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

***Российская Федерация***

***Потемин Илья ПИ2103***

**127 Интеллектуальные информационные системы и технологии. Лабораторная 4. 2020-10-09**

Заголовок

Лабораторная работа в системе Eidos: Обновление, анализ моделей и оценка достоверности

Резюме текста

1. Введение и организационные моменты:

Занятие представляет собой лабораторную работу №4 по дисциплине "Интеллектуальные информационные системы и технологии" для группы ИТ 18-23, проводимую 9 октября 2020 года. Ведущие: профессоры Луценко Е.В. и Аршинов Г.А. Подчеркивается важность активного участия студентов и задавания вопросов.

2. Практическая работа и установка системы:

Студентам необходимо включить компьютеры с установленной системой Eidos и повторять действия преподавателя для освоения практических навыков работы, а не простого наблюдения. Проводится опрос в чате для подтверждения установки системы и готовности к повторению.

3. Обновление системы Eidos:

Обсуждается необходимость обновления системы до последней версии (на момент занятия - 08.10.2020). Описываются два способа обновления: автоматический через "Start Eidos" (предпочтительный, если работает корректно) и ручной – скачивание файла обновлений по предоставленной ссылке и его распаковка в папку с системой (при выключенной системе). Проводится опрос в чате для подтверждения обновления.

4. Анализ и оценка созданных моделей (Режим 5-5):

Восстанавливается лабораторная работа 3.03. Демонстрируется безопасное использование графического процессора после исправлений. Рассматриваются матрицы моделей (статистических Abs, PRC1, PRC2 и системно-когнитивных), объясняется их структура (классы, признаки/свойства/факторы). Подчеркивается разница между абсолютными частотами (некорректны для сравнения характерности признаков из-за разного числа объектов в классах) и относительными/условными частотами (модель PRC2), которые позволяют делать выводы о характерности признаков для классов.

5. Меры информативности и связи признаков (INF1, INF3):

Объясняется расчет и смысл меры количества информации (INF1, на основе меры Харткевича), показывающей, сколько информации о принадлежности к классу дает знание признака. Положительные значения указывают на характерность, отрицательные – на нехарактерность признака для класса по сравнению со средним по выборке. Упоминается связь INF1 с мерой Хи-квадрат (INF3) и коэффициентом возврата инвестиций (ROI). Отмечается, что сравнение характерности признаков удобнее проводить с помощью этих количественных мер, а не визуального анализа матриц частот, особенно при больших размерностях.

6. Необходимость и концепция верификации моделей (Режим 3-4):

Подчеркивается критическая важность оценки достоверности (адекватности, валидности) созданных моделей перед их использованием для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений или исследования предметной области. Использование недостоверной модели может привести к неверным выводам и решениям.

7. Процесс верификации и F-мера Ван Ризбергена:

Верификация проводится путем решения задачи идентификации на обучающей выборке (скопированной в распознаваемую). Стандартным критерием оценки является F-мера Ван Ризбергена, рассчитываемая на основе счетчиков True Positive, True Negative, False Positive, False Negative.

8. Недостатки классической F-меры и ее обобщения в Eidos:

Критикуется классическая F-мера: она бинарна (не учитывает степень уверенности системы в решении) и зависит от объема выборки (абсолютные счетчики растут с объемом). В Eidos предложены обобщения: нечеткое (учитывает уровень сходства/уверенности) и мультиклассовое (корректно работает при принадлежности объекта нескольким классам). Также предложена инвариантная относительно объема выборки мера, основанная на относительных частотах, которая стабилизируется значительно быстрее.

9. Интерпретация результатов верификации:

Демонстрируются частотные распределения уровней сходства для истинных и ложных решений. Показывается, что истинные решения обычно имеют высокий уровень сходства, а ложные – низкий. Это позволяет установить порог достоверности (например, 40%), ниже которого решениям системы доверять не стоит.

10. Практическое применение и выводы:

Проводится идентификация с использованием выбранной модели (INF3). Подчеркивается, что анализ гистограмм распределения уровней сходства (Режим 3-4) дает понимание того, насколько можно доверять результатам идентификации (Режим 5-6) в зависимости от полученного уровня сходства. Занятие завершается, напоминается о следующей паре.

Детальная расшифровка текста

1. Введение и организационные моменты

Здравствуйте, ребята. И Георгий Александрович.

Доброе утро.

Здравствуйте. Здравствуйте. Здравствуйте.

Молодцы, ответили.

Сегодня 9 октября 2020 года.

Первая пара 8:00-9:30.

Лабораторная работа номер четыре с группой ИТ 18-23 по дисциплине интеллектуальные информационные системы и технологии.

Занятие ведёт профессор Луценко Евгений Вениаминович и профессор Аршинов Георгий Александрович.

Лабораторное занятие, поэтому, ребята, если у вас какие-то вопросы возникают, сразу спрашивайте.

2. Практическая работа и установка системы

Значит, на лабораторном занятии вы должны включить свои компьютеры и стараться на них повторять то, что я делаю.

И на них должна быть установлена система Eidos.

2.1. Проверка установки и готовности

Значит, давайте я сейчас сделаю небольшой опрос. В чате вы мне напишите, что вам это удаётся сделать. То есть у вас система установлена, и вы повторяете за мной то, что я делаю.

Потому что на лабораторных работах вы должны осваивать навыки, получать навыки работы, а не навыки смотрения на экран.

Навыки смотрения на экран у вас давно выработаны, это я знаю.

Значит, пишите мне в чате, у кого установлена система: установлена, повторяю, установлена, повторяю.

Давайте.

Или установлено, не повторяю, не установлено, не повторяю. А что такое система?

Разные варианты ответов есть.

Я уже сказал, что... А что такое система? Да? Самый последний вариант.

Установлено, повторяю. Молодец, ты идёшь на самоэкзамен. Димитро Дмитрий.

Артём тоже. Ну, остальные не аттестуются, что я могу сказать.

Вот. О, видите, сразу быстренько сообразили. Тоже установлено, повторяю, Денис написал.

Молодцы, я понял, вы просто медленно пишете. Установлено, повторяю, Татьяна.

О, Наташа.

Вот, Денис. Ну так вообще вы молодцы, ребята, просто вообще. Удивительно даже.

3. Обновление системы Eidos

Ну вот. Значит, теперь, что мы делаем? Совместный доступ к экрану.

И... Да, ещё вот что, ребят. Я сейчас вам это покажу.

Значит, сейчас запускаем систему. Всегда старайтесь запускать Start Eidos, если возможно, если у вас он не ругается.

Если ругается, тогда вот что, смотрите. Переходим на мой сайт.

Вторая, второй пункт. Скачать и запустить систему Eidos. А здесь вот у нас есть ссылочка такая.

Я специально её жирным шрифтом выделил.

И покажу вам сейчас в чате её.

Ну вот.

Значит, эта ссылочка она на файлы обновлений, которые, если вы запускаете Start Eidos, он, если он более новый, чем исполнимый модуль системы, который находится у вас в папке, то этот файл скачивается и разворачивается. Вы можете сами его скачать по этой ссылочке, никаких проблем нет, он малюсенький, там 10 МБ. Вот, и развернуть его в папке системы. Ну, естественно, система при этом не должна быть запущена.

Тогда система обновится точно так же, как будто бы вы запустили Start Eidos.

3.1. Проверка версии и подтверждение обновления

Значит, у вас должна на компьютере быть версия 08.10.2020, то есть вчерашняя версия.

Поэтому давайте сейчас мне в чате подтвердите: система обновлена, система обновлена или там обновлено, обновлено, такое что-нибудь напишите.

Давайте, сейчас обновляйте и пишите мне.

Два, три, четыре, пять, шесть. Шесть человек.

А их вообще студентов семь.

А в чате написали только шесть, что система... Ну Денис, это понятно. А остальные как?

Вот.

Ну что ж, молодцы.

Вот. Ну, в принципе, вот так изредка надо делать, потому что я над системой работаю всё время. И новые функции, и поаккуратнее реализуются те функции, что были.

4. Анализ и оценка созданных моделей (Режим 5-5)

Вот. Теперь, что мы делаем? У нас по плану сейчас мы смотрим, какие созданы модели. Это делается в режиме 5-5. И оцениваем их достоверность. То есть на прошлом занятии мы, видимо, всё остальное уже рассмотрели.

Вот. Значит, восстанавливаем третью 3.03 лабораторную работу.

Всё по умолчанию, поэтому всё происходит очень быстро.

Вот.

4.1. Использование графического процессора

Используйте теперь графический процессор без опасений, потому что я исправил там неточность, которая была.

