходства) и возможность принадлежности объекта к нескольким классам. Метрика L2 также обладает большей устойчивостью и быстрее сходится к стабильному значению при увеличении объема выборки по сравнению с классической F-мерой. Визуализация распределения истинных и ложных решений в зависимости от уровня сходства показывает, что интегральные критерии Эйдос адекватно отражают степень истинности решений.

Задача принятия решений рассматривается как обратная задаче прогнозирования: если прогнозирование определяет будущее состояние по факторам, то принятие решений определяет необходимые факторы для достижения желаемого будущего состояния. Упрощенный вариант принятия решений (режим 4-4-8) имеет ограничения, схожие со SWOT-анализом (одно целевое состояние, нет учета ограничений ресурсов/технологий). Развитый алгоритм принятия решений в Эйдос преодолевает эти ограничения, используя результаты детального исследования моделируемой предметной области (решаемые в других режимах системы).

Детальная расшифровка

1. Введение и контекст

1.1. Использование Total Commander

Вы стараетесь делать тоже нечто подобное, хорошо?

Угу.

Вот. Можно спросить?

Да, конечно, это же лабораторная.

Вот у вас сейчас открыт экран, ну вот был вот эти всякие списки. А как вы его открыли? У меня почему-то такого нету.

Вот этих? Что за списки? Вот эти что ли?

Нет, вот в самом начале вы еще на прошлом видео показывали, заходили в этот в каталог, да, вот этот. Ага. Как его открыть? Или его не надо открывать?

Это Total Commander. Просто я пользуюсь не проводником. Ну проводником тоже могу, но мне неудобно.

А, всё, я поняла.

Я пользуюсь Total Commander'ом, как-то попривычнее мне, потому что он похож на Norton Commander, а Norton Commander'ом я пользуюсь с того времени, когда вообще компьютеры эти возникли персональные, IBM-совместимые. Ну то есть мне это привычнее просто. То есть это уже…

Понятно, я поняла.

Сколько я сейчас скажу? Где-то лет 50 уже им пользуюсь. Ну, почти не 50, поменьше, но почти. Там 40, 45 там, ну. Ну с семидесятых, конца семидесятых годов, короче. Он еще и в Юниксе был подобный тоже файл-менеджер, похожий на Norton Commander. Вот именно вот такой, то есть у него было два, две панели, источник информации, приёмник.

1.2. Переход к теме достоверности

Значит, мы с вами уже изучили вопросы, связанные с достоверностью, да? Я вам показывал вот эти вот распределения. Вот эти вот показывал, объяснял?

Вот это, по-моему, нет.

То есть, видимо, я не до конца рассказал вам, я так подозреваю, про достоверность.

Мы остановились, где 5.5 пункт. Вы показывали просмотр всех моделей вот этих.

А, значит про достоверность я еще не рассказывал тогда. 5.5 - это мы просто сами модели посмотрели, как они рассчитываются.

Да, и всё. И на этом закончили.

Вот, вот, вот. Я вам рассказывал… Тихо! Подсказывает мне, что говорит. Вот это я объяснял модели там абсолютных частот, условных вероятностей, функций распределения, матрицы информативности. Это я всё объяснял вам, рассказывал. Правильно? Рассказывал, как это рассчитывается, и рассказывал на лекциях, как это расчеты ведутся. Вот. Как ведутся расчеты, на лекции рассказывал. И вот сейчас вот про интегральные критерии рассказывал. А сейчас мы рассмотрим тогда вопросы достоверности. Понятно, да?

2. Важность оценки достоверности моделей

2.1. Необходимость моделей для решения задач

Значит, как можно изучать, оценивать достоверность модели и вообще зачем её оценивать? Давайте сначала.

Значит, вот у нас есть схема обработки данных, информации, знаний в системе Эйдос, это режим 6-4. Вот мы провели формализацию предметной области, создали модели: три модели статистические и семь моделей знаний, системно-когнитивные модели. Как они рассчитываются, я вам конкретно подробно рассказывал на лекции. И сейчас показал, где это описано.

И потом вопрос возникает такой: а для чего эти модели нам нужны? Как вы думаете, для чего нам нужны модели? М? Кто знает? Вот Диана, зачем тебе модели нужны? Не знаю. Ну видишь, и не знаешь ты.

Значит, модели нужны только для одной цели – для решения задач. Больше ни для чего они не нужны. То есть сами по себе модели не нужны никому. Они нужны только потому, что они позволяют решать различные задачи. То есть на основе модели можно решать задачи.

2.2. Типы задач, решаемых с помощью моделей

Какие задачи? Это вот в режиме 6-4 мы видим классификацию задач, очень такую укрупненную. А потом я про них более детально расскажу на лекциях про эти задачи, на следующей лекции.

Значит, это задачи распознавания и системной идентификации и прогнозирования, задачи принятия решений, управления и задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования модели.

2.3. Критическая связь достоверности и решения задач

Так вот, дальше слушайте внимательно. Все эти задачи можно решать только тогда, когда у нас модель, модели получились достоверные, или одна из этих моделей получилась достаточно достоверная, чтобы в ней корректно было решать все эти задачи.

Если же, значит, ну я вам скажу сразу, несколько таких фраз, которые хотелось бы, чтобы вы прямо вот запомнили это, чтобы оно вам потом прочувствовали вы это, чтобы это вошло в вашу, ваше сознание хорошо.

Значит, если вы где-нибудь, когда-нибудь увидите, что кто-то создал какие-то модели и начал решать задачи с помощью этих моделей, то вы сразу должны вспомнить вот эту лекцию, это занятие сегодняшнее, вот это практическое лабораторное. Шанька меня отвлекает. Шанька, не гавкай! Простите, что-то он разгавкался. Я вам Шаньку показывал, Шантюшку? Шантюшка, иди сюда! На руки, на руки! Иди сюда. О! Шантюшка. Что ты гавкаешь? Что ты гавкаешь, скажи? М? Что ты гавкаешь? Такая умная собака, такая хорошая апка. Ну иди. Она зарабатывает, чтобы ей дали там. Она сыр любит, мяско.

Ну вот. Значит, если вы когда-нибудь где-нибудь услышите, что кто-то говорит: "Я вот создал модель или создала, и вот на её основе, вот с её применением решаю следующие задачи, вырабатываю рекомендации для какой-нибудь фирмы, там что-то прогнозирую". Вот. То вы сразу должны вспомнить то, что сейчас говорю вам, и то, что сейчас я скажу. А вы сразу должны спросить: а как же вы решаете задачи? Прямо вот сразу создали модель и прямо сразу решаете задачи, что ли? Вы не проверяли модели на достоверность? Вы знаете, насколько эти модели достоверны, насколько они правильно, достоверно, адекватно отражают предметную область?

И вам скажут: "Нет, мы вообще-то не измеряли достоверность". Тогда вы должны сразу же сказать: "Как же так? Разве можно решать задачи, не проверив достоверность, не измерив достоверность моделей?"

Дело в том, что если модель достоверна, значит она правильно отражает предметную область. Еще говорят адекватно. Тогда корректно с её помощью решать задачи, потому что тогда результаты прогнозирования будут соответствовать фактически тем, которые наступят ситуациям. Если вы какие-то решения вырабатываете на основе модели и потом их применяете на практике, то будет получаться желаемый результат этих решений, то есть будет достигаться цель. Если вы объект относите к каким-то категориям (задачу идентификации решаете), то действительно они будут к этим категориям относиться. Это задача диагностики в том числе вот медицинского типа, допустим, и технической диагностики.

А если вы просто исследуете модель и видите какие-то там закономерности в этой модели, она показывает вам эти закономерности между факторами и результатами их влияния, то вы можете считать, что это вот и есть отражение моделируемой предметной области, что в ней именно вот такие закономерности. Но так можно считать корректно только тогда, когда модель отражает эту предметную область, то есть она достоверна, когда она хорошо отражает предметную область.

