МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования
«СЕВЕРО-КАВКАЗСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
Невинномысский технологический институт (филиал)

Методические указания для лабораторных работ по дисциплине «Интеллектуальный анализ данных и машинное обучение»

(ЭЛЕКТРОННЫЙ ДОКУМЕНТ)

Направление подготовки 09.03.02 Информационные системы и технологии
Квалификация выпускника Бакалавр

Невинномысск 2021

Методические указания предназначены для проведения лабораторных работ по дисциплине «Интеллектуальный анализ данных и машинное обучение» для студентов направления подготовки 09.03.02 Информационные системы и технологии и соответствуют требованиям ФГОС ВПО направления подготовки бакалавров.

Составитель: доцент кафедры ИСЭА Э.Е. Тихонов

Содержание

Введение

Методические указания предназначены для подготовки и выполнения обучающимися по направлению 09.03.02 Информационные системы и технологии и самостоятельной работы, предусмотренных учебным планом по дисциплине Интеллектуальный анализ данных и машинное обучение.

Методические указания содержат описание лабораторных заданий и самостоятельной работы, задания на самостоятельную работу и правила оформления ее результатов.

Лабораторная работа — планируемая учебная, учебно-исследовательская работа обучающихся, выполняемая на аудиторных занятиях по заданию и при управлении преподавателем, при непосредственном его участии.

Самостоятельная работа — планируемая учебная, учебно-исследовательская работа обучающихся, выполняемая вне занятий по заданию и при управлении преподавателем, но без его непосредственного участия.

Практическая работа проводится с целью закрепления теоретических знаний, полученных на лекциях, применения их для выполнения практических заданий и получения практического опыта путем выполнения заданий в области интеллектуального анализа данных.

Самостоятельная работа проводится с целью:

- систематизации и закрепления полученных теоретических знаний
и практических умений обучающихся;
- углубления и расширения теоретических знаний;
- формирования умений использовать нормативную, правовую,
справочную документацию и специальную литературу;
- развития познавательных способностей и активности обучающихся: творческой инициативы, самостоятельности, ответственности, организованности;
- формирование самостоятельности мышления, способностей к саморазвитию, совершенствованию и самоорганизации;
- формирования общих и профессиональных компетенций
- развитию исследовательских умений.

Целью преподавания дисциплины является формирование представления о типах задач, возникающих в области интеллектуального анализа данных (Data Mining) и методах их решения, которые помогут обучающимся выявлять, формализовать и успешно решать практические задачи анализа данных, возникающие в процессе их профессиональной деятельности.

Дополнительными задачами дисциплины и проведения лабораторного практикума являются:

- изучение методов и моделей Data Mining;
- получение представления об алгоритмах построения деревьев решений;
- изучение алгоритмов классификации и регрессии;
- изучение алгоритмов поиска ассоциативных правил;
- изучение методов кластеризации.

Теоретические знания и практические навыки, полученные обучаемыми при изучении дисциплины, должны быть использованы в процессе изучения последующих дисциплин по учебному плану.

В результате изучения дисциплины обучающийся должен:

а) знать:

- принципы обработки больших массивов данных, способы их представления и хранения;
- основные задачи и методы интеллектуального анализа данных;
- возможности современных и перспективных средств разработки программных

продуктов, технических средств.

б) уметь:

- формулировать задачи анализа данных;
- выбирать адекватные алгоритмы их решения;
- выполнять процедуры проектирования хранилищ данных и заполнения готовых хранилищ данными;
- оценивать качество получаемых решений;
- выбирать средства реализации требований к программному обеспечению.

в) владеть:

- технологиями разработки алгоритмов и программными системами анализа данных;
- средствами автоматизации интеллектуального анализа и обработки данных;
- формирование и предоставление отчетности в соответствии с установленными регламентами.

Лабораторная работа 1 Надстройки интеллектуального анализа данных для MicrosoftOffice

Цель: В ходе данной лабораторной работы будет рассмотрен процесс установки пакета надстроек интеллектуального анализа данных для MicrosoftOffice 2007 и начального конфигурирования MicrosoftSQLServer 2008 (2008 R2).

Один из возможных вариантов проведения интеллектуального анализа данных средствами Microsoft SQL Server 2008 - использование надстроек для пакета Microsoft Office 2007.В этом случае источником данных может служить, например, электронная таблица Excel. Данные передаются на SQL Server 2008, там обрабатываются, а результаты возвращаются Excel для отображения.

Для использования подобной "связки", вам должен быть доступен MS SQL Server 2008 в одной из версий, поддерживающих инструменты DataMining (Enterprise, Developer или с некоторыми ограничениями - Standard), MS Office 2007 в версии Professional или более старшей. На момент написания этого материала, надстроек для MS Office 2010 еще не было.Но как отмечается в msdn (http://msdn.microsoft.com/ru-ru/library/bb510513.aspx),32-х разрядная версия Excel 2010 может работать с текущей версией надстроек. В дальнейшем скриншоты будут приводиться именно для сочетания MSOffice 2010 и надстроек интеллектуального анализа для Office 2007.

Сами надстройки интеллектуального анализа данных для MSOffice 2007 свободно доступны на сайте Microsoft по адресу (ссылка приводится для локализованной версии, возможно, выпущены более свежие версии): http://www.microsoft.com/downloads/ru-ru/details.aspx?FamilyID=a42c6fa1-2ee8-43b5-a0e2-cd30d0323ca3&displayLang=ru

Особых сложностей процесс установки надстроек не вызывает. Единственное, что хочется отметить, по умолчанию предлагается устанавливать не все компоненты.Но для выполнения дальнейших лабораторных, лучше сделать полную установку (рис. 4.1)

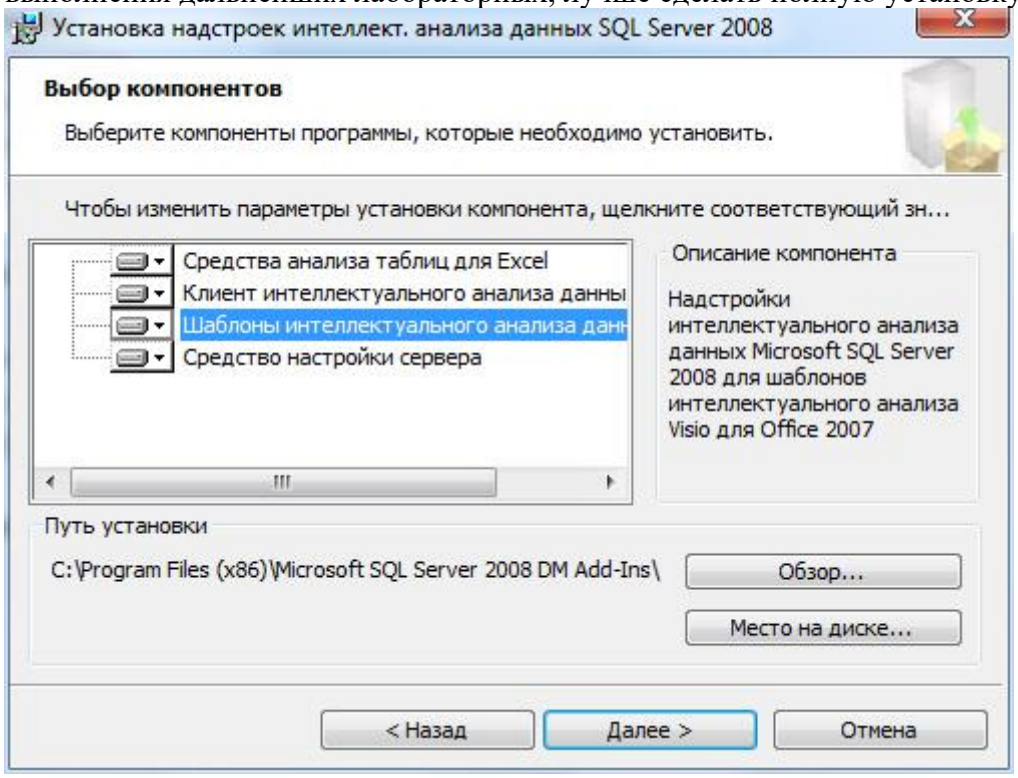


Рис. 4.1. Выбор устанавливаемых компонентов

Следующий шаг - конфигурирование MS SQLServer для работы с надстройками. Для этого используется мастер "Приступая к работе" (GettingStarted), запускаемый из главного меню (рис. 4.2)

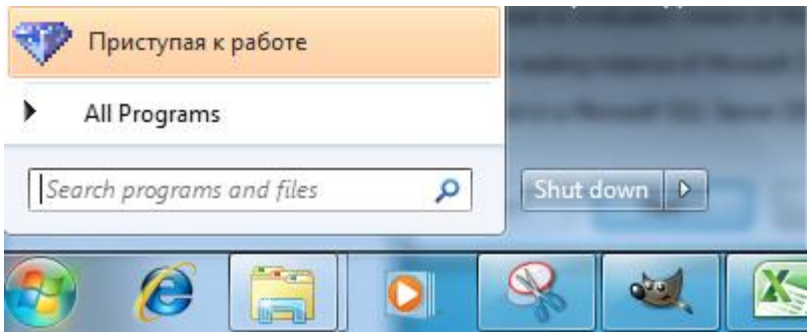


Рис. 4.2. Запуск мастера "Приступая к работе"

Для того, чтобы выполнить конфигурацию MS SQLServer 2008 надо иметь там права администратора. На первом шаге мастер предлагает выбрать, скачать ли пробную версию MS SQLServer, конфигурировать существующий экземпляр сервера, где у пользователя администраторские права, или использовать сервер, на котором пользователь не является администратором (в этом случае, будет сформировано письмо администраторам, с просьбой произвести настройку).

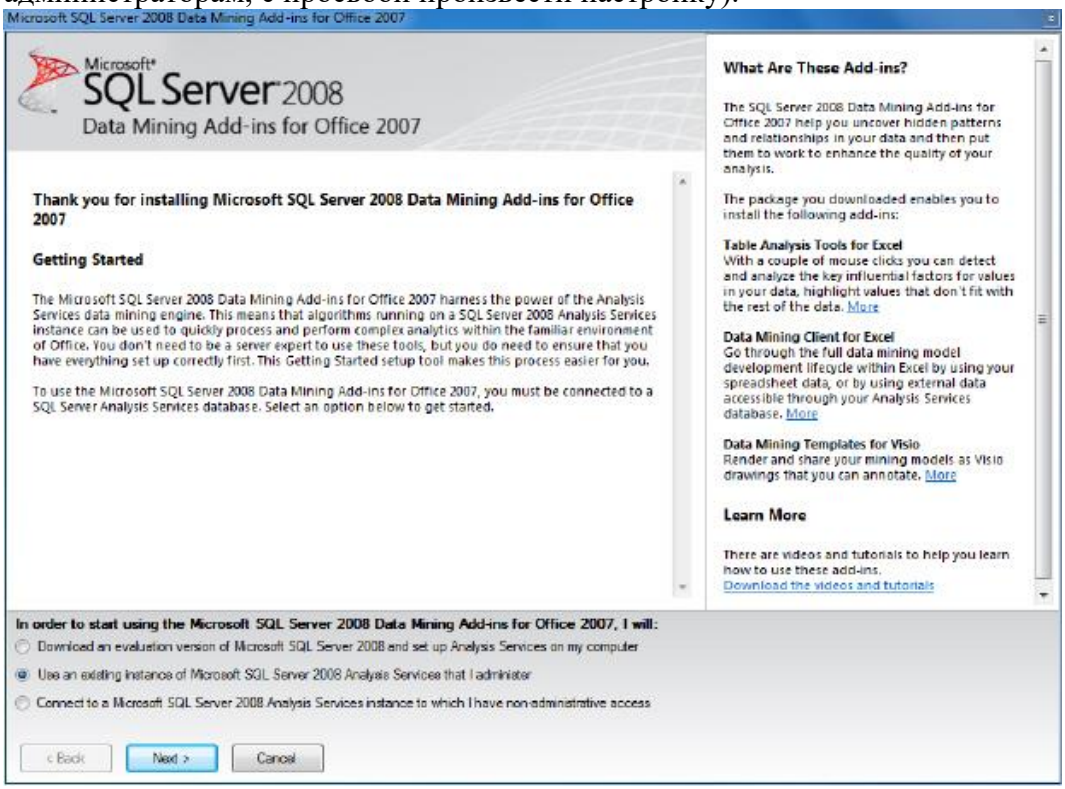


Рис. 4.3. Выбор сервера баз данных

Рассмотрим вариант 2, при выборе которого мастер покажет окно со ссылкой на инструмент "Средство настройки сервера". Его также можно запустить из меню Пуск->Надстройки интеллектуального анализа данных->Средство настройки сервера (рис. 4.4).

Следующее окно предлагает выбрать конфигурируемый сервер(рис. 4.5). По умолчанию стоит "localhost", что соответствует неименованному экземпляру MS SQLServer, установленному на тот же компьютер, на котором запущено "средство настройки". Если это не так, надо указать имя сервера или для именованного экземпляра <имясервера>\<имя экземпляра>.

В окне, представленном на рис. 4.6, дается разрешение на создание временных моделей интеллектуального анализа (Allow creating temporary mining models). Временная модель отличается от постоянной тем, что создается только на время сеанса пользователя. Когда пользователь, проводящий анализ с помощью надстроек,завершит сессию (закроет Excel), модель будет удалена, но результаты анализа сохранятся в электронной таблице. Постоянная модель автоматически не удаляется, хранится на сервере, и к работе с ней

можно вернуться.

Рис. 4.4. Средство настройки сервера

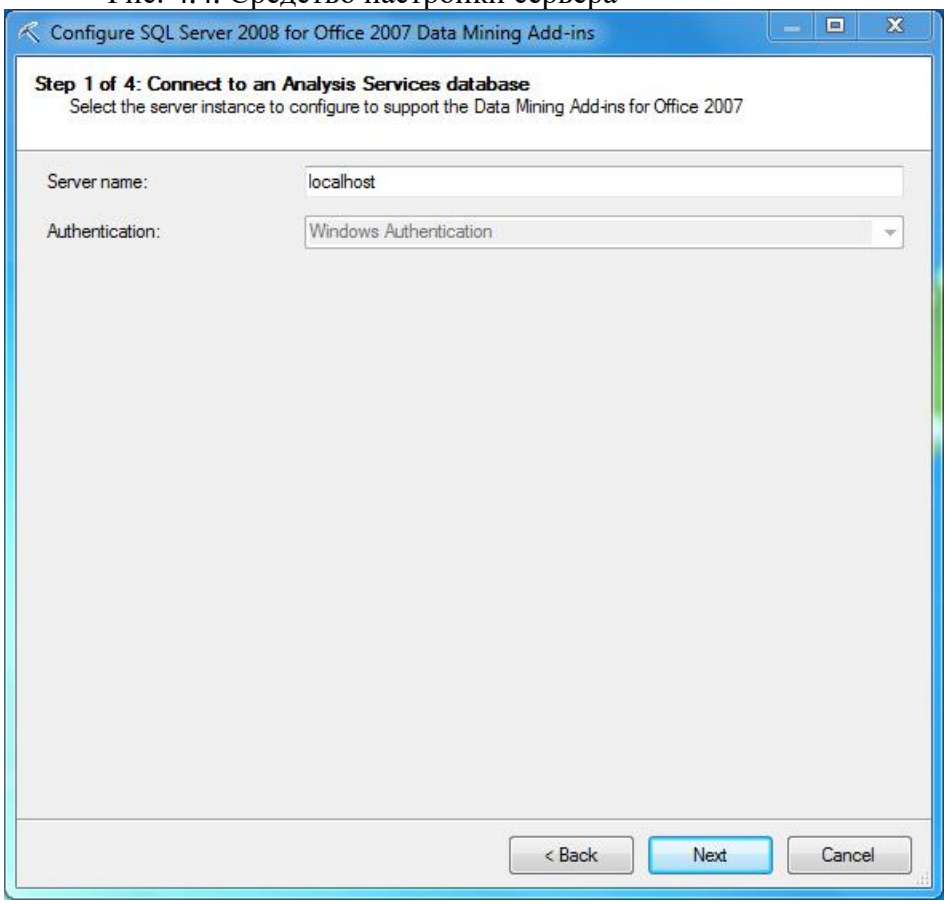


Рис. 4.5. Выбор используемого экземпляра MSSQLServer

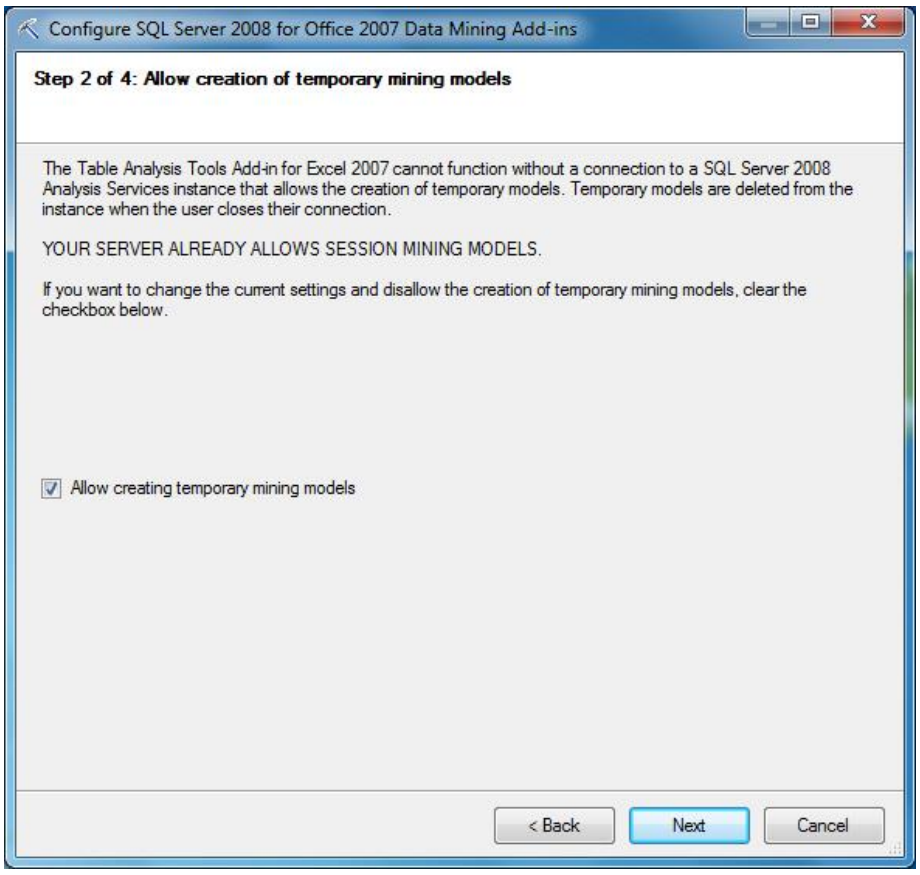


Рис. 4.6. Установка разрешения для создания временных моделей интеллектуального анализа

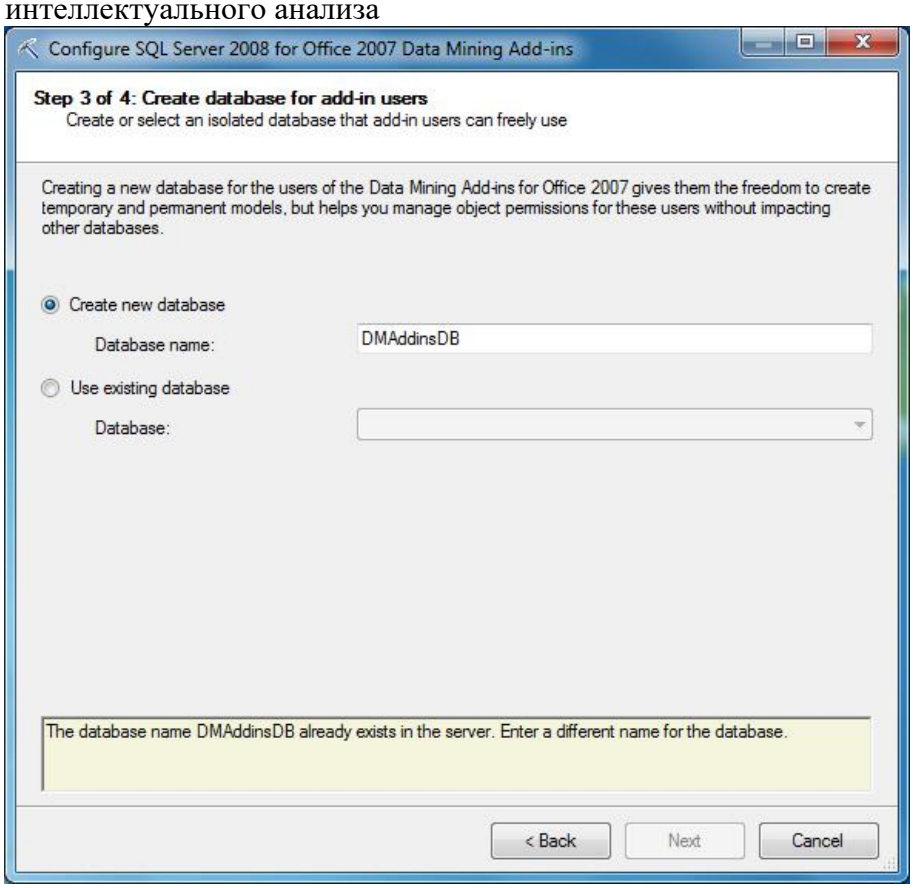


Рис. 4.7. Создание или выбор базы данных аналитических служб

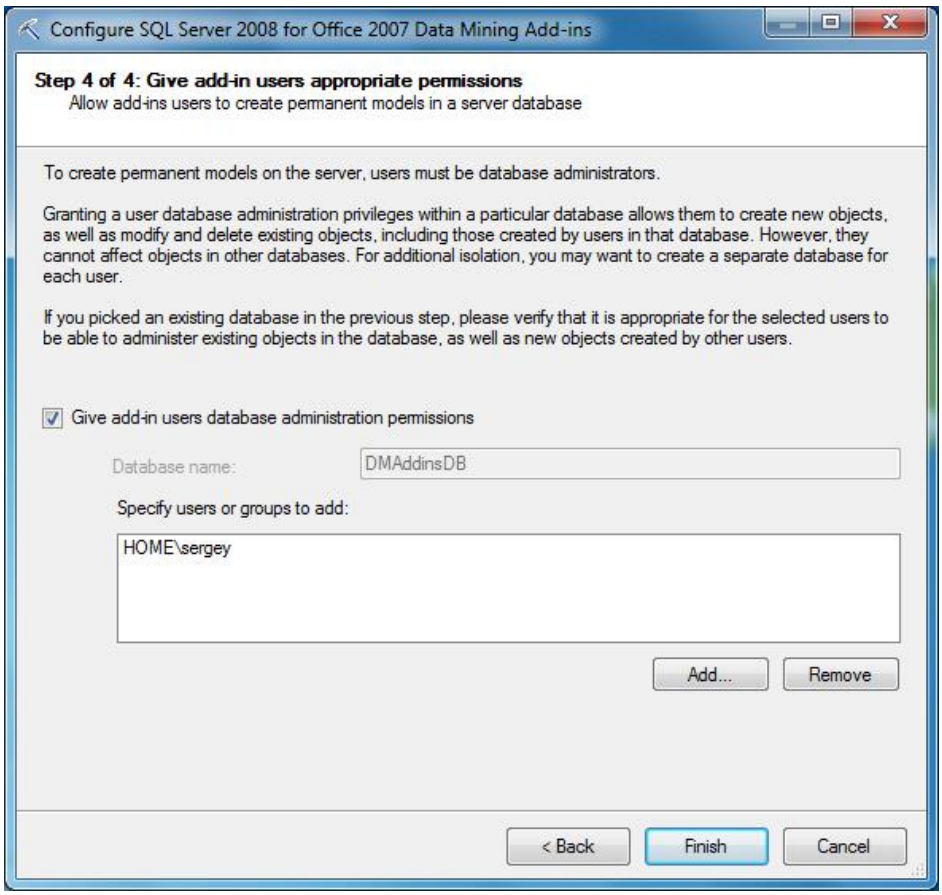


Рис. 4.8. Добавление пользователей в список администраторов выбранной базы

После этого предлагается создать новую базу данных аналитических служб (рис. 4.7) или выбрать для работы существующую.

В окне, представленном на рис. 4.8, можно добавить пользователей в список администраторов созданной базы данных. Это нужно для создания на сервере постоянных моделей. Если использовать только временные модели, праваадминистратора пользователю необязательны.

По окончании настройки можно открыть Excel(а при использовании мастера "Приступая к работе", он будет запущен автоматически с документом "Образцы данных…") и протестировать подключение к серверу. Для этого надо перейти на вкладку DataMining и в разделе Connection (подчеркнут на рис. 4.9) нажать кнопку DMAddinsDB. Появится окно, отображающее настроенные соединения. Кнопка TestConnection позволяет проверить подключение.

Если настроенного соединения нет и кнопка DMAddinsDB выглядит как на рис. 4.11, то нужно создать новое соединение, выбрав в окне Analysis Services Connection(рис. 4.10) кнопку New.

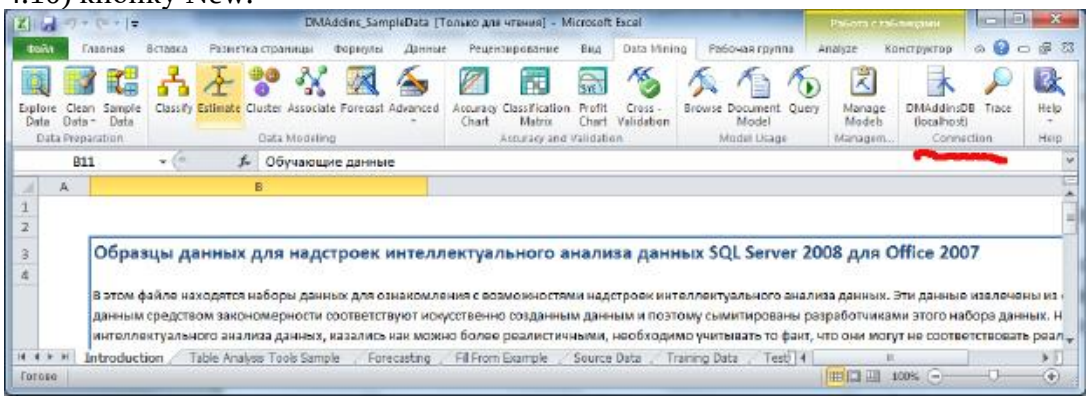


Рис. 4.9. Вкладка DataMining

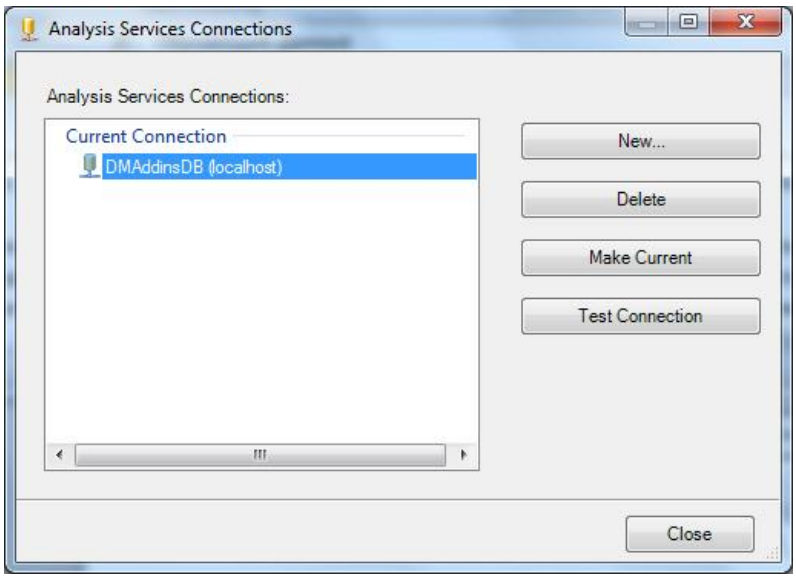


Рис. 4.10. Настроенные соединения

Рис. 4.11. Настроенных соединений нет

При создании нового подключения (рис. 4.12) надо указать сервер, к которому планируете подключаться, и в разделе Catalogname рекомендуется явным образом указать базу данных, с которой будет работать надстройки.

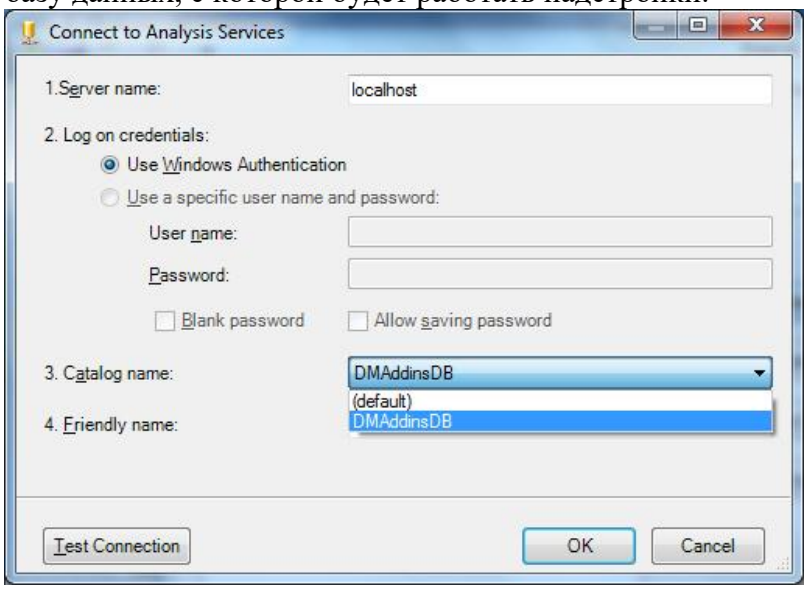


Рис. 4.12. Создание нового подключения

Когда соединение создано и проверено, можно начинать работу. В следующих нескольких лабораторных работах нужно будет использоваться готовый набор данных для анализа. Если же вы планируете работать с собственными данными, необходимо учитывать, что инструменты интеллектуального анализа таблиц работают с данными, отформатированными в виде таблицы. Поэтому ваши данные в Excel нужно выделить и выбрать "Форматировать как таблицу" (рис. 4.13). После этого надо выбрать стиль таблицы и указать заголовок. Вкладка Analyze с инструментами TableAnalysisTools появится при щелчке в области таблицы (рис. 4.14).