Только в том случае придётся использовать центральный, если будет выдаваться ошибка, если у вас карта не Nvidia. И не или чипсет не Nvidia.

Ну это редко бывает, но если уж такое случилось, ну тогда на центральном процессоре считайте.

4.2. Обзор созданных моделей

Вот. Теперь что мы сделали? Мы установили лабораторную работу и провели синтез моделей, верификацию. Теперь мы смотрим э режим 5-5.

В этом режиме мы можем посмотреть на сами базы данных, которые созданы, база данных моделей. Каждая модель представляет собой матрицу.

И есть три модели статистических: Abs, PRC1, PRC2. И у них у всех есть свои названия у этих моделей.

Значит, и семь системно-когнитивных моделей, которые здесь вот перечислены, какие у них частные критерии, как они рассчитываются.

Про это я вам рассказывал, что, как они рассчитываются, объяснял подробно, что эти вот частные критерии тесно взаимосвязаны. Что идёт речь о том, что сравниваются два числа. Одно из них - это фактическое число наблюдений итого признака в житой группе, в житом классе, объектов житого класса. А другое - теоретическая частота их наблюдения этих признаков, итого признака в житом классе.

4.3. Сравнение частот: Хи-квадрат vs Мера информации

И можно это сравнение сделать двумя способами. Если мы это делаем путём вычитания, то это Хи-квадрат. Если делаем путём деления n-итого житого на теоретическую частоту, то у нас получается то выражение, которое под логарифмом теории информации, мера Харткевича. Или то выражение, ребята, которое в коэффициенте возврата инвестиций РОИ, из которого вычитается единица. То есть это очень интересно, что эта мера Хи-квадрат, она, видите, связана и с количеством информации, и с коэффициентом возврата инвестиций.

4.4. Анализ матриц моделей

Вот, и мы можем посмотреть на матрицы модели сами. Здесь видно, что у нас колоночки - это классы, строки - это значения свойств в данном случае, но это могут быть и значения факторов. И внизу вот здесь вот мы видим, что у нас разных объектов, то есть по разным классам представлено разное количество объектов: один объект, два, два, три объекта, четыре, один, один, три там и так далее.

4.5. Недостатки абсолютных частот и переход к относительным (PRC2)

Поэтому вот эти числа, которые здесь в матрице абсолютных частот, их нельзя использовать для сравнения, ну, для того, чтобы делать выводы о том, характерно или не или не характерен, или более, или менее характерен тот или иной признак для того или иного класса. Вот, допустим, размер один признак под руку. Он три раза встречается у средств связи и три раза встречается у элементов компьютера. Казалось бы, можно сделать такой вывод, что этот признак одинаково характерен для объектов этих классов. Но это было бы неправильно такой вывод делать. Почему? Потому что средств связи у нас три предъявлено в обучающей выборке, а элементов компьютеров семь.

Получается, что 100% средств связи обладают этим признаком, и там где-то около 40% элементов компьютера.

Значит, мы это можем увидеть уже относительные частоты, условные и безусловные, уже в модели PRC2.

Значит, смотрим размер под руку. И крутим вправо. И видим, что у нас средств связи 100% этим признаком обладают, а элементов компьютера 42%, ну 43. А в среднем по всей выборке 30% объектов обучающей выборки обладают этим признаком.

5. Меры информативности и связи признаков (INF1, INF3)

Ну, что можно сказать? Что это означает, что этот признак более характерен для средств связи, чем для элементов компьютера.

И для и для обоих этих классов, объектов относящ относящихся к обоим этим классам, это признак характерный, более характерный, чем в среднем для всех объектов.

5.1. Интерпретация меры информации (INF1)

Вот это сравнение, его можно проводить, конечно, как говорят, с помощью зрачков, ну то есть смотреть вот и сравнивать и думать, что это всё значит. Но я вам скажу так, что это дело такое неблагодарное. И к тому же эта матрица очень маленькая у нас, такая учебная. А если там 400 классов, там тысячи признаков, даже там десятки тысяч признаков может быть, ну тогда вот так вот не сравнишь вообще. Просто фактически это нереально. Поэтому в системе Eidos это сравнение автоматизировано.

Вот мы смотрим сейчас сюда. Вот этот размер под руку. И двигаемся вправо. И видим, что количество информации, какое количество информации мы получаем о том, что объект относится к некоторому классу, если узнаём, что у него этот признак размер под руку. Мы получаем о принадлежности этого объекта классу средства связи 0,779 бит. Здесь прямо в битах нормировано. А о принадлежности к элементам компьютера 0,231 тысячная бита. Ну на самом деле там ещё четыре знака есть, которые здесь не отображаются. То есть этот признак более характерен для средств связи, чем для элементов компьютера. А мы видим здесь вот некоторые значения с минусами. Это что означает? Это значит, что этот признак встречается у объектов этого класса, у элементов компьютера встречается признак размер 312, вот такой. Но он менее характерен для объектов класса элемент компьютера, чем для других.

И этот признак больше характерен для стула, для сумки там, для аксессуаров, для мебели. А вот для элементов компьютера, он у них присутствует такой признак, но он менее характерен, чем для других классов. Ну это примерно как вот длинные волосы у студентов, они встречаются, но они менее характерны, чем у студенток. Для них. Чем для студенток.

5.2. Интерпретация меры Хи-квадрат (INF3)

И мера, мера вот эта замечательная Хи-квадрат. Я вам сказал, что INF1 и Хи-квадрат тесно взаимосвязаны математически. Мы видим, что, в общем, здесь нулей нет. Да, кстати, вот я хотел вам такую мысль высказать. Вот смотрите, если мы этот логарифм, вот видите, логарифм отношения, да? А, значит, вы можете взять логарифм числителя минус логарифм знаменателя. Вот здесь, это видно, да?

Можно по-другому сделать. Можно взять логарифм числителя, но не числителя, а логарифм n-итого житое. И прибавить, раз это произведение, логарифм n / n-итое n-житое. Но если его перевернуть наоборот, тогда надо отнять, а не прибавить. Тогда логарифм меняет знак. А это и есть Хи-квадрат. То есть у нас получается так, что если здесь мы возьмём, то это будет у нас в абсолютном выражении. Вот, просто количество встреч итого признаков объектов житого класса. А если мы возьмём вот так сделаем, как я сказал, с мерой количества информации, то у нас получится разность логарифмов. То есть логарифм частоты встречи итого признаков житом классе минус логарифм теоретической частоты встречи. То есть фактическая частота, логарифм фактической частоты минус логарифм теоретической. То есть это вообще практически, ну почти то же самое, потому что логарифм - это монотонная функция, ну она нелинейная, но она монотонно растёт с увеличением аргумента. Поэтому получается, что будет вести себя одинаково и Хи-квадрат, и мера количества информации. Различие там, ну, скажем так, в каких-то коэффициентах.

6. Необходимость и концепция верификации моделей (Режим 3-4)

То есть мы модели посмотрели. Теперь нам надо посмотреть на достоверность этих моделей. Как оценивается достоверность моделей?

6.1. Важность оценки достоверности

Это длинный разговор довольно-таки. Значит, вот мы заходим, для того, чтобы оценить достоверность модели, в режим 3-4. Ну, во-первых, давайте я вам сейчас скажу одну очень важную вещь, которую я считаю прямо вот важной.

Вот смотрите, вот это наша схема преобразования данных в информацию, её знание. Вот мы это всё сделали на прошлых занятиях, я всё это подробнейшим образом рассказывал вам на понятийном уровне, чтобы всё было вам понятно. Вот. И вот мы все эти модели посчитали и посмотрели сейчас.

А теперь я говорю про то, что нужно выбрать наиболее достоверную. Вопрос возникает: а зачем? А дальше мы собираемся решать задачи: задачи идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путём исследования её модели. И вопрос возникает такой: а в какой модели мы собираемся эти задачи решать? Какой попало? Или какой-то есть критерий, который позволяет нам выбрать для этой цели, ну, наилучшую в каком-то смысле модель? В смысле этих критериев.

6.2. Понятия достоверности, адекватности, валидности

Ну и ответ очень простой: конечно, надо эти задачи решать наиболее достоверной модели. И тут я спрашиваю: а почему? А потому что что означает вообще достоверность модели? Что это значит? Смысл какой этого термина? Это означает, ребята, насколько хорошо модель отражает моделируемую предметную область. Если она хорошо отражает, ну прямо похожа вот на моделируемую предметную область, то тогда говорят о том, что модель высоко имеет высокую достоверность. И есть ещё синоним этого термина - адекватность.