2.4. Последствия использования невалидированных моделей

То есть если же вы модель не проверяли на достоверность и начинаете вырабатывать решения, например, какие-то на основе этой модели, то вообще говоря, неизвестно, что получится в результате применения тех ваших рекомендаций. То есть вы, допустим, вырабатываете решение, чтобы предприятие отдалить от состояния банкротства, а поскольку модель не отражает реальных закономерностей предметной области, то она может наоборот обанкротиться, например, после ваших рекомендаций.

Вы какой-то прогноз разрабатываете, и, значит, все ожидают, руководство ожидает, что он осуществится, и свои решения на нём основывают, а он не осуществляется, потому что ваша модель недостоверна, и там может получиться что угодно.

Вот. Я вам приведу пример. То есть я хочу сказать так, что если достоверность модели не оценивалась, то решать задачи на её основе ни в коем случае нельзя. Если же это делается, а это часто делается, то это надо признать профанацией науки, вот, каким-то авантюризмом, может быть, даже, или ещё хуже даже. Бессмысленно, такое легкомыслием, безответственностью, понимаете? То есть вы не знаете, получится тот результат или нет, который вы желаемый, вот, и даёте рекомендации. Эти рекомендации, ну это то же самое, что от фонаря дать эти рекомендации, даже может и хуже ещё. Что от фонаря, оно может как-нибудь там интуитивно чему-то соответствовать, эксперты там как-то всё-таки оценивают, как всё развивается. А тут вообще непонятно, что, что вы там делаете. То есть это ни в коем случае делать нельзя.

Но реально это делается довольно часто. Я от этого вас предостерегаю. Вот сейчас говорю, что вы должны понимать, что ни в коем случае нельзя решать задачи, пока вы не оценили достоверность модели и не нашли наиболее достоверную модель.

2.5. Пример из практики: Защита диссертации

И вот, э-э, я вам приведу один пример. Защита диссертации. Э-э, выступает соискатель, говорит, что вот разработана такая-то модель. Это реально на защите было. И потом без всяких этих пауз, после того, как модель разработана, сразу начинает описывать, как он вырабатывал рекомендации этот соискатель, точнее, вырабатывала была. И потом, как это всё хорошо получилось, в этом предприятии там получили дополнительную прибыль там и так далее, и так далее. Всё прямо замечательно. И потом, значит, все должны проголосовать за присвоение степени. Вот. А, значит, про достоверность вообще ничего не сказала.

И мой шеф, профессор Лойко, он во время дискуссии спросил: "А вы оценивали достоверность модели?" Она говорит: "А что?" А вот, ну, насколько она правильно отражает предметную область. Она говорит: "Нет, не оценивала". "Ну как же тогда вы могли вырабатывать рекомендации? Ведь они же могли бы не оправдаться. Это ж могло вообще быть совершенно противоположный результат".

И этот соискатель, девушка эта, отвечает замечательным образом. Вот я сейчас вам специально это всё рассказываю, чтобы вы просто прочувствовали эту ситуацию. Она отвечает, и в одном глазом говорит: "А у нас всё хорошо получилось".

Тогда этот Валерий Иванович и говорит: "Ну, значит, вам очень повезло, что у вас очень хорошо получилось всё. Потому что если достоверность модели не измерялась, вот она не измерялась вообще, то эта модель может быть какой?" Вот скажите, как вы считаете, какой она может быть? Какие могут быть варианты? Вот не измерялось. Вот мы взяли и измерили. Какие могут быть варианты после этого, когда мы измерили достоверность модели?

Достоверная или недостоверная?

Ну, упрощённо, то так, да. Ну может быть очень высокая достоверность, высокая, средняя, низкая и очень низкая там. Ну так скажем. Ну понятно. То есть, грубо говоря, так очень высокая или очень низкая, или это просто высокая, средняя, низкая. Понятно, да? Вот. То есть, в принципе, может быть и высокая. Вот в чём всё дело.

И, значит, Валерий Иванович говорит: "Ну раз у вас всё получилось хорошо, значит, модель была всё-таки достоверная, но вы-то об этом не знали. А уже вырабатывали рекомендации. А вдруг бы она оказалась недостоверной, а вы рекомендации дали людям, и они, значит, получили результат, который совершенно нежелателен был. Могло быть так? Могло. То есть это был риск. Риск совершенно неоправданный, такое профанация какая-то вообще этого метода. Тогда вот всё остальное, то, что там делали модели, там всё там наука, там всё, как их делали, рассчитывали, это всё хорошо, но только зачем? Если потом не проверяли достоверность. Вот. То есть надо проверить достоверность, потом уже решать задачи. Вот это я вам объяснил, зачем это нужно достоверность, зачем нужно её знать.

3. Методы оценки достоверности в системе Эйдос

3.1. Последовательность действий и режим 3-4

Ну а теперь давайте, как она измеряется в системе Эйдос и, значит, как это выглядит.

Значит, в системе Эйдос есть режим 3-4. Мы этот режим запускаем после того, как создали модели. То есть режим 3-5 запустили, посмотрели на эти модели в режиме 5-5, как они рассчитываются, можно посмотреть. Всё это написано в хелпе режим 1-3. Вот мы провели формализацию предметной области, посмотрели справочники классов и признаков, обучающую выборку, потом создали модели, потом посмотрели модели. Видите, пункт шесть, да? А потом взяли и оценили достоверность модели в режиме 3-4. Ясно, да? А потом стали решать задачи. Вот сейчас мы это и делаем – оцениваем достоверность модели.

3.2. Как оценивается достоверность?

Как мы можем эту достоверность оценивать? Значит, здесь есть хелп, помощь по мерам достоверности. И здесь описано довольно подробно, какие бывают прогнозы. И, значит, я вам это, наверное, не рассказывал, да, ещё, какие бывают прогнозы?

3.3. Псевдопрогнозы и реальные прогнозы (пример с кубиком)

Значит, ну сразу начнём с того, что немножко вас повеселю, чтобы вам было не очень скучно слушать.

Значит, э-э, ну вы знаете, что я вот рассказываю, всё так бывает довольно интересно и серьёзно всё. А вот вы не знаете, что я абсолютно точно могу предсказывать, что произойдёт. Наверное, вы про это не знали, про эту мою особенность, да? Ну догадывались, наверное, но точно не были уверены, да? Ну кто догадывался, что я могу точно?

Вы не можете знать точно. Как вы можете знать?

Ну я пошучиваю, вы же понимаете, я же веду занятия, подшучиваю. Но вот всё-таки я могу утверждать, что я совершенно точно могу предсказать, что выпадет, когда вы кинете кубик игральный вот этот с шестью гранями.

Вот смотрите. Значит, если у вас такой кубик есть, или вы кидаете его, или мысленно кидаете, как хотите. Я могу вам, я вам предсказываю, что выпадет либо один, либо два, либо три, либо четыре, либо пять, либо шесть. И Зарина сразу говорит: "А, всё понятно. Вы нам тут лапшу на уши вешаете, там смеётесь над нами". Я говорю: "Ребят, это вы хотели, чтобы я спрогнозировал, что получится? Я вам прогнозирую: либо один, либо два, либо три". Вот вы можете убедиться, что если вы сейчас этот кубик кинете, то действительно выпадет что-то из того, что я сказал: либо один, либо два, либо три. Правильно?

Это называется положительный псевдопрогноз. Значит, такой прогноз никому не нужен. Понятно, что что-то произойдёт, а что именно, никто не знает. Но вот я могу предсказать, что всё произойдёт, все варианты осуществятся.

Вот. Значит, это, значит, э-э, вроде как я не ошибся, то есть с той точки зрения, что действительно то, что я сказал, произошло. Но на самом деле я много раз ошибся. Я сказал, что либо один, либо два там и так далее. Выпало только одно из этого. Ну тройка, например, выпала, остальное не выпало. Значит, получается так, что когда я прогнозировал, сказал, что выпадет там тройка, то я был прав. А остальное-то это ж ошибочные прогнозы. Вот один, два, четыре, пять и шесть – это ошибка, это ошибки прогнозирования.