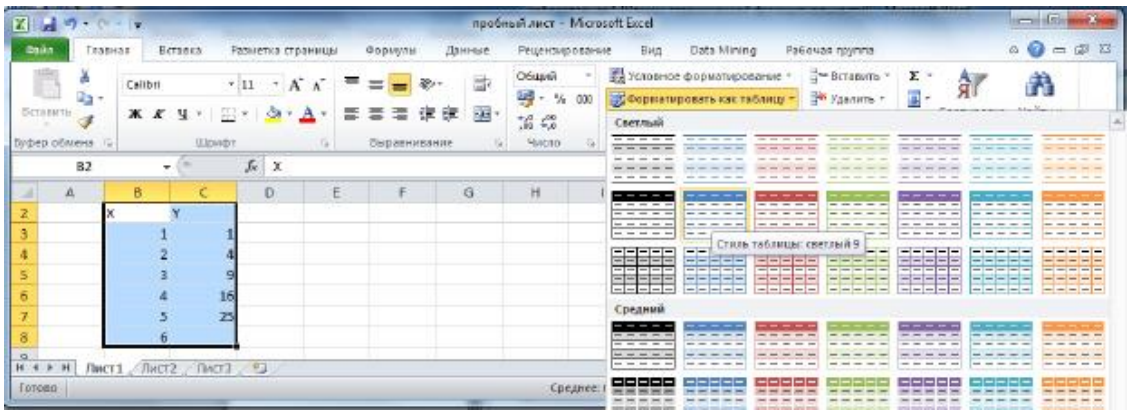


Рис. 4.13. Форматирование подготовленных данных

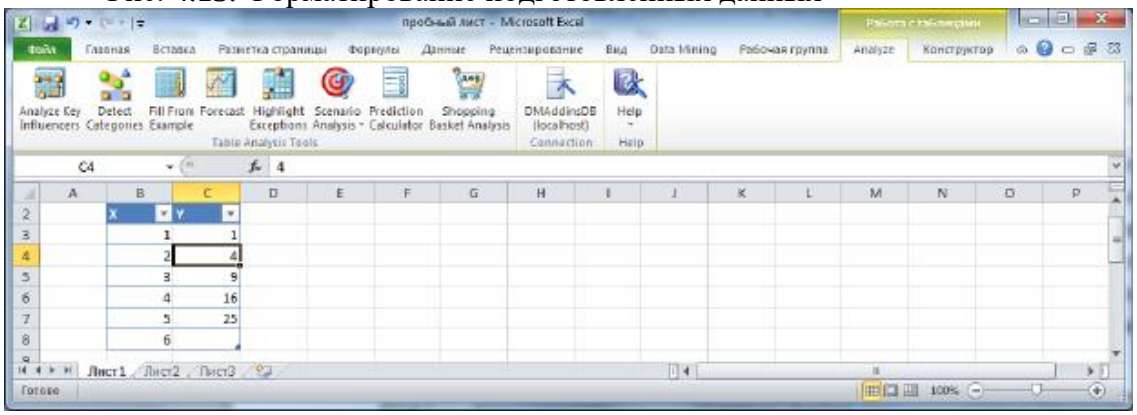


Рис. 4.14. Вкладка с инструментами интеллектуального анализа таблиц

Задание 1. Установите надстройки интеллектуального анализа данных для MicrosoftOffice 2007. Выполните необходимую конфигурацию MSSQLServer 2008 (2008 R2) для работы с надстройками. Создайте и протестируйте подключение.

Задание 2. Подготовленный набор данных (для примера, можно взять приведенный на рис. 4.14) отформатируйте как таблицу. Убедитесь, что вы можете получить доступ к вкладке с инструментами интеллектуального анализа таблиц.

Лабораторная работа 2 Использование инструментов "AnalyzeKeyInfluencers" и "DetectCategories"

Цель: В ходе данной лабораторной работы будет рассмотрено использование инструментов "Анализ ключевых факторов влияния" ("AnalyzeKeyInfluencers") и "Обнаружение категорий" ("DetectCategories"), относящихся к компоненту "Средства анализа таблиц для Excel" пакета надстроек интеллектуального анализа данных для MicrosoftOffice 2007.

Начнем непосредственное изучение инструментов интеллектуального анализа данных (DataMining, сокр.DM). В состав пакета надстроек для MS Office 2007 входит электронная таблица с образцами данных. Она может быть открыта из меню Пуск->Надстройки интеллектуального анализа данных. Microsoft SQL Server 2008. Но переведено содержимое файла только частично - первая страница с оглавлением и некоторые заголовки. Поэтому в работе будет использоваться локализованный набор данных для анализа, доступный для скачивания по адресу http://russiandmaddins.codeplex.com/.

Скачайте файл, откройте его и отформатируйте данные на листе "клиенты" как таблицу (см. "Надстройки интеллектуального анализа данных для MicrosoftOffice"). Перейдите на вкладку Analyze (рис. 5.1). Анализируемая таблица содержит данные фирмы, продающей велосипеды. В ней собрана информация о клиентах (идентификатор, семейное положение, пол и т.д.) и указано, приобрел клиент велосипед или нет.

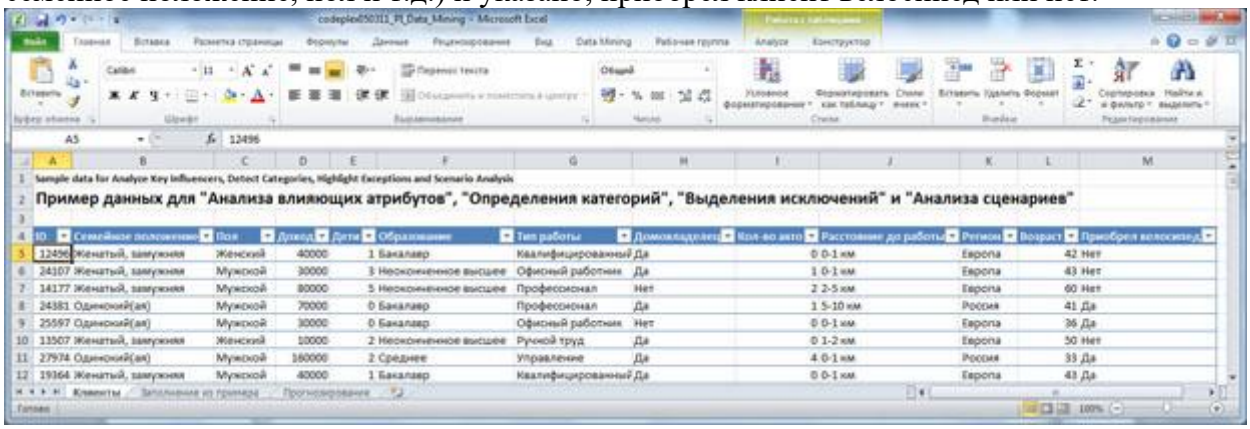


Рис. 5.1. Подготовленный набор данных

Анализ ключевых факторов влияния

Инструмент AnalyzeKeyInfluencers позволяет определить, как зависит интересующий нас параметр от других. При этом важно правильно определить, что и от чего может зависеть. Собственно в этом отчасти и заключается мастерство аналитика, основанное на его знании предметной области и используемых методов DM.

В связи с тем, что мы оцениваем степень взаимного влияния разных параметров друг на друга, стоит сразу убрать из рассмотрения полностью независимые и наоборот, полностью зависимые. Пусть, например, мы хотим оценить влияние различных факторов на уровень заработной платы человека. Если у нас есть поле, содержащее уникальный идентификатор (например, порядковый номер записи в таблицы или номер паспорта), его стоит убрать из рассмотрения, как не влияющий на значение исследуемого параметра. Другой пример, пусть у нас есть значениезаработной платы за месяц и за год, рассчитываемое как заработная плата за месяц, умноженная на 12. Мы знаем, что эти значения всегда связаны, искать зависимость одного от другого средствами DM не имеет смысла, а имеющаяся сильная зависимость скроет влияние других факторов, которое мы как раз и хотим выявить.

Теперь определим, от чего зависит решение клиента о покупке велосипеда. Нажимаем на кнопку Analyze Key Influencers и указываем в качестве целевого столбца

столбец "Приобрел велосипед" (рис. 5.2). Перейдем по ссылке "Choose columns to be used for analysis", чтобы указать параметры, влияние которых мы хотим оценить (рис. 5.3). Здесь сбросим отметку напротив "ID" и "Приобрел велосипед"(хотя последнее можно и не делать).

Рис. 5.2. Выбор зависимого параметра для анализа

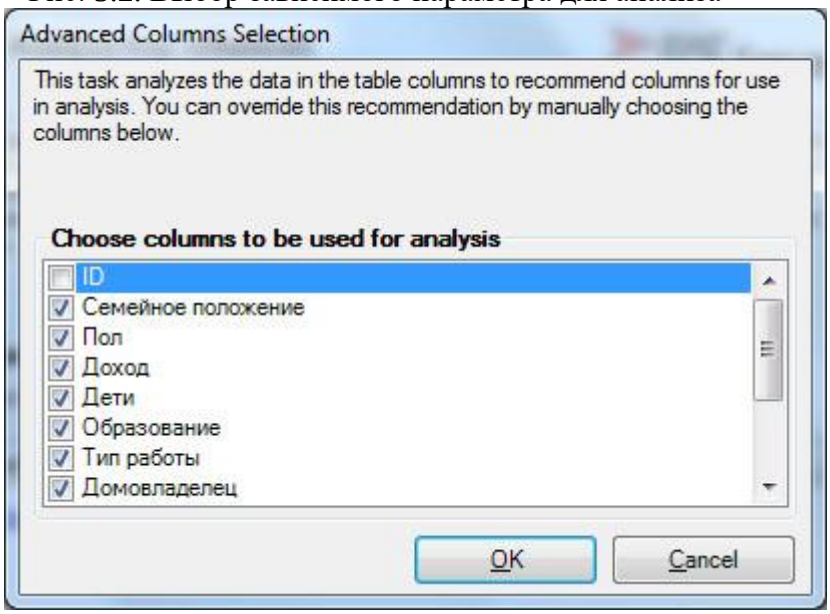


Рис. 5.3. Выбор параметров, от которых зависит анализируемый

После запуска процедуры анализа (по кнопке Run, рис. 5.2) будет сформирован отчет о факторах влияния и предложено формирования дополнительного сравнительного отчета (рис. 5.4). В основном отчете указывается столбец (Column), его значение (Value), значениецелевого столбца, с которым оно связывается (Favors) и уровень влияния (Relative Impact), оцениваемый по шкале от 0 до 100 балов. Из представленногона рис. 5.4 отчета видно, что на решение не покупать велосипед в наибольшей степени влияет наличие 2-х автомобилей. В то же время не следует воспринимать оценку 100 баллов, как признак того, что в 100% случаев владельцы 2-х машин велосипед не покупали (посмотрите набор данных, там есть и сочетания "2 машины - велосипед куплен", но их меньшинство). Второй по уровню влияния на отказ от покупки фактор - "Семейное положение"="женатый, замужем".

Наибольшее влияние на положительное решение о приобретении велосипеда оказывает отсутствие у клиента машины.

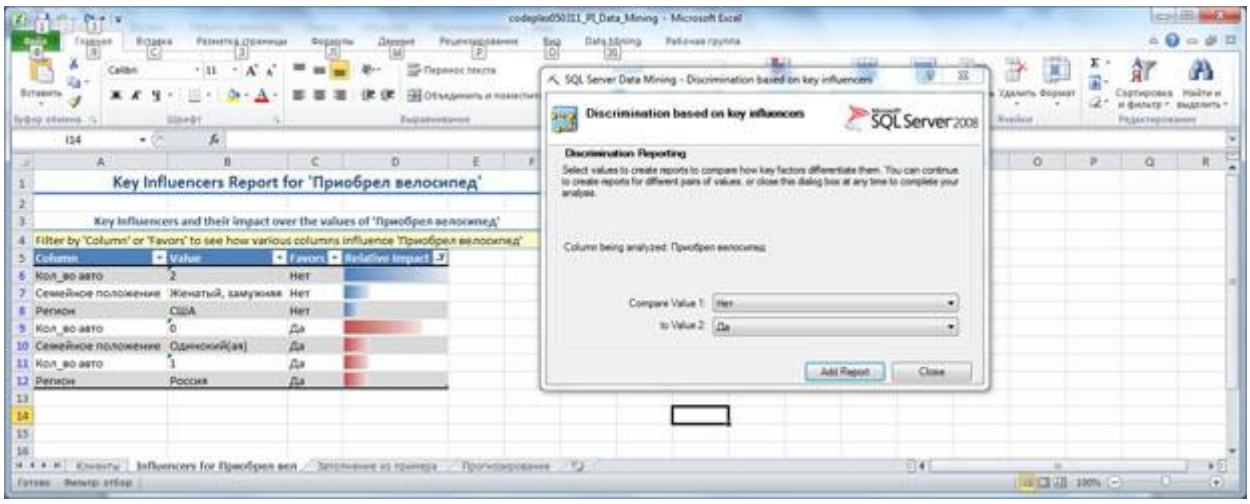


Рис. 5.4. Основной отчет

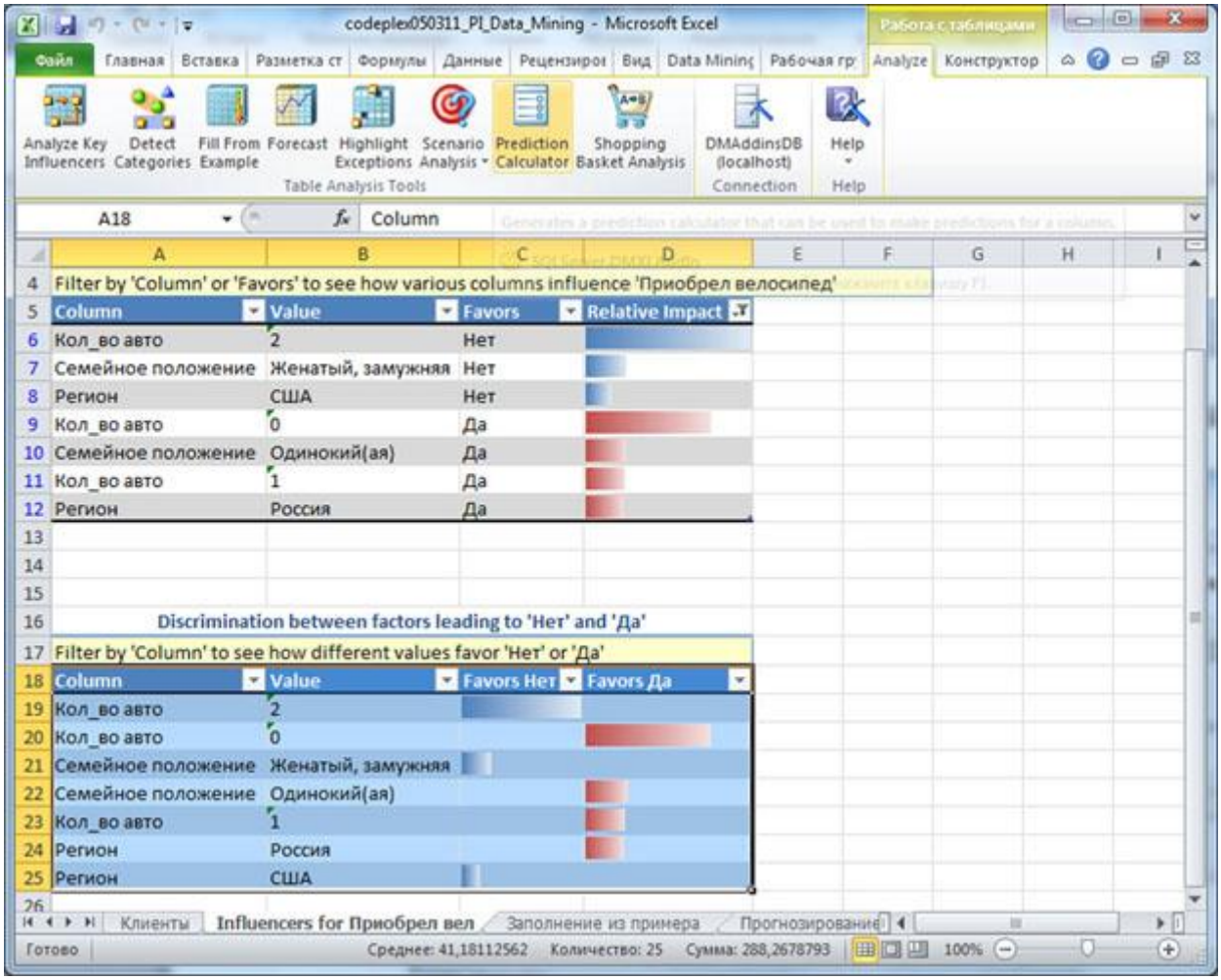


Рис. 5.5. Сравнительный отчет

Если добавить сравнительный отчет для двух выбранных значений (рис. 5.4, Add Report), можно увидеть, чем отличается выбор в пользу одного значения целевого столбца от выбора в пользу другого (рис. 5.5). В нашем примере просто произойдет перегруппировка исходного отчета, т.к. возможных значений всего 2. В других случаях, дополнительный отчет позволяет провести детальное сравнение двух выбранных вариантов.

Как отмечается в [1], если целевой или другой столбец, обрабатываемый инструментом Analyze Key Influencers,содержит много различных числовых значений, то проводится дискретизация. Весь интервал значений делится на несколько диапазонов, каждый из которых рассматривается как одно из возможных значений (например, вместо

точного значения 2,5 мы получим "диапазон от 2 до 3").

Задание 1. Проведите анализ в соответствии с рассмотренным примером.

Задание 2. На том же наборе данных проанализируйте зависимость уровня дохода от образования, семейного положения, типа работы, пола, возраста и региона проживания клиента. Опишите результаты.

Дополните отчет сравнительным анализом для самого низкого и следующего за ним диапазона дохода. А затем - для самого низкого и самого высокого диапазона. Опишите результаты проведенного анализа и предложите их интерпретацию.

Задание 3. Предложите свой вариант анализа данных, и пример использования полученных результатов.

Сформированный отчет будет доступен и в случае, если вы откроете файл и на другом компьютере (без подключения каналитическим службам SQLServer).

Чтобы вернуть данные в исходное состояние нужно удалить листы с сформированными отчетами.

Обнаружение категорий

Инструмент Detect Categories позволяет решить задачу кластеризации, т.е. разделения всего множества вариантов на "естественные" группы, члены которых наиболее близки по ряду признаков. Подобная задача также называется задачей сегментации.

Итак, в нашем примере есть описание множества клиентов и нужно разделить их на небольшое количество групп (чтобы отдельным группам сформировать специальное предложение и т.п.).

В связи с тем, что в процессе работы инструмент добавляет данные в исходную таблицу, рекомендуется перед началом работы сделать ее копию (рис. 5.6).

После этого нажимаем кнопку Detect Categories и настраиваем параметры (рис. 5.7). Здесь хочется обратить внимание на атрибут ID, который как было отмечено выше, не имеет смысл учитывать в ходе анализа.Поэтому он автоматически исключен. В нашем случае, остальные атрибуты можно оставить. Еще раз хотелось бы повторить, что этот выбор каждый раз делается исходя из особенностей предметной области.

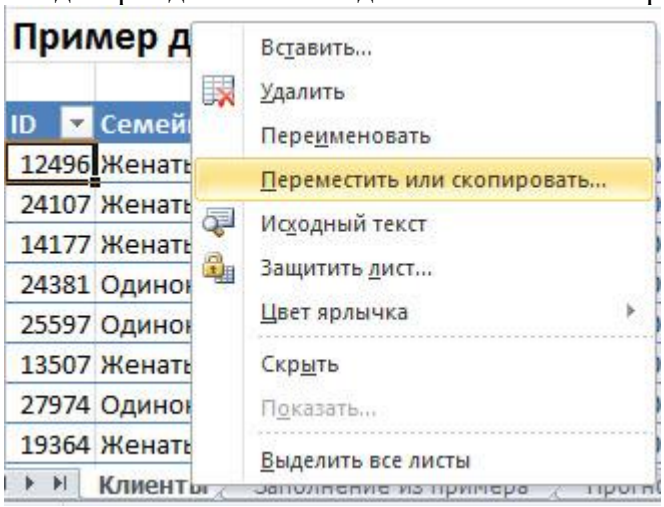


Рис. 5.6. Перед началом работы лучше скопировать лист Excel

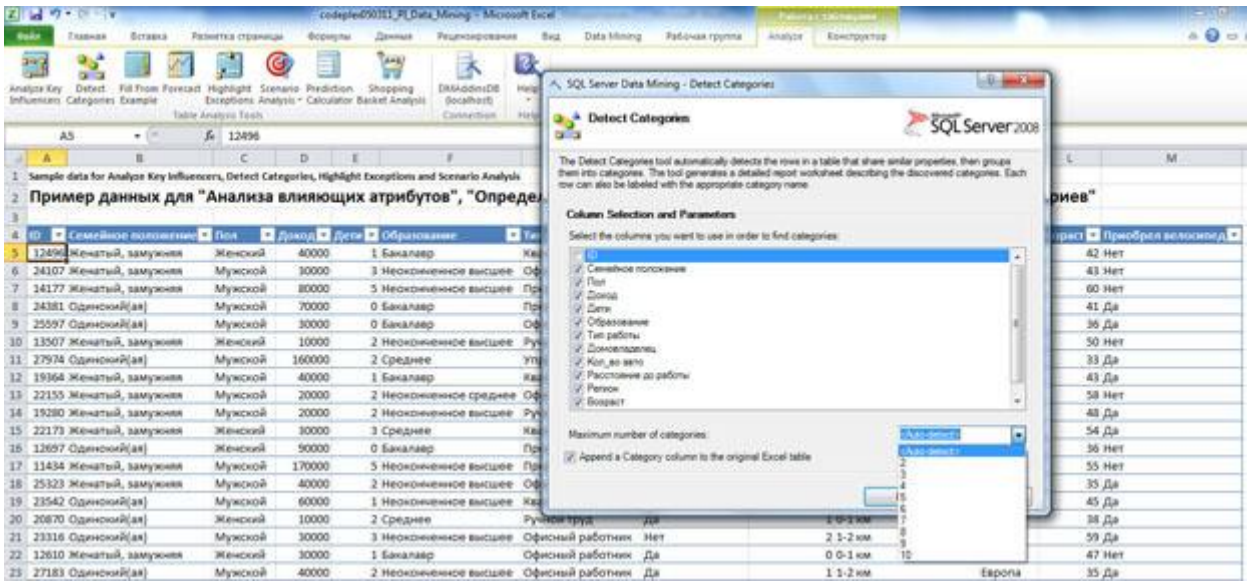


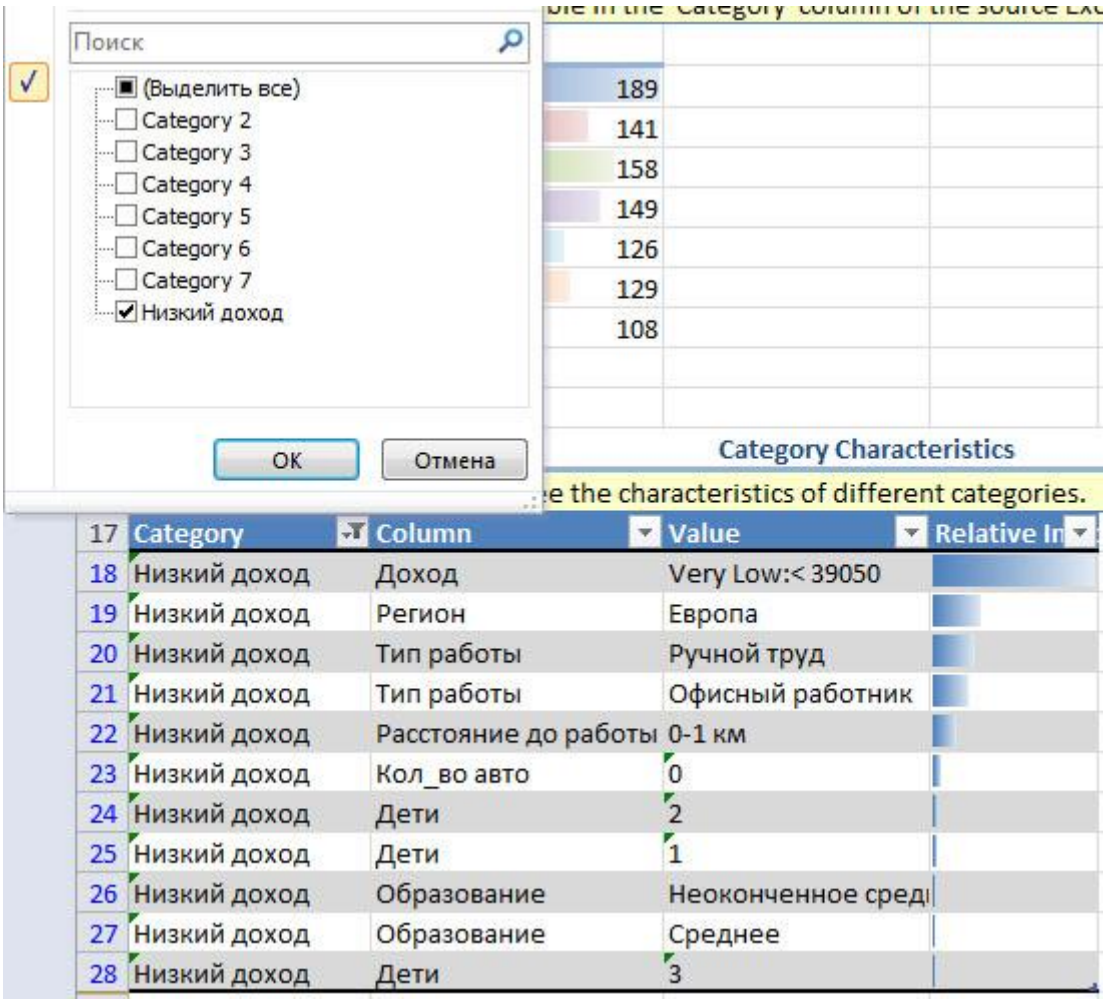
Рис. 5.7. Выбор параметров, которые будут анализироваться

Кроме указания учитываемых параметров, можно явно указать число категорий (или оставить по умолчанию автоматическое определение). Также по умолчанию поставлен флажок "Appenda Category column to the original Excel table", указывающий, что к записям в исходной таблице будет добавлено указание на категорию.

Сформированный отчет содержит 3 раздела. В первом указаны определенные инструментом категории и число строк, попадающих в каждую из них (рис. 5.8). Поле с названием категории допускает редактирование и можно сопоставить категории более значимое название. Например, как будет показано ниже, для клиентов первой категории характерен низкий доход и ее можно так и назвать. Когда мы введем это название, везде кроме диаграммы Category Profiles Chat, оно автоматически заменит "Category 1" (чтобы название поменять и на диаграмме, надо нажать <Alt>+<Ctrl>+<F5>).

Рис. 5.8. Выделенные категории

Следующий раздел отчета описывает характеристики выделенных категорий и степень влияния каждого параметра (рис. 5.9). По умолчанию отображается информация только по одной категории, но щелчком мыши по иконке фильтра на заголовке таблицы можно установить отображение всех категорий или какого-то их сочетания, как это показано на рисунке.



17	Category	Column	Value	Relative In
18	Низкий доход	Доход	Very Low:< 39050	
19	Низкий доход	Регион	Европа	
20	Низкий доход	Тип работы	Ручной труд	
21	Низкий доход	Тип работы	Офисный работник	
22	Низкий доход	Расстояние до работы	0-1 км	
23	Низкий доход	Кол_во авто	0	
24	Низкий доход	Дети	2	
25	Низкий доход	Дети	1	
26	Низкий доход	Образование	Неоконченное средн	
27	Низкий доход	Образование	Среднее	
28	Низкий доход	Дети	3	

Рис. 5.9. Описание категории

Третий раздел отчета - это диаграмма профилей категорий. Она показывает количество строк данных в каждой категории с каждым значением выбранных параметров. По умолчанию отображается только один параметр. Для рассматриваемого примера это возраст. Но в нижней части диаграммы есть фильтр Column, с помощью которого можно изменить число параметров. Например, на рис. 5.10 для каждой категории отображается распределение по возрасту и доходу. Из него видно, что клиенты переименованной нами категории "Низкий доход" на самом деле имеют очень низкий доход. А клиенты категории 3 в подавляющем большинстве очень молоды.

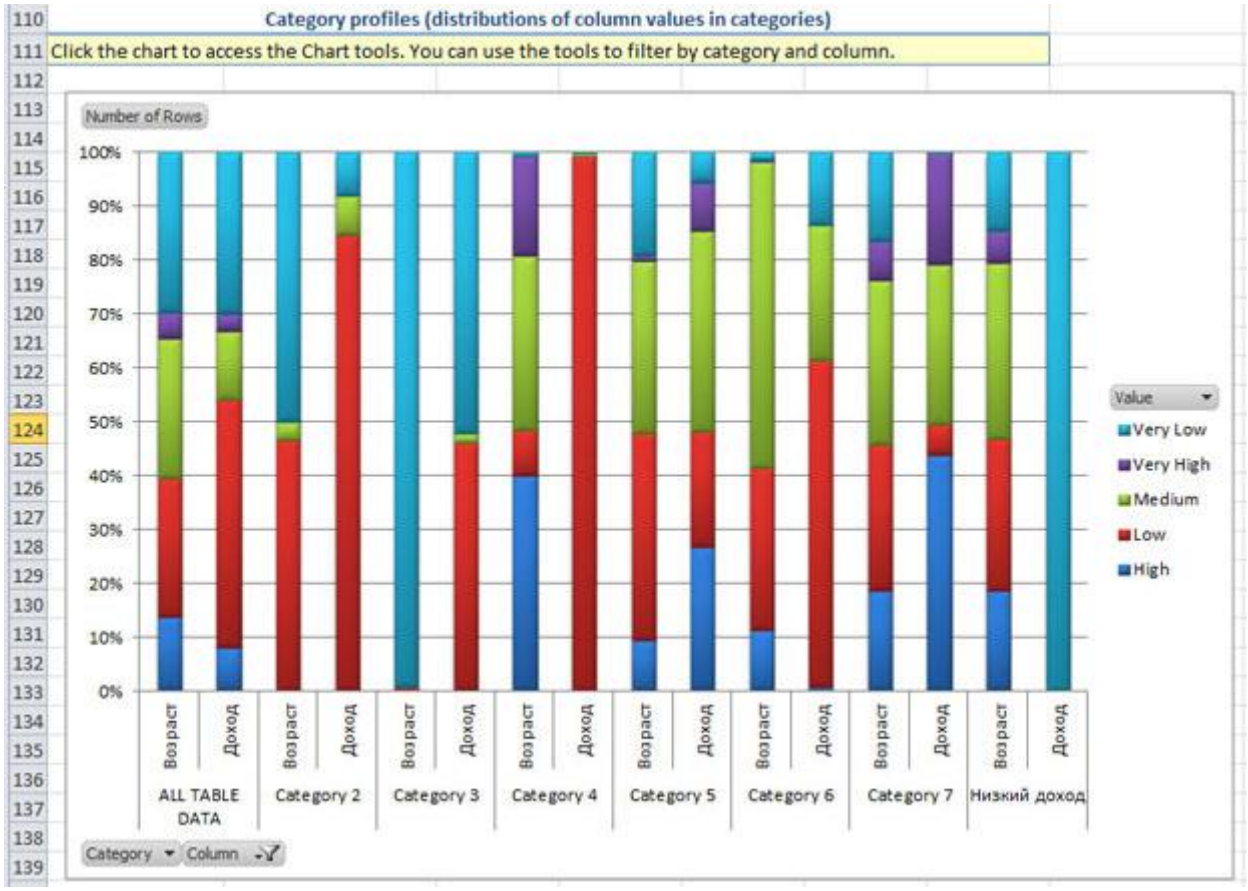


Рис. 5.10. Диаграмма профилей категорий

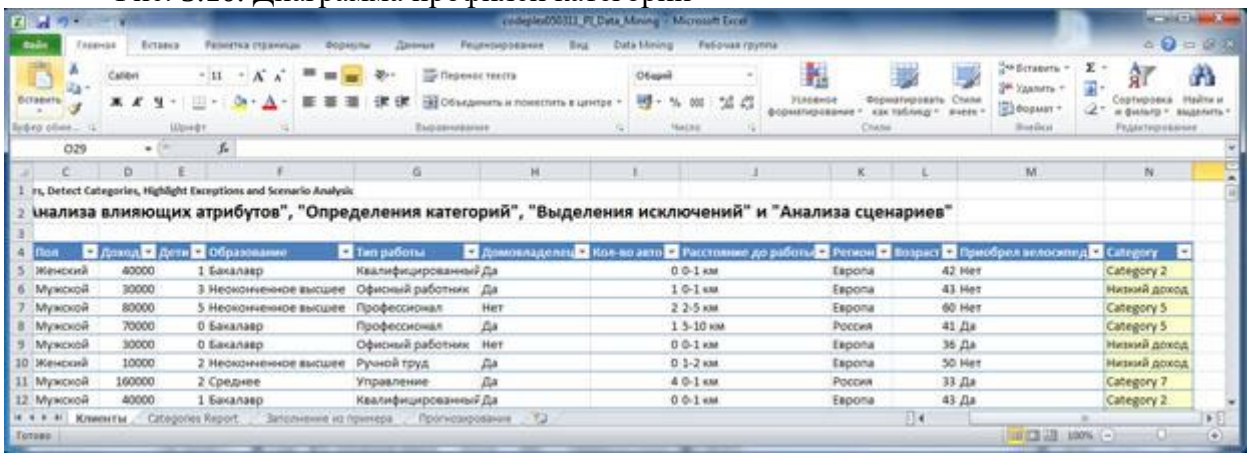


Рис. 5.11. Сопоставление категорий записям в исходной таблице

Рисунок 5.11 показывает, что всем записям исходной таблицы теперь сопоставлена категория, к которой они относятся. А с помощью фильтров можно просмотреть записи, относящиеся к выбранной категории.