Вот. Ну, кому нравятся иностранные слова, могу говорить адекватность модели, степень адекватности модели. Некоторые даже говорят вот психологи валидность модели.

Слово валидность, оно иностранного происхождения, и в русском языке есть слово инвалид. Инвалид - тоже слово иностранного происхождения, оно означает неправильный.

Вот. А валидность, валид означает правильный.

Ну то есть, э степень валидности модели - это степень её правильности. А правильность имеется в виду именно вот достоверность. То есть насколько эта модель правильно отражает моделируемую предметную область.

6.3. Последствия использования недостоверных моделей

Так вот, если модель правильно её отражает, ребята, то тогда можно решать задачи. Тогда это оправдано, осмыслено. Вот, допустим, мы будем проводить идентификацию объекта, он будет отнесён моделью к какому-то классу объект по своим признакам, которому он действительно относится, потому что модель правильно отражает предметную область. Мы будем прогнозировать с помощью этой модели, у нас будет получаться прогноз, который осуществится. Почему? Потому что модель правильно отражает, как факторы влияют на объект моделирования. Мы будем принимать решения с помощью правильной модели, и это решение потом приведёт э после реализации к достижению целевого состояния объекта управления. Мы будем исследовать моделируемую предметную область путём исследования модели, и результаты исследования можем считать, что это результаты исследования самого объекта моделирования. Почему? А потому что модель правильно его отражает. Если же модель недостоверна, то тогда мы идентифицируем объект в этой модели, а он, может быть, неправильно отнесён к каким-то классам. Принимаем решения, а они не приводят к достижению цели, прогнозируем, это не осуществляется. Думаем, что объект моделирования обладает такими-то свойствами, исследуя модель, а он ими не обладает.

Ну то есть я хочу сказать, что если модель недостоверна, то вообще пользоваться ей нельзя. Это некорректно.

6.4. Риски использования моделей без оценки достоверности

А корректно ли решать эти задачи, если мы вообще не э знаем, какая достоверность модели. И я вам сейчас могу вам сказать, что я сталкивался с такой ситуацией на защитах. Когда соискатель описывает, что он создал такую-то, такую-то модель, и я ожидаю, что сейчас он скажет про то, что он измерил её достоверность, она оказалась высокой, и он дальше решал задачи в этой модели высокой достоверности. А он раз, этот момент вообще никак не упомянул про достоверность, даже вот намёком. И говорит: "Вот мы создали модель, и вот мы выработали рекомендации", - говорит. Понимаете? Какие-то решения он выработал с помощью этой модели и рекомендовали их предприятию, которое моделировалось, эти решения исполнить.

И я, значит, сижу с Валерием Ивановичем на совете. Я сейчас не помню, э, ну я обычно ничего не спрашиваю, потому что это может рассматриваться, ну, в общем, короче, не спрашиваю. А есть профессора, которые спрашивают на заседании со-, на в обсуждении, в дискуссии, говорят, вопросы задают, там, когда по регламенту это положено. Говорит один профессор, спрашивает: "А вот вы достоверность модели каким-то образом измеряли?" Этот соискатель говорит: "Нет, не измеряли". "Вот, ну тогда какое у вас право было рекомендовать какие-то решения на основе этой этой модели?"

"Это же вот вообще профанация, авантюра. Вот вы представляете, а вдруг модель недостоверна, а вы предложили какие-то рекомендации. Эта фирма выполнит эти ваши рекомендации, и обанкротится, потому что они оказались неправильными. А неправильными они оказались потому, что модель-то была недостоверная".

И замечательный ответ, просто вот я запомнил этот ответ. Почему я всё это рассказываю? Потому что мне просто это вот запомнилось, что сказал соискатель. Ну он-то должен оправдываться, защищаться.

Вот. Он и защищался. Он говорит: "А у нас, - говорит, - эта фирма эти рекомендации выполнила, и получилось всё прекрасно у неё. Они именно достигли той цели, которая, в общем-то, декларировалась, что она будет достигнута, если это выполнить".

Тот этот профессор говорит: "Ну, значит, вам просто повезло, понимаете? Это как вот в русскую рулетку. Вот крутишь этот барабан, бамс, осечка, и нету там пули. Ну, значит, вам повезло, понимаете? А могла быть пуля".

Вот. То есть, что это значит? Ну это значит, если перевести на русский язык, что если вы не измеряли достоверность модели, это не означает, что она недостоверная. Это вообще ничего не означает, понимаете? Это может означать, что она достоверная, а может означать, что она недостоверная.

То есть, не так, она может быть и достоверной, и недостоверной. Неизвестно просто, какая она. А когда неизвестно, то тогда вот эта вот выработка рекомендаций, решение других задач - это вообще-то риск.

Понимаете? То есть это вот такая игра с огнём, я бы сказал. Вот. Ну и раз у них это, как говорится, получилось достичь цели, ну тогда, значит, повезло, значит, модель была достоверная. Просто мы об этом не знали, понимаете? А могло не повезти. А они могли выработать рекомендации, они бы их выполнили, и обанкротились бы. Или у них ситуация бы ухудшилась. Поэтому этот момент является чрезвычайно важным.

6.5. Обязательность проверки достоверности

Я ваше внимание обращаю на то, ребята, чтобы вы всегда в будущем, когда вы столкнётесь с тем, что кто-то рассказывает, что кто-то создал какие-то модели, или вы сами создали какие-то модели, чего-то там, предприятия, какой-то предметной области, то сразу после того, как слово модель или там слово, слова создана модель, разработана модель, сразу вы должны вспоминать: а как же достоверность этой модели? Интересно, какая? Это означает, видите, синтез и верификация. Верификация - это проверка достоверности на достоверных данных.

То есть проверка адекватности модели там или правильности модели на достоверных данных путём решения одной из задач какой-нибудь. Можно решать задачу принятия решений и смотреть, получится объект, перейдёт нужное состояние или нет. А можно решать задачу идентификации, смотреть, объект относится к данному классу или нет. Ну проще всего, конечно, решить задачу идентификации. Так обычно и делается.

То есть, чтобы проверить достоверность модели, решается задача идентификации объектов э-э, какой выборки, ребята? Той, в которой известно, к каким классам эти объекты относятся. То есть это обучающая выборка. Но система, ни одна система обучающую выборку не распознаёт, не идентифицирует. Она используется для синтеза модели только. А чтобы её использовать для верификации модели, для этого нужно эту обучающую выборку скопировать в распознаваемую выборку, а потом уже провести её идентификацию.

7. Процесс верификации и F-мера Ван Ризбергена

А потом проверить, насколько правильно это получилось.

И вот как эта проверка осуществляется, сейчас мы это рассмотрим.

7.1. Режим верификации (3-4)

Значит, это режим 3-4, специально предназначенный для того, чтобы оценивать достоверность модели.

7.2. Помощь по мерам достоверности

Значит, мы открываем помощь. Открываем помощь по мерам достоверности. Кстати, у меня был смешной случай один как-то раз. Я, когда ещё были очные занятия, говорю ребятам: "Открываем help этого режима".

И начинаем изучать, что он, собственно говоря, делает. Я вам комментирую. Вот. И открывают, все открывают этот help, смотрят. А одна девушка, кстати, она была староста, не открывает help.

Сидит. Вот. Я говорю: "А вы почему не открываете?" Ну, система у неё на экране видно, что она работает. "А вы почему не выполняете то, что я вам говорю? Почему вы help не открыли?" Она мне отвечает замечательно. Я вот почему вам это рассказываю, потому что такие случаи просто умилительные. Она говорит: "А там нет хелпа".

Я говорю: "А что там есть?" Она говорит: "Там написано помощь по мерам достоверности". Я говорю: "А помощь - это не help, что ли?" - говорю. "Нет, - говорит, - это помощь, а help - это help". Я говорю: "А, ну тогда ладно". То говорит, может, я говорю, тоже, тогда я её вообще молчу, понимаете? Вот. То есть она не открыла почему? Потому что там написано не не help, а помощь, понимаете?

Я говорю: "Так что, вы хотите, чтобы я написал помощь, а в скобочках help, что ли?" Так тогда весь словарь пере- э писать там в меню везде, да? Ну это вообще. Вот, умилительный случай, мне мне понравилось.

7.3. F-мера Ван Ризбергена

Вот. Смотрим этот эту помощь или этот help. Значит, э есть такой замечательный математик, э Ван Ризберген. Ну, он старшего поколения, я не знаю, лет на 15-20 меня старше. Вот. Я когда последний раз смотрел Википедию, там было написано, что он работает.