То есть получается, что я из шести сделал шесть прогнозов, шесть вариантов указал. Из них один осуществился, а пять нет. Если посчитать, то баланс плохой. То есть можно сказать так, что я очень плохо спрогнозировал, что произойдёт. То есть мой прогноз был очень плохой, хотя он осуществился, но он был очень плохой, потому что я много лишнего предсказал, много ошибок совершил в прогнозировании. Согласны? Да.

Вот. Ну я вот это всё обдумал, то, что я спрогнозировал, учёл то, что вы мне это критиковали, сказали, что всё-таки прогноз-то не особо, потому что очень много ошибок вы сделали. Вот все ваши эти варианты, которые не осуществились, вы же их тоже утверждали, что это произойдёт, а оно не произошло. Соответственно, у вас очень много ошибок.

Вот. И я, как человек такой хитрый, я не буду говорить умный, просто вот хитрый, я подумал, как же мне изменить свою тактику прогнозирования, чтобы у меня было меньше ошибочных прогнозов и больше истинных. И придумал, ребята, придумал, как это сделать.

Вот сейчас вы меня спрашиваете: а что произойдёт, если я кину кубик? Что выпадет? Вот Дарья, как ты думаешь, что я сейчас предскажу? Что произойдёт, если ты выкинешь кубик? Что выпадет? Какая грань? Дарья не работает. Что-то там не работает, да? А у кого работает? У Зарины, Дианы работает. Да? У Миланы.

Ребята, я делаю прогноз гораздо более правильный, чем предыдущий. Я говорю так: ничего не выпадет вообще. Ни один, ни два, ни три, ни четыре, ни пять, ни шесть. Я говорю: "Да ну ладно". Ну точно. Вот можете проверить. Вот сейчас вот давайте, кидайте кубик, и ничего не выпадет. Вообще не выпадет ничего. Ну Диана кидает кубик, и у неё выпадает четыре. Она говорит: "Евгений Вениаминович, вы ошиблись. Вы говорили, что ничего не выпадет, а выпало четыре". Я говорю: "Да. Даже я иногда ошибаюсь, ребята, изредка, очень редко". Вот сейчас тоже как раз такой случай. Я ошибся, да, действительно ошибся. Но ведь я что говорил? Что ничего не выпадет. Ну ошибся я один раз из шести там, что вот не выпадет, четыре выпало всё-таки. Но в остальном-то я был прав, и один, и два, и три, и пять, и шесть не выпали же. То есть получился намного лучше у меня итог, так сказать, прогнозирования, баланс моих прогнозов. Из шести прогнозов, которые я сделал, только один не осуществился, что четыре всё-таки выпало, хотя я предсказывал, что не выпадет. А остальные-то так действительно и не выпали. То есть очень хороший прогноз я сделал. Много истинных решений и одно ложное. А было в первый раз было наоборот, было одно истинное решение и пять ложных. А теперь наоборот, пять истинных решений и только одно ложное. То есть я исправляюсь, вы видите, да? Получается получше.

Теперь, а что вы от меня ждали? Ну этот прогноз тоже он вас не устраивает, что ничего не выпадет. Вы же понимаете, что такими прогнозами пользоваться нельзя, правильно, да? Но всё-таки, если пользоваться какими-то прогнозами, то лучше пользоваться вот таким прогнозом второй вариант, чем первый, да? Более правильный вариант.

А теперь смотрите, ребята, а что вы от меня ждёте вообще, когда я буду прогнозировать? Какого вида прогноз вы от меня ожидаете? Вы ожидаете, что я скажу: вот это вот произойдёт, ну скажем, там пять выпадет, а остальное вот не произойдёт. Вот такой вы прогноз от меня ожидаете. Правильно?

А, значит, я такой прогноз дать не могу. Э-э, это, это сложно сделать. Но я могу сделать другой прогноз. Я могу сказать… это вот первый прогноз называется положительный псевдопрогноз, первый вариант. Второй – это отрицательный псевдопрогноз, когда я сказал, что ничего не произойдёт. Идеальный прогноз, он сложно реализуем, только в некоторых случаях удаётся такой прогноз сделать.

А реально я говорю так: скорее всего, выпадет три или четыре, скорее три. Четыре менее вероятно. А вот один, два, пять и шесть, э-э, скорее всего, не выпадет. Выпадает четыре. Хотя я уже говорил, что скорее всего три выпадет. Но менее вероятно, что четыре. Да, получается, что я допустил ошибки и в том, что произойдёт, лишний раз сказал, что три может выпасть, да? И правильно предсказал, что не произойдёт. Это реальный прогноз, ребята. Это вот так вот выглядит реальные прогнозы. То есть мы предсказываем, что произойдёт с какой-то вероятностью, что это более вероятно, это менее вероятно, и предсказываем, что не произойдёт. И у нас могут быть ошибки и в первом случае, когда мы предсказываем, что произойдёт, и во втором случае, когда мы предсказываем, что не произойдёт. Понятно, да? Вот я ж предсказал, что выпадет три или четыре, а я ж не говорил, что не выпадет три, правильно? То есть я ошибся и в прогнозировании того, что не произойдёт, не сказал, что не выпадет три. И в том, что произойдёт, сказал лишний раз, что выпадет три, а оно не выпало, а только четыре. То есть я допустил одну ошибку в прогнозировании, что произойдёт, и одну ошибку в прогнозировании того, что не произойдёт. То есть всё-таки я допустил ошибки, но не пять штук, а только две. Ну так и выглядит реальный прогноз.

3.4. Количественные меры достоверности (F-мера и её обобщения)

Теперь, значит, как построены количественные меры оценки достоверности и как они вообще, какие меры достоверности применяются.

Значит, наиболее популярной, стандартной мерой оценки достоверности модели является критерий F-мера Ван Рисбергена. Что он предложил сделать? Значит, ну сначала давайте коснёмся вопроса о том, каким способом можно проверить достоверность модели, ребята? Как вы думаете? Какие у вас есть соображения, мысли по этому поводу? Как как проверить достоверность модели? Как это можно сделать?

Значит, что-то как-то вы молчите, скромничаете. Нет мыслей, да?

Может быть несколько раз привести в действие эту модель?

О, а теперь вы все сразу сказали, я ничего не понял, что вы сказали. Скажите сначала там Милана, а потом Диана, к примеру.

Может быть, несколько раз привести в действие модели, сравнить её результаты?

Ну, а ты как Диана думаешь?

Да я вообще просто на рандомно что-то сказала, не поняла что.

Ну и так тоже можно проверить достоверность модели.

Так вот, значит, э-э, ну, Милана близко к истине сказала. Но чуть-чуть конкретизирую. Путём решения задач. То есть если мы в модели решим задачи какие-то и сравним результаты решения этих задач с действительностью, то тогда мы и проверим достоверность модели тем самым. То есть если задачи хорошо решаются, значит модель достоверная. Если плохо решаются, то есть какие-то решения получатся, но они не соответствуют действительности, тогда значит модель не очень достоверная, недостоверная. То есть путём решения задач. Это вот ответ на мой вопрос. То есть я спросил, каким образом проверить достоверность модели? Вы отвечаете: путём решения задач и сравнения результатов решения этих задач с действительностью, с фактом. Понятно? А задачи решаются на основе, на основе модели, конечно, решаются.

Вот. И я вам уже рассказывал и про сами модели, и про интегральные критерии. Значит, а какие задачи существуют вообще? Какие задачи можно решать с помощью моделей? То есть с помощью каких задач оценивать достоверность модели, проще выражаясь? Путём решения каких задач мы будем это делать, оценивать достоверность?