Задание 1. Переименуйте категорию Category 3.

Задание 2. Проведите анализ параметров, характеризующих оставшиеся категории, и дайте им осмысленные названия.

Лабораторная работа 3. Использование инструментов "FillFromExample" и "Forecast"

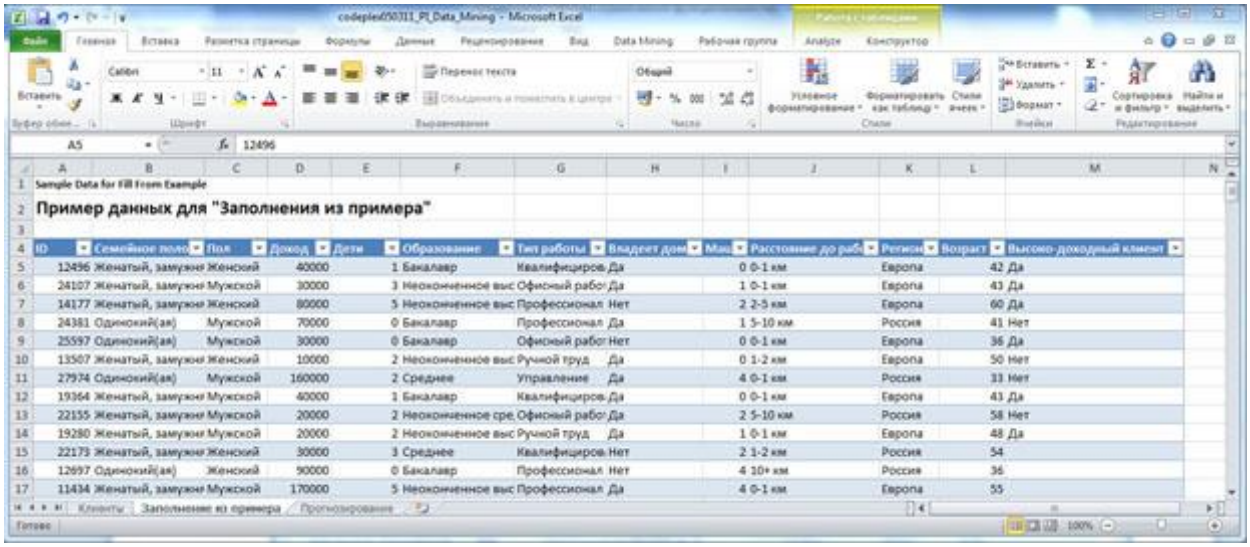
Цель: В данной лабораторной работе будет рассмотрено использование инструментов "Заполнение по примеру" ("FillFromExample") и "Прогноз" ("Forecast"), относящихся к компоненту "Средства анализа таблиц для Excel" пакета надстроек интеллектуального анализа данных для MicrosoftOffice 2007.

Оба рассматриваемых инструмента используются для решения задач прогнозирования неизвестных значений параметров. Поэтому в обоих случаях требуется обучающий набор данных, на базе которого строится модель, применяемая для предсказания.

Заполнение по примеру

В качестве учебного набора данных, как и в прошлой лабораторной будем использовать локализованный пример для Excel, взятый с http://russiandmaddins.codeplex.com/

Нужные данные находятся на листе "Заполнение из примера" (рис. 6.1). Здесь описывается ряд клиентов магазина. Для некоторых из них отмечено, является ли данный клиент высокодоходным. Эти строки будут использоваться как обучающая выборка. Задачей анализа будет являться оценка остальных клиентов по этому параметру.



Sample Data for Fill From Example

Пример данных для "Заполнения из примера"

ID	Семейное поло	Пол	Доход	Дети	Образование	Тип работы	Владеет дом	Маш	Расстояние до раб	Регион	Возраст	Высоко-доходный клиент
12496	Женатый, замужем	Женский	40000	1	Бакалавр	Квалифициров	Да		0-1 км	Европа	42	Да
24107	Женатый, замужем	Мужской	30000	3	Неоконченное выс	Офисный рабо	Да		1-0-1 км	Европа	43	Да
14177	Женатый, замужем	Женский	80000	5	Неоконченное выс	Профессионал	Нет		2-5 км	Европа	60	Да
24381	Одинокий(ая)	Мужской	70000	0	Бакалавр	Профессионал	Да		1-5-10 км	Россия	41	Нет
25597	Одинокий(ая)	Мужской	30000	0	Бакалавр	Офисный рабо	Нет		0-0-1 км	Европа	36	Да
13507	Женатый, замужем	Женский	10000	2	Неоконченное выс	Ручной труд	Да		0-1-2 км	Европа	50	Нет
27974	Одинокий(ая)	Мужской	160000	2	Среднее	Управление	Да		4-0-1 км	Россия	33	Нет
19364	Женатый, замужем	Мужской	40000	1	Бакалавр	Квалифициров	Да		0-0-1 км	Европа	43	Да
22155	Женатый, замужем	Мужской	20000	2	Неоконченное сре	Офисный рабо	Да		2-5-10 км	Россия	58	Нет
19280	Женатый, замужем	Мужской	20000	2	Неоконченное выс	Ручной труд	Да		1-0-1 км	Европа	48	Да
22173	Женатый, замужем	Женский	30000	3	Среднее	Квалифициров	Нет		2-1-2 км	Россия	54	
12697	Одинокий(ая)	Женский	90000	0	Бакалавр	Профессионал	Нет		4-10+ км	Россия	36	
11434	Женатый, замужем	Мужской	170000	5	Неоконченное выс	Профессионал	Да		4-0-1 км	Европа	55	

Рис. 6.1. Набор данных для инструмента FillFromExample

Для решения этой задачи используется алгоритм MicrosoftLogisticRegression. Необходимо понимать, что для создания модели в обучающей выборке должны быть представлены варианты со всеми возможными значениями целевого столбца. Необходимое число примеров зависит от особенностей предметной области. Но во многих случаях справедливо, что чем больше характерных примеров в обучающей выборке, тем более качественно будет обучена модель.

Соответственно, данный инструмент непригоден для задачи предсказания значений параметра, который может принимать непрерывные числовые значения.

Еще одна особенность - анализ проводится по столбцам (т.е. предсказывается значение столбца). Если ряд, который необходимо заполнить, хранится в виде строки, перед началом анализа надо выполнить транспонирование(скопировать в буфер, выбрать в контекстном меню "Специальная вставка" и отметить флажок "Транспонировать").

Запустим инструмент FillFromExample. В первом окне будет предложено выбрать столбец, содержащий образцы данных. В нашем случае он автоматически определен верно - "Высокодоходный клиент". Как и в предыдущих случаях, по ссылке "Choosecolumnstobeusedforanalysis", можно выбрать столбцы, учитываемые при анализе. Эвристический механизм определил, что поле ID учитывать не надо. На практике, рекомендуемые настройки стоит менять только в случае, если точно известно о взаимной независимости параметров. После запуска, инструмент формирует отчет об обнаруженных шаблонах (рис. 6.3), и добавляет столбец с предсказанными значениями к исходной таблице.

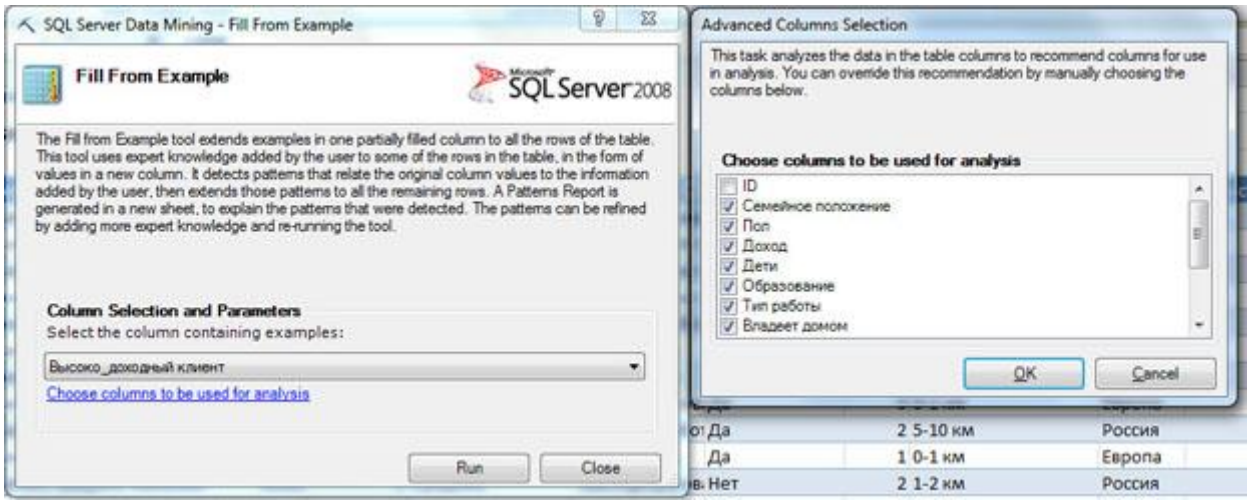


Рис. 6.2. Настройка инструмента FillFromExample

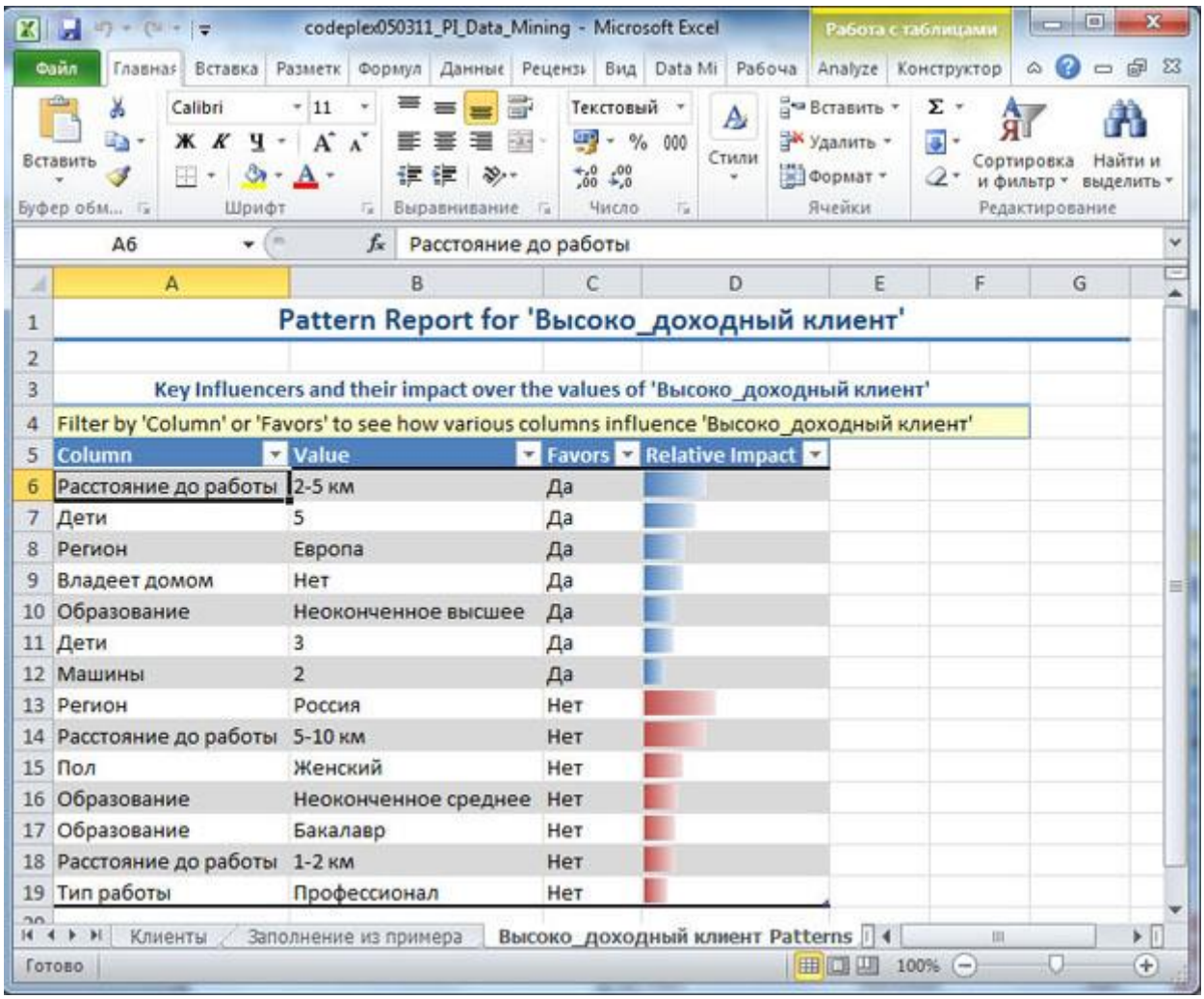


Рис. 6.3. Отчет об обнаруженных шаблонах

В отчете описываются выявленные зависимости между значением целевого столбца (в нашем случае "да" или "нет") и значениями других столбцов. На рис. 6.3 видно, что весовой коэффициент для "Да", соответствующий значению "2-5 км" параметра "Расстояние до работы", равен 34. Это значение имеет самый большой удельный вес при выборе варианта "Да". Это можно интерпретировать, как "расстояние 2-5 км до работы" во многом определяет выбор в пользу покупки велосипеда.

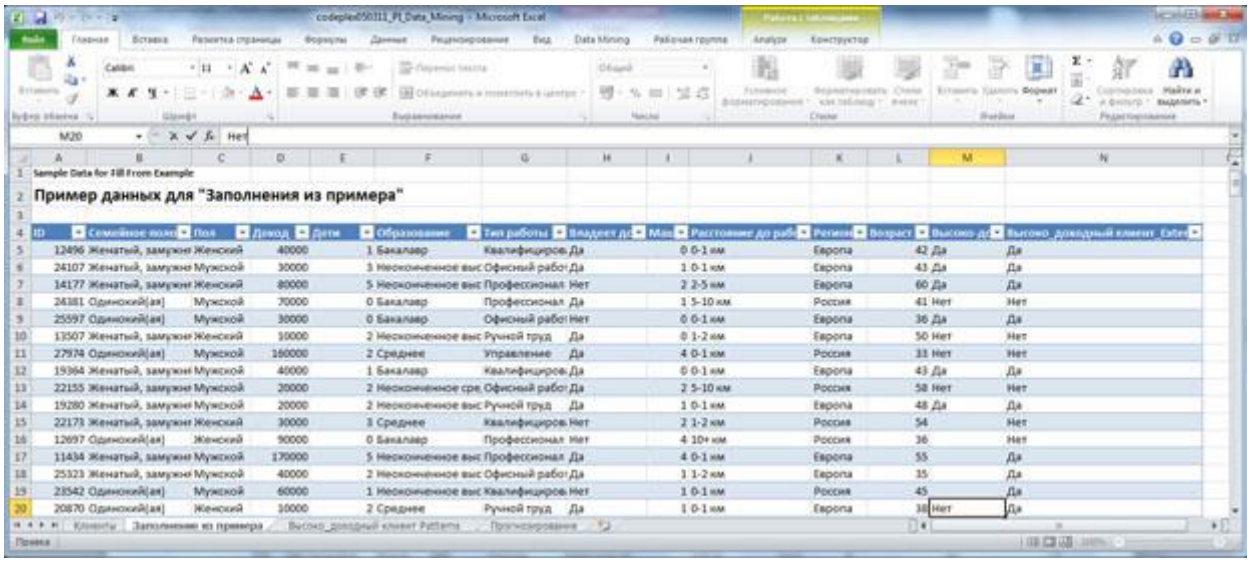


Рис. 6.4. Полученные оценки заносятся в исходную таблицу

Для каждой строки рассчитывается итоговая оценка для каждого варианта (в примере для "Да" и "Нет") и делается выбор в пользу значения с наибольшим суммарным удельным весом. Оно заносится в столбец с суффиксом "_Extended"(на рисунке "Высоко_доходный клиент_Extended"). Для записей, на которых модель обучалась, значение этого столбца совпадает с образцом.

Предположим, мы получили дополнительные данные о каких-то клиентах. Можно изменить образец (рис. 6.4, последняя строка) и снова запустить инструмент. Новые значения будут получены с учетом уточнений в наборе обучающих данных. Подобные итерации позволяют последовательно уточнять производимую оценку значений.

Задание. Проведите анализ и опишите полученные результаты.

Измените обучающий набор данных следующим образом. Найдите строку со значением "расстояние до работы 2-5 км", (например, строку с идентификатором 19562, 97-я строка в таблице) и для параметра "Высоко-доходный клиент" поставьте значение "Нет".Повторите анализ. Как изменился отчет о шаблонах? Объясните эти изменения.

Для того, чтобы полностью удалить результаты работы инструмента, достаточно удалить лист с отчетом и добавленный столбец в таблице с исходными данными.

Прогноз

Инструмент Forecast позволяет построить прогноз значений числового ряда. Ряд должен быть представлен столбцом в таблице (если исследуемые значения организованы в виде строки, требуется, как и в случае инструмента "FillFromExample", выполнить транспонирование).

В используемом нами файле Excel на листе прогнозирование есть набор данных по суммам продаж велосипедов марки M200 по месяцам в трех разных регионах. Таким образом, для исследования мы имеем три числовые последовательности, возможно связанные между собой (рис. 6.5). В процессе работы инструмент строит модель с использованием алгоритма временных рядов (MicrosoftTimeSeries). Для его работы необходимо, чтобы в исследуемых столбцах были только числовые значения (пропуски допустимы). Предсказывать можно числовые (непрерывные) или "денежные" (тип currency) значения. Инструмент не рассчитан на предсказание дат.

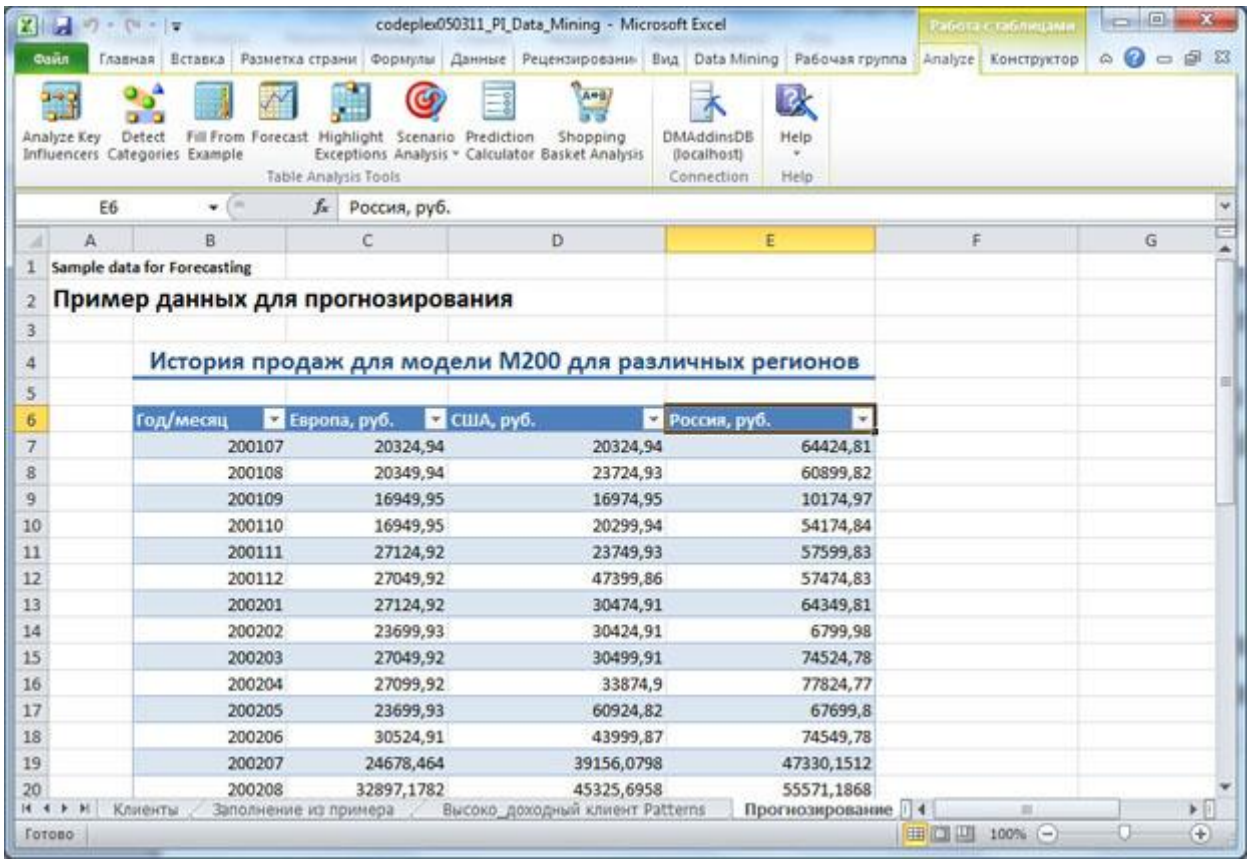


Рис. 6.5. Образец данных для прогнозирования - продажи по месяцам в разных регионах

Как отмечается в [1], инструмент ищет в анализируемой последовательности шаблоны следующих типов:

- тренд - тенденцию изменения значений. Тренд может быть восходящим (возрастание значений ряда) или нисходящим (уменьшение значений);
- периодичность (сезонность) - событие повторяется через определённые интервалы;
- взаимная корреляция - зависимость значений одного ряда от других (например, стоимость акций нефтяных компаний от цен на нефть). Алгоритмы, обнаруживающие взаимную корреляцию, входят в поставку MS SQLServer 2008 версии Enterprise или Developer, а в версии Standard недоступны.

Настройка параметров заключается в выборе анализируемых столбцов, количества предсказываемых значений ряда, указания временной отметки и типа периодичности.

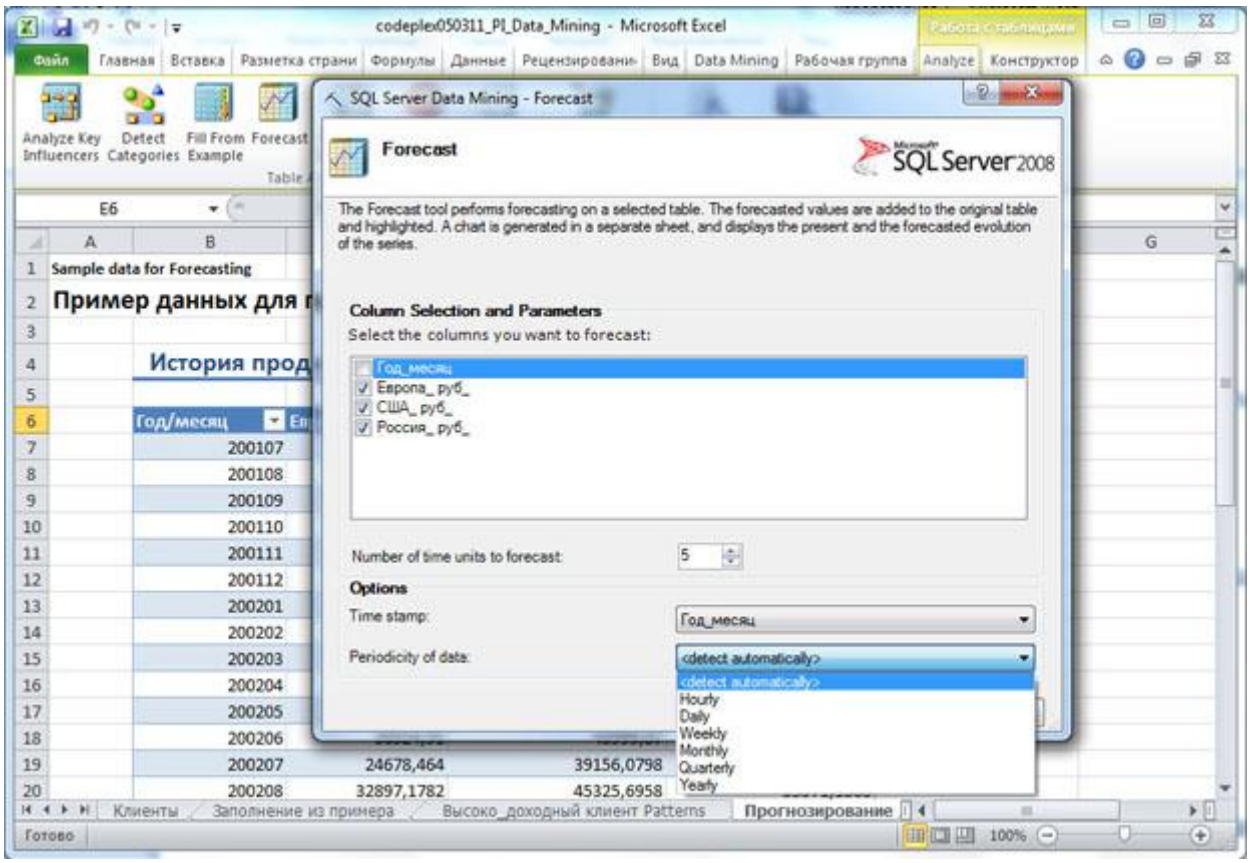


Рис. 6.6. Настройка параметров инструмента Forecast

В нашем случае в качестве временной отметки логично выбрать поле "Год/месяц" (инструмент изменил его название на "Год_месяц" для совместимости с требованиями SQLServer) и согласиться с исключением его из списка предсказываемых. Надо отметить, что значения в столбце, используемом в качестве временной метки, должны быть уникальны.

Что касается периодичности, то предлагаемые для выбора варианты определяются следующим образом[1]:

- Hourly (почасовая) - ищется периодичность 12;
- Daily (дневная) -ищется периодичность 5 и 7 (рабочие дни и неделя полностью);
- Weekly(недельная) - 4 и 13 (число недель в месяце и квартале);
- Monthly (месячная) - 12 (число месяцев в году);
- Yearly - инструмент будет автоматически обнаруживать периодичности.

Если периодичность неизвестна, то рекомендуется оставить "detectautomatically", чтобы инструмент проверил данные на наличие периодичности разных типов.

Инструмент создает отчет с графиком (рис. 6.7), на котором непрерывной линей обозначен "исторический тренд", построенный по имеющимся значениям. Пунктирной линией показано предсказываемое продолжение тренда. Обратите внимание, что временные метки для спрогнозированных значений не проставлены.

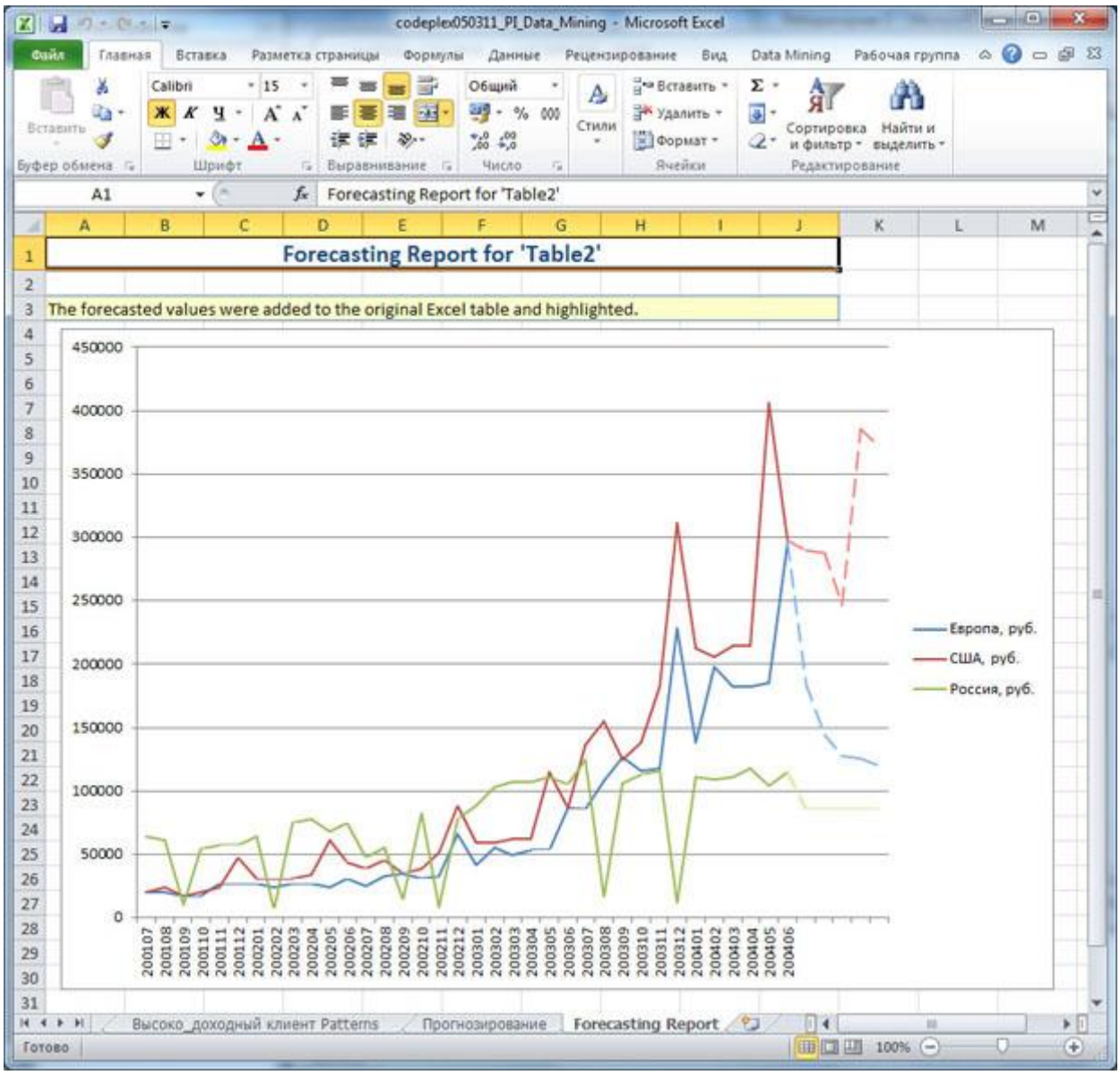


Рис. 6.7. Отчет инструмента "Прогноз"

Кроме того, в исходную таблицу добавляются результаты прогноза (столько значений, сколько было указано при запуске - рис. 6.6). На рис. 6.8 они выделены светло-желтым фоном. Чтобы продолжить ряд временных меток, можно выделить несколько последних значений столбца "Год/месяц" и незаполненную область в строках с прогнозом, выбрать на панели управления в ленте "Главная" кнопку "Заполнить" (рис. 6.8 подчёркнута красным), из выпадающего списка выбрать вариант "Прогрессия" и указать автоматическое определение шага. Недостающие значения будут добавлены. Теперь ина графике будут автоматически проставлены недостающие временные метки.