Вот. То есть он такого преклонного возраста, но работает, понимаете, пишет там работы научные всё. Э он предложил меру достоверности модели, которая сейчас считается общепризнанной классической мерой достоверности модели. Фактически это, ну, стандарт, я бы сказал, такой в этой области. Есть и другие меры, но они все похожи на меру Ван Ризбергена. То есть они как бы являются её вариациями различными этой меры. Ну я тоже не удержался, тоже предложил вариации. Сейчас я вам расскажу про это.

Ну, конечно, когда уже эта мера существует, то намного проще, понимаете? То есть там, а, вот там чуть-чуть что-то не так. Сейчас я вам расскажу. Вот. А когда её не было, вот как вообще оценить достоверность модели? Ван Ризберген э этот вопрос решил, ну, на мой взгляд, очень убедительно. Он говорит так: что должна делать модель? Она должна позволять нам решать задачи различные. Простейшей из таких задач является задача идентификации.

То есть сравнение конкретного объекта с обобщёнными образами классов. То есть уже предполагается, что они уже существуют эти обобщённые образы классов, там на более раннем этапе, когда модель создавалась, они были созданы.

Вот. Сейчас мы не это обсуждаем. Они существуют эти обобщённые образы классов. И объекты с ними сравниваются, с этими обобщёнными образами. И дальше, слушайте внимательно, модель должна правильно относить объекты к тем классам, к которым они относятся фактически. И правильно их не относить к тем классам, к которым фактически они не относятся.

Вот. И что может ещё делать модель? Она должна это делать, но не всегда это делает. Иногда она ошибается чаще или реже. Лучше, когда реже. Иногда она относит объекты к тем классам, к которым они не относятся на самом деле. А иногда э не относит объекты к тем классам, к которым на самом деле они относятся.

Ну я не знаю, как уловили вы или нет. Может, здесь какая-то сложность есть такая логическая. Значит, но сейчас я вам покажу примеры, когда вы сразу поймёте всё.

7.4. Счетчики TP, TN, FP, FN

Значит, теперь, что он сделал для того, чтобы определить, насколько хорошо система относит объекты к тем классам, к которым они относятся, насколько хорошо не относит к тем, к которым они не относятся. И насколько часто она совершает ошибки. Он предложил ввести четыре сумматора. Как в программировании, он эти сумматоры, не как в математике, а как в программировании. Он назвал эти сумматоры числовые переменные, присвоил им следующие имена: True Positive, True Negative, False Positive, False Negative. Ну True False - это понятно что, да? Это как помощь и help, да? True - это истина, False - ложь, да? То есть истинные и ложные решения. А что такое позитив-негатив? Позитивные решения, негативные? Это тоже несложно. Когда система в соответствии с моделью определяет, что объект похож на класс, похож, то есть уровень сходства объекта с классом положительный, больше нуля, тогда это называется положительное решение. Если же объект в соответствии с моделью не похож на класс, то есть уровень сходства этого объекта с классом отрицательный, то говорят о негативном решении. Ну, соответственно, существуют True Positive, True Negative, False Positive, False Negative решения.

7.5. Формула F-меры и ее компоненты (Точность, Полнота)

И используя эти переменные, Ван Ризберген предложил F-меру. Почему она F, я не знаю. Честно скажу вам. Вот. Назвал бы её там Р-мера, например. Я бы догадался, что это значит Ризберген. А он назвал почему-то F-мера.

Вот. Так вот, он предложил использовать эти переменные различные характеристики модели: точность модели, полнота модели и ещё ряд характеристик. Здесь я их не привожу, их легко найти в интернете. Я видел целую таблицу с различными характеристиками модели, которые получаются с помощью расчётов по несложным формулам на основе вот этих вот значений этих сумматоров, которые я вам перечислил.

И F-мера представляет собой выражение такое вот. Вверху в числителе удвоенное произведение точности на полноту, а внизу в знаменателе сумма точности и полноты. Вот эта вот мера - это всё обосновано, ребята. Эта мера и есть F-мера Ризбергена. Ну есть разные варианты, я сказал. Вот, который вы можете посмотреть. Это такой наиболее простой вариант.

Эта мера, она нормирована от нуля до единицы. То есть если модель имеет наибольшую достоверность, то F-мера принимает значение единица. Если наименьшее, тогда ноль.

8. Недостатки классической F-меры и ее обобщения в Eidos

Теперь смотрим, как решена задача идентификации в системе Eidos.

8.1. Выбор модели для идентификации (INF3)

Значит, мы возьмём за наиболее достоверную модель э модель INF3. Это модель Хи-квадрат.

Ну, я вам скажу так, что вот у меня довольно большой опыт применения системы для того, чтобы решать различные задачи, э создавать модели, применять их для решения задач. И я могу вам сказать, что мне очень нравится именно мера Хи-квадрат. Ну, на втором месте, наверное, можно меру Харткевича назвать. Иногда бывает, что мера Харткевича даёт более высокую достоверность, чем Хи-квадрат, но обычно Хи-квадрат как-то вот, я бы сказал, более рельефно, выпукло, что ли, показывает все зависимости. Вот мне нравится просто вот чисто вот на основе опыта, я могу вам сказать, что это очень замечательная мера. То есть Пирсон вообще молодец. Это тоже мера Пирсона. Взаимосвязи между наличием признаков и принадлежностью объектов с этими признаками к тем или иным категориям обобщающим.

8.2. Режим идентификации (5-6)

Значит, нам для того, чтобы решить задачу идентификации, - вы это запомните, - нам нужно выполнить режим 5-6. Да, кстати, вот это всё запоминать, конечно, не так просто, поэтому я вам покажу, где это дописано всё. Значит, мы можем перейти в режим диспетчер приложений, и там тоже есть помощь, Help. И там всё это написано. Сначала вводим из таблицы данные, потом смотрим, что там у нас получилось после формализации исходных предметной области, классификационные шкалы, описательные шкалы, обучающую выборку. Потом синтез модели осуществляем, потом смотрим эти модели в режиме 5-5. Всё это мы как раз и делаем.

Всё это там написано.

Вот. Значит, смотрим э режим 5-6 - это выбрать модель и сделать её текущей. Мы выбираем модель F3, делаем её текущей. Это быстро происходит, и даже когда большие размерности. И потом производим само решение задачи идентификации.

8.3. Предупреждение о перезаписи результатов

У нас предупреждает система, что распознавание уже проводилось, идентификация и распознавание - это синонимы. Уже проводилось модели INF7. А вы хотите в INF3 это сделать. Да, хотим, мы говорим. А почему было в INF7, знаете, ребят? Потому что когда мы осуществляли синтез и верификацию модели, то они все по очереди э рассчитывались и потом проверялись на достоверность. И последняя была модель INF7, потому что она просто последняя вот в данной версии.

Значит, мы нажимаем, видим, что здесь варианты выбора процессора, выбираем графический процессор и считаем э распознавание проводим, и все выходные формы, 10 выходных форм считаем.

8.4. Просмотр результатов идентификации (Режим 4-1-3)

Потом смотрим на результаты решения задачи идентификации. То есть мы вопрос о достоверности моделей рассматриваем в тесной увязке с решением задачи идентификации, которая у нас вот в этом э списке идёт первой эта задача. Почему мы это так делаем? Почему в увязке с решением задачи идентификации? А просто по той причине, что с помощью идентификации мы определяем достоверность модели. Вот этот вот ромбик, на самом деле мы пробную идентификацию обучающей выборки проводим, и вот этот ромбик, он связан с этим вот блоком как раз. Решением этой задачи. Можно, я вам сказал, что можно это делать и решая другие задачи, но проще всего это делать, решая задачу идентификации.

8.5. Анализ первой формы результатов

Поэтому мы сейчас её решили и смотрим, что у нас получилось. Результаты решения задачи идентификации находятся в режиме 4.1.3. Здесь довольно много выходных форм различных. Наиболее простецкой такой является первая форма. Мы её с неё и начнём. Остальные даже не все будем рассматривать.

Вот. Что это за форма, ребята? Слева мы видим объекты обучающей выборки, которые были скопированы в распознаваемую и было проведено распознавание. И мы видим справа два окошка: вверху и внизу. Эта экранная форма. Чем они отличаются? Тем, что способ сравнения объекта с классами в нижнем окошке один, называется интегральный критерий сходства сумма знаний. А вверху это другой интегральный критерий, называется интегральный критерий сходства семантический резонанс знаний.

8.6. Интегральные критерии сходства и их связь с теорией

Я вам подробно опишу эти интегральные критерии, их достоинства. Вот. И опишу, как связано решение задачи идентификации с разложением в ряды функции состояния объекта идентифицируемого по функциям классов.