И, значит, вот это классификация задач: задачи распознавания, идентификации, прогнозирования (системное - это означает, что все признаки учитываются, какие есть у объекта), задачи принятия решений, управления и задачи исследования моделируемой предметной области путём исследования модели.

Вот берём мы, допустим, задачу идентификации. Сравниваем объект конкретный с обобщёнными образами классов, с категорией какой-то объектов. И у нас модель выдаёт результат определённый. Все модели выдают определённый результат. Мы их все по очереди проверяем. И мы смотрим, а какая модель дала чаще всего правильные результаты? Если у нас, допустим, там 300 объектов обучающей выборки, мы знаем, к каким категориям они относятся. На основе этого, какие признаки у них? Мы на основе этого создали модели. И теперь проверяем, а может ли система на основе этих моделей правильно отнести эти объекты обучающей выборки к тем категориям, к которым они действительно относятся? И смотрим, как она эту задачу решает. Сколько правильных решений о принадлежности, сколько ошибочных решений о принадлежности, сколько правильных решений о непринадлежности, сколько ошибочных решений о непринадлежности. И оцениваем по этим параметрам эти модели.

Вот. А можно ли использовать не задачу идентификации, а задачу прогнозирования для оценки достоверности модели? Берём мы, допустим, данные конца 21 года, ноябрь-декабрь, и прогнозируем, что будет в январе, в феврале. Наступил февраль, сравнили с тем, что прогнозировали, и увидели, правильно или нет получилось. Поняли, да? Если правильно, значит тогда модель достоверна. Если не очень, то значит недостоверна. Как вы думаете, что проще использовать для оценки достоверности модели: задачу идентификации или задачу прогнозирования? Какое ваше мнение?

Задачу идентификации проще.

Разное.

Зарина, не расслышал, ещё раз.

Я думаю, прогнозирование.

А почему?

Ну если нам нужно узнать достоверность, то, я думаю, прогнозирование будет логичней.

Ну если нужно, если нужно прогнозирование, то да. А если посмотреть на сами задачи, то задача идентификации проще, чем задача прогнозирования. Сама по себе задача проще. Причём, если мы хотим оценивать именно сравнивать с фактом вот в реальном времени как бы, да, то есть то, что прямо вот происходит, то тогда нам нужно время на оценку модели с помощью прогнозирования. То есть мы спрогнозировали, подождали и сравнили. Понятно, да? А для идентификации этого времени не требуется. То есть мы взяли, идентифицировали, сразу увидели, получилось или нет. Конечно, можно прогнозировать на основе ретроспективных данных. То есть мы можем взять данные, скажем, декабря и спрогнозировать то, что будет в январе. А сейчас февраль. Мы взяли, сравнили и увидели. Вот. А данные у нас есть по январь. То есть у нас были данные ноябрьские, декабрьские, январские. И мы взяли на основе декабрьских данных, январские ситуации спрогнозировали. У нас совпало. То есть, а это всё относится к прошлому уже. А у нас все эти данные есть. То есть мы использовали ретроспективные данные для решения задачи прогнозирования. Можно это делать, но это логически сложнее, чем задача идентификации.

А вот задача принятия решений. Вот мы не знаем, насколько у нас модель достоверная. Берём, вырабатываем решение на основе этой модели и это решение реализуется, ребята, исполняется. И мы смотрим, получился, произошёл переход объекта моделирования в целевое состояние или нет под действием предложенных нами управляющих воздействий. Если произошёл, значит модель правильно отражает закономерности предметной области, как влияют факторы на объект управления, и мы смогли, используя эти знания, отражённые в модели, мы смогли правильно выработать управляющие воздействия. А если нет, ну тогда объект не перейдёт в целевое состояние. Тогда, значит, модель неадекватна. Но, значит, если этот объект – это какие-нибудь там кролики там или мышки, то это одно ещё дело. А если это предприятие? А если это страна? Мы сейчас знаем, что происходит со странами, да? Вот. То есть, понимаете, о чём я говорю? Получается, что если мы не знаем, какова достоверность модели, то предлагать какие-то управляющие воздействия, рекомендации очень-очень, ну, рискованно, мягко сказать так. Если модель достоверна, то получится тот результат, которого мы ожидаем. А если нет, то получится совершенно другое что-то, понимаете? Отсюда вытекает такой вывод, что вообще говоря, путём принятия решений лучше достоверность модели не проверять. Лучше проверять её путём прогнозирования или или идентификации. И если она уже окажется достоверной, то тогда можно её применять для принятия решений. И тоже постоянно оценивать её достоверность, как получается, смотреть.

А можно ли оценивать достоверность модели путём исследования объекта моделирования? Вот мы взяли, исследовали модель и отнесли результаты её исследования к самому объекту моделирования, который этой моделью отражается. Можно ли так считать, ребята? Как вы считаете? Корректно ли так думать?

Мне кажется, нет.

Ну, а иногда, может быть, корректно? Что-то вы совсем прямо разбегаетесь. Уже осталось четыре. Ну я понимаю, что вы берёте не количеством, а качеством, да? Ну ладно. Значит, ну, вообще говоря, нельзя считать, что те результаты исследования модели, которые вы получили, являются, ну, имеют отношение, относятся к объекту моделирования. Так можно считать только при том условии, что модель правильно отражает объект моделирования. Вот если модель правильно его отражает, тогда можно считать, что исследование модели – это исследование объекта моделирования. А если нет, то так считать нельзя. А мы не знаем, правильно она отражает его или нет. Мы как раз хотим это узнать. То есть мы взяли некоторые какие-то параметры, как нам кажется, может быть, объекта моделирования, если модель достоверная, узнали. А потом наблюдаем этот объект, смотрим, как он себя ведёт, и смотрим, что у него действительно есть такие особенности. Тогда, которые мы установили путём исследования модели. Тогда, значит, модель достоверная. А если нет, тогда недостоверная. Но я могу вам сказать, что это выглядит неопределённо. То есть не совсем понятно конкретно, что нужно делать, чтобы таким образом узнать достоверность модели. Самый простой способ – это, конечно, задача идентификации.

Так вот, поэтому и в системе Эйдос это так и сделано. То есть достоверность модели оценивается путём решения задачи идентификации и прогнозирования. И это делается следующим образом, количественно.

Значит, есть такой математик Ван Рисберген, который предложил замечательную меру достоверности, которая носит его имя, достоверности модели. И различные меры достоверности, которые сейчас применяются, они являются или прямо самой мерой Ван Рисбергена, или вариантами меры Ван Рисбергена. У неё есть много разных вариантов для двух классов там или где-то тому подобное. Ну, в общем, какие-то частные случаи ещё. Что он предложил? Он высказал такую мысль, что система на основе модели должна правильно относить объект к тем классам, категориям, к которым он относится, и правильно не относить к тем, к которым он не относится. И может ошибаться и в первом случае, и во втором случае.

Значит, когда она правильно относит объект к тем категориям, к которым он относится, то это истинно положительное решение, True Positive. То есть правильно система на основе модели отнесла объект к классу, к которому он относится. Вот. Если она правильно отнесла к классу, к которому он не относится, тогда это True Negative. Позитив – это уровень сходства, вот этот интегральный критерий, который я на лекции рассказывал, больше нуля. А если интегральный критерий меньше нуля, тогда, значит, система решила, что объект не относится к классу. И он действительно к нему не относится. Тогда это называется истинно отрицательное решение.

И ещё существуют ошибки в первом и втором случае. Существует ложноположительное решение, когда уровень сходства больше нуля, то есть система считает, что объект относится к этому классу, а фактически он к нему не относится. И бывает ложноотрицательное решение, когда система думает, что объект не относится к классу, то есть уровень сходства меньше нуля, а на самом деле он к нему относится. Это ложноотрицательное решение.