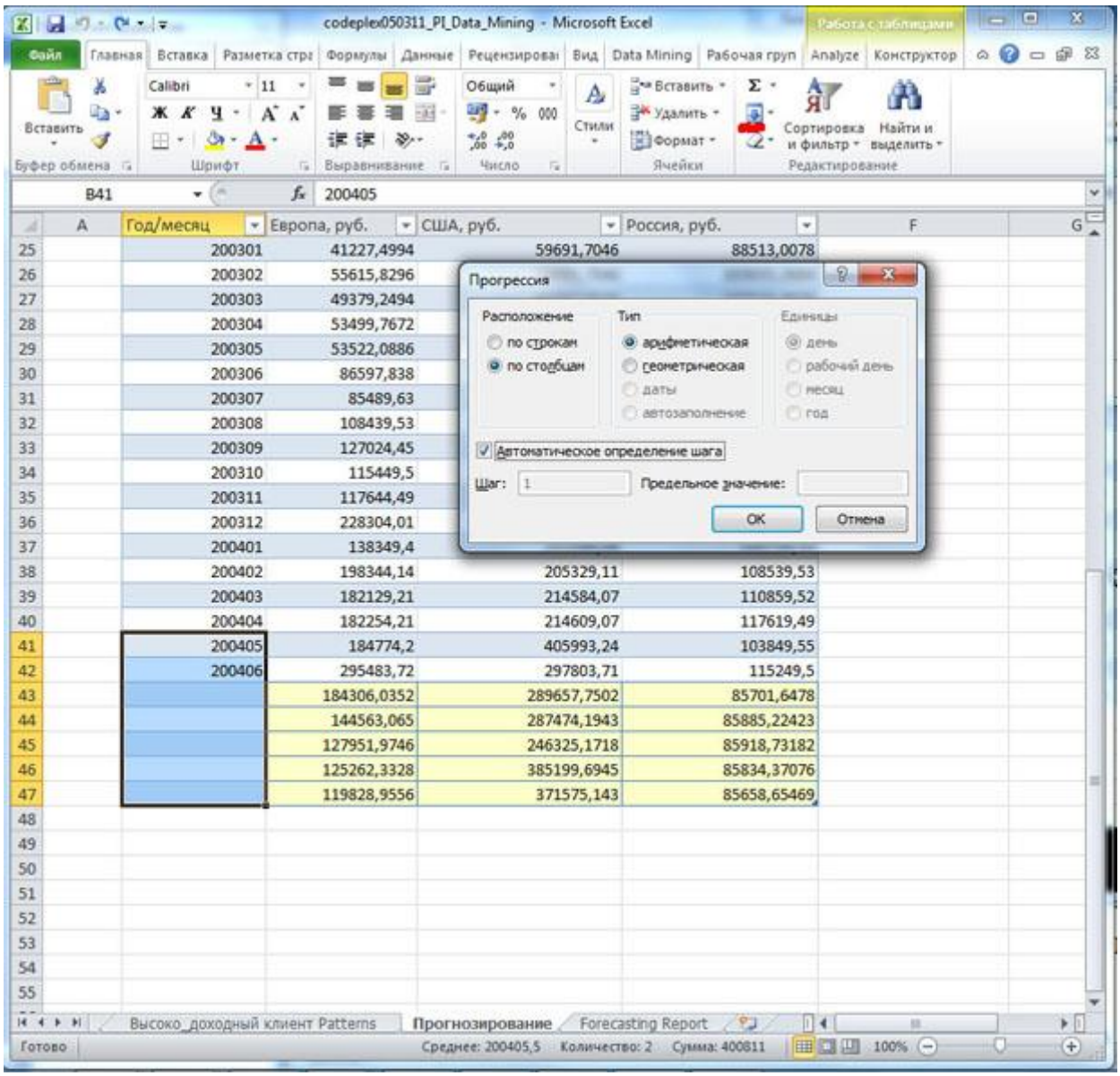


Рис. 6.8. Предсказанные значения и заполнение столбца временных меток

Чтобы убрать результаты работы инструмента, надо удалить лист отчета и строки исходной таблицы с предсказанными значениями.

Задание. С помощью инструмента постройте прогноз продаж на год (12 значений). Проанализируйте график. На ваш взгляд, какой тип периодичности обнаружил инструмент в исходных данных и использует для предсказания?

Лабораторная работа 4. Использование инструментов "HighlightExceptions" и "ScenarioAnalysis"

Цель: Лабораторная работа посвящена использованию инструментов "Выделение исключений" ("HighlightExceptions") и "Анализ сценариев" ("ScenarioAnalysis").

В качестве учебного набора данных, как и в прошлых лабораторных, будем использовать локализованный пример для Excel, взятый с http://russiandmaddins.codeplex.com/

Выделение исключений

Как следует из названия, инструмент позволяет выявить данные, выделяющиеся среди имеющегося набора. Это может быть полезно в ряде случаев. Во-первых, это могут быть ошибочные данные (например, результаты ошибки оператора при вводе каких-то значений). Во-вторых, исключения могут представлять отдельный интерес (как, например, в случае обнаружения мошеннических действий с банковскими картами и т.п.). Кроме того, анализ исключений может рассматриваться как предварительная часть интеллектуального анализа данных с помощью других методов. В частности, это позволяет исключить попадание нетипичных примеров в обучающую выборку.

В ходе работы инструмент HighlightExceptions создает временную модель интеллектуального анализа с использованием алгоритма MicrosoftClustering. Для каждой анализируемой строки оценивается степень принадлежности выявленным кластерам.Значения, находящиеся далеко от всех кластеров, помечаются как исключения.

При запуске инструмента можно отметить столбцы, не учитываемые при анализе. В рекомендациях по использованию [1,3] указывается, что желательно исключить из анализа столбцы с уникальными значениями (имена, идентификаторы), а также содержащие много пустых значений или произвольный текст. На рис. 7.1 видно, что при анализе набора данных "Клиенты" инструмент предлагает исключить из рассмотрения поле ID.

По итогам работы (а работает этот инструмент несколько дольше рассмотренных нами ранее) формируется отчет (рис. 7.2) и в исходном наборе данных исключения выделяются цветом (рис. 7.3).

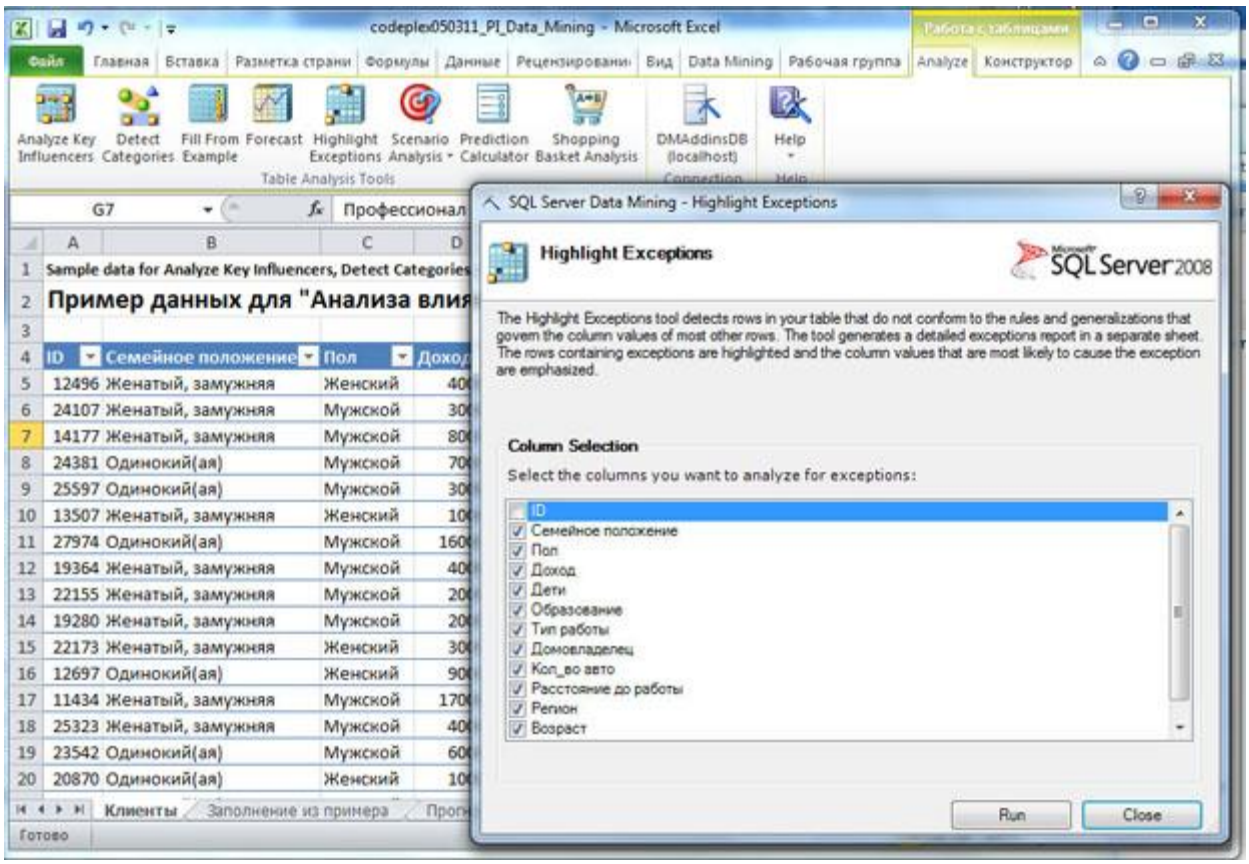


Рис. 7.1. Запуск инструмента HighlightExceptions

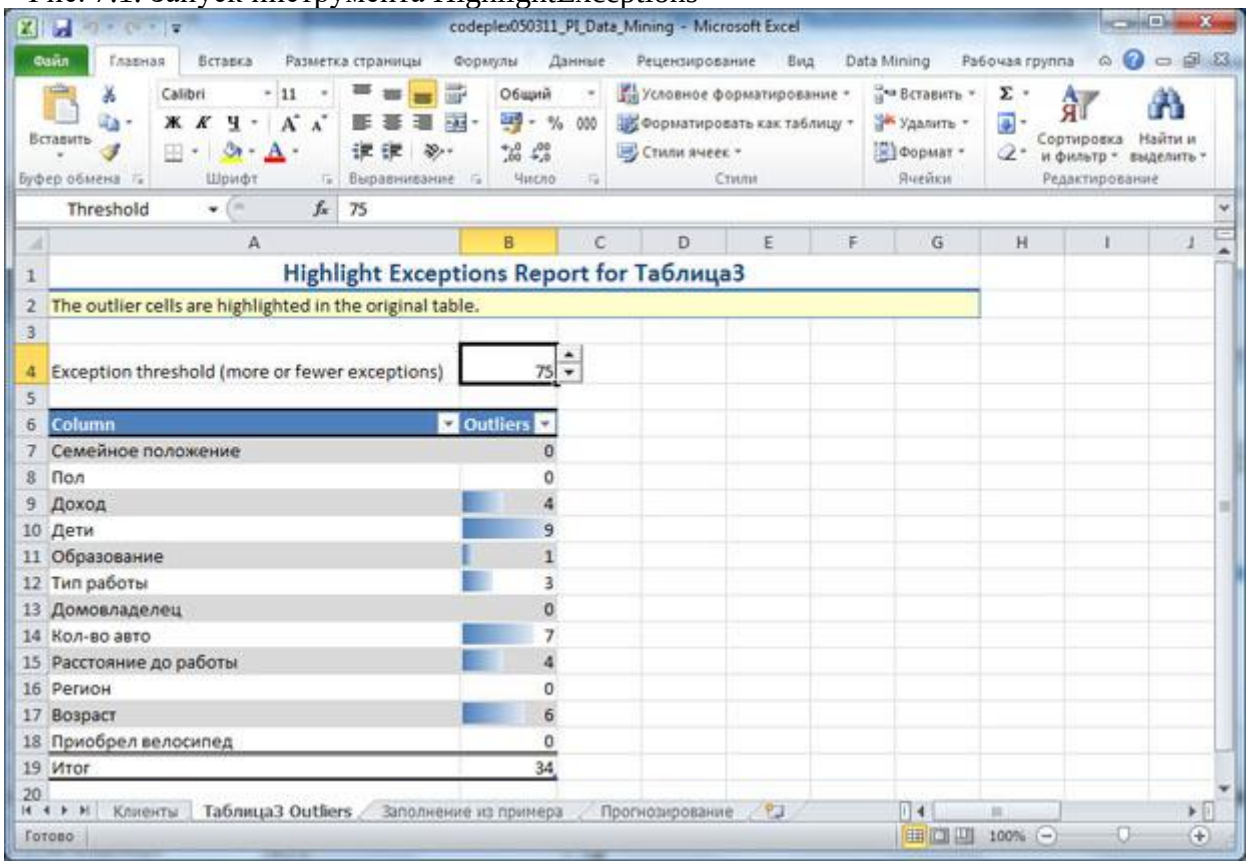


Рис. 7.2. Отчет по проведенному анализу данных

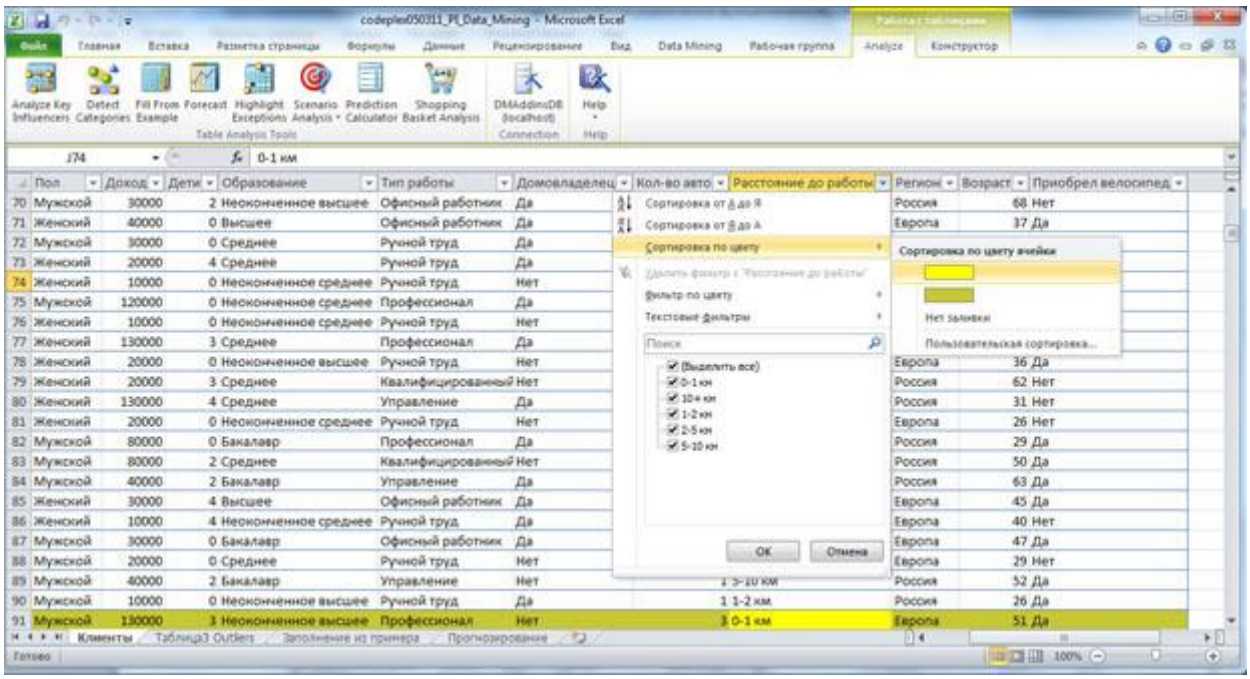


Рис. 7.3. Исключения выделяются цветом, что позволяет произвести сортировку

На рис. 7.2 видно, что инструмент позволяет указать порог отклонения от нормы (Exception threshold), измеряемый в процентах (оценка вероятности того, что выделенное значение относится к исключениям). Уменьшение порога приведет к тому, что больше записей будет рассматриваться как исключения, увеличение - наоборот. При значении по умолчанию в 75 % нашем наборе данных обнаружено 34 исключения. Отчет показывает, в каких столбцах сколько исключений было обнаружено.

Перейдем на лист Excel с данными. Рассматриваемые как выбросы значения выделяются в таблице цветом: вся строка-коричневым, конкретное значение - желтым. Чтобы сгруппировать нужные строки можно воспользоваться функциями Excel, позволяющими провести сортировку по цвету.

Также можно воспользоваться инструментами вкладки "Вид", чтобы создать новое окно и расположить рядом с окном с отчетом и данными (рис. 7.4). Пусть в отобранном наборе записей мы обнаружили ошибку.Скажем расстояние до работы у некоего клиента из США, обладающего двумя машинами, не "0-1 км", а "5-10 км" (именно поэтому ему нужно в семье 2 машины). Если мы изменим значение, будет произведен автоматический пересчет. В случае, представленном на рис. 7.4, новое значение уже не рассматривается как выброс.

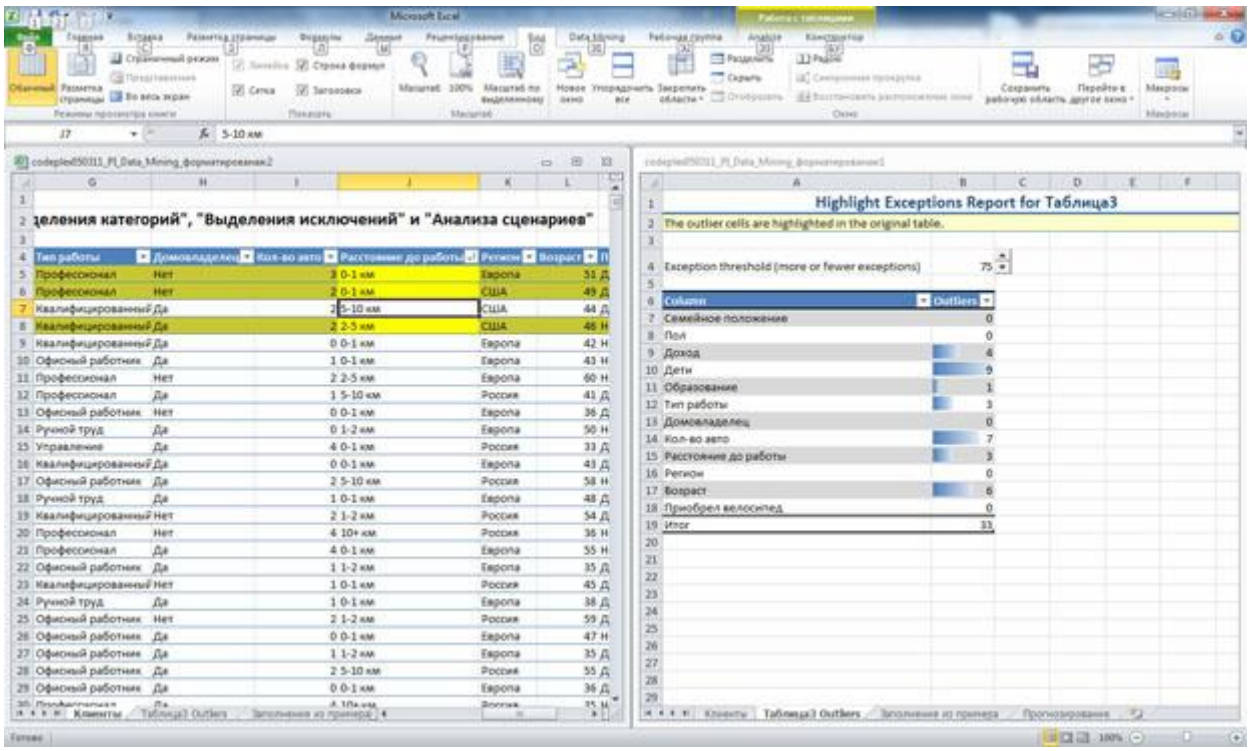


Рис. 7.4. Исправление ошибочного значения

Обратите внимание, что не только изменилась раскраска строки таблицы, но и произошли изменения в отчете, показывающем теперь наличие 33 исключений. Автоматический пересчет работает только в том случае, если сессия работы с аналитическими службами SQLServer остается открытой. Если таблица Excel была закрыта и снова открыта, то автоматического пересчета не будет (нужно снова провести анализ).

Также в описаниях отмечается, что инструмент реагирует только на изменения данных в диапазоне ячеек, использовавшемся при обучении. Если после начала работы инструмента в конец таблицы добавить новые строки, они оцениваться не будут.

Как уже отмечалось выше, если нужно рассматривать только наиболее сильные выбросы, можно увеличить значение порога отклонения и инструмент изменит оценки в соответствии с заданным значением (рис. 7.5).

Повторный запуск инструмента удалит результаты предыдущего анализа. Учитывая,что проводимые инструментом изменения достаточно сложны (раскраска строк таблицы и т.д.), если нужно удалить результаты работы, рекомендуется запустить повторный анализ, согласиться с удалением результатов и потом в окне, аналогичном представленному на рис. 7.1, нажать кнопку Close (отказаться от анализа данных).

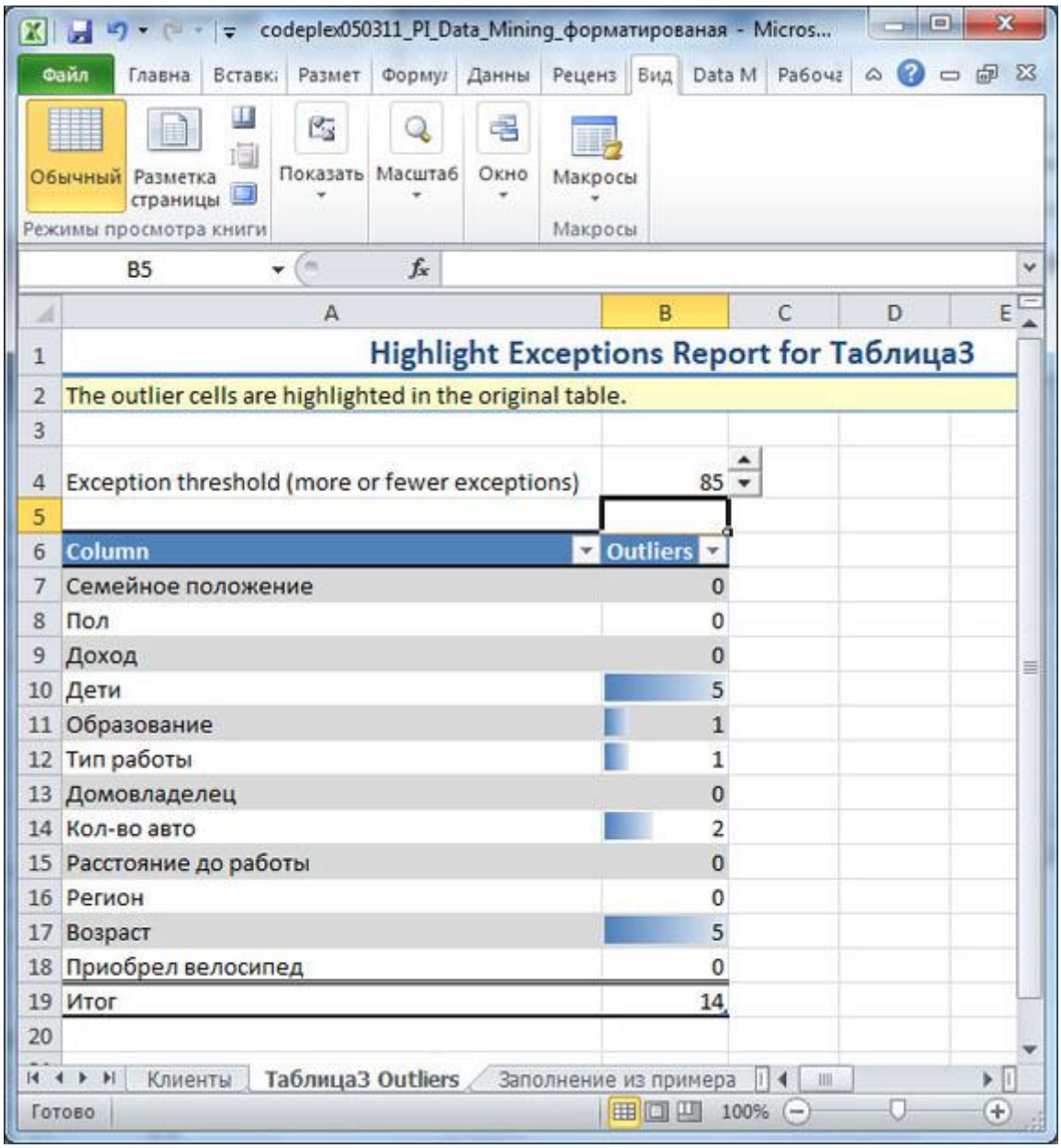


Рис. 7.5. Увеличение порога отклонения уменьшает число исключений

Задание. Проведите анализ исключений для набора данных "Клиенты" и значения порога в 90%. Предложите интерпретацию полученных результатов.

Задание 2. Проведите анализ исключений для набора данных "Прогнозирование" (продажи по месяцам в разных регионах). Предложите интерпретацию полученных результатов.

Анализ сценариев

Инструмент Scenario Analysis позволяет моделировать влияние, оказываемое изменением одного из параметров (значений одного столбца) на другой, связанный с первым. В основе работы инструмента лежит использование алгоритма Microsoft Logistic Regression. Для формирования временной модели требуется обучающая выборка, содержащая не менее 50 записей [3].

Инструмент Scenario Analysis включает две составные части - "Анализ сценария поиска решений" (GoalSeek) и "Анализ возможных вариантов"("What-If").

(i) "Анализ сценария поиска решений" (GoalSeek)

Использование инструмента GoalSeek позволяет оценить, сможем ли мы достичь желаемого значения в целевом столбце, меняя значения выбранного параметра. Инструмент позволяет провести анализ как для одной записи, так и для всей таблицы.

Используя этот инструмент надо быть готовым, что не для всех вариантов запроса может быть получен ответ. Это может быть связано с тем, что в исходных данных нет интересующих нас сочетаний. Также могут быть проблемы из-за типов данных.

Кроме того, нельзя забывать, что запрос нужно формировать с учетом знаний о предметной области. Например, можно запросить систему, если человек хочет увеличить годовой доход на 20 процентов, надо ли ему приобретать велосипед. И даже получить какой-то ответ. Но понятно, что в такой постановке сам вопрос является бессмысленным.

Пусть мы хотим узнать, как будет влиять образование на уровень достатка человека. Сначала проведем анализ для одной записи. Например, нас интересует клиент с идентификатором 12496 (первая запись в наборе данных).Откройте набор данных "Клиенты" и на вкладке Analysis выберите ScenarioAnalysis->GoalSeek (рис. 7.6).

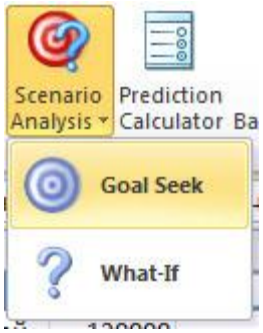


Рис. 7.6. Выбор инструмента GoalSeek

В окне параметров (рис. 7.7) укажем целевой столбец - "Доход", а также желаемое значение - 125% от текущего. В этом случае инструмент считает успешным результат, который не меньше заданного (в нашем примере $40000 \times 1,25 = 50000$ и более). Если задаваемое значение меньше 100%, то успешным считается результат, который не больше заданного. Также можно указать точное значение и диапазон (выбрав "Inrange"). Для значений, не являющихся числовыми, варианты "Percentage" и "Inrange" будут неактивны. Для достижения искомого значения будем менять столбец "Образование".