Вот. Но сейчас мы не это рассматриваем, не задачу идентификации, поэтому сейчас я это не буду рассказывать. А скажу только вот что, смотрите. Конкретные объекты каким-то образом, в какой-то степени сходны с теми или иными классами и в какой-то степени отличаются. Значит, вот видите, уровень сходства положительный: 9%, 22, я в процентах это делаю, так, ну просто так легче воспринимать.

И вот видим, что птички стоят. Птички - это то, что у нас фактически факт. То есть факт у нас состоит в том, что объект отнесён системой к этому классу элемент компьютера и действительно относится к этому классу. Это истинно положительное решение.

А вот следующая строчка, третья, мышка один отнесена к классу телефон и средства связи. А фактически она к ним не относится. Это ложно положительное решение.

Вот. То есть система, она иногда правильно принимает решение, иногда ошибочно. Если мы вот так вот пролистаем все эти объекты обучающей выборки и будем смотреть на правые окошки, то мы увидим, что истинные решения всегда стоят на первых позициях, первая, вторая строчка. Всегда истинные решения. Сложные решения встречаются, но они всегда на третьей, четвёртой строчке.

Вот. И у них уровень сходства с классами, э, которым ошибочно система отнесла объект, всегда довольно маленький. Вот он может быть, допустим, 4%. Видите? 4% уровень сходства.

Вот. Ну, то есть это ошибочное решение, но оно это ошибочное с очень низким уровнем сходства. Что этот уровень сходства значит? Он означает, так можно по-простому сказать, степень уверенности решения, степень уверенности системы в этом решении.

Вот, допустим, мяч теннисный, да? Он идентифицируется как образ, обобщённый образ мяч и спорт инвентарь. Система в этом, в общем-то, уверена. На 70% у неё вероятность того, что это правильное решение. Она даёт такую оценку. А потом она ещё думает, а может это сумка там, какая-нибудь клавиатура. Вот клавиатура, она тоже уровень сходства положительный, то есть он больше нуля. Но он-то ведь всего лишь 1%. И даже вот у нас, видите, что этот мяч теннисный, почему-то оказался похож на стул, на вешалку, но он-то похож всего на ноль, на полпроцента.

То есть, ну, можно сказать так, что не похож вообще. Э, это ж не 70% сходства. А теперь смотрите, вот здесь вот отрицательные идут величины, видите? То есть это теннисный мяч, он не похож на стол, на монитор, на мышку, на телефон. И больше всего не похож он на элемент компьютера.

Вот.

9. Критика F-меры и предложенные улучшения

Значит, теперь смотрим меру Ван Ризбергена. У меры, э, да, сейчас выполним.

Значит, дело в том, что вот эти вот э достоверности мы можем изучать тогда, когда все модели были просчитаны и формы соответствующие созданы только что. Поэтому там такое сообщение выдаётся. Мы же провели распознавание в конкретной модели, поэтому надо во всех. Значит, смотрим, ребята, режим 3-4. Help. Помощь точнее.

9.1. Недостатки классической меры (бинарность, зависимость от объема)

Вот. И, ребята, значит, я хочу вам сказать, что Ризберген э прекрасную меру предложил. Но у неё есть некоторые недостатки с нашей точки зрения. Но эти недостатки, они связаны именно с тем, как мы, какой системе мы хотим применять эту меру для оценки достоверности. Дело в том, что система Eidos - это система искусственного интеллекта, которая не только даёт прогноз или э оценивает степень сходства объекта с классом, ну, или относит объект или не относит объект к классу, но она-то не просто относит или не относит, она ещё э даёт нам оценку, в какой степени она его относит или не относит, понимаете? То есть она ещё показывает уровень уверенности в своём решении об отнесении объекта к классу или не отнесении.

То есть это система нечёткая в хорошем смысле этого слова.

Вот. То есть, что значит в хорошем смысле этого слова? То есть она не просто говорит, относится объект к классу или не относится, она ещё описывает, в какой степени он относится или не относится. То есть это нечёткое э решение.

Вот. Это считается сейчас достоинством большим. Мы можем считать, что те, к которым она больше всего, в наибольшей степени относится, к ним она и фактически относится. Тогда мы переводим это вот нечёткое решение в чёткое, так сказать. Хотите сказать, к какому классу? Вот к этому, к которому наибольшее сходство.

Вот. Это соответствует лемме Неймана-Пирсона. Нейман - это замечательный математик, американский, который предложил модель компьютера, модель Фон Неймана. Задолго до того, как компьютеры были фактически созданы, ещё до войны, Первой мировой войны. И ввёл в обиход, в научную терминологию, связанную сейчас, которая сейчас ребёнку известна каждому: это процессор, логическое устройство, оперативная память, внешняя память, э команда там, программа. Вот это всё - это Фон Нейман, ребята.

Вот. То есть входные устро-, устройство ввода информации, устройство вывода информации. Вот. Всё это вот его э терминология. То есть он, можно сказать так, он придумал компьютер. То есть он его, ну как бы, сочинил, что такое устройство должно быть с такими вот свойствами, с такими параметрами, с такими вот э функциями.

Вот. А потом он был создан. И когда он был создан реально компьютер, то оказалось, что вот эта терминология Фон Неймана и модель Фон Неймана, они как раз вот идеально совершенно описывают то, что было создано. То, с чем мы сейчас и работаем практически. Ну, потом она, конечно, совершенствовалась, мультипроцессорные системы были разработаны, всё это развивалось. Но, в общем, так вот и есть: оперативная память, внешняя память, ввод, вывод информации, обработка информации, программы, команды, всё так и есть.

Вот. Так вот, смотрите, ребята. Ван Ризберген, он суммирует к этим сумматорам единички всё время.

Значит, если истинно положительное решение, он суммирует единичку к этому сумматору. А если ложно положительное решение, он тоже вычитает едини-, то есть суммирует тоже единичку. False Positive.

А мы-то видим, что система-то она отнесла, допустим, объект к классу, но у него уровень-то сходства э, скажем, 1,2%. То есть это не единичку надо суммировать, а одну сотую надо суммировать. False Positive. Да, система ошиблась, но она ошиблась на чуть-чуть. Она ж не пишет, что это прямо точно к этому классу относится объект. Она пишет, что всего лишь всего лишь 1% уверенности в том, что он относится, понимаете? То есть она ошиблась совсем чуть-чуть. Поэтому нужно это чуть-чуть и суммировать.

9.2. Нечеткое и мультиклассовое обобщение F-меры

Значит, я предложил, соответственно, обобщить меру Ван Ризбергена, предложил нечёткое обобщение меры Ван Ризбергена.

9.3. Инвариантное обобщение F-меры

Второй момент. Если вы посмотрим на матрицу исходных данных, которую мы уже разглядывали эту матрицу, то, значит, вы помните, наверное, что э я вам говорил о том, что вот в этой матрице, смотрите, ребята, две классификационных шкалы. Это что означает? Что каждый объект обучающей выборки относится к одной градации одной классификационной шкалы и к одной градации второй классификационной шкалы.

Ну то есть он относится к двум классам одновременно. Это нормально или нет? Как вы считаете? Я думаю, что таких объектов, которые относятся только к одному классу, вообще в природе не существует.

Вот, допустим, берём мы преподавателя какого-нибудь, ну меня, например, берём в качестве примера, почему-то мне так проще. Вот я профессор Кубанского государственного аграрного университета. А ещё кто? А ещё я дедушка, а ещё кто? А ещё я отец, а ещё кто? А ещё муж. А ещё кто? А ещё сын. А ещё кто? А ещё мужчина. А ещё кто? А ещё я россиянин, краснодарец там и так далее, и так далее, и так далее. Понимаете? То есть я ко многим отношусь категориям одновременно. Любой объект э относится очень к большому числу категорий. Но не все эти категории нас интересуют. Но, значит, модель Ван Ризбергена, модель достоверности, она предполагает, что объект относится только к одной категории. Ну это, ребята, я бы сказал так, несколько несерьёзно, э далеко от действительности, понимаете? Ну это бывает задачи, бывают, конечно, задачи. Болен человек или здоров, например. Ну тогда да, одна категория, э и там, то есть одна классификационная шкала, и в ней один или ноль написано, да или нет, понимаете? Вот. Ну, так понятно, что такое бывает, но это, как сказать, редкий случай, когда только два класса. Вот, допустим, мы хотим идентифицировать студент или студентка. Да, тогда одного э достаточно одной классификационной шкалы. И объект будет относиться к одному из классов. Эти эти классы альтернативны, то есть он либо к одному относится, либо к другому.