И вот, когда мы берём, распознаём объекты обучающей выборки, то для каждого из них известно, относится он к тому или иному классу или не относится. И мы можем эти вот сумматоры все посчитать, значения прямо их посчитать можем. И это и предложил сделать Ван Рисберген. И потом предложил формулы, формулы, которые основаны на этих сумматорах и показывают оценку полноты модели, оценку точности модели и оценку достоверности модели, как симметричная геометрическая средняя точности и полноты. И есть разные варианты другие на основе этих же вот параметров: True Positive, True Negative, False Positive, False Negative.

Ребята, вы математики. Значит, я хочу вам сказать, что в математике такие обозначения, как у Ван Рисбергена, не приняты. Что это за обозначения: ТП, ТН, ФП, ФН? Это какие-то программистские обозначения или экономические. Ну программисты, они переменные обозначают не одной буквой, а несколькими. Бывает даже словами, прямо пишут, что это, какой смысл этой переменной, понимаете? А в математике принято одной буквой обозначать переменную. А он обозначил двумя. Так делается в экономике и так делается в программировании. Но я так подозреваю, что он, наверное, сам Ван Рисберген, он, наверное, ближе к программистам.

Значит, теперь какие, ну я вам сказал, что вот эта мера, F-мера Ван Рисбергена является классической мерой оценки достоверности моделей. Но у неё есть некоторые ограничения и недостатки, которые не позволяют её использовать в чистом виде в системе Эйдос.

Первое, значит, недостаток у неё какой? Что он суммирует к этим сумматорам, сумматоры хорошие он придумал. К этим сумматорам суммирует не единички, а уровень сходства. И вот если система думает, что на 4% сходен, сходна эта мышка со стулом, это ошибочное решение. Но ошибка-то маленькая, всего лишь 4% она предполагает сходство. То есть 4% - это 4 сотых. То есть я предлагаю или как бы настаиваю на том, чтобы суммировать к сумматору ложноположительных решений не просто сами решения, а ещё степень, учитывать их степень уверенности системы в этих решениях. В таком случае у нас будет суммироваться к сумматору ложноположительного решения не единичка, а всего лишь 4 сотых, 4 сотых. Таким образом у нас получается нечёткое обобщение меры Ван Рисбергена, потому что система Эйдос обеспечивает не просто идентификацию и не идентификацию, скажем, но она и оценивает их достоверность. И мы должны тоже эту достоверность учитывать.

Второе ограничение меры Ван Рисбергена. Он предполагал, что каждый объект относится только к одному классу. А даже в нашей простенькой вот этой модели элементарной, у нас каждый объект относится к двум классам: конкретному и обобщённому. Вот скажем, мышка один относится к классу мышки и ещё к элементам компьютера относится. Поэтому необходимо разработать мультиклассовое обобщение меры Ван Рисбергена. Я это и сделал. То есть я разработал нечёткое мультиклассовое обобщение классической меры F-меры Ван Рисбергена.

И третий вопрос возникает, ребята, очень серьёзный. Значит, вопрос такой. Ведь эти все вот сумматоры – True Positive, True Negative – они просто отражают количество таких вот случаев, таких решений: истинно положительных, истинно отрицательных, ложноположительных и ложноотрицательных. То есть это абсолютные величины, просто число таких случаев. А число таких случаев зависит линейно от объёма тестовой выборки. Чем больше в этой тестовой выборке примеров, тем больше значения этих сумматоров, естественно. То есть больше и истинно положительных, и истинно отрицательных, и ложноположительных, и ложноотрицательных решений.

Возникает, естественно, вопрос закономерный: а при увеличении объёма выборки, как будет вести себя F-мера достоверности и вот эти вот сумматоры? Как они будут вести себя? И я этот вопрос исследовал численно, прямо в моделях исследовал. И обнаружил (это указано здесь во втором хелпе), что сами эти сумматоры растут линейно, быстрее всего истинно отрицательные решения растут, количество, помедленнее истинно положительные, а ещё медленнее ложноположительные, и ещё медленнее ложноотрицательные решения, количество ложноотрицательных решений. Значит, это естественно, если вспомнить про вот эти вот варианты прогнозирования: положительный псевдопрогноз, отрицательный псевдопрогноз, реальный прогноз и идеальный прогноз. То, что я вам рассказывал, как раз вот из этого понятно, почему истинно отрицательные решения быстрее всего растут.

И я, значит, исследовал, как растут, как изменяются в динамике значения F-меры Ван Рисбергена классической, её мультиклассового нечёткого обобщения, которое я предложил, и меры, которую я предложил и назвал инвариантная относительно объёма выборки, нечёткое мультиклассовое обобщение меры Ван Рисбергена. Почему я его предложил, это инвариантное обобщение? Потому что обнаружилось, что значение классической меры Ван Рисбергена до 500 примеров очень неустойчиво. То есть пока мы меньше 500 наблюдаем объектов выборки тестовой, у нас колебания значений F-меры Ван Рисбергена очень значительны и похожи на затухающие колебания по виду. Очень значительные колебания, то есть примерно на 2/10. Что это значит? Это значит, что если мы говорим там 0,7 критерий достоверности Ван Рисбергена, то он может быть либо 0,9, либо 0,5, понимаете? Это очень, то есть фактически мы не знаем достоверность. Это уже, как говорится, слишком, то есть очень уж сильный разброс. Слишком большой разброс значений достоверности, неустойчивость высокая.

У этой вот меры нечёткое мультиклассовое обобщение (сиреневая, это жёлтенькая - это классическая мера Ван Рисбергена, F-мера). Сиреневая – это вот это нечёткое мультиклассовое обобщение. Таких колебаний нет. То есть она гораздо более устойчива и гораздо лучше ведёт себя при малых выборках. Но при увеличении объёма выборки она падает, понимаете, закономерно падает достоверность. И стабилизируется где-то на 500 наблюдениях. А просто мультиклассовое нечёткое обобщение падает и дальше и стабилизируется только где-то около 3.000 наблюдений.

Значит, какой вывод из этого всего можно сделать? Что если мы имеем не очень много наблюдений, ну там меньше 500, то F-мерой вообще нельзя пользоваться, она неустойчивая очень в этом при таком, при такой статистике, при таком числе наблюдений. А вот F-мера L1, которую я назвал L1, нечёткое мультиклассовое обобщение, можно пользоваться. Но при увеличении объёма выборки она будет падать примерно так, как и классическая мера Ван Рисбергена. А лучше всего пользоваться вот этой вот инвариантной относительно объёма выборки обобщённой мерой, которую я предложил и назвал L2. Она очень устойчива. При 500 примерно наблюдениях она стабилизируется и больше не меняется. А классическая мера Ван Рисбергена и её инвариантное нечёткое обобщение стабилизируется только когда 2.500-3.000 наблюдений.

Если мы посмотрим на сами значения этих мер достоверности, то получается, что согласно F-мере модель самая недостоверная получается. По нечёткой мультиклассовой мере она немного более достоверна, на 1/10 где-то. А по инвариантному обобщению она ещё на 2/10 более достоверная. То есть получается, она более достоверна на 3/10. Если, допустим, у классической меры 0,4, а у этой, допустим, будет тогда на, ну 0,7 где-то достоверность. Это всё на случайных моделях исследовалось, эти закономерности.

Это очень существенно, ребята. То есть мы, если по классической мере мы не можем признать модель достоверной и пригодной для решения задач, то по инвариантной мере вполне можем.

Как это, как получен этот результат, ребята? Каким образом удалось получить эту меру инвариантную? Это описано вот здесь вот у нас в хелпе. И здесь вот у нас ссылка на статью есть, и вот здесь ссылка на эту статью. Как это удалось сделать? Но я сейчас вам в двух словах скажу. Я заменил относительные частоты, то есть эти вот абсолютные частоты, они здесь делятся на их суммы различные. Ну то есть это уже рассматривается как относительные частоты. Я, зная большую предельную теорему, понимал, что если мы заменим относительные частоты на вероятности, то получим более устойчивый критерий, который будет стремиться к истинному быстрее, чем если там будут вот такие вот частоты абсолютные и относительные. Вот. И я заменил на относительные частоты вот эти счётчики True Positive, True Negative, и заменил на вероятности истинно положительного, истинно отрицательного решения, вернее на относительные частоты заменил. И потом из них такие же точно формулы образовал. Получилось очень всё это хорошо и разумно.