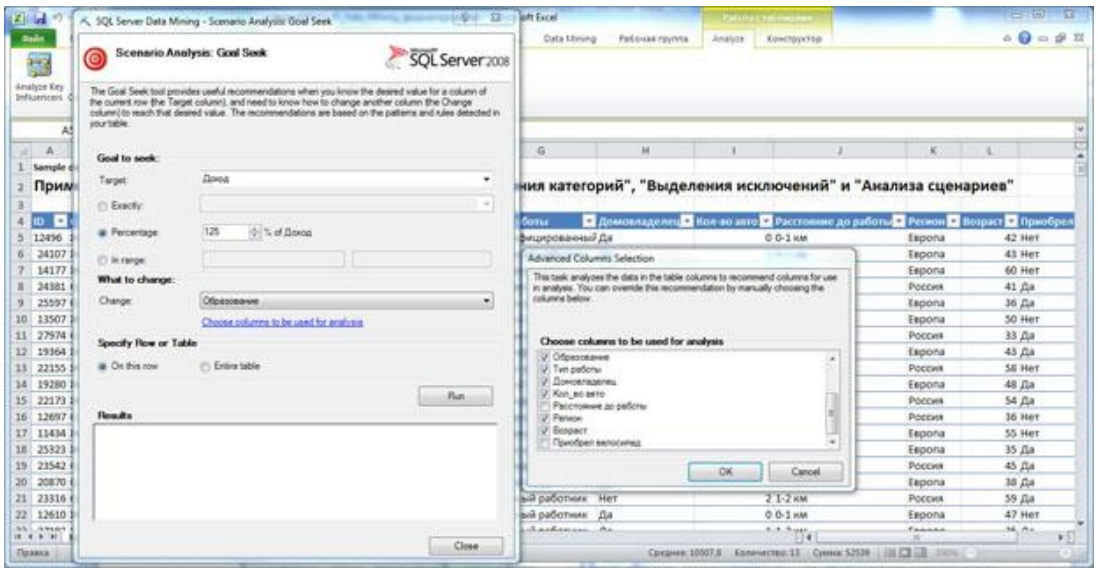


Рис. 7.7. Настройка параметров для GoalSeek

Перейдя по ссылке "Choose columns to be used for analysis", отметим, что при анализе в рассмотрение не берем столбцы "ID", "Дети", "Расстояние до работы", "Приобрел велосипед".После закрытия окна "Advanced Columns Selection" стоит еще раз проверить настройки в секции "Goaltoseek" - иногда при переходе между окнами переключатель между "Exactly", "Percentage" и "Inrange" сбрасываетсяв значение по умолчанию ("Exactly")

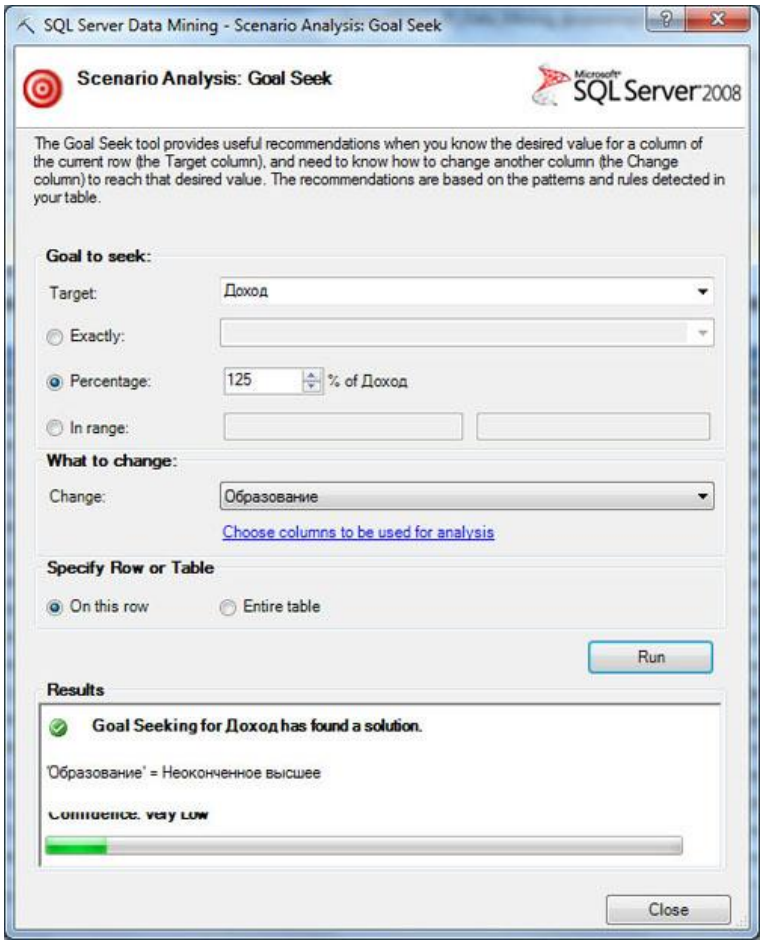


Рис. 7.8. Результат анализа для одной строки - решение найдено

Результат анализа, выполненного по нажатию кнопки Run, представлен на рис. 7.8. Для выбранной строки найден шаблон, рекомендующий для параметра "Образование" значение "Неоконченное высшее". При этом уровень достоверности - Confidence (иногда верхняя часть надписи затирается, как на рисунке), оценивается как очень низкий ("Very low").

Если прейти на следующую строку и снова нажать Run, получим результат для новых данных (рис. 7.9). В этом случае, подходящего решения не было найдено, и был предложен наиболее близкий вариант.

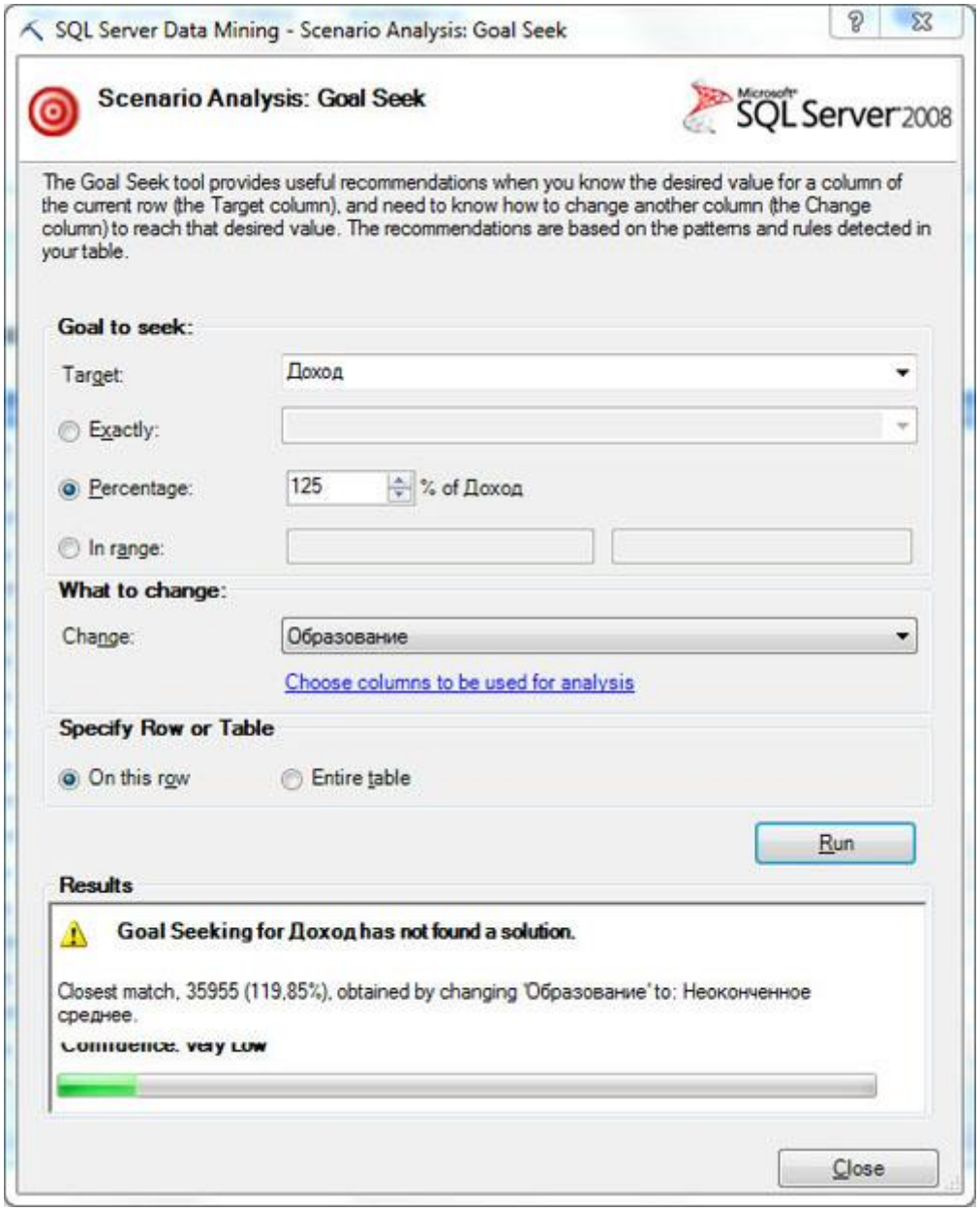
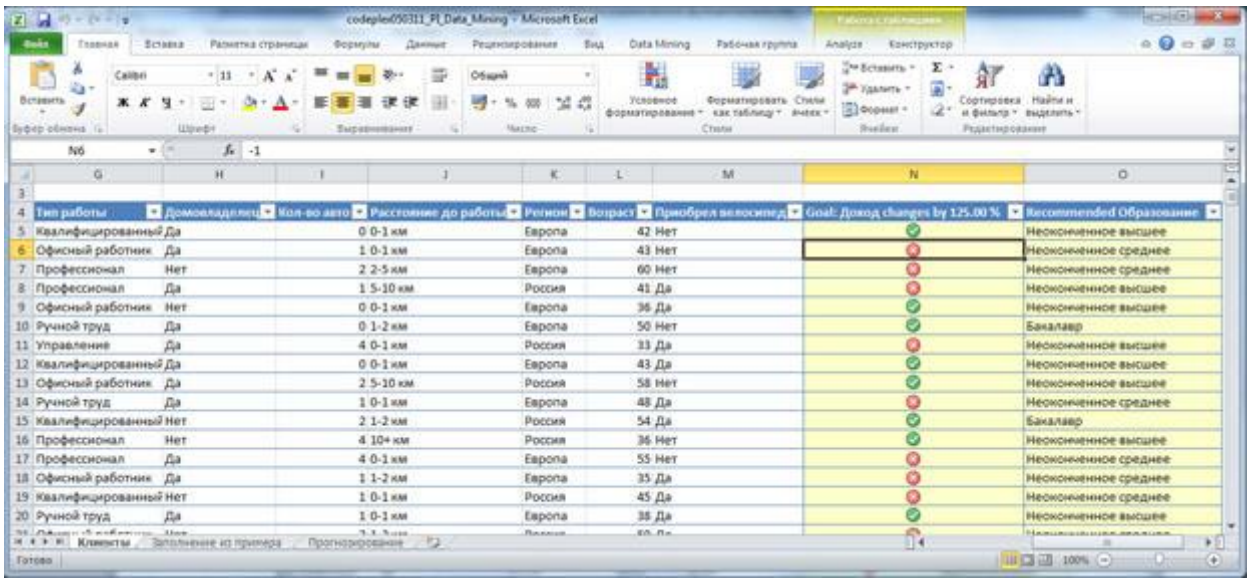


Рис. 7.9. Результат анализа для одной строки - решение не найдено



Тип работы	Домовладелец	Кол-во авто	Расстояние до работы	Регион	Возраст	Приобрел велосипед	Goal: Доход changes by 125.00 %	Recommended Образование
Квалифицированный	Да	0	0-1 км	Европа	42	Нет	✓	Неоконченное высшее
Офисный работник	Да	1	0-1 км	Европа	43	Нет	✗	Неоконченное среднее
Профессионал	Нет	2	2-5 км	Европа	60	Нет	✗	Неоконченное среднее
Профессионал	Да	1	5-10 км	Россия	41	Да	✗	Неоконченное высшее
Офисный работник	Нет	0	0-1 км	Европа	36	Да	✓	Неоконченное высшее
Ручной труд	Да	0	1-2 км	Европа	50	Нет	✓	Бакалавр
Управление	Да	4	0-1 км	Россия	33	Да	✗	Неоконченное высшее
Квалифицированный	Да	0	0-1 км	Европа	43	Да	✓	Неоконченное высшее
Офисный работник	Да	2	5-10 км	Россия	58	Нет	✓	Неоконченное высшее
Ручной труд	Да	1	0-1 км	Европа	48	Да	✗	Неоконченное среднее
Квалифицированный	Нет	2	1-2 км	Россия	54	Да	✓	Бакалавр
Профессионал	Нет	4	10+ км	Россия	36	Нет	✓	Неоконченное высшее
Профессионал	Да	4	0-1 км	Европа	55	Нет	✗	Неоконченное среднее
Офисный работник	Да	1	1-2 км	Европа	35	Да	✗	Неоконченное среднее
Квалифицированный	Нет	1	0-1 км	Россия	45	Да	✗	Неоконченное среднее
Ручной труд	Да	1	0-1 км	Европа	38	Да	✓	Неоконченное высшее

Рис. 7.10. Анализ для всей таблицы

А если в секции "Specify Rowor Table" установить переключатель в "Entire table", то сценарии будут посчитаны для всех строк (рис. 7.10). Результаты будут указаны в двух столбцах, добавленных в исходную таблицу. Для тех строк, которые отмечены крестиком в красном круге, соответствующего желаемому сценарию шаблона найдено не было.

Задание. Проведите анализ для отдельной строки и таблицы, аналогичный описанному выше. Прокомментируйте результаты.

Примечание. Запуск процедуры анализа для ряда других комбинаций столбцов (например - целевой столбец "покупка велосипеда" = "да", независимая переменная - "расстояние до работы") приводит к ошибке "Query (1, 50) Синтаксический анализатор: Неверный синтаксис "value".", видимо связанной с некорректной обработкой некоторых типов данных.

(ii) "Анализ возможных вариантов"("What-If")

Инструмент What-If позволяет решить обратную по отношению к GoalSeek задачу: оценить значение целевой переменной при определенном изменении заданного параметра.

Например, можно оценить, как изменился бы уровень дохода человека, если бы повысился его уровень образования. Перейдем на запись с идентификатором 12697 и запустим инструмент: Scenario Analysis->What-If. Укажем параметры сценария: образование меняется на "Высшее" и целевой столбец "Доход". Полученный для строки результат показывает, что при изменении уровня образования доход может несколько вырасти (исходное значение 90000, среднее значение для нового шаблона 104448). Но степень уверенности в прогнозе не слишком высокая.

Аналогично предыдущему инструменту,подобный анализ сценария можно сделать и для всей таблицы целиком. В этом случае к исходной таблице добавляются два столбца - один показывает новое значение целевого параметра, второй - оценку достоверности (рис. 7.12). Достоверность оценивается числом от 0 до 100: 100 - максимальная достоверность (абсолютная уверенность в прогнозе), 0 - минимальная.

Задание. Проведите анализ данных, аналогичный описанному выше.

Для того чтобы удалить результаты работы с таблицей инструментов What-If и Scenario Analysis, достаточно удалить добавленные столбцы. При работе с отдельными строками, никаких дополнительных действий не требуется.

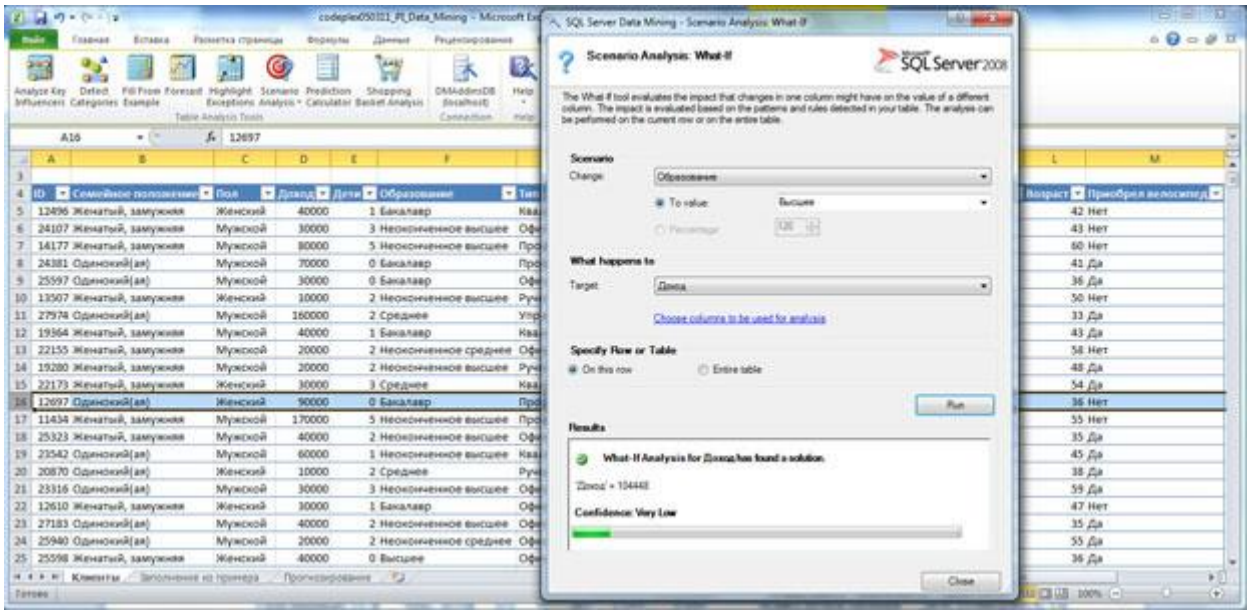


Рис. 7.11. Работа инструмента What-Ifдля отдельной строки

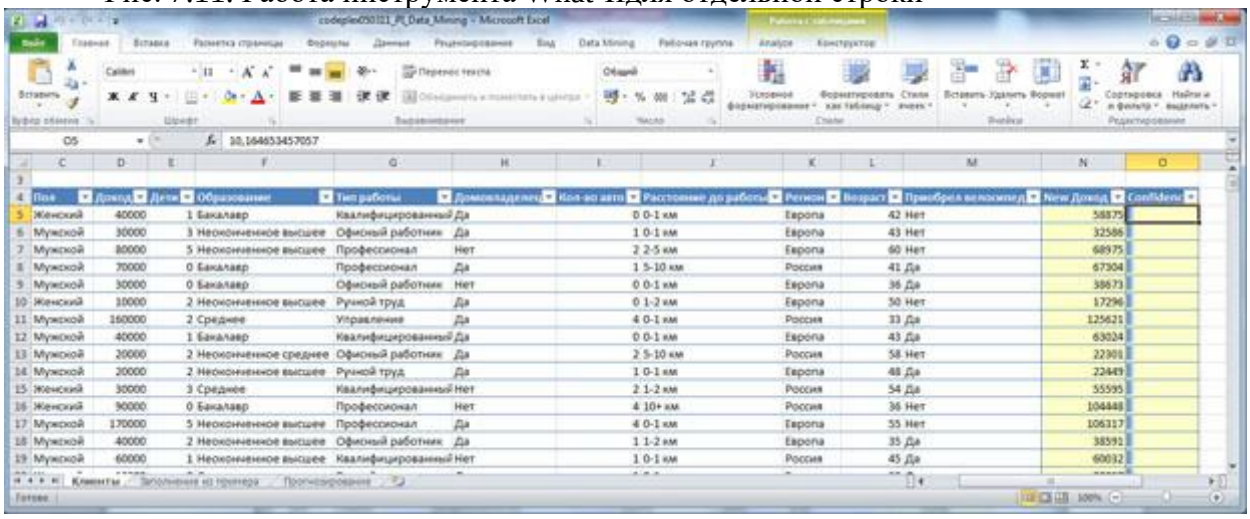


Рис. 7.12. Прогноз What-Ifдля всей таблицы

Лабораторная работа 5. Использование инструментов "Prediction Calculator" и "ShoppingbasketAnalysis"

Цель: Лабораторная работа посвящена использованию инструментов "Расчет прогноза" ("PredictionCalculator") и "Анализ покупательской корзины" ("ShoppingBasketAnalysis").

Расчет прогноза

Инструмент Prediction Calculator помогает сгенерировать и настроить "калькулятор", который позволяет оценить шансы на получение ожидаемого значения целевого параметра без подключения к аналитическим службам SQLServer. В частности, такая возможность может быть очень полезна для удаленных пользователей.

В качестве учебного набора данных в этой части лабораторной будем использовать локализованный пример для Excel, взятый с http://russiandmaddins.codeplex.com/

Перейдем на набор данных "Клиенты" и на вкладке Analyze выберем Prediction Calculator. В окне настроек надо указать целевой столбец и искомое значение (рис. 8.1). Если значения целевого столбца рассматриваются как числовые из непрерывного диапазона, то можно указать, как точное значение, так и желаемый интервал. В противном случае - только точное значение.

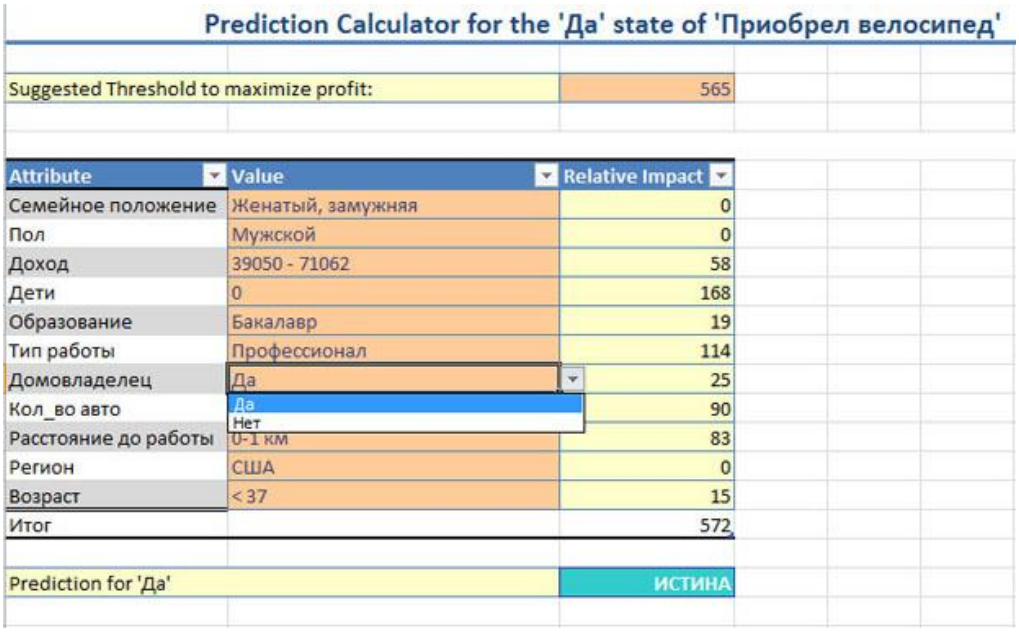
Рис. 8.1. Настройки инструмента Prediction Calculator

Пусть цель анализа - определить, купит ли клиент велосипед. В качестве целевого столбца указываем "Приобрел велосипед" и значение "Да". Далее можно указать столбцы для анализа. Как и ранее, рекомендуется исключать из рассмотрения столбцы с уникальными значениями и столбцы, один из которых дублирует другой (например, точное значение заработной платы и диапазон заработной платы).

Инструмент всегда формирует отчет Prediction Calculator Report, кроме того по умолчанию формируются два необязательных отчета - Prediction Calculator ("калькулятор" прогноза в виде таблицы Excel) и Printable Calculator (таблица калькулятора для печати и ручной обработки).

Чтобы лучше разобраться с результатами работы инструмента, перейдем сначала на лист с отчетом Prediction Calculator.В верхней части отчета расположен сам калькулятор (рис. 8.2), в нижней - таблица баллов, соответствующих различным значениям параметров (рис. 8.3).

Работая с калькулятором, можно описать анализируемый пример, указывая значения для каждого параметра. Значения в столбец Value можно вводить или выбирать из выпадающих списков (что лучше, т.к. меньше шансов ввести некорректное значение или диапазон). Для описываемого примера рассчитывается сумма баллов, которая сравнивается с рекомендуемым пороговым значением. Если значение выше "порога", то прогноз получает значение"истина" (на рисунке сумма баллов 572, пороговое значение 565). Вторая часть отчета поясняет полученный результат, показывая, сколько баллов за какое значение ставится.



Prediction Calculator for the 'Да' state of 'Приобрел велосипед'

Suggested Threshold to maximize profit:		565
Attribute	**Value**	**Relative Impact**
Семейное положение	Женатый, замужняя	0
Пол	Мужской	0
Доход	39050 - 71062	58
Дети	0	168
Образование	Бакалавр	19
Тип работы	Профессионал	114
Домовладелец	Да	25
Кол_во авто	Да / Нет	90
Расстояние до работы	0-1 км	83
Регион	США	0
Возраст	< 37	15
Итог		572
Prediction for 'Да'		ИСТИНА

Рис. 8.2. "Калькулятор"

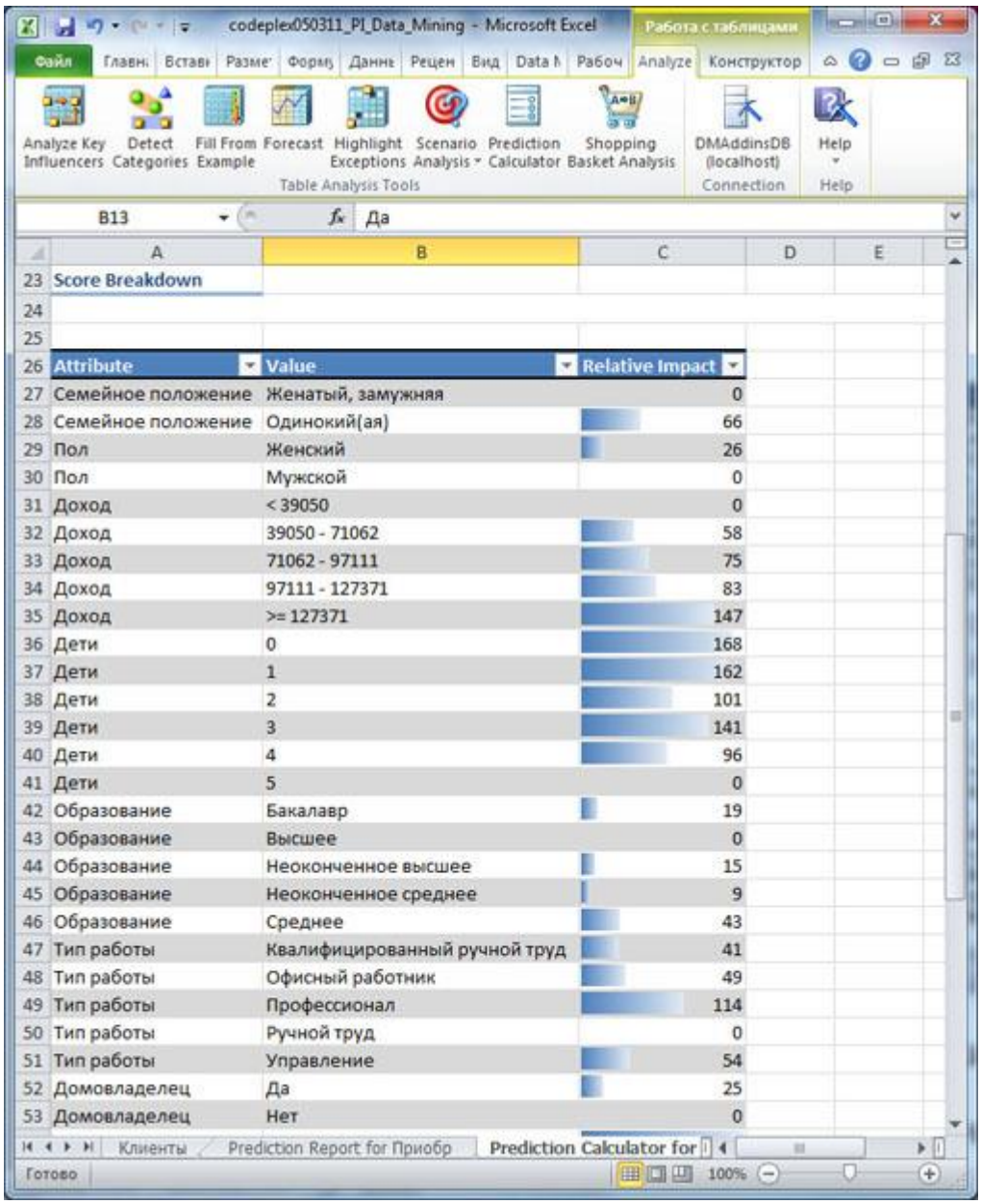


Рис. 8.3. Таблица баллов для параметров

Представленный на рис. 8.4 отчет "Printable Calculator" позволяет вывести на печать готовую форму для ручного подсчета баллов и получения оценки без использования компьютера. Это может быть удобно, например, для торговых представителей или других сотрудников, работающих вне офиса и не имеющих доступа к компьютеру. Все что нужно для расчета прогноза - отметить варианты, просуммировать баллы и сравнить с пороговым значением.

Теперь перейдем к более интересному вопросу - как же было определено пороговое значение. Отчет Prediction Calculator Report позволяет с этим разобраться (рис. 8.5). По итогам анализа формируется прогноз, который может быть отнесен к одной из четырех категорий [1]:

- истинный позитивный прогноз (TruePositive) - верный прогноз. Например, клиент, для которого прогноз показал истину, на самом деле заинтересован в покупке велосипеда. Магазин получил прибыль;

- истинный негативный прогноз (TrueNegative) - верный негативный прогноз. Клиент, для которого прогноз показал незаинтересованность в покупке, на самом деле не собирается покупать велосипед. Магазин не получил прибыли, но и не понес затрат (на рассылку рекламных предложений и проч.);
- ложный позитивный прогноз (FalsePositive; ошибка 1 рода) - неверный прогноз, показывающий,что клиент хочет сделать покупку, хотя на самом деле это не так (может привести магазин к затратам на сопровождение клиента);
- ложный негативный прогноз (FalseNegative; ошибка 2 рода) - неверный прогноз, показывающий, что клиент не хочет сделать покупку, хотя на самом деле он в ней заинтересован (может привести к упущенной прибыли).