Вот. А если ещё ещё у него есть успеваемость какая-то у этого студента. Вот, допустим, он относится э пол у него есть студент или студентка. А ещё у него есть успеваемость по математике или там по программированию. И тоже там стоит 5, 4, 3, да, допустим, там или хорошая, средняя, плохая успеваемость.

Вот. И у него тогда будет два уже класса, что он студент, и у него хорошая успеваемость. Уже к двум классам он будет относиться. А если там ещё, а там может быть сколько угодно таких вот классов, понимаете, их могут быть сотни. Недавно я решал задачу, где было 500 классификационных шкал, то есть объект относился сразу к 500 классам. Объект обучающей выборки разным.

Значит, соответственно, необходимо меру Ван Ризбергена обобщить. То есть разработать мультиклассовое обобщение меры Ван Ризбергена.

9.4. Зависимость классической меры от объема выборки

Следующий момент, ребята, это я сейчас критикую меру Ван Ризбергена, а потом скажу, что я их все преодолел эти недостатки меры Ван Ризбергена. Значит, следующий недостаток. Он-то ведь рассматривает сумматоры, ребята, абсолютное количество. Вот сколько таких вот решений было? True Positive, True Negative, False Positive, False Negative. Вот сколько таких было решений?

А, ребята, если мы все эти сумматоры просуммируем, все эти варианты: True Positive, True Negative, False Positive, False Negative просуммируем. У нас когда какая-то происходит идентификация объекта, то всегда к какому-то из этих сумматоров суммируется единичка. К одному из них. Не может быть так, чтобы было и True Positive, и False Positive, вы же понимаете. Вот. То есть либо, то есть к какому-то одному из них суммируется единичка, к остальным нет. При кажд- э при каждой идентификации объекта. Получается такая интересная ситуация, что если мы сложим все эти сумматоры, у нас получится число объектов обучающей выборки или распознаваемой выборки при распознавании.

Вот. Из этого следует очень интересный такой вывод, что если мы увеличиваем объём распознаваемой выборки, всё больше и больше объектов распознаём, то у нас эта сумма будет расти, значение всех сумматоров. И значение каждого из них тоже будет расти, но с разной скоростью. Если модель хорошая, то True Positive, True Negative будет расти быстрее, чем False Positive, False Negative. Если модель плохая, в зависимости от объёма выборки, понимаете? То есть вот можно себе представить. Сейчас я вам даже возьму, открою такой вот суперредактор. И, значит, вот вам э покажу, как это может выглядеть.

Вот. Значит, смотрите, вот я беру и провожу линию. Одну, вот линию провожу, вторую линию провожу, вот третью и четвёртую.

Вот. И вот здесь вот пишу, что это у нас такое? Это у нас True Positive. Это вот у нас True Negative. Это False Positive. Вот. А это False Negative. Вот. То есть что это значит? А это вот у нас э э объём распознаваемой выборки.

Вот. число объектов. Вот. И мы видим, м, что число объектов, которые распознались правильно, растёт быстрее, чем э неправильно. Это что означает? Что это значение сумматора выше, чем вот это при любом объёме выборки.

И если мы возьмём вот такие графики построим для реальных данных, и увидим что-то очень похожее, ребята. Только они будут расти не так вот ровно линией, они будут чуть-чуть вот так вот отклоняться от этой линии, то выше, то ниже. Потому что новый объект добавляется в обучающей выборки, возможно, он просуммируется не к True Positive, а к True Negative там. То есть будет получаться они не совершенно ровные. Но если их аппроксимировать, там тренд провести линейный, то будет именно вот так. И отклоняться они будут не очень сильно. То есть при малых значениях будет заметно это отклонение. А при больших значениях доля каждого объекта будет всё меньше и меньше, и будет всё меньше и меньше отклонения.

9.5. Стабилизация инвариантной меры

Так вот, ребята, э если мы возьмём, посчитаем меру Ван Ризбергена для э выборки разных объёмов, то получается очень неприятная у нас есть особенность этой меры Ван Ризбергена, которая просто вот она, ну, я так немножко неформально вам скажу, просто вымораживает, понимаете? То есть просто, ну, вызывает негодование какое-то, я не знаю. То есть она, эта мера Ван Ризбергена становится, оказывается зависящей от объёма выборки, понимаете?

Ну это как-то странно вообще. То есть модель-то одна и та же. Вот. Она эта модель, это математическая модель, имеет определённые свои свойства. И мы когда эти свойства измеряем с помощью применения этой модели для решения задачи идентификации, то при разных объёмах выборки у нас получаются разные оценки достоверности этой модели, понимаете?

Причём они ухудшаются с увеличением объёма выборки. То есть чем больше объём выборки, тем хуже модель работает. Ну это можно объяснить, конечно. То есть это понятно, почему происходит. Но как-то неприятно это. Возникает вопрос: а можно ли разработать какой-то вариант меры Ван Ризбергена такой, чтобы это свойство, ну как-то нивелировать, что ли, или минимизировать эти вот последствия зависимости от объёма выборки.

Вот. Я написал статью такую, где предложил решение всех этих вопросов.

Значит, сейчас я вам эту в чат её, эту статью отправлю.

Значит, я вам советую эту статью посмотреть. Ну сейчас мы даже так бегло её посмотрим. Она имеет следующую структуру эта статья. Сначала, смотрите, инвариантно относительно объёмов данных, нечёткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности модели Ван Ризбергена. Войска анализа в системе Eidos. Сначала описывается классическая мера Ван Ризбергена. Потом э её недостатки описываются. Краткое традиционное описание, э в обычных математических обозначениях, проблемы меры Ван Ризбергена, недостатки её. А потом решение этих проблем. Сначала нечёткое мультиклассовое обобщение меры. Вот, а потом инвариантно относительно объёмов данных обобщение. Соответст- выполнение принципа соответствия, асимптотическое, то есть привлечение объёма выборки, они там стремятся там к этой классической мере там и так далее, при разных там параметрах. Вот. Ну здесь я сейчас немножко нечётко сказал, неправильно. В общем, короче, э они соответствуют этой мере Ван Ризбергена при тех условиях, при которых она разработана. Вот. И потом приводится численный пример, как эта мера работает. Здесь ссылочки даются на источники соответствующие.

Поэтому, значит, здесь особо я ничего не буду рассказывать. Всё здесь достаточно понятно.

9.6. Предложенный способ инвариантного обобщения

Значит, я предложил очень простой способ, ребята, я бы сказал, ну, такой очевидный совершенно, который напрашивается прямо вот. Я, знаете, как предложил обобщить, получить инвариантное обобщение меры Ван Ризбергена? Я просто предложил заменить абсолютные частоты относительными частотами, которые стремятся к вероятностям при увеличении объёма выборки.

То есть частоты не стремятся к чему-либо, они расползаются, это величины, которые не имеют предела. Понимаете? У них нет какого-то предела, к которому они стремятся при увеличении объёма выборки. А они постоянно просто увеличиваются, растут. Я вам нарисовал графики, как они растут. А я предложил заменить их вероятностями, ну, почти вероятностями, относительными частотами, которые стремятся к вероятностям, к стабильным каким-то пределам, понимаете? При увеличении объёма выборки. И когда я это сделал, то тогда получилось замечательно, я считаю.

9.7. Сравнение классической и обобщенных мер на графиках

Вот этот жёлтенькая - это классическая мера Ван Ризбергена. Сиреневая - это мультиклассовое обобщение, нечёткое обобщение меры Ван Ризбергена. Значит, смотрите, она идёт выше. То есть, согласно этой мере, достоверность модели выше, чем по классической мере Ван Ризбергена. Почему выше? А потому что в случае ошибок суммируются не единицы к сумматорам, а 1/100 там, 28/100 там или 2/10, ну не единица. А суммируется вот этот вот уровень сходства, который система даёт. А он всегда не очень большой, когда ошибочные решения. Уровень сходства, уровень уверенности системы всегда низкий.