Таким образом мы получаем в системе инструмент для оценки достоверности модели. Как этот инструмент использовать? Мы видим вот такую вот экранную форму, в которой слева вот здесь у нас все перечислены модели, и каждая модель два раза упоминается. С суммой знаний и симметрический резонанс, сумма знаний, симметрический резонанс. То есть с разными интегральными критериями. То есть каждая модель рассматривается с двумя интегральными критериями.

И мы здесь видим и строчки с фоном цветным, и колонки с цветным фоном. Что это значит? Значит, колонка с жёлтым, с голубым фоном – это классические F-мера Ван Рисбергена. Значит, мы видим, что, значит, для разных моделей она имеет разную величину. Для разных моделей, разных интегральных критериев. Но максимальную величину она имеет для модели Inf3 с интегральным критерием сумма знаний и симметрический резонанс знаний, 0,920. Видите, да, значение? Девчонки? Что-то вы вообще там…

Видим, видим.

Ну, слава Богу, совсем вас что-то мало стало. Вот. А почему здесь одна линия полоска зелёная, а другая голубая? Потому что вот здесь правее есть мера L1 – это нечёткое мультиклассовое обобщение меры Ван Рисбергена. И по этой мере с интегральным критерием сумма знаний модель более достоверна, чем с другим интегральным критерием, где стандартизированное значение. Ну правда, разница только в тысячных. И дальше, если мы будем двигаться, то мы здесь видим модель L2, критерий достоверности L2, в которой наиболее достоверными являются модели Inf5 и Inf4 с интегральными критериями сумма знаний, 0,929.

То есть наше уже дело, дело специалиста, эксперта, какую модель выбрать для решения задач. Но я могу вам сказать, что вот эти формальные оценки достоверности – это не единственная оценка моделей, которая необходима для того, чтобы её использовать при принятии решения её использовать. Что модель Inf3 – это модель симметричная, я вам рассказывал, что там суммы и средние равны нулю по строкам и колонке. И она поэтому часто даёт лучшие результаты, чем даже более достоверные модели. Но я могу вам сказать, что это вот более высокая достоверность, она может отличаться очень незначительно. Ну, допустим, мы здесь видим, что у нас 0,9 везде там сотые практически совпадают. То есть различие может быть очень незначительным между разными моделями по достоверности. Но я советую использовать при прочих равных условиях, как говорится, иметь в виду, что модель Inf3 очень хорошая.

Теперь мы смотрим на формы графические, которые показывают нам, какое количество истинных и ложных, положительных и отрицательных решений наблюдается при разных уровнях сходства. Вот я поставил курсор на кнопочку и вижу подсказочку снизу, что это графики частотных распределений в зависимости от уровня сходства. Таких графиков я вам не показывал, да, ребята? Объяснял ещё это?

Ещё нет.

Вот, вот смотрите. Значит, ось X – это уровень сходства. Ось Y – это количество таких решений с таким уровнем сходства. Правее Y, то есть оси оси Y, правее у нас решения положительные, то есть уровень сходства положительный. Левее – отрицательные. Значит, есть положительные решения истинные и ложные, и отрицательные истинные и ложные, вообще говоря. Они обозначены разными цветами. Значит, истинные решения тёплыми цветами обозначены: красным и тёмно-красным, таким коричневым. Вот. А решения ложные обозначены синим цветом.

Вот. И мы видим, ну и кривые сглаженные показаны, уровень сглаживания там задаётся в диалоге, но по умолчанию он там 17. То есть мы видим, что, значит, решения отрицательные, они о непринадлежности объектов классам, почти всегда истинные. Ну практически, ну здесь у нас вообще всегда истинные. Это, ребята, теперь вам должно быть понятно, это похоже на отрицательный псевдопрогноз. Когда я сказал, что ничего не произойдёт. То есть когда мы предсказываем, что ничего не произойдёт, то обычно это ошибок меньше, чем когда мы говорим, что всё произойдёт. Помните, да, это дело? То есть решения о непринадлежности, они легче, то есть проще получаются истинные, чем решения о принадлежности.

И вот мы видим, это так на всех моделях практически. Поэтому это мы привёл эти вот псевдопрогнозы, чтобы было это понятно, почему. Ну оно так, в принципе, понятно, почему. Потому что объекты переходят в альтернативные состояния, они не переходят сразу во все состояния. Поэтому получается, что прогнозы отрицательные, они более достоверны, чем положительные. Понятно, да? Вот. Если бы они переходили во все состояния, а в какие-то очень редко они переходили, тогда бы наоборот, положительные прогнозы о том, что что-то произойдёт, были бы более достоверными, чем отрицательные. Так вот, на практике мы видим, что чаще всего объекты альтернативно переходят в состояние, в одно переходят, в остальные нет. Поэтому прогнозы отрицательные гораздо больше имеют достоверность, гораздо более высокую.

Значит, здесь мы видим, что у нас вообще нет ошибочных решений о непринадлежности. А о принадлежности есть и истинные решения, и ложные. Ложные решения, они характерны тем, что низкий уровень сходства. Видите, от нуля до там 27 где-то изглаженная кривулька тут идёт. А истинные решения характерны тем, что у них более высокий уровень сходства.

Это, ребята, замечательный результат, очень серьёзный, из которого можно сделать глубокий вывод, важный вывод о том, что интегральные критерии, применяемые в системе Эйдос, являются адекватной мерой степени истинности решения. Чем выше уровень значения интегрального критерия, тем более вероятно, что решение является истинным. Это, ребята, закономерность, она наблюдается всегда практически, практически на всех моделях.

Вот здесь мы видим, что при повышении… разница между истинными и ложными решениями, количество их нормированное. Получается, что чем выше уровень сходства, тем больше доля истинных решений. Это означает, что в системе Эйдос есть внутренний, достоверный, адекватный критерий степени истинности решения. То есть когда мы смотрим вот на эти вот результаты идентификации и видим, что здесь разные уровни сходства, то мы понимаем, что вот эти вот те, что с низким уровнем сходства – это ложные решения, а те, что с высоким – это истинные.

И мы видели уже, что критерием отличия их друг от друга при интегральном критерии сходства сумма знаний является порог 30%. Вот смотрите, ещё раз показываю вам. Обращаю ваше внимание. Вот, когда ниже 30% - это ложные решения, выше 30% - истинные решения. Но это в модели Inf3 с интегральным критерием сумма знаний, а в других моделях это по-другому. Здесь мы видим разные варианты, видите? Вот. Это модель самая достоверная по критерию L2.

Значит, и смотрите, берём мы принимаем решение использовать модель Inf3 с интегральным критерием сумма знаний. Тогда мы должны вот эти результаты идентификации получить именно в этой модели, не в модели Inf1, а в модели Inf3. И смотреть именно на результаты с интегральным критерием сумма знаний. Для того, чтобы это сделать, мы должны выбрать модель Inf3 текущей. Мы это делаем в режиме 5-6. Это всё написано в хелпах, ребята. Вот мы получаем это очень быстро результат. И потом в режиме 4.1.2 проводим идентификацию, решение задачи идентификации на центральном процессоре, по упрощённому, по упрощённому скоростному алгоритму. Всё, получили мы результаты идентификации. Теперь смотрим уже в модели Inf3 теперь, видите, вот. И смотрим на те результаты, которые с интегральным критерием сумма знаний, потому что именно для них мы видели, что модель та, которую мы будем использовать, именно эта модель с этим интегральным критерием.