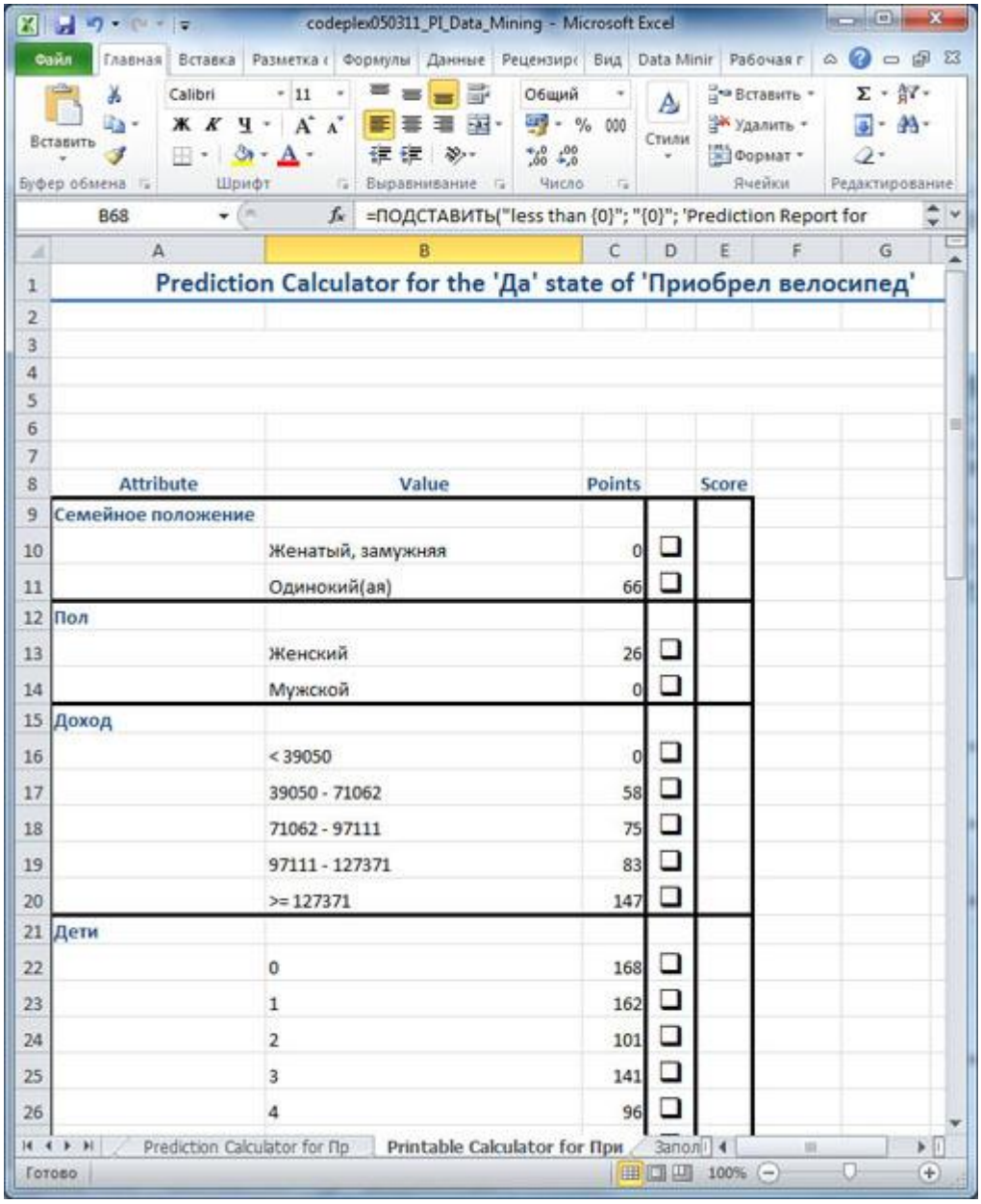


Рис. 8.4. Отчет "PrintableCalculator"

Отчет Prediction Calculator Report позволяет указать прибыль от истинных прогнозов и убыток от ложных. На основе этих данных определяется пороговое значение, обеспечивающее максимум прибыли. По умолчанию, для истинного позитивного прогноза указывается прибыль 10 (долларов или других единиц), для ложного позитивного - такой же убыток (рис. 8.5, таблица в левой верхней части экрана). В этом

случае максимум прибыли (график на рис. 8.5 справа вверху) как раз и будет соответствовать пороговому значению для прогноза в 565 баллов.

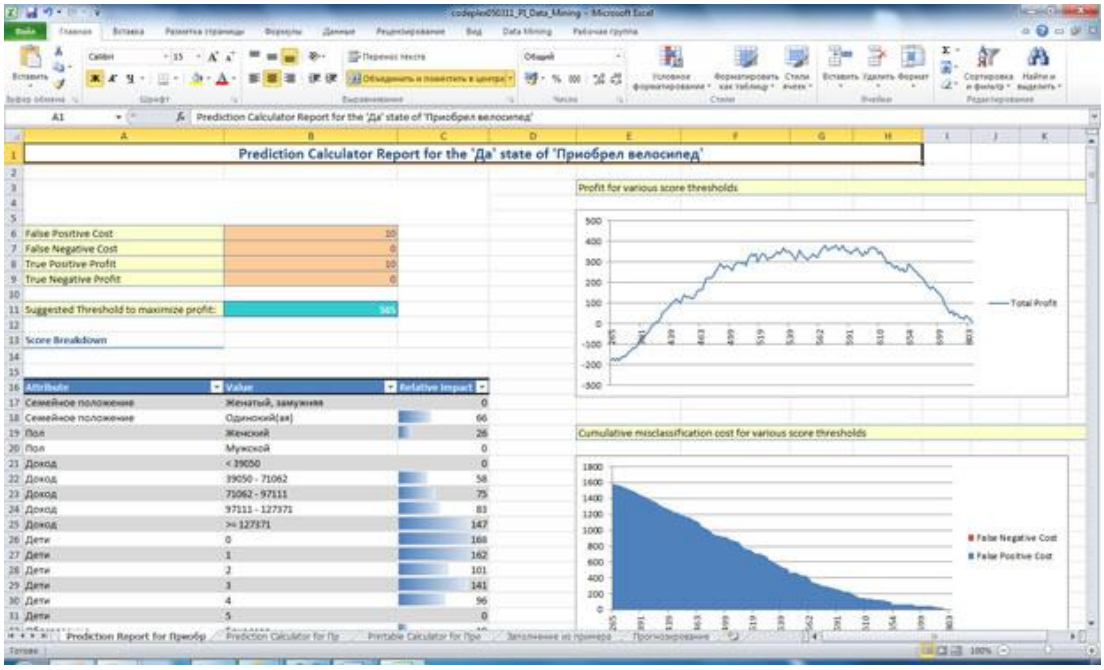


Рис. 8.5. Отчет Prediction Calculator Report

В нижней части отчета Prediction Calculator слева располагается таблица с относительными весами значений рассматриваемых параметров (ее мы уже встречали в таблице Prediction Calculator) и графиком потерь от ложных прогнозов.

Пусть продажа велосипеда приносит магазину не 10, а 50 долларов. В этом случае, прибыль от одной продажи будет перекрывать затраты на сопровождение до 5 отказавшихся от покупки клиентов. Соответственно изменится и соотношение прибыли/затраты. На рис. 8.6 показано, что в этом случае, для максимизации прибыли рекомендуется установить пороговое значение для прогноза в 443 балла. Новое значение будет автоматически подставлено и в таблицу Prediction Calculator.

Задание. Проведите анализ для двух различных наборов значений прибыли от истинных прогнозов и убытков от ложных. Прокомментируйте результаты.

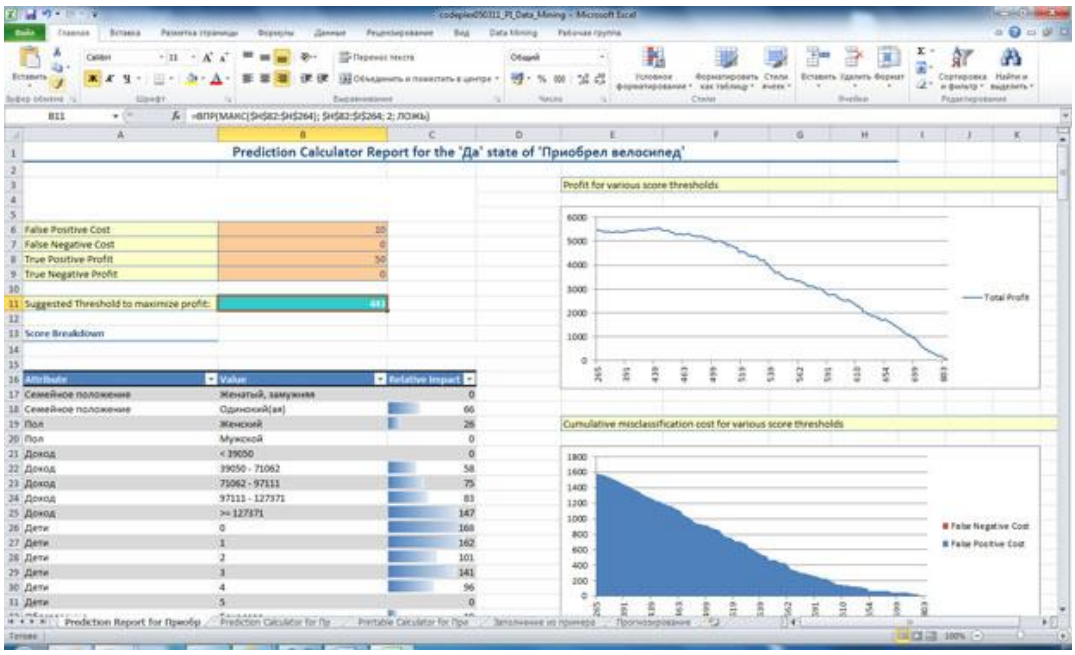


Рис. 8.6. Отчет Prediction Calculator Report: при вводе новой оценки прибыли от правильного прогноза меняется рекомендуемое пороговое значение

Анализ покупательской корзины

В наборе Table Analysis Tools нам осталось рассмотреть инструмент Shopping Basket Analysis. Он позволяет, например, на основе данных о покупках выделить товары, чаще всего встречающиеся в одном заказе, и сформировать рекомендации относительно совместных продаж.

В процессе анализа используется алгоритм MicrosoftAssociationRules.

Для изучения этого инструмента, вместо использованного ранее локализованного набора данных, обратимся к примеру из поставки надстроек интеллектуального анализа (в предыдущем файле нужного набора данных просто нет). Через меню "Пуск" найдите "Надстройки интеллектуального анализа данных" -> "Образцы данных Excel". В этой книге Excel с первого листа (рис. 8.7) перейдите по ссылке "Поиск взаимосвязей и покупательское поведение". Соответствующий набор данных (рис. 8.8) содержит информацию о заказах (номер заказа - Order Number), включенных в них товарах (их категории - Category и собственно товаре - Product) и ценах.

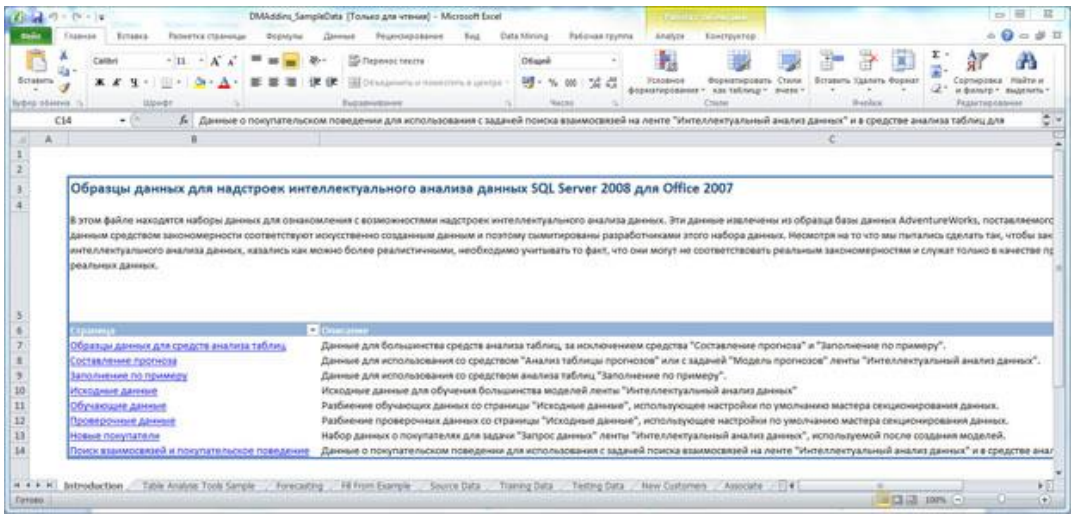


Рис. 8.7. Образцы данных

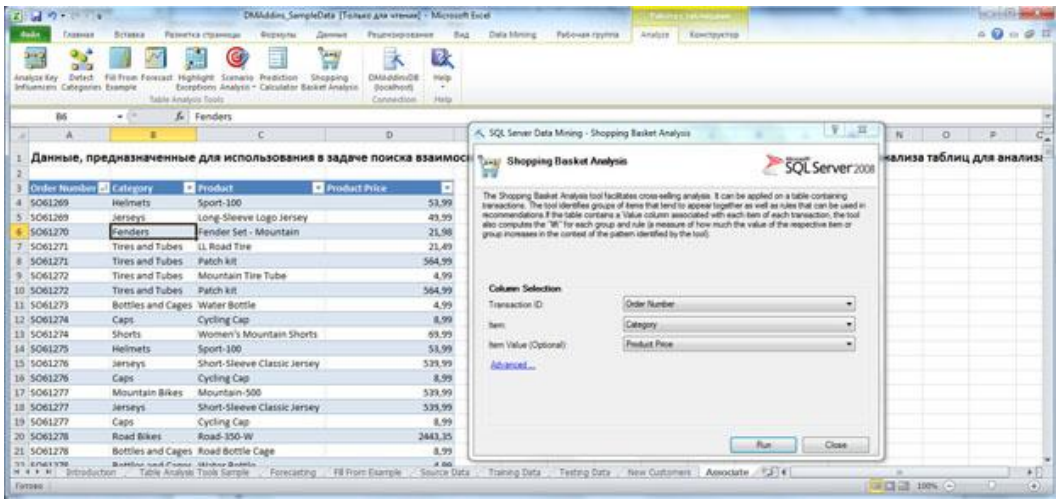


Рис. 8.8. Запуск инструмента Shopping Basket Analysis

Проанализируем, какие категории чаще всего попадают в один заказ. Запустим инструмент Shopping Basket Analysis. В его настройках надо указать идентификатор транзакции (TransactionID), в нашем случае, это Order Number и предмет анализа (мы будем проводить анализ для категорий - Category). Необязательным параметром, количественно характеризующим предмет анализа (Item Value), в нашем случае будет цена. Если Item Value не указан, то анализироваться будет только частота выявленных сочетаний.

Результаты работы Shopping Basket Analysis отображаются в двух отчетах - Bundled Items и Recommendations.

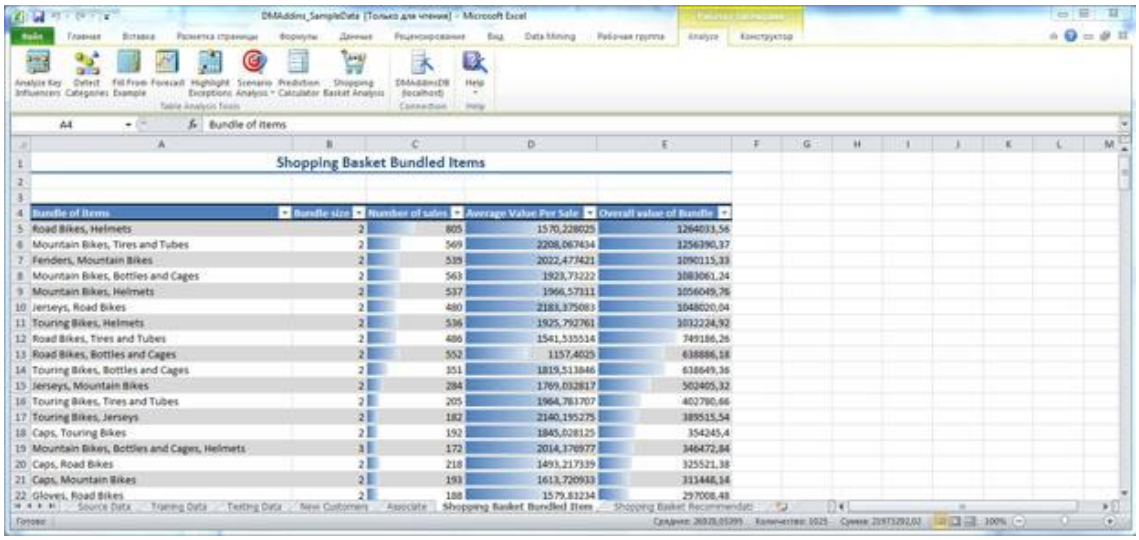
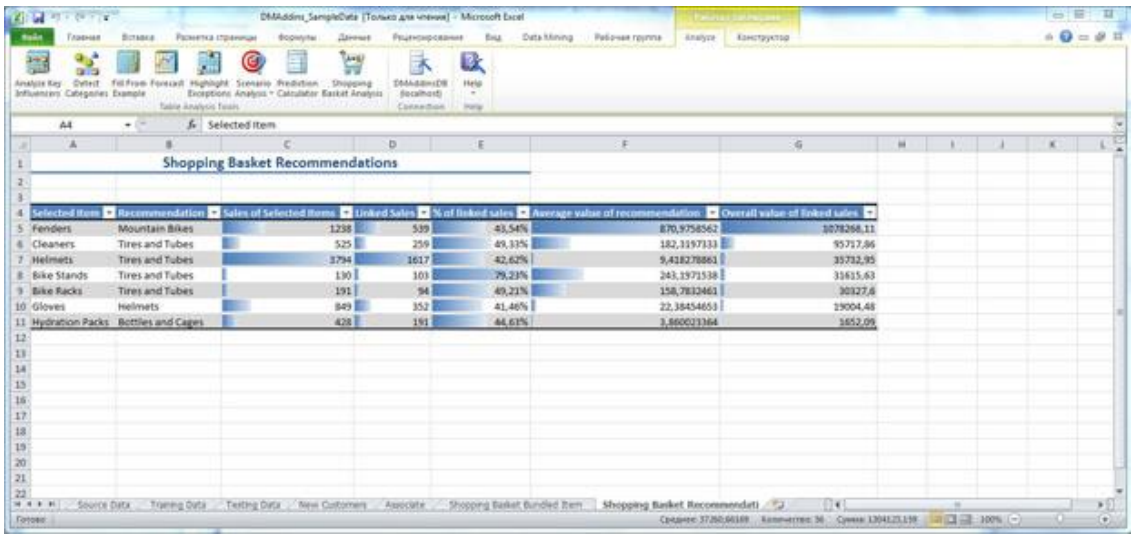


Рис. 8.9. Отчет Shopping Basket Bundled Items



Shopping Basket Recommendations

Selected Item	Recommendation	Sales of Selected Items	Linked Sales	% of linked sales	Average value of recommendation	Overall value of linked sales
Fenders	Mountain Bikes	1238	539	43,54%	870,9758562	1078268,11
Cleaners	Tires and Tubes	525	259	49,33%	182,3197331	95717,86
Helmets	Tires and Tubes	3794	1617	42,62%	9,418278861	35732,95
Bike Stands	Tires and Tubes	130	103	79,23%	243,1971538	31615,63
Bike Racks	Tires and Tubes	191	94	49,21%	158,7832461	30327,6
Gloves	Helmets	849	352	41,46%	22,38454653	19004,48
Hydration Packs	Bottles and Cages	428	191	44,61%	3,860023364	1652,09

Рис. 8.10. Отчет Shopping Basket Recommendations

Первый из отчетов содержит информацию о наиболее часто встречающихся в "одном чеке" сочетаниях категорий товаров. Так, например, в первой строке отчета на рис. 8.9 мы видим, что чаще всего встречается сочетание категорий "дорожные велосипеды" и "шлемы" (RoadBikes, Helmets). В рассматриваемом наборе оно выявлено в 805 заказах. Дальше указывается средняя цена набора и суммарная стоимость всех подобных наборов. Можно сказать, что этот отчет описывает покупательские шаблоны клиентов.

Второй отчет Shopping Basket Recommendations содержит рекомендации о товарах, которые могут быть предложены вместе. Например, третья строчка отчета указывает, что людям купившим шлем, стоит также предложить приобрести шины. Это заключение базируется на том, что среди 3794 покупок включающих шлемы, 1617 включали и шины. Доля таких связанных продаж равна 42,62%. Далее приводится средний доход от связанных продаж (общая стоимость, деленная на число транзакций, которые содержат "рекомендующий" продукт, в нашем случае - шлем) и общая сумма связанных продаж. Основываясь на подобном отчете, владелец магазина может решить, как разместить товары, какие связанные предложения можно сформировать и т.д.

Для удаления результатов работы инструмента достаточно удалить сформированные отчеты.

Задание 1. Проведите анализ аналогичный описанному выше.

Задание 2. Проанализируйте, какие товары (а не категории товаров, как было раньше), приобретаются вместе. Опишите полученные результаты.

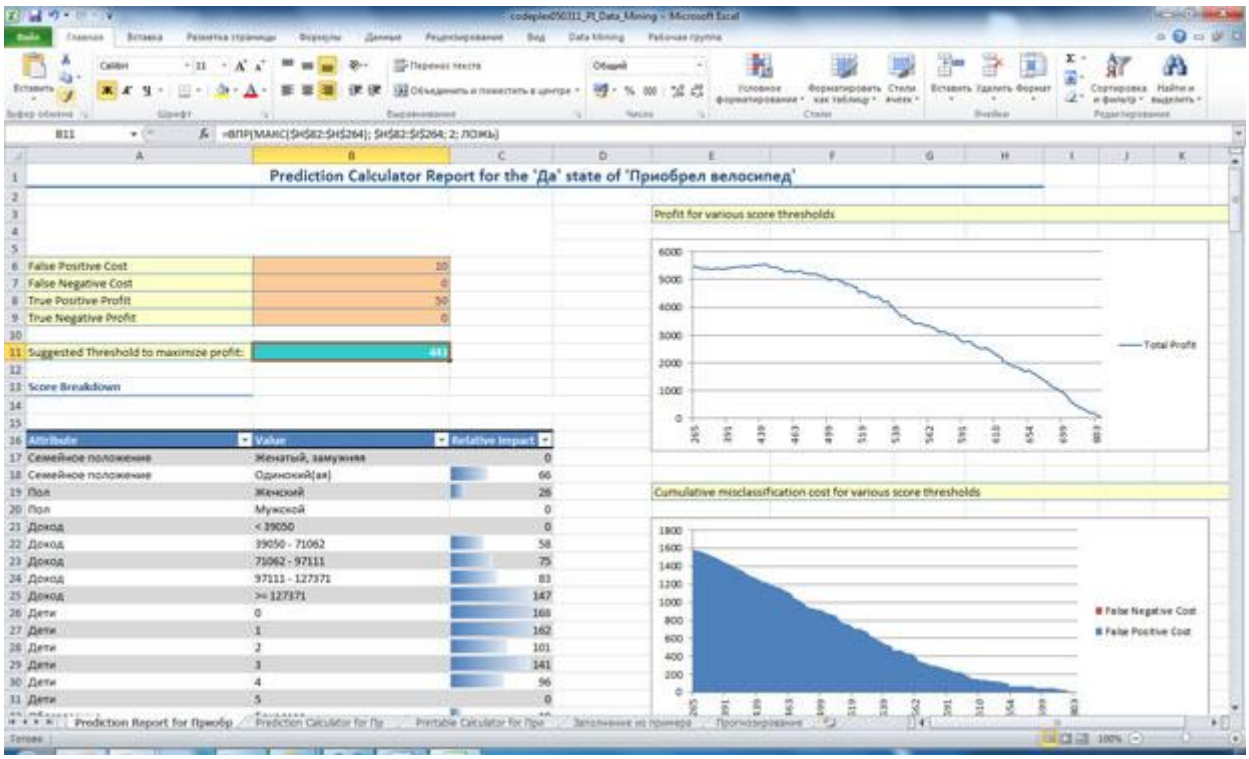


Рис. 8.6. Отчет Prediction Calculator Report: при вводе новой оценки прибыли от правильного прогноза меняется рекомендуемое пороговое значение

Лабораторная работа 6. Использование инструментов Data Mining Client для Excel для подготовки данных.

Цель: Данная лабораторная работа описывает возможности инструментов, относящихся к Data Mining Client для Excel 2007, в части подготовки данных для анализа.

Рассмотренные в предыдущих лабораторных работах "Средства анализа таблиц для Excel" (TableAnalysisTools) позволяют быстро провести "стандартный" анализ имеющихся данных. В то же время, этот набор инструментов не предоставляет особых возможностей по подготовке данных к анализу, оценке результатов и т.д. Из Excel это можно сделать, используя клиент интеллектуального анализа данных (DataMiningClient), который также входит в набор надстроек интеллектуального анализа. В ходе "Надстройки интеллектуального анализа данных для MicrosoftOffice" , отмечалось, что желательно сделать полную установку надстроек, в которую входит и DataMiningClient.

Откроем уже использовавшийся нами набор данных, входящий в поставку надстроек (меню "Пуск", найдите Надстройки интеллектуального анализа данных->Образцы данных Excel).Чтобы можно было спокойно вносить изменения, лучше сохранить его под новым именем.Перейдите на лист "Исходные данные" (SourceData) и щелкните на закладке DataMining. Лента с предлагаемыми инструментами представлена на рис. 13.1.

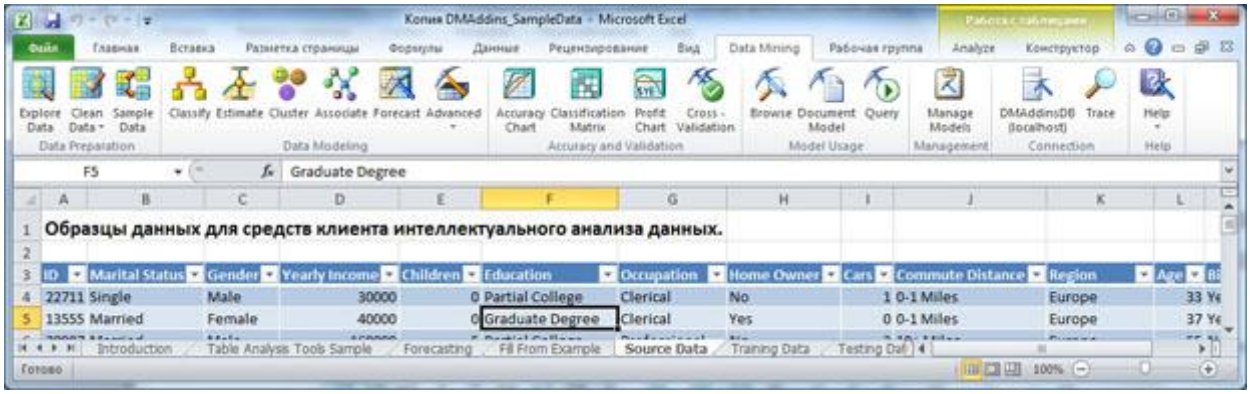


Рис. 13.1. Инструменты Data Mining Client

Первая группа инструментов (Data Preparation - Подготовка данных), позволяет провести первое знакомство с набором данных и подготовить его для дальнейшего анализа.

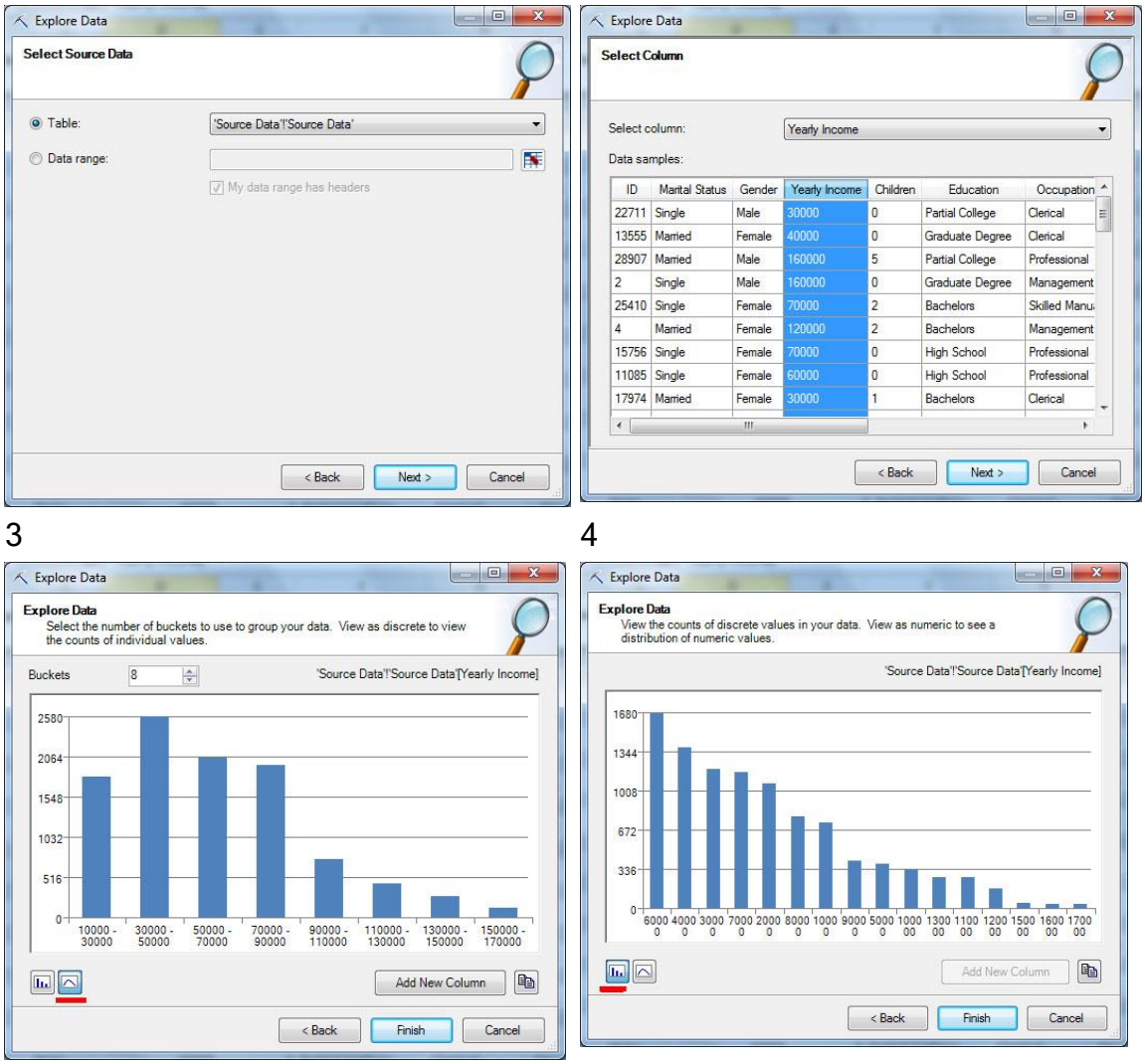
Например, в предыдущих работах мы неоднократно сталкивались с тем, что ряд алгоритмов (MicrosoftNaiveBayes и др.) требуют предварительной дискретизации непрерывных значений числовых параметров. Но в ряде случаев пользователю желательно посмотреть возможные диапазоны, уточнить их число и т.д. Отдельный интерес может представлять и распределение строк по значению выбранного параметра.

Explore Data

Инструмент Explore Data позволяет проанализировать значения столбца (или диапазона ячеек) и отобразить их на диаграмме. Рассмотрим его работу на примере значения годового дохода клиента (Income). Дополнительный интерес представляет то,

что это значение может рассматриваться и как непрерывное, и как дискретное. Итак, запускаем инструмент (рис. 13.2).

1 2



3 4

Рис. 13.2. Инструмент Explore Data

В процессе работы потребуется указать, для какой таблицы (или диапазона ячеек) и столбца будет проводиться анализ (рис. 13.2-1 и рис. 13.2-2). После чего указанные значения будут проанализированы и результат представлен в виде гистограммы.

Как уже отмечалось выше, значение годового дохода можно рассматривать и как непрерывное, и как дискретное (за счет того, что в нашем наборе данных присутствуют только значения, кратные 10 тысячам). Для непрерывного значения будет предложен вариант разбиения на диапазоны (рис. 13.2-3). Число диапазонов можно поменять и диаграмма с распределением значений будут построена заново. Нажав кнопку "Add New Column" можно добавить в исходную таблицу новый столбец с интервалами годового дохода. Например, если для строки значение Yearly Income = 30000, то значение нового параметра Yearly Income 2 при использовании представленного на рисунке разбиения будет "'30000 - 50000" (именно так, с апострофом в начале, чтобы рассматривалось как строковое). В ходе интеллектуального анализа,полученный столбец может использоваться вместо исходного (включение обоих столбцов одновременно нежелательно).