То есть она ошибается, но она сама сомневается, понимаете? То есть уровень её уверенности низкий в этом решении, в ошибочных решениях. Это общая закономерность. Поэтому, значит, когда мы вот эти формы смотрим, гистограммки результатов идентификации, мы видим, что там есть ошибочные решения, но но истинные всегда находятся впереди с более высоким уровнем сходства, а ложные находятся там дальше, у них низкий уровень сходства. И поэтому, если суммировать не единички, а вот эти вот низкие уровни сходства, там доли единичек, там сотые, там десятые, то получается достоверность выше. Вот эта вот разница, она отражает именно вот этот факт, что истинные решения имеют достоверность более высокую, чем ложные. Уровень сходства имеет более высокий, чем ложный. А это вот, смотрите, синенькая - это инвариантная мера, э мультиклассовая, нечёткая, инвариантная относительно объёма выборки. Мы видим, что её особенностью является то, что она очень быстро стабилизируется. То есть когда вот эти вот э классическая мера, мультиклассовое нечёткое обобщение ползут ещё вниз, явно так заметно, где-то на примерно на 500х объектах распознаваемой выборки происходит стабилизация этой инвариантной меры.

И дальше она почти не меняется практически. Вот. А остальные меры, они продолжают меняться до 2.500 где-то. Ну, может быть, там, если продолжить, они уже там дальше не меняются.

9.8. Выводы по графикам и установление порога достоверности

Вот. Теперь обратим внимание вот на что. Вот эта мера классическая, смотрите, что с ней происходит при малых объёмах данных. Она очень неустойчива при малых объёмах данных. Видите? То есть, например, такие колебания у неё. То есть оценка достоверности модели модели по классической мере Ван Ризбергена при малых объёмах выборки, примерно до 300, 400 примерно примеров объектов распознаваемой выборки, она очень-очень э имеет большую погрешность.

То есть она то завышенная сильно, то заниженная, понимаете? То есть какие-то очень сильные колебания у неё. Эта особенность отсутствует и у нечёткой мультиклассовой меры, и тем более у инвариантной относительно объёма выборки. То есть это устойчивые меры, которые быстро сходятся. При небольших объёмах выборки до 500, они вообще совпадают друг с другом практически. И дают оценку достоверности модели значительно более высокую, и всё увеличивающуюся, э в зависимости от объёма выборки. Ну я вам ска- могу сказать, что вот, допустим, модель по классической мере там где-то 37, 0,37. Это вообще слабенькая модель, такая на три с минусом, понимаете? И вдруг выясняется, что эта модель вообще-то 0,7 имеет достоверность. Это уже, ну, хорошо, скажем так, оценка.

Вот. Почему? А потому что разумные решения принимаются. Суммируются к ошибочным сумматорам, которые суммируют ошибочные решения, суммируются соответствующие уровни сходства. Вычисляются не частоты, а вероятности, ну, относительные частоты, не абсолютные, а относительные частоты. Получается, что фактически у нас есть критерий для оценки достоверности модели, который гораздо более убедительным является, чем мера классическая Ван Ризбергена.

10. Практическое применение и выводы

Смотрим выходную форму по результатам решения задачи идентификации. И видим, что здесь у нас каждый объект сравнивается со всеми классами.

Есть замечательная лемма Неймана-Пирсона, вот этот Нейман, я вам про него уже упоминал, э, которая звучит следующим образом: есть основание считать, что объект относится к тому классу, ну я немножко перефразирую, там термины использую свои, э, о принадлежности к которому в его системе признаков наибольшее количество информации содержится. А в классической формулировке там вместо классов - группа.

То есть, есть основание считать, они говорили про меру Хи-квадрат в этой лемме. Есть основание считать, что объект относится к той категории, к той группе, вот, э, о принадлежности к которой в его признаках наибольшее количество информации. Что интересно в этой лемме? Ребята, она совершенно, так скажем, убедительная, но она, почему это называется лемма? Потому что это не просто мнение этих двух учёных выдающихся, а это следствие теоремы, оно доказано строго математически, понимаете? То есть это, то есть факт просто математически установленный. Вот. Так вот система Эйдос на этом факте основана. В ней так вот и считается, что объект относится к тому классу, о принадлежности к которому в его в его признаках наибольшее количество информации. То есть надо просчитать суммарное количество информации. У нас есть модели, где написано, какой признак, какое количество информации содержит о принадлежности объекта к тому или иному классу.

А теперь, если у нас их много этих признаков у объекта, то надо суммарное посчитать количество информации. Чем мы и займёмся сейчас. Но я сейчас хотел сказать ещё вот что про Неймана. Ну, Пирсон известен как разработчик, э, основной разработчик параметрической статистики. Ну, как основной? Ну, никто не считал точно, но процентов 80-90 вообще того, что там есть, это его просто труд, его вклад. Есть другие учёные выдающиеся, которые внесли в это вклад свой, э, критерии различные предложили, Фишер, Стьюдент, э, Кендл, значит, ну, есть, конечно, безусловно. Но вот вклад Пирсона, он такой определяющий, понимаете, подавляющий. То есть там буквально вот куда ни не ткни пальцем будет, всё это в основном его заслуга, разработка этой параметрической статистики, основанной на распределении Гаусса. И в том числе вот и это. А Нейман, ребята, Нейман - это, можно сказать так, гений. То есть если посмотреть вот на его личность, на его судьбу, то прямо вот э гениальность прямо так вот и очевидна, я бы сказал, понимаете, просто очевидна. Значит, я знаю ещё одного такого человека, э, то есть ну блестящие учёные, великолепные, идеи очень интересные, эрудированные, замечательные, значит, результаты получены в математике, в разных областях науки, вот кибернетики. Вот. э, ну просто вот он умница, понимаете, замечательный учёный. Вот. И он обладал очень интересной особенностью. Он э мог в уме считать как компьютер, даже лучше. Проводил- проводилось соревнование именно вот его и компьютера. И, значит, там была программа, объём данных какой-то, нужно было клавиши по клавишам Enter клацнули. И кто бы даст решение? Э Нейман выдавал решение быстрее.

То есть он в уме считал с большими числами, длинными, там, ну такие, которые на всю доску цифры. Э корни там семьдесят пятой степени, там, в общем, он мог вычислять какие-то колоссальные расчёты делать.

Вот. И э какой человек известен ещё один только? Ну вообще я вам скажу так, что есть такие артисты оригинального жанра, которые выходят на сцену и показывают такого рода э достижения, что они могут там вот э складывать огромные числа, вычитать, умножать, делить, корни извлекать. Но чтобы они были выдающимися математиками, э такого не было, понимаете? То есть эти вот артисты, они не являются выдающимися математиками, они являются артистами. А вот было два выдающихся математика всего в истории, которые обладали такими способностями. То есть были именно выдающимися математиками, гениальными. И при этом ещё обладали такими способностями вычислительными. Это Фон Нейман и Леонард Эйлер. Два вот таких человека было известно вот в истории. Леонард Эйлер, с ним известен случай такой, что нужно было срочно разработать проект фрегата какого-то там военного. И ему дали этот заказ, ну, грубо говоря, после обеда, к вечеру ближе. И он всю ночь проработал и утром принёс просчитанный проект.

Значит, сейчас оценивали объём вычислений, но такой, что примерно год институту работать, понимаете?

То есть он как гениальный математик все формулы, всё, математическую модель судна разработал, теоретическую, ребята, формульную, понимаете, аналитическую модель. А потом взял и её численно просчитал всю. Понимаете? Вот сейчас вот дать нашим сейчас ребятам задание просчитать, сделать модель аналитическую нового судна, а потом просчитать. Год работы, используя современные компьютерные технологии, как минимум, понимаете?

Вот. Вот всё, вот я вам сейчас описал это. И аналитика высочайшем уровне. То есть он просто вот эти уравнения написал, все формулы, и он их порешал, понимаете? Вот. Правда, он после этого потерял глаз. Вот перенапряжение было у него, конечно, серьёзное очень. И психическое, и физиологическое чисто. Вот он потерял глаз после этого.

Вот. Так вот, э есть шуточки соответствующие про Фон Неймана, там задачки дают ему там про муху, ещё там что-то. И он мгновенно даёт ответ. И ему говорят: "Мы так и думали, что вы догадаетесь, как её решать". А эта задачка такая школьная, она в уме решается. А он говорит: "Ничего я там и не догадался. Я просто взял, составил ряд и посчитал сумму ряда с огромным числом слагаемых". То есть он в лоб её решил, понимаете, не догадываясь ни до чего. Ну это шутки, конечно, он он догадался, ясное дело.

10.1. Реализация Леммы Неймана-Пирсона в Eidos

Значит, ну теперь давайте о том, как рассчитывается у нас э уровень сходства конкретного объекта с классом в соответствии с интегральным критерием сумма знаний, соответствующего лемме Неймана-Пирсона. Значит, ну, очень просто. Вот они сказали, что суммарное количество информации. Кстати, обратите внимание, они говорили про Хи-квадрат на самом деле, а использовали слово информация. Почему? Было ли у них основание это делать? Ребят?