И вот мы смотрим, ребята, смотрите. Мышка один – правильно идентифицирована. Мышка два – правильно. Мышка три, мышка четыре, тут это, господи, другие объекты тоже все идентифицированы правильно. Вот. Есть другой разрез интересный, который мы можем использовать, чтобы посмотреть результаты идентификации. Форм выходных много, их 11 штук. Вот, допустим, берём элемент компьютера. Видите, тут есть разные элементы, разные элементы компьютера. Все действительно относятся к элементам компьютера, птичка стоит. Но больше всего похож на элемент компьютера мышка и монитор два, мышка один. А клавиатура немножко поменьше похожа на элемент компьютера. Вот здесь мы видим. Но здесь нормировано к 100%, это условные такие величины здесь.

Значит, мы можем провести синтез моделей с вот этим критерием без отбрасывания 100%. То есть все их используем, учитываем результаты распознавания. Тогда эта форма будет содержать больше сведений. Тут самые недостоверные сведения были выброшены, ребята. А теперь мы их оставили, чтобы показать вам эти результаты, просто все. И правильные, и неправильные, с низкой достоверностью, с высокой достоверностью. Вот. И вот мы на них сейчас посмотрим просто и всё. Вот смотрите. Значит, какие у нас получились результаты по всем, по всем объектам. То есть у нас результаты всегда правильные получаются. Видите? То есть те, кто на с наиболее высоким уровнем сходства классы, действительно к ним и относятся объекты. То есть результаты идентификации безошибочные. Но такой вот правда маленькой модельке. На больших моделях тоже получается хорошо. То есть этот интегральный, эти интегральные критерии, они реально помогают оценить степень сходства объекта с классом. И эта оценка достоверная.

Если мы посмотрим вот на нижнее окошко, там, где у нас сумма знаний, и выберем те результаты, которые уровень сходства выше 30%, то они всегда истинные, ребята. Если ниже 30%, то мы просто их игнорируем, не смотрим на них. Все истинные результаты всегда выше 30%. Вот. То есть мы с вами решили задачу идентификации. И задача прогнозирования точно так же решается, как и задача идентификации, только другая интерпретация шкал описательных и классификационных. При решении задачи идентификации интерпретация статичная, что описательная шкала – это свойства, а градации – это значения свойств. А градации классификационных шкал – это классы, то есть категории обобщённые, к которым относится объект моделирования. То при прогнозировании у нас динамическая интерпретация. Класс, эти описательные шкалы – это факторы, а градации – это значения факторов. А градации классификационных шкал – это будущие состояния объекта управления, вот, в которые объект управления переходит под воздействием этих факторов с этими значениями.

Вот, собственно, ребята, мы сейчас это рассмотрели эти две задачи. Ну вот так вот. Теперь следующий вопрос, ребята, это у нас задача принятия решений, управления, которая решается в системе Эйдос в разных вариантах: в упрощённом варианте и в развитом варианте. В упрощённом варианте она решается просто в режиме 4-4-8. Это просто один режим, который позволяет эту задачу решить в упрощённом варианте. А в развитом варианте она использует эта задача принятия решений, использует результаты решения задач исследования моделируемой предметной области. То есть там решается много задач, 11 задач при исследовании предметной области. И результаты решения некоторых из этих задач используются для принятия решения в развитой форме.

Ну а теперь давайте про упрощённый вариант принятия решений. Что здесь можно сказать? Значит, она связана с задачей прогнозирования. То есть задача принятия решений связана с задачей прогнозирования. Задача прогнозирования связана с задачей идентификации. Я вам уже сказал, что идентификация и прогнозирование вообще это практически одно и то же. А вот задача принятия решений, она связана с задачей прогнозирования, но определённым образом связана. Каким же именно? А сейчас слушайте внимательно, просто что я скажу. За фразами следите. При прогнозировании мы по значениям факторов определяем, в какое будущее состояние перейдёт объект управления или объект прогнозирования. То есть по значениям факторов определяем будущие состояния объекта моделирования.

А при принятии решения, что мы делаем? По будущему состоянию объекта управления мы определяем, какие значения факторов переводят этот объект управления в эти состояния. То есть, если очень коротко, при прогнозировании по факторам мы определяем будущее состояние, а при принятии решения наоборот, по будущему состоянию определяем факторы, которые обуславливают переход в это будущее состояние. То есть задачи разные, обратные. Ну это примерно как задача сложения и вычитания, умножения и деления являются взаимно обратными. То есть можно умножить на что-то, а можно разделить и получить обратно то, что было. Понятно, да? Всё абсолютно то же самое. Можно к семёрке прибавить пять и получить там 12, а можно от 12 отнять пять и получить семёрку. То есть обратная задача. Понятно?

Да.

Понятно. Понятно. Ну вот вы получаете пятёрку, идёте на самый экзамен. И всё потому, что вы сказали понятно, понятно. Да. А вот кто не сказал понятно, это Елизавета и Зарина.

Мне тоже понятно.

Ну тогда ты тоже идёшь.

Понятно.

Тогда вы тоже идёте на самый экзамен. Вот. А если кто-то скажет, что ему непонятно, ну тогда он не идёт, соответственно. Это шутка, конечно. На самом деле вы все идёте на самый экзамен.

Вот. Значит, теперь смотрим, как это решается в системе. Значит, это делается в режиме 4-4-8, видите, да, вот на схеме. А здесь вот то, что я вам рассказывал, коротко написано в таком лаконичном стиле. Но я немножко подробнее это всё рассказываю. Может быть, даже и не всё рассказываю, что здесь написано. Ну, по-моему, так примерно всё, но лаконично. Переходим в этот режим 4-4-8. И задаём в этом режиме целевое будущее состояние. Вот, к примеру, четырнадцатый класс. И задаём модель наиболее достоверную, в которой мы решаем задачи, Inf3. Видите, да? У нас получается таблица. Слева у нас значения факторов, способствующие переходу объекта моделирования в это состояние. Справа – препятствующие. И нагрузка, то есть сила влияния. То есть здесь у нас факторы слева способствующие переходу в это состояние, то есть положительно влияющие на это, в разной степени. Некоторые сильно влияют положительно, некоторые поменьше, более слабо, а некоторые вообще чуть-чуть там вообще влияют. То есть сердечная нагрузка 4,5, потом, видите, тут 3,5, 3,15, 1,9, 1,2, 0,9, а потом тут внизу вообще-то у нас 0,2, понимаете, нагрузка. Это сколько? В восемь раз слабее, чем первая, да, влияет. И также у нас есть и препятствующие значения факторов, препятствующие переходу в это состояние. Если мы на них посмотрим содержательно, что там написано, то мы увидим, что всё правильно соответствует, соответствует интуитивным представлениям.

Если мы вот здесь вот нажмём на кнопочку свод-диаграмма, то получим в графической форме семь наиболее сильно положительно влияющих значений факторов на переход объекта в это состояние и семь наиболее сильно отрицательно влияющих. Сила влияния изображена толщиной линии, связывающей состояние будущее объекта управления и значения факторов. А цвет означает положительное влияние, способствующее переходу, или препятствующее переходу синее.

И мы видим, что и толщина линии сильно отличается. То есть первые значения факторов довольно сильно влияют, а потом всё слабее и слабее. Довольно заметная разница. Вот здесь вот уже в четыре раза слабее влияет, чем первые. Толщина линии здесь нормирована и соответствует силе влияния, положительной или отрицательной.

Таким образом, ребята, я хочу вас ваше внимание акцентировать на таком моменте, что мы, используя систему и эмпирические данные, смогли разработать модели, причём это было удобно в сервисном варианте сделано, смогли разработать модели, которые отражают силу и направление влияния значений факторов на принадлежность объекта моделирования к различным категориям или на его переход в определённые будущие состояния, соответствующие классам.