Кнопками с изображениями графика и гистограммы (на рис. 13.2-3, рис. 13.2-4 они подчеркнуты), можно указать тип анализируемого значения - непрерывное или дискретное. Если значение годового дохода рассматриваем как дискретное, то для него будет построена диаграмма, показывающая распределение числа строк по значению годового дохода (рис. 13.2-4). При этом сортировка производится по убыванию числа строк с данных значением, из-за чего первый столбец гистограммы соответствует значению "60000", второй - "40000" и т.д. Сформированную гистограмму можно скопировать в буфер (кнопка правее кнопки "Add New Column", рис. 13.2-3, рис. 13.2-4) и использовать для дальнейшей работы.

Clean Data

Инструмент Clean Data(рис. 13.3) позволяет подготовить данные для анализа, отбросив нетипичные или ошибочные данные (выбросы), а также проведя замену отдельных значений. Как отмечается в документации, под выбросом подразумевается значение данных, являющееся проблематичным по одной из следующих причин:

- значение находится за пределами ожидаемого диапазона;
- данные были введены неправильно;
- значение отсутствует;
- данные представляют собой пробел или пустую строку;
- значение может значительно отклониться от распределения, которому подчиняются данные в модели.

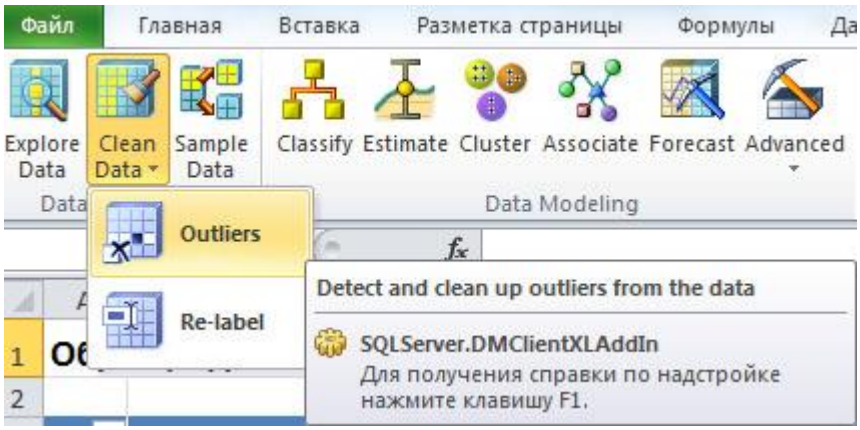


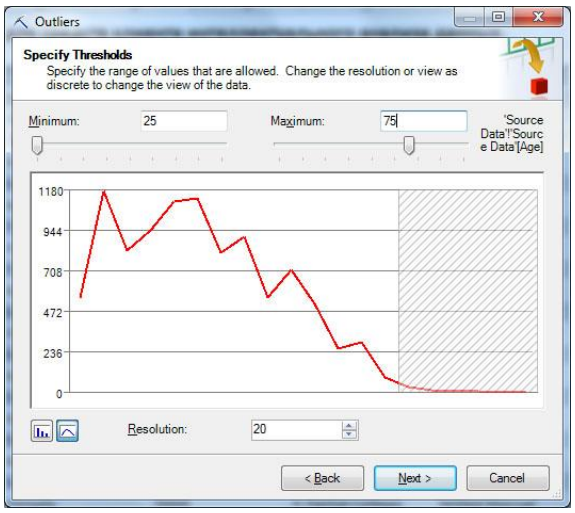
Рис. 13.3. Инструмент CleanData

Использование данного инструмента проиллюстрируем на примере все той же таблицы с данными о клиентах (лист Source Data). Обратимся к столбцу с возрастом. Пусть нам нужно очистить набор данных от информации о нехарактерных по возрасту покупателях. Запускаем инструмент Clean Data->Outliers, в окне аналогичном представленному на рис. 13.2-1 выбираем таблицу для анализа, затем в окне Select Column(рис. 13.2-2)- столбец Age.

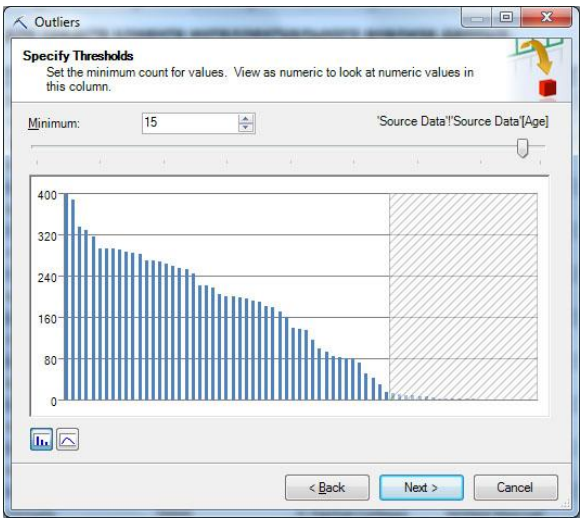
В рассматриваемом наборе данных есть строки со значениями столбца Age от 25 до 96 лет. Если этот параметр считаем непрерывным, то он будет представлен графиком, где по оси X указывается возраст, по оси Y-число клиентов с таким возрастом. В наборе данных доля клиентов преклонного возраста очень мала. На рис. 13.4-1 показано, что установив пороговое значение в 75 лет, мы отбрасываем заштрихованный "хвост", включающий нехарактерные значения (покупатели велосипедов в возрасте от 76 до 96 лет, которых подавляющее меньшинство).

Во многом аналогично выглядит работа с параметром, принимающим дискретные значения. Для него строится гистограмма, а для определения порога нужно указать минимальное число примеров, "поддерживающих" значение. Например, на рис. 13.4-2, установлено пороговое значение в 15. К сожалению, при большом числе столбцов гистограммы,значения параметра на ней не отображаются. Поэтому не понять, что именно попадает в "хвост" распределения.

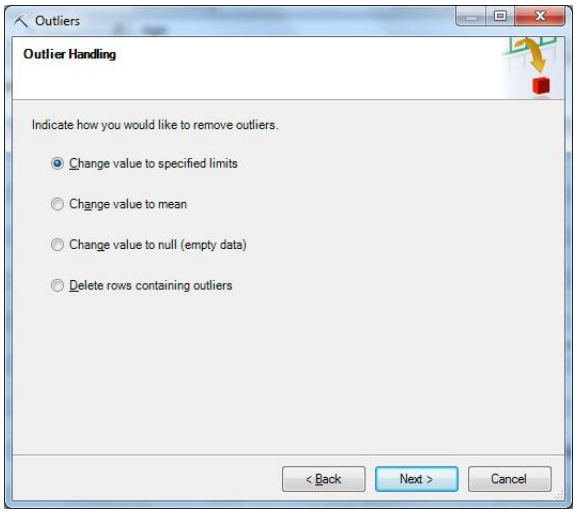
1



2



3



4

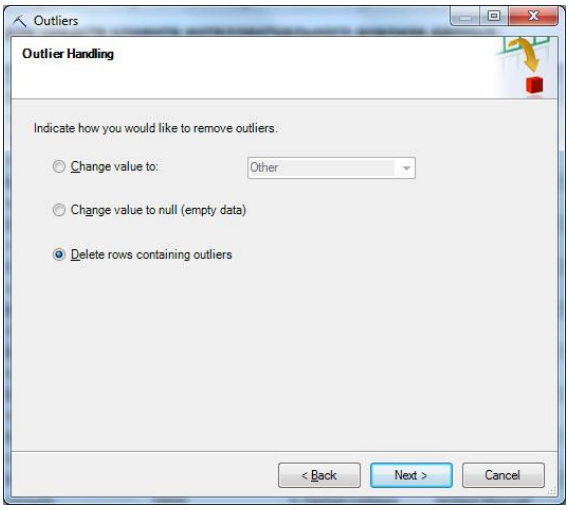


Рис. 13.4. Использование инструмента CleanData для исключения выбросов

Итак, мы выделили нехарактерные данные. Теперь нужно определить, что с ними делать. Предлагаемые мастером решения несколько отличаются для случаев непрерывного и дискретного параметра. Соответствующую строку можно удалить (Delete rows containing outliners) или заменить значение параметра на пустое (Change value to null). Кроме того, для непрерывных данных (рис. 13.2-3) можно заменить нехарактерное значение средним или граничным (сверху или снизу, в зависимости от того, какой диапазон отбрасывается). Для дискретного параметра (рис. 13.2-4) можно указать значение (из числа уже имеющихся в наборе), на которое будут заменяться "выбросы".

Последнее окно мастера (оно на рисунке не представлено) предлагает выбрать, куда заносить изменения - в исходные данные (Change data inplace), в их копию на новом листе

Excel (Copy sheet data with changes to a new work sheet)или в новый столбец в исходной таблице (Add as a new column to the current work sheet).Последняя опция для случая удаления строк недоступна.

CleanData.Re-label

В некоторых случаях в исходных данных могут быть значения, которые затрудняют автоматизированный анализ. Например, есть параметр "город" и среди его значений - Санкт-Петербург, С-Петербург, СПб. Для того, чтобы в процессе интеллектуального анализа эти значения учитывались корректно, надо их заменить на одно. Для этого можно использовать инструмент Re-label. Его же можно применить, если требуется снизить уровень детализациизначений параметра. Надо отметить, что инструмент работает только с дискретными значениями (ну или рассматриваемыми как дискретные).

Для примера, в таблице с информацией о клиентах нам надо уменьшить число значений параметра CommuteDistance (расстояние ежедневных поездок). Исходные значения "0-1 Miles", "1-2 Miles", "2-5 Miles", "5-10 Miles", "10+ Miles". Пусть все, что меньше 2 миль, будет "близко", остальное - "далеко". Добавим в таблицу две пустые строки и укажем для одной CommuteDistance "близко",для другой - "далеко". Делается это потому, что значения, на которые заменяем, тоже должны присутствовать в столбце.

1 2

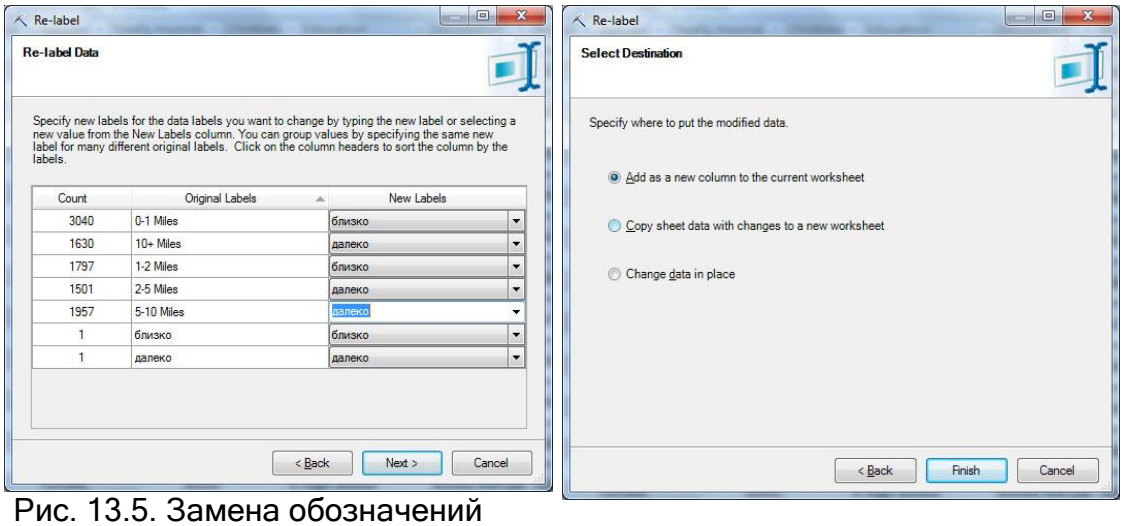


Рис. 13.5. Замена обозначений

Запустим инструмент: CleanData->Re-label. Первые два экрана, как и ранее, позволяют указать таблицу и столбец. Далее указываем порядок замены (рис. 13.5-1) и выбираем создание нового столбца (рис. 13.5-2), чтобы не потерять исходные данные. Замена будет произведена, после чего не забудем удалить добавленные пустые строки с "близко"-"далеко".

SampleData

Последний инструмент в группе Data Preparation называется Sample Data (Образцы данных). Он позволяет решить задачу формирования обучающего и тестового множеств данных, а также выполнять "балансировку" данных.

В тех случаях, когда используемый метод интеллектуального анализа требует предварительного обучения модели (например, для решения задачи классификации)

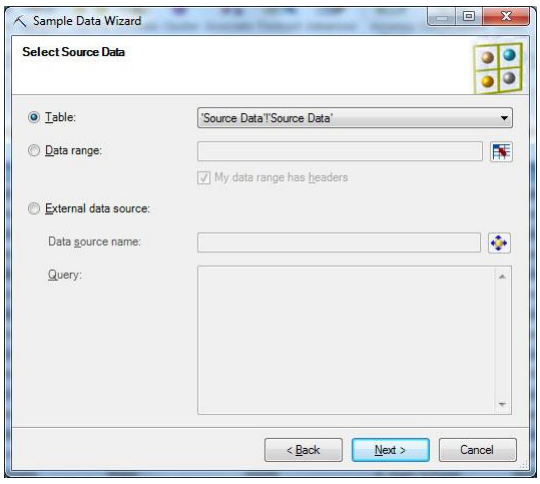
необходимо сформировать несколько наборов данных - для обучения модели, проверки ее работы, собственно анализа. Инструмент Sample Data позволяет подготовить нужные наборы.

Пусть необходимо случайным образом разделить имеющийся набор данных на обучающую и тестовую выборку. Для этого надо запустить инструмент Sample Data, указать откуда берем данные для обработки (рис. 13.6-1) и тип формируемой выборки. Сначала сделаем случайную выборку, т.е. тип - Random Sampling (рис. 13.6-2). Далее указывается процент записей из исходного набора (или точное число записей) помещаемых в выборку (рис. 13.6-3) и место для сохранения полученных результатов. На рис. 13.6-4 видно, что можно отдельно сохранить сформированную выборку и данные, в нее не попавшие. В итоге можем получить обучающий и тестовый наборы. Хотелось бы обратить внимание на возможность использования внешнего источника данных при формировании выборки (рис. 13.6-1). Это позволяет использовать данные хранящиеся на MS SQLServer для формирования наборов значений. Но как отмечается в описании инструмента, при использовании внешнего источника данных в окне, представленном на рис. 13.2, будет доступен только параметр случайной выборки.

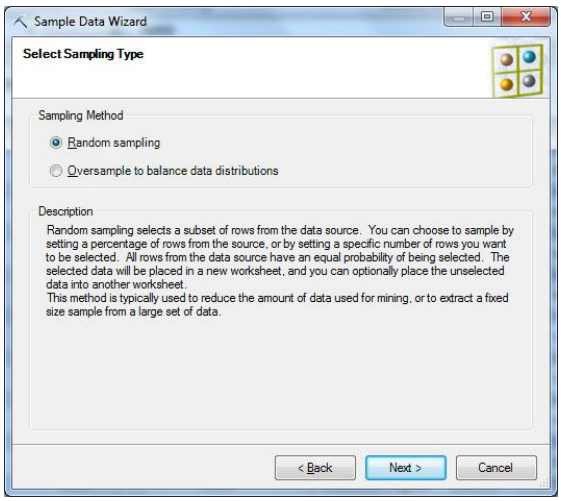
При использовании средств интеллектуального анализа для обнаружения редких событий, в обучающем наборе рекомендуется увеличить частоту появления нужного события по сравнению с исходными данными. Формирование подобной выборки часто называют балансировкой данных, и инструмент SampleData позволяет ее выполнить.

С помощью инструмента Explore Data проанализируем распределение клиентов в наборе данных по регионам. На рис. 13.7-1 видно, что примерно пятая часть клиентов у нас из региона Pacific (будем считать это Азиатско-Тихоокеанским регионом). Сформируем набор данных, где таких клиентов будет 50 %.

1



2



3

4

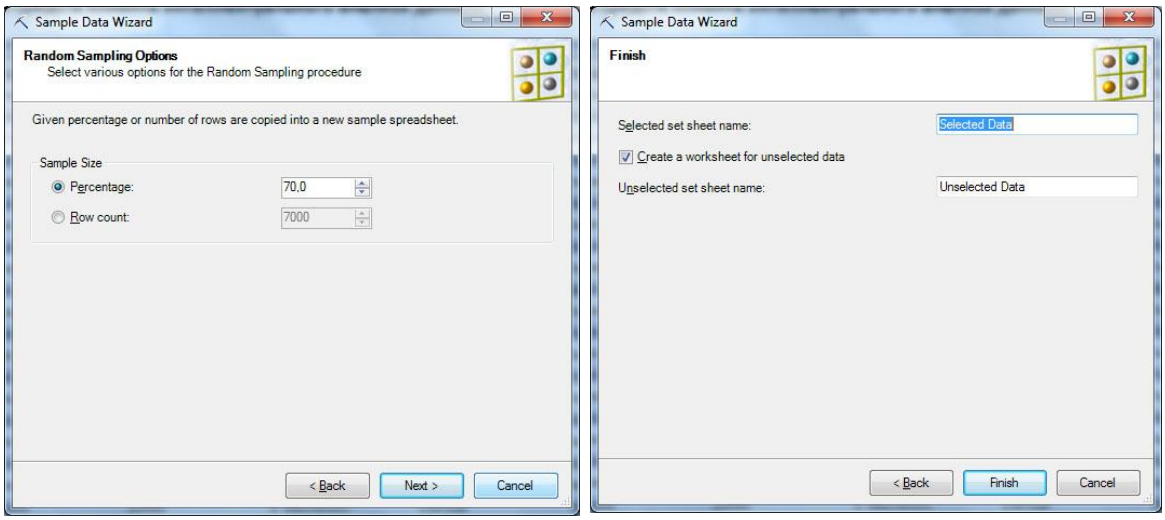
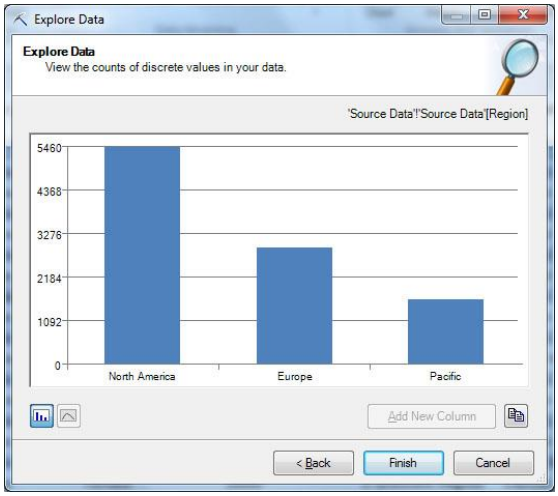


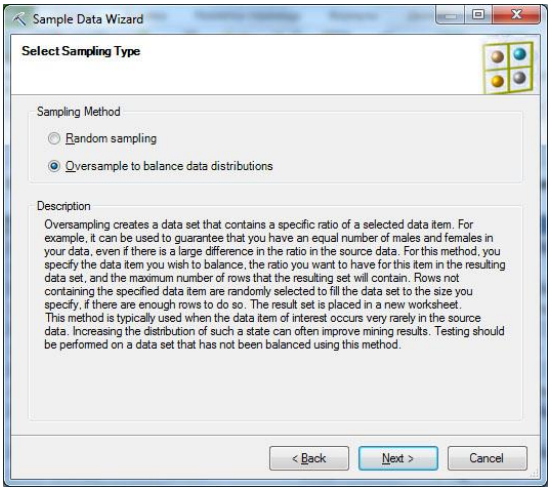
Рис. 13.6. Инструмент Sample Data

Запустим инструмент Sample Data, укажем в качестве источника данных используемую таблицу Excel и выберем вариант формирования избыточной выборки с балансировкой данных (Oversample to balance data distributions, рис. 13.7-2). Далее укажем столбец, для которого выполняется балансировка, и частоту появления нужного значения и размер выборки (рис. 13.7-3).Будет создана новая таблица с указанным пользователем названием. Снова применим Explore Data и убедимся в том, что выборка сформирована в соответствии с указанными выше требованиями (рис. 13.7-4).

1



2



3

4

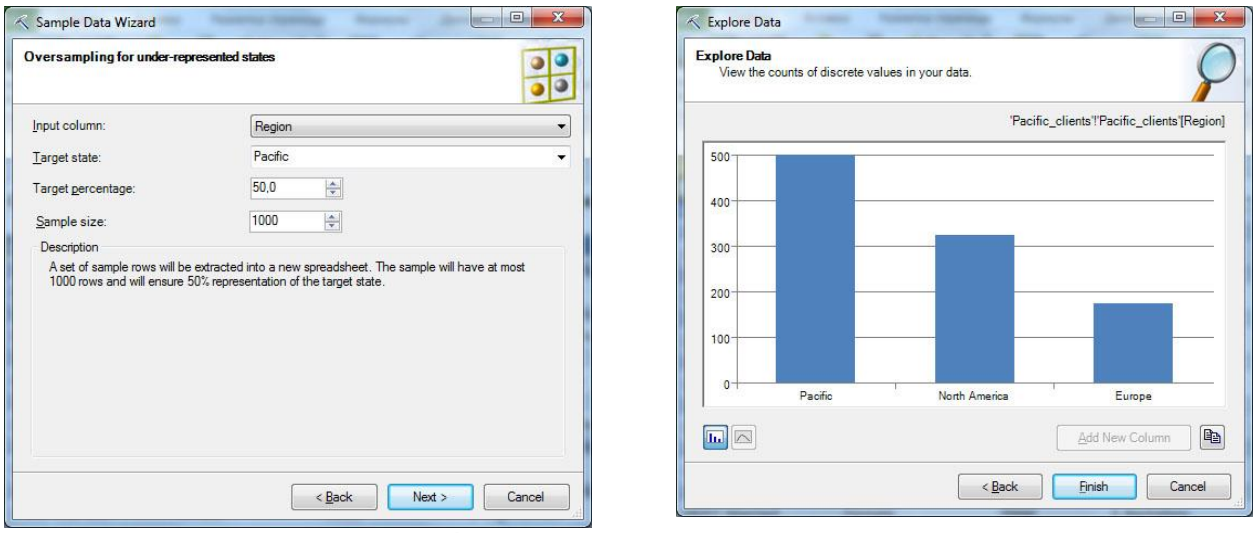


Рис. 13.7. Формирование выборки с заданным распределением клиентов по регионам

Задание. Проведите описанную в лабораторнойобработку выбранного набора данных.

Лабораторная работа 7. Использование инструментов Data Mining Client для Excel для создания модели интеллектуального анализа данных.

Цель: В лабораторной работе будет рассмотрен процесс создания модели интеллектуального анализа с помощью инструментов, входящих в состав Data Mining Client для Excel.

Рассмотренные в лабораторных работах "Надстройки интеллектуального анализа данных для MicrosoftOffice" - "Использование инструментов "Prediction Calculator" и "ShoppingbasketAnalysis"" "Средства анализа таблиц для Excel" (TableAnalysisTools) для конечного пользователя во многом представляются "черным ящиком", выполняющим анализ,но не дающим информации о том, как получен результат. Если такое решение не устраивает, можно перейти с вкладки Analyze на вкладку DataMining и воспользоваться инструментами DataMiningClient для Excel (рис. 14.1).

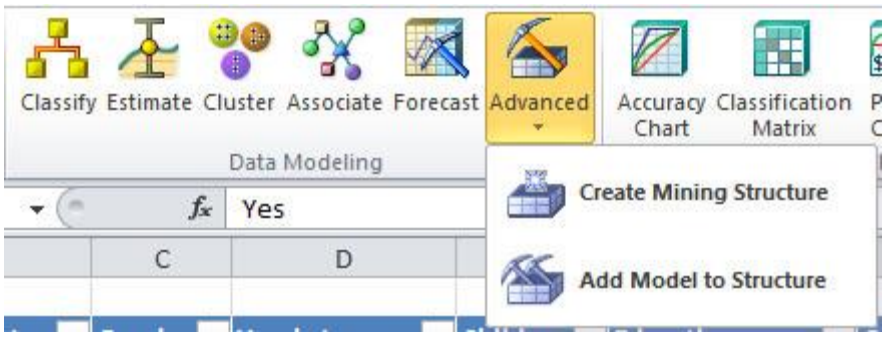


Рис. 14.1. Группа инструментов DataModeling

В "Использование инструментов Data Mining Client для Excel 2007 для подготовки данных" мы рассмотрели инструменты, позволяющие подготовить данные для анализа. Следующая группа показанные на рис. 14.1 инструменты DataModeling,позволяющие создать модели интеллектуального анализа данных.

Классификация (Classify)	создает модель классификации на основе существующих данных таблицы Excel, диапазона Excel или внешнего источника данных (AnalysisServicesDataSource). На основе обрабатываемых данных формируются шаблоны, которые при использовании позволяют отнести рассматриваемый пример к одному из возможных классов. По умолчанию используется алгоритм DecisionTrees, но также доступны LogisticRegression, NaiveBayes, NeuralNetworks.
Оценка (Estimate)	позволяет создать модель оценки значения целевого параметра (он должен быть числовым) на основе данных из таблицы или диапазона ячеек Excel либо внешнего источника данных. По умолчанию используется алгоритм Decision Trees, также доступны Linear Regression, Logistic Regression, Neural Networks.
Кластер (Cluster)	запускает мастер, позволяющий построить модель кластеризации на основе данных из таблицы или диапазона Excel, либо внешнего источника данных. Модель определяет

	группы строк со сходными характеристиками,для чего используется алгоритм MicrosoftClustering. Данная задача аналогична решаемой средством DetectCategories из набора TableAnalysisTools.
Поиск взаимосвязей (Associate)	помогает создать модель, описывающую взаимосвязь объектов (покупаемых товаров и т.д.), затрагиваемых одной транзакцией, для чего используется алгоритм AssociationRules. С подобной задачей мы сталкивались, используя инструмент ShoppingBasketAnalysis из TableAnalysisTools. Для построения модели анализа необходимо, чтобы исходные данные содержали столбец с идентификатором транзакций и были по нему отсортированы. В качестве источника данных может использоваться только таблица или диапазон ячеек Excel.
Прогноз (Forecast)	Данный мастер позволяет построить модель для прогнозирования новых значений в числовой последовательности, аналогично инструменту Forecast в TableAnalysisTools. Используется алгоритм TimeSeries, для работы которого требуется, чтобы столбец (или столбцы), в отношении которого будет выполняться прогноз, имели непрерывные числовые значения. Также может присутствовать столбец с отметкой времени (в этом случае, строки в таблице должны быть по нему отсортированы).
Дополнительно (Advanced)	позволяет создать структуру1 интеллектуального анализа данных или добавить в существующую структуру новую модель (например, для сравнения результатов, выдаваемых разными алгоритмами анализа).

Используем инструмент Classify. В поставляющемся с надстройками наборе данных (меню "Пуск"->"Надстройки интеллектуального анализа данных"->"Образцы данных Excel") выберем таблицу TrainingData,содержащую случайную выборку 70% данных из таблицы SourceData. Запустим мастер Classify, в первом окне которого будет комментарий по применению инструмента, а второе окно позволит указать источник данных для анализа (таблица TrainingData).Дальше потребуется описать цель анализа.

Пусть нас интересует, сделает ли данный клиент покупку. В целевом столбце указываем параметр BikeBuyer (рис. 14.2, окно слева), сбрасываем в перечне входных столбцов отметки напротив ID (порядковый номер клиента в базе никак не влияет на его решение о покупке). Если ID оставить среди анализируемых параметров, то итоговая модель может его учесть. В частности, на рис. 14.3 показано дерево решений, учитывающее значение поля ID в процессе классификации, что однозначно неправильно.

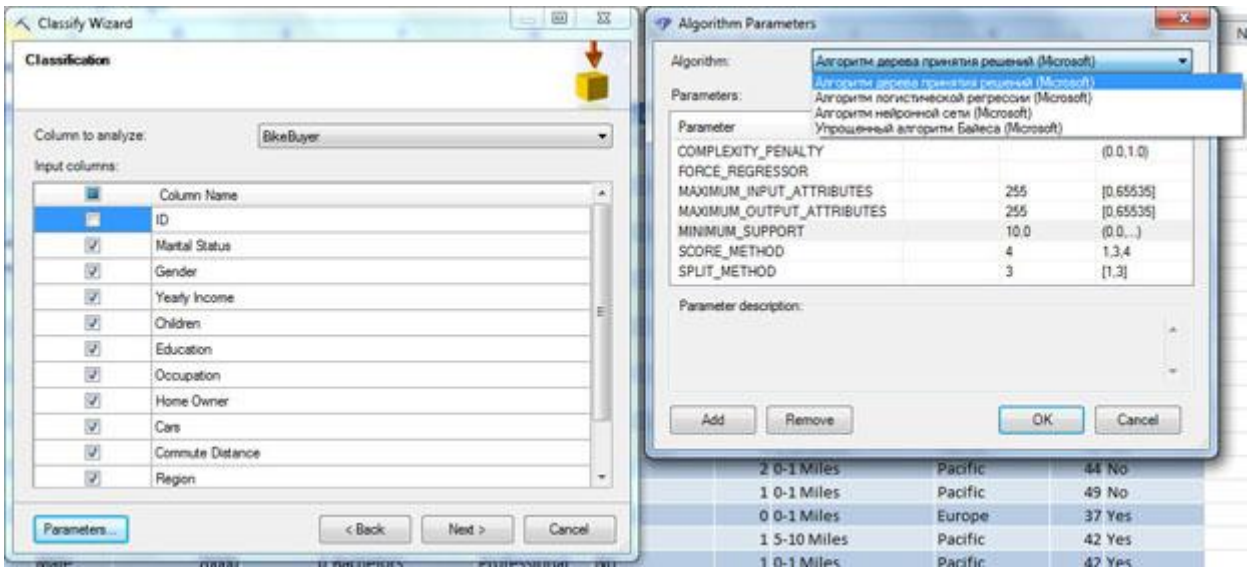


Рис. 14.2. Указание параметров для анализа

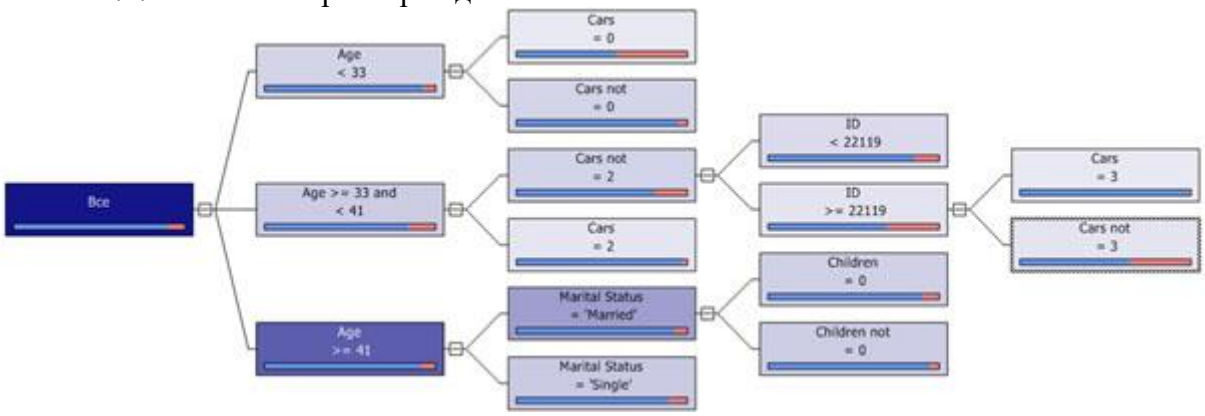
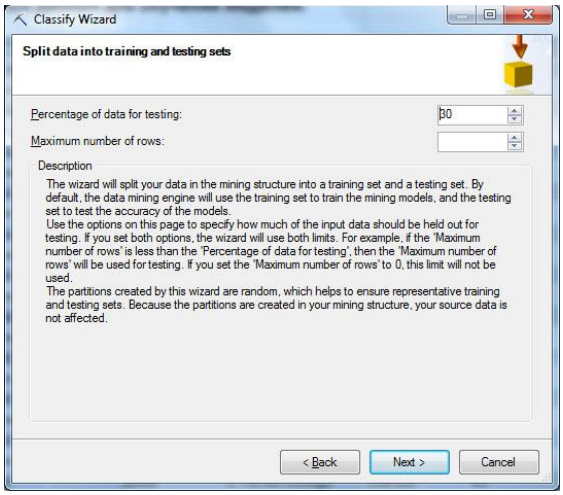


Рис. 14.3. Неудачный вариант дерева решений

Если требуется более точная настройка, можно открыть окно Parameters и явно указать используемый алгоритм и его параметры (рис. 14.2, окно справа). Далее мастер предложит разделить имеющиеся данные на набор для обучения модели и для ее тестирования (рис. 14.4-1). По умолчанию на набор для тестирования выделяется 30 % строк исходного набора.