Ну, во-первых, интуитивно понятно, что это информация. То есть если мы видим, что фактическая частота выше теоретической, то у нас появляется информация, именно информация о том, что этот признак связан с принадлежностью к этому классу, понимаете? То есть они говорили об этой информации. Но и в другом смысле это вполне обосновано. Я считаю, что обоснованно они применили термин информация. Потому что Хи-квадрат оно просто связано с мерой информации Харткевича, связано математически, понимаете? Это то же самое, только сравнение двух чисел путём вычитания, а в мире Харткевича путём деления. А в остальном-то это ж то же самое, понимаете?

Вот. То есть они вполне имели это основание называть это информацией. Вот. Так что нам нужно всего лишь навсего что сделать? Э, значит, я вам сейчас описываю, показываю модели ещё раз.

Вот модель меры информации Харткевича, по Харткевичу. Берём мы э какой-то класс. Вот, допустим, обобщающий элемент компьютера. У него есть, видите, э э в этом классе, что такое этот класс с точки зрения математики? Это просто вектор, у которого есть координаты и значения.

И эти значения, они отражают степень характерности э соответствующего значения свойства э для данных объектов данного класса. И есть и положительные значения, и отрицательные.

И есть, э, ну, в лучшем таком, более таком хорошем варианте, когда большая статистика или когда применяется мера Хи-квадрат, то там нет пустых мест. Единственное, могут быть пустые места, когда нет данных. Вот, например, для этих градаций диапазонов числовых вообще не было ни одного случая наблюдения. Поэтому там просто отсутствие данных. Это приемлемо. То есть просто мы нули будем там рассматривать как отсутствие данных и всё. Теперь представьте себе, что у какого-то объекта есть ряд признаков. Известно, какие у него признаки. Мы тогда берём и именно для этих признаков суммируем э значения из этой колоночки и подсчитываем суммарное количество информации во всей системе этих признаков о принадлежности к этому классу. И также делаем и для других классов, именно по этим признакам, которые есть у объекта. И строим такую массив там или базу данных, где у нас отражено, к какому классу, какое количество информации о принадлежности к какому какому классу содержится в признаках этого объекта. Потом мы сортируем просто эти классы в порядке убывания количества информации о принадлежности к ним в признаках объекта. И у нас получается вот эта гистограммка.

Вот, которую мы смотрим как результат решения задачи идентификации.

10.2. Интегральный критерий "Сумма знаний" vs "Семантический резонанс"

И смотрим на то, как выглядит интегральный критерий. Значит, здесь мы могли бы суммировать это количество информации в признаках. В этом признаки о принадлежности к житому классу, могли бы сделать э логику if. Если признак есть у объекта идентифицируемого, тогда суммируем. А если нет, то не суммируем. Для того, чтобы определить, есть он или нет, мы уже в самой программе, мы что делаем? Мы берём какой-то массив, в котором, если признак есть, единичку записываем, а если признака нет, то нолик. И смотрим, цикл делаем по признакам. И смотрим, единичка там или нолик. Если единичка - суммируем, если нолик - не суммируем. А можно обойтись без логики. Можно просто перемножать э элемент массива, описывающего объект на соответствующий элемент массива, описывающего класс. Если там у нас ноль, то умножим мы количество информации на ноль. Ну так ноль и останется, значит, грубо. То есть если же мы умножаем на единицу, то у нас, по сути дела, мы суммируем это количество информации в сумматоре, отражающем уровень сходства с классом. Я решил без логики это делать, а именно формулу. Почему? Потому что из формулы мы можем, так сказать, рассматривая эту формулу, изучая, мы можем сделать ряд интересных очень выводов.

10.3. Связь с скалярным произведением и позиционными системами счисления

Значит, какие выводы мы можем сделать? Значит, первое, эта вот формула, она представляет собой э скалярное произведение двух векторов: вектора класса и вектора объекта в координатной форме. А скалярная, то есть в векторной форме оно видно, здесь вот видно вверху, круглые эти скобочки скалярного произведения. Это первое. Второе, значит, это скалярное произведение, оно э корректно э, вернее так, оно точно так же и выглядит и в друг и в пространствах, которые не являются ортонормированными. То есть если оси пространства не ортонормированы, то не меняется вид скалярного произведения в этом пространстве. Ортонормированные - это значит перпендикулярные. Значит, почему? Значит, потому что это просто угол, косинус угла между двумя векторами, и всё, понимаете?

И какое там пространство, это совершенно роли не играет. Мы рассматриваем два вектора только: вот этот вектор класса и вектор объекта. Это очень важная особенность этой меры. Она называется ещё по этой причине межвекторное расстояние.

Я вам сошлюсь на книжку. Сейчас я эту книжку вам прямо название её кину. Э, где прямо чётко это сформулировано, что межвекторное расстояние является очень хорошей мерой сходства, которая корректна для неортонормированных пространств, неевклидовых. То есть может быть искривлённых там или другой топологии даже.

Вот. То есть не только метрика может быть другая, но и топология. Всё равно вот это скалярное произведение оно так и остаётся таким же инвариантом относительно всех этих свойств пространства.

Вот. И мы видим, что она и в теории чисел встречается в системе, при описании позиционных систем счисления. То есть это очень-очень такая формула, я, может быть, не всё ещё и рассказал, интересная. Значит, я могу сказать, что когда мы её используем как меру сходства, получаются очень хорошие модели с хорошими результатами исследования этих моделей.

10.4. Устойчивость к шуму интегрального критерия

И второй интегральный критерий, который я назвал немножко, может быть, нескромно, семантический резонанс знаний.

Значит, если посмотреть на первый интегральный критерий и на этот, то видно, что это, в общем-то, одно и то же, но э после того, как мы вектора стандартизируем. Если мы стандартизируем вектора классов, то есть из каждой координаты вычтем среднее по этому вектору и разделим на среднеквадратичное отклонение. И то же самое сделаем с функцией объекта, то у нас получится вот это выражение. По сути дела, это нормированное скалярное произведение. Или можно сказать ещё так: это коэффициент корреляции Пирсона. То есть Пирсон смотрел глубоко и далеко.

Так вот, э следующее очень интересное свойство этой меры заключается в том, что есть э у нас в исходных данных и полезная информация - сигнал, и шум есть. И сколько там шума, сколько сигнала, там какое их соотношение, отношение сигнал/шум, никто не знает.

Так вот, особенно вот в экономических данных, я думаю, там шум довольно приличный может быть и финансовых показателях.

Так вот, э поэтому возникает вопрос о том, как этот шум влияет на результаты сравнения двух векторов.

Значит, я могу вам сказать, что есть определение шума. Это определение заключается в том, что если мы посчитаем корреляцию, то есть сумму произведений э отсчётов двух отрезков сигнала случайного, э двух, двух отрезков, то получится у нас величина такая, которая стремится к нулю при неограниченном увеличении длины отрезков.

То есть, что это означает? Что любой фрагмент шума э не связан с любым другим фрагментом шума. Корреляция между ними стремится к нулю при увеличении числа этих, то есть размера этих отрезков. Получается что? Что этот интегральный критерий, он этот шум э обнулит, если там будет увеличиваться объём данных, число признаков, например, то шум будет стремиться к нулю, а сигнал будет выползать из этого шума, полезный.

То есть этот критерий устойчив к шуму, короче говоря, понимаете? Потому что это и есть определение белого шума, и согласно этому э определению, этому критерию, если на полезный сигнал в исходных данных и в моделях наложен шум, то этот шум будет подавлен при таком сравнении э вектора описывающего объект и вектора класса. Это очень-очень ценное свойство этого интегрального критерия.

11. Заключение и анонс следующей темы

Вот. То, что касается достоверности модели, всё я вам рассказал. Надеюсь, понятно и убедительно.

Значит, на следующем занятии мы рассмотрим интерпретацию задачи идентификации как разложения с точки зрения теории рядов. На этом мы сейчас, с точки зрения теории рядов, которую я обобщил немножко, используя теорему Колмогорова. Сейчас я, может быть, ну это на следующем занятии я вам расскажу. На этом занятии, на этом мы заканчиваем рассмотрение.

Вот. Всего вам самого хорошего. До свидания. Может быть, есть какие-то вопросы? Пожалуйста, можете спросить, если есть. У нас ещё шестая пара. Что? Какая пара с вами? Ещё сегодня? У нас ещё шестая, да? Да, ещё шестая с другой группой. Всего доброго. Да, есть. До свидания. До свидания, ребята. Что, Георгий Александрович? До вечера, говорю. А, да, до вечера, до вечера.