Я хочу подчеркнуть, мы определили и силу, и направление влияния значений факторов на поведение объекта управления. Вообще, если так по-простому, то это фантастика, так без ложной скромности я вам скажу. Потому что обычно вот эти вот нагрузки в свод-таблицах, свод-матрицах определяются экспертным путём на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции соискателя. Потому что эксперты, он, конечно, скажет, что экспертом был мой руководитель, его знакомые. Но на самом деле экспертом был он сам.

Ребята, вы знакомы с тем, что такое SWOT-анализ вообще? Ну кто-нибудь рассказывал? SWOT-анализ рассказывали вам или нет?

Рассказывали.

Да? Да, третья пара – это чувствуется. Вот. Так вот, когда показывают эту вот SWOT-матрицу, обычно она выглядит следующим образом. Там указываются слева факторы способствующие переходу объекта в определённое состояние, справа – препятствующие. И делятся эти факторы ещё на две части: внутренние факторы фирмы, к примеру, предприятия, и внешние факторы окружающей среды. То обычно традиционно она разрабатывается путём экспертных оценок. То есть спрашивают специалистов, которые в этой области разбираются, как это повлияет. И они вот говорят: это повлияет положительно, это отрицательно, это слабее, это сильнее. То есть это всё формируется на основе экспертных оценок. А экспертные оценки – это оценки на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции. Адекватны ли это оценки, ребята? Ну, в общем, да, конечно, если человек разбирается, конечно, они адекватные. Но степень адекватности ограниченная, где-то примерно 70-80%. Вот. Если же объём данных исходных очень большой, человек не способен его обработать, тогда возникает проблема, как составить такую матрицу. Вот. И обычно это не делается для моделей очень большой размерности. То есть это нереально вообще сделать вручную. Вот. И тогда возникает идея, что можно вообще-то это было бы автоматизировать. И вот здесь вот описано, как это сделано в системе Эйдос на основе эмпирических данных. Статью я написал в 2014 году, вот, как раз, когда этот был там чуть-чуть до Майдана ещё, месяц до Майдана. Вот. Ну, в общем, вот я реализовал это в системе Эйдос. Но, конечно, я делал поиск в интернете, осуществлял и пытался найти систему, которая автоматизирует SWOT-анализ. И нашёл только систему Парус бухгалтерскую, в которую можно ввести вот эту матрицу вручную, и она нарисует SWOT-диаграмму. Ну не знаю, может не в таком виде, там в другом каком-то виде нарисует SWOT-диаграмму. А чтобы она её рассчитала эту SWOT-матрицу, я не нашёл таких систем. Но могу вам сказать, что, в принципе, это все системы управления, они содержат, конечно, в своих моделях информацию о том, как влияют факторы, с какой силой и в каком направлении на поведение объекта управления. Конечно, они такую информацию содержат. Но она у них не выводится в виде SWOT-диаграмм. Дело в том, что SWOT-диаграммы всё-таки применяются больше экономистами. И в некоторых, специалисты в некоторых областях, скажем, в теории управления, они это же самое делают, но фактически так не называют, а называют это по-другому, используют другую терминологию. Поэтому, когда я говорю, что нет систем, которые SWOT-диаграммы разрабатывают, то их-то, конечно, нет, но системы управления разрабатывают нечто похожее, очень похожее.

Теперь смотрим ещё в системе, что есть у нас какие дополнительные возможности. Мы можем взять и оценить, как влияет конкретный фактор. Вот, например, форма, как влияет на принадлежность классу элемент компьютера. Для этого мы ставим курсор на нужную шкалу и включаем фильтр. Мы получаем, что вот такая форма способствует принадлежности к этому классу, круглая и квадратная. А вот такая вот круглая, прямоугольная, сложная, овальная препятствует. То есть мы можем исследовать влияние любого фактора. Здесь написано, что это такое, свод-диаграмма, как называется приложение, как называется шкала и как называется градация шкалы, то есть класс, соответствующий будущему состоянию объекта управления.

Ну, в общем, я вам показал это, как принимаются решения в упрощённом варианте. И теперь мы, наверное, подойдём к вопросу о том, как принимаются решения в развитом варианте. Но дело в том, что у нас осталось 6 минут. За 6 минут мы, конечно…

Четыре.

Четыре даже минуты, да? То есть за это время, ну, по моим оценкам шесть. Ну ладно. Значит, мы, конечно, за это время не рассмотрим этот вопрос. Но я могу, значит, могу начать его и рассказать вам, что на этом мы остановились, а мы на следующем занятии это продолжим с этого места. Кто у вас тут староста? Есть тут староста или нет? Что-то, по-моему, и…

Сейчас нет её.

Нету, нету, да? Ну тогда вы запомните, пожалуйста, и скажете, что мы начинаем рассмотрение развитого алгоритма принятия решений. Режим 6.3. Развитый алгоритм принятия решений. Вот с этого места мы начинаем следующее лабораторную работу.

Чем этот алгоритм интересен, ребята? Он реально может быть применён в развитых системах управления интеллектуальных, адаптивных интеллектуальных системах управления, которые, модель которых меняется в зависимости от того, как меняется сам объект управления, окружающая среда. И, значит, при этом применяются результаты решения задачи исследования моделируемой предметной области. То есть мы эти результаты будем использовать. Поэтому, когда мы этот вопрос будем рассматривать, то заодно мы рассмотрим и вопрос об исследовании, решении задачи исследования предметной области путём исследования модели, потому что просто мы результаты решения этих задач исследования будем применять при принятии решения. Это здесь вот как раз и обозначено вот этими стрелочками всеми. То есть в развитой форме это будет необходимо исследовать, использовать результаты исследования.

Теперь вопрос возникает такой: а чем нам не подходит SWOT-анализ? Он же вроде бы как вполне позволял нам принимать решения. Да, в простейшем варианте два, да. Но есть у него свои тоже ограничения. Первое ограничение, слушайте, в чём заключается? В том, что когда мы выбирали класс, соответствующий будущему состоянию, в которое мы хотим перевести объект моделирования, объект управления, то мы выбирали один класс, один класс, видите? А нам, может быть, руководство скажет пять классов там включить как целевые. Ну, например, мы, если работаем с фирмой какой-то, то эта фирма должна получить большой объём качественной продукции, а также должна получить высокую прибыль и рентабельность. То есть у неё много целевых состояний будет в натуральном выражении, количество, качество продукции, и в стоимостном выражении – прибыль, рентабельность. Может быть, даже по видам продукции или по подразделениям, понимаете? То есть, а SWOT-анализ, он только даёт для одного класса раскладку по факторам, какие факторы необходимы, чтобы перевести объект в это состояние.

И второе ограничение заключается в том, что вот в этом перечне факторов, ребята, которые у нас тут рекомендуются для применения, как для принятия решений, вот, не все факторы мы, может быть, можем применить, потому что у нас может не быть соответствующих технологий. То есть есть два ограничения вот этого стандартного способа принятия решений. Поэтому я называю его упрощённым. А вот как они преодолеваются эти ограничения, мы рассмотрим как раз в развитом алгоритме принятия решений, где эти все ограничения преодолеваются. И преодолеваются они тоже с помощью результатов, которые получаются тоже в системе Эйдос, она полностью обеспечивает это всё, что здесь описано. Но в режимах исследования моделируемой предметной области.

Вот на этом, ребята, сегодня мы занятие закончим наше лабораторное. И на следующем занятии мы начнём вот это рассмотрение этого развитого алгоритма и заодно, между прочим, рассмотрим и решение задачи исследования моделируемой предметной области. Какие есть вопросы у вас, ребята?

Вопросов нет.

Ну, почему?

Вопросов нет.

Я думал, вы скажете, у нас вопрос, когда занятие закончится. Или вы знаете, когда?

Мы знаем, оно уже закончилось.

Оно уже и закончилось. Ну тогда всего самого хорошего, здоровья вам. Приходите на следующее занятие.