1



2

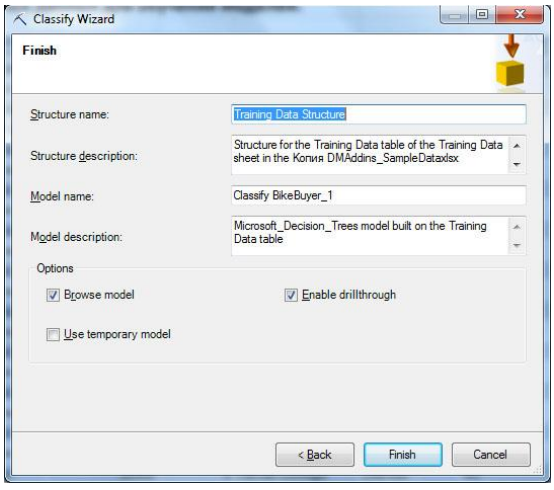


Рис. 14.4. Разбиение данных и указание названий модели и структуры

Последний этап работы мастера - указание имени создаваемой структуры и модели (рис. 14.4-2). В нашем примере структура будет называться TrainingDataStructure, а модель Classify BikeBuyer_1. Эти названия нам понадобятся впоследствии для работы с моделью.

Если выполняющий анализ пользователь не имеет прав администратора в базе Аналитических Служб (эту настройку мы делали в "Надстройки интеллектуального анализа данных для MicrosoftOffice"), то создать постоянною модель интеллектуального анализа на сервере он не сможет. В этом случае можно использовать временную модель, для чего отметить пункт Use temporary model.Временная модель будет автоматически удалена с сервера позавершению сеанса работы пользователя.

Отмеченная по умолчанию настройка Brose model указывает на то, что после создания модели будет открыто окно просмотра. Для модели, созданной с использованием алгоритма DecisionTrees,отображается построенное дерево решений и диаграмма зависимостей. Представленное на рис. 14.5 дерево решений позволяет оценить построенную модель. Расположенные в верней части экрана "ползунок" и выпадающий список позволяют установить число отображаемых уровней дерева (на рисунке показаны все пять). Если навести указатель мыши на точку ветвления, можно увидеть всплывающую подсказку с указанием того, сколько и каких случаев в обучающем наборе ей соответствует. Для выделенного узла в правой части экрана отображается его описание и гистограмма с распределением значений. Кнопкой Copy to Excel можно перенести результат из окна просмотра на новый лист Excel (для дерева решений в Excel будет перенесено его растровое изображение).

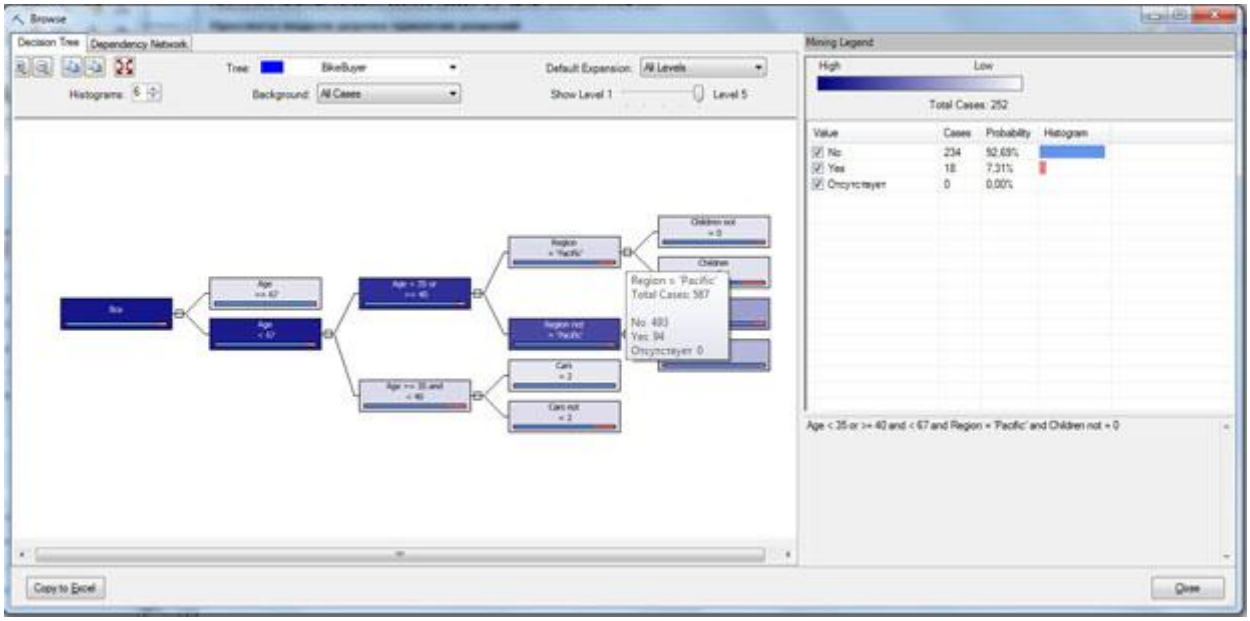


Рис. 14.5. Построенное дерево решений

Щелкнув по узлу дерева правой клавишей мыши и выбрав в контекстном меню DrillThroughModelColumns (можно примерно перевести как "детализация использовавшихся моделью данных") мы получим новую таблицу Excel, содержащую набор строк из обучающей выборки, которые соответствуют данному узлу (рис. 14.6).

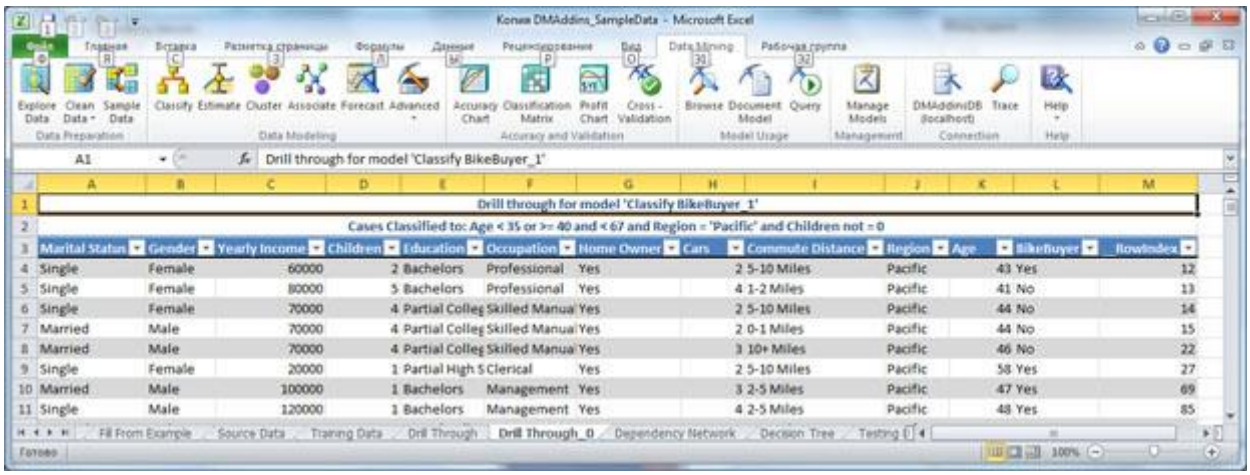


Рис. 14.6. Результат выполнения DrillThroughModelColumns

На рис. 14.7 представлена диаграмма зависимостей, показывающая выявленные взаимосвязи между параметрами.Ее также можно скопировать в Excel.Выделяя на диаграмме узел, можно увидеть все влияющие на него.

Закроем окно просмотра модели. Если нужно будет снова просмотреть ее параметры, воспользуйтесь инструментом Browse, который находится в группе ModelUsage.

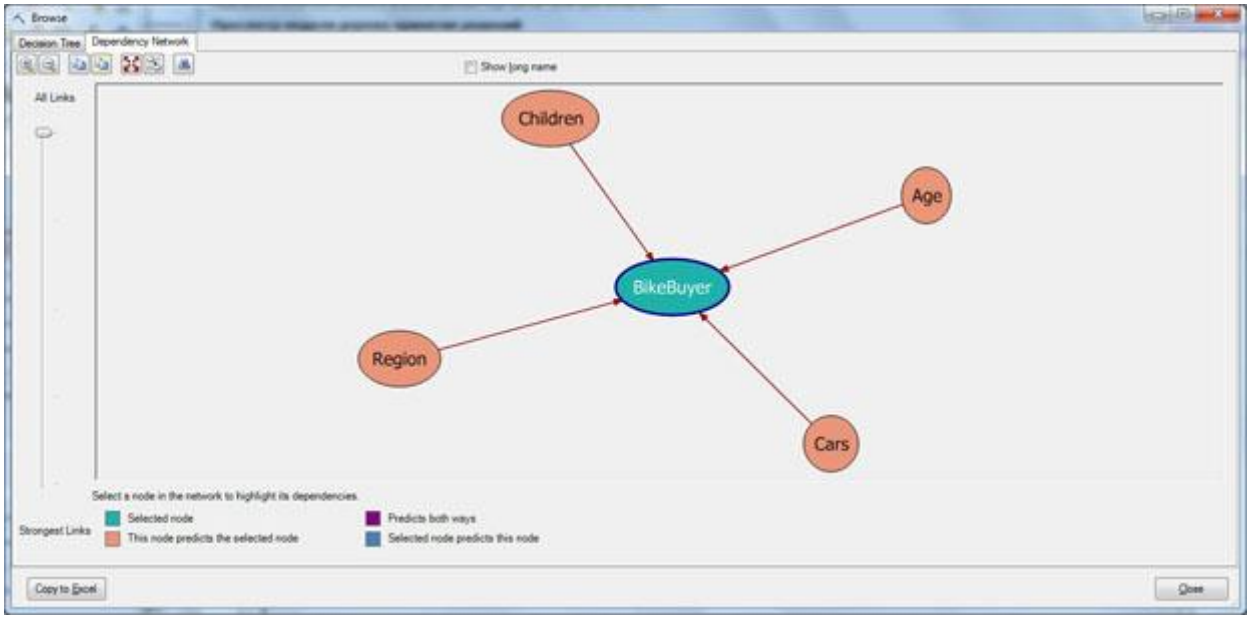


Рис. 14.7. Диаграмма зависимостей

Для того чтобы управлять имеющимися на сервере структурами и моделями интеллектуального анализа, можно воспользоваться соответствующим мастером, запускаемым по нажатию кнопки ManageModels на вкладке DataMining (рис. 14.8). Он позволяет просмотреть имеющиеся структуры и модели, переименовать их, удалить ненужные, выполнить другие действия на сервере прямо из DataMiningClient.

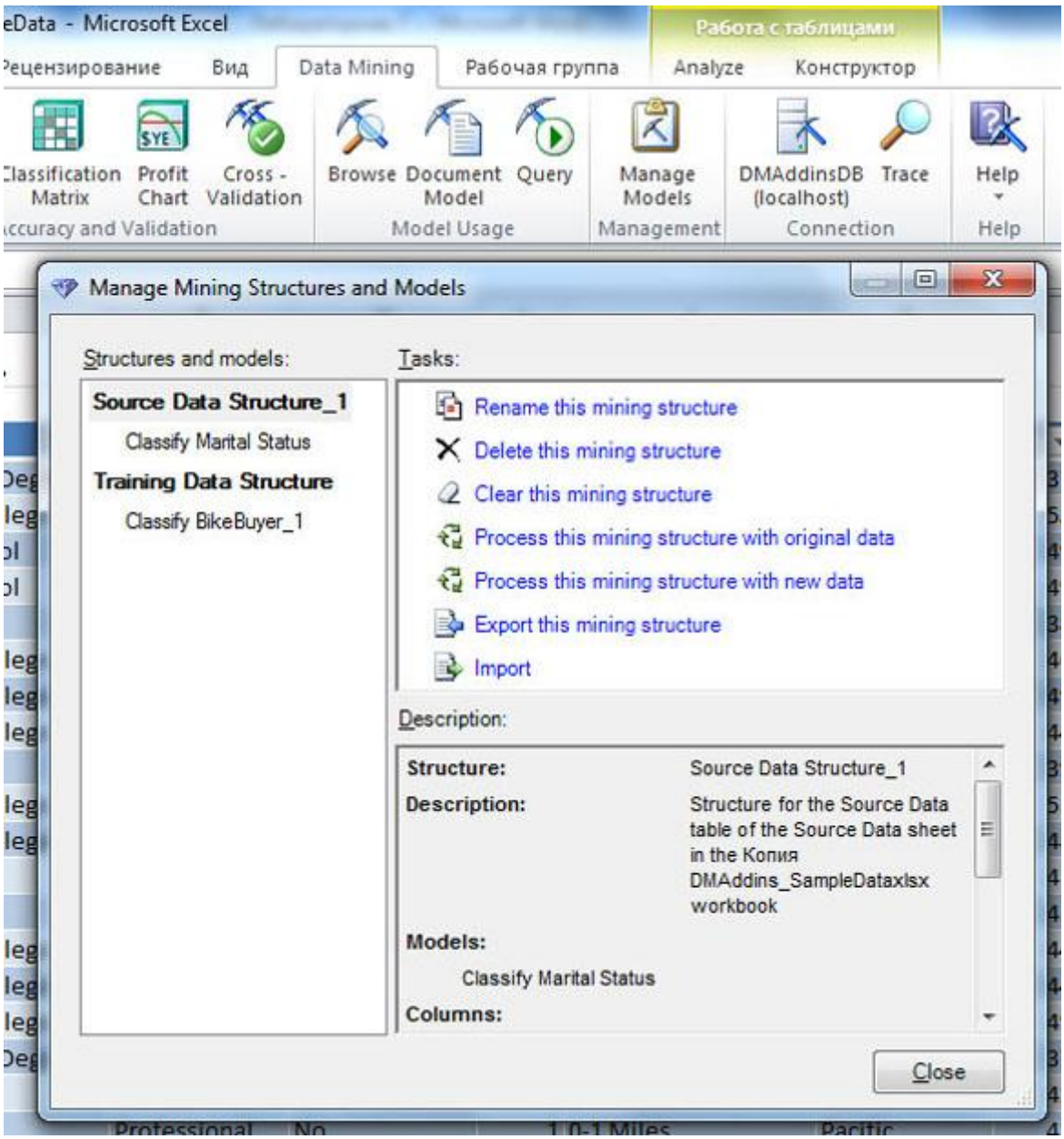


Рис. 14.8. Окно управления моделями

Задание 1. Создайте модель интеллектуального анализа, аналогичную описанной в лабораторной работе.

Задание 2. Воспользуйтесь набором данных в таблице Associate и одноименным мастером для создания модели, описывающей взаимосвязи между категориями товаров в одном заказе. При необходимости, воспользуйтесь справочной системой по инструменту. Проанализируйте выявленные правила и диаграмму зависимостей. Сравните с результатами, полученными в "Использование инструментов "Prediction Calculator" и "ShoppingbasketAnalysis""(раздел "Анализ покупательского поведения").

Лабораторная работа 8. Анализ точности прогноза и использование модели интеллектуального анализ

Цель: Лабораторная работа посвящена проверке точности модели и выполнению запросов к модели интеллектуального анализа.

В предыдущей лабораторной работе мы создали модель для классификации клиентов магазина с целью определить, сделает ли данный клиент покупку или нет. Следующая задача - оценить точность построенной модели интеллектуального анализа. Для этого можно использовать инструменты из группы Accuracy and Validation (в русском варианте - Точность и Правильность).

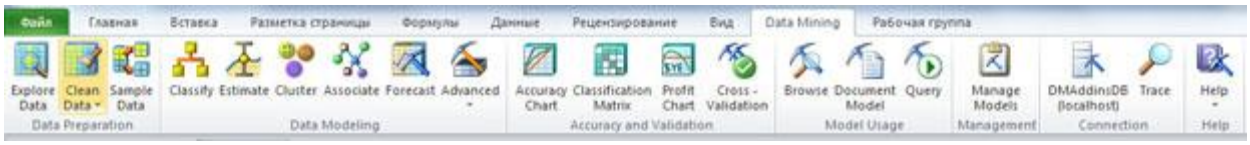


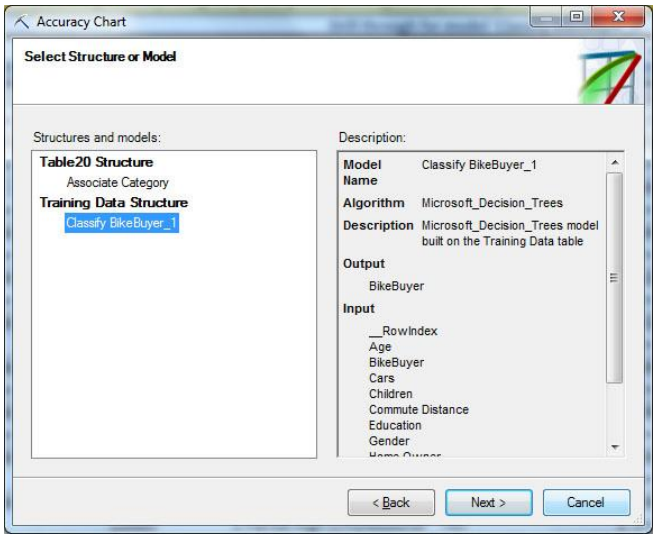
Рис. 15.1. Инструменты DataMiningClient

Диаграмма точности (AccuracyChart) позволяет, применив модель на тестовой выборке данных, оценить результаты ее работы. В ходе выполнения "Использование инструментов Data Mining Client для Excel 2007 для создания модели интеллектуального анализа данных" была создана структура TrainingDataStructure и модель классификации Classify BikeBuyer_1. При создании модели мы резервировали 30% данных для целей тестирования (рис. 15.4-1 в "Использование инструментов Data Mining Client для Excel 2007 для создания модели интеллектуального анализа данных").

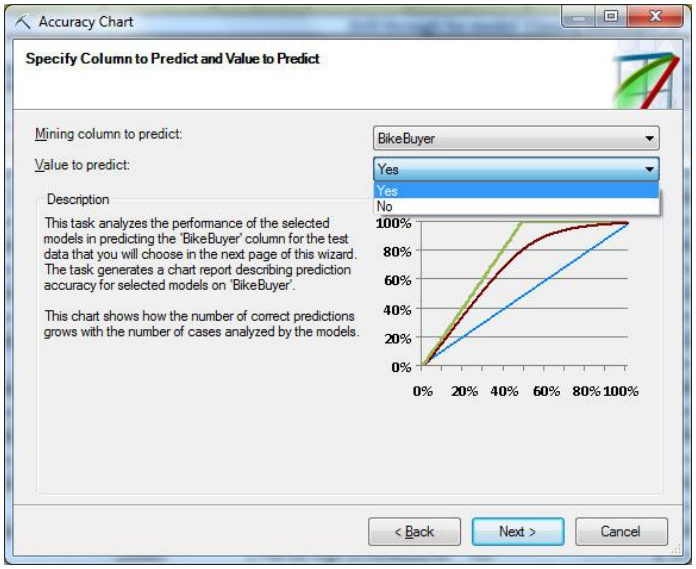
Запустим инструмент AccuracyChart.Первое окно мастера содержит краткое описание инструмента, в следующем - надо указать структуру или модель (рис. 15.2-1). Если для одной структуры определены несколько моделей, подиаграмме можно будет провести их сравнительный анализ. Следующее окно (рис. 15.2-2) служит для выбора предсказываемого параметра и его значения. В нашем случае параметр - BikeBuyer, а оценивать будем точностьпредсказания значения "Yes". Дальше требуется указать источник данных для тестирования. Это могут быть зарезервированные при создании модели данные, данные из таблицы или диапазона ячеек Excel, или из внешнего источника (рис. 15.2-3). Сейчас выберем данные из модели. В случае указания таблицы Excel (что будем делать в упражнениях), надо описать соответствие столбцов в модели и используемой для тестирования таблице (рис. 15.2-4). После этого будут сформированы и помещены на новый лист Excel диаграмма точности (рис. 15.3) и таблица со значениями, представленными на диаграмме (рис. 15.4).

На диаграмме красная линия соответствует идеальной модели, светло-зеленая - нашей модели, нижняя (синяя) линия - линия случайного выбора, всегда идет под углом 45 градусов.

1.



2.



3.

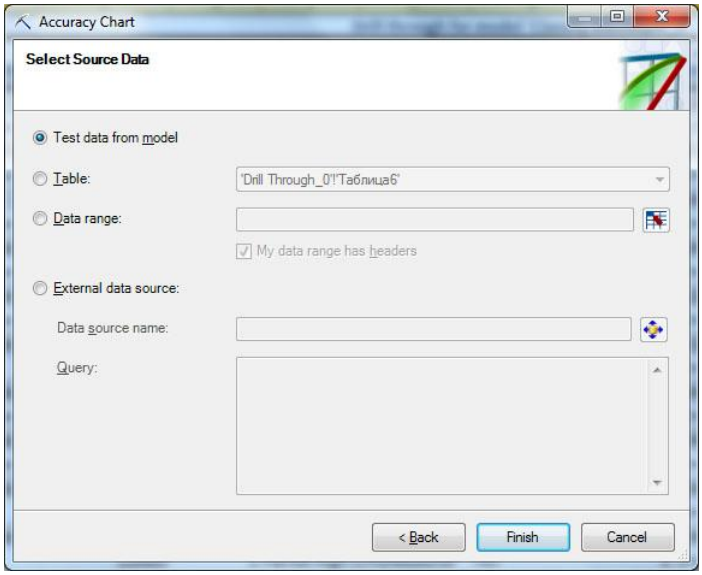


Рис. 15.2. Мастер построения диаграммы точности

4.

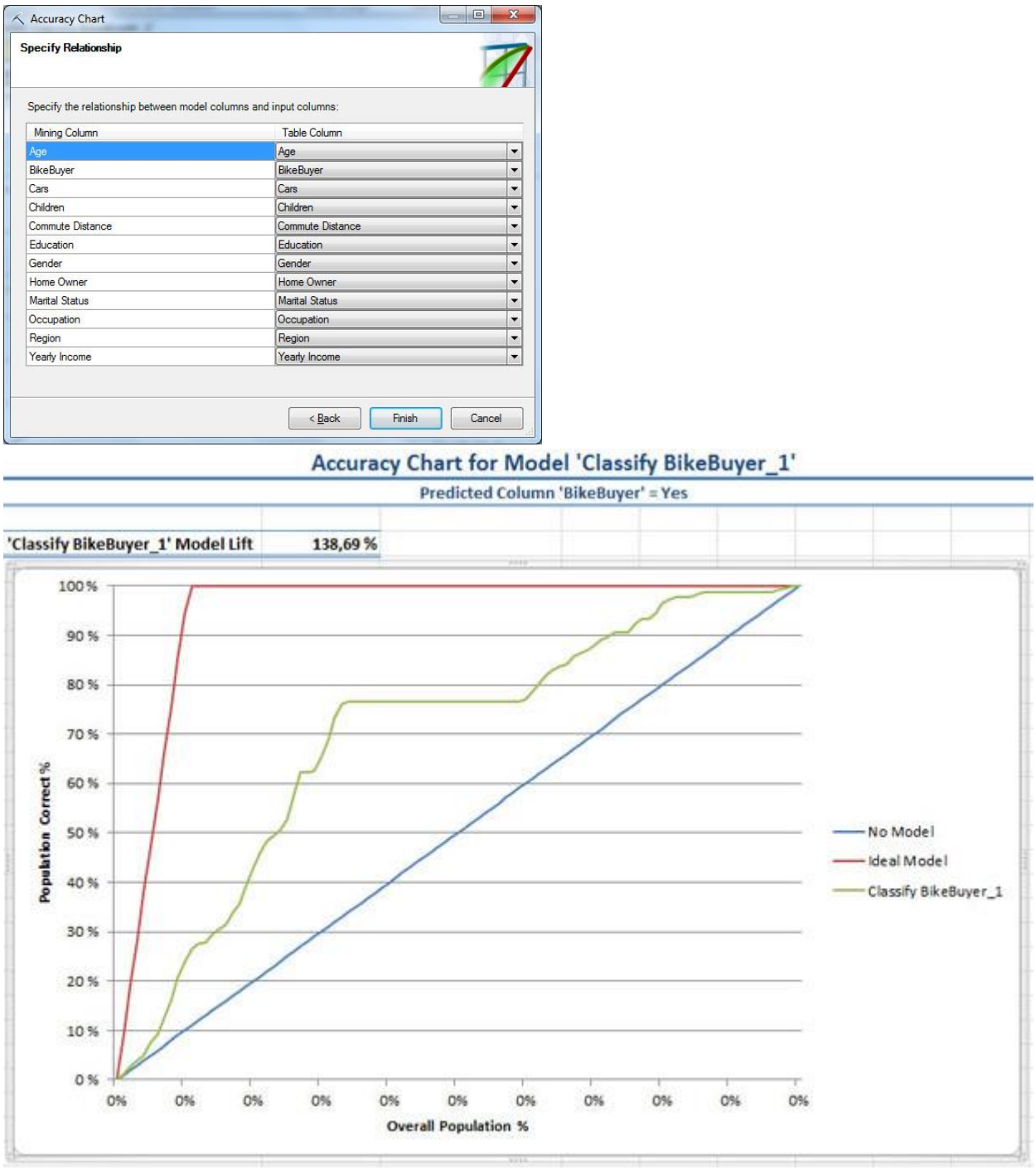


Рис. 15.3. Диаграмма точности (AccuracyChart)

Данные на диаграмме и в таблице можно интерпретировать следующим образом. Пусть нам необходимо выбрать всех клиентов, которые сделают покупки. Формируемая идеальной моделью выборка объемом в 11% от числа исходных записей будет включать все 100% нужных записей (в тестовом множестве их видимо чуть меньше 11%). Случайная выборка объемом в 11% содержит 11% нужных записей, а выборка такого же объема, формируемая нашей моделью - 26,58%. В выборку в 25% от общего объема данных, наша модель поместит 52,7% "правильных" клиентов и т.д. Качество прогноза падает (горизонтальный участок зеленого графика) после обнаружения 76% интересующих случаев. При визуальном анализе - чем ближе график оцениваемой модели к идеальному, тем более точный прогноз она выдает.

Percentile	Ideal Model	Classify BikeBuyer_1
0 %	0,00 %	0,00 %
1 %	9,46 %	1,35 %
2 %	18,92 %	2,70 %
3 %	28,38 %	4,05 %
4 %	37,84 %	4,95 %
5 %	47,30 %	7,66 %
6 %	56,76 %	9,46 %
7 %	66,22 %	12,61 %
8 %	75,68 %	16,22 %
9 %	85,14 %	20,72 %
10 %	94,59 %	23,87 %
11 %	100,00 %	26,58 %
12 %	100,00 %	27,48 %
13 %	100,00 %	27,93 %
14 %	100,00 %	29,28 %
15 %	100,00 %	30,63 %
16 %	100,00 %	31,53 %
17 %	100,00 %	33,78 %
18 %	100,00 %	35,59 %
19 %	100,00 %	39,19 %
20 %	100,00 %	42,79 %
21 %	100,00 %	45,95 %
22 %	100,00 %	48,20 %
23 %	100,00 %	49,55 %
24 %	100,00 %	50,45 %
25 %	100,00 %	52,70 %

Рис. 15.4. Фрагмент таблицы с оценками точности прогноза

Задание 1. Постройте диаграмму точности аналогичную той, что представлена выше (используемый файл - "Образцы данных Excel"). Дополнительно постройте диаграмму для BikeBuyer = "No". Объясните различие во внешнем виде графиков.

Задание 2. В предыдущем задании для целей тестирования использовались данные из модели. Модель формировалась на данных из таблицы TrainingData. В таблице TestingData находятся 30% данных из исходного набора SourceData. Проверьте точность модели на наборе TestingData.

Анализируя график на рис. 15.3 можно предположить, что у нас с моделью все хорошо. Но обратимся к еще одному инструменту анализа точности - ClassificationMatrix (Матрица классификации). С его помощью мы получаем таблицу с результатами точных и ошибочных предсказаний (рис. 15.5). Из нее видно, что созданная нами модель при тестировании на зарезервированных данных сделала 89,43% правильных прогнозов, что можно расценить как успех (потому и диаграмма точности на рис. 15.3 выглядит хорошо).Но при этом в 100% случаев правильно предсказывала значение "No" и ошибочно "Yes". Иначе говоря, во всех случаях 100% ставится "No". И использовать такую модель для предсказания бессмысленно.

Counts of correct/incorrect classification for model 'Classify BikeBuyer_1'

Predicted Column 'BikeBuyer'

Columns correspond to actual values

Rows correspond to predicted values

Model name:	Classify BikeBuyer_1	Classify BikeBuyer_1
Total correct:	89,43 %	1878
Total misclassified:	10,57 %	222

Results as Percentages for Model 'Classify BikeBuyer_1'

	No(Actual)	Yes(Actual)
No	100,00 %	100,00 %
Yes	0,00 %	0,00 %
Correct	100,00 %	0,00 %
Misclassified	0,00 %	100,00 %

Results as Counts for Model 'Classify BikeBuyer_1'

	No(Actual)	Yes(Actual)
No	1878	222
Yes	0	0
Correct	1878	0
Misclassified	0	222

Рис. 15.5. Матрица классификации

Задание 3. Постройте матрицу классификации, проанализируйте полученный результат.

Проблема, с которой мы столкнулись, могла быть выявлена и раньше, если внимательно посмотреть на построенное дерево решений (рис. 15.6). Но тогда не удалось бы продемонстрировать возможности DataMining по оценке точности модели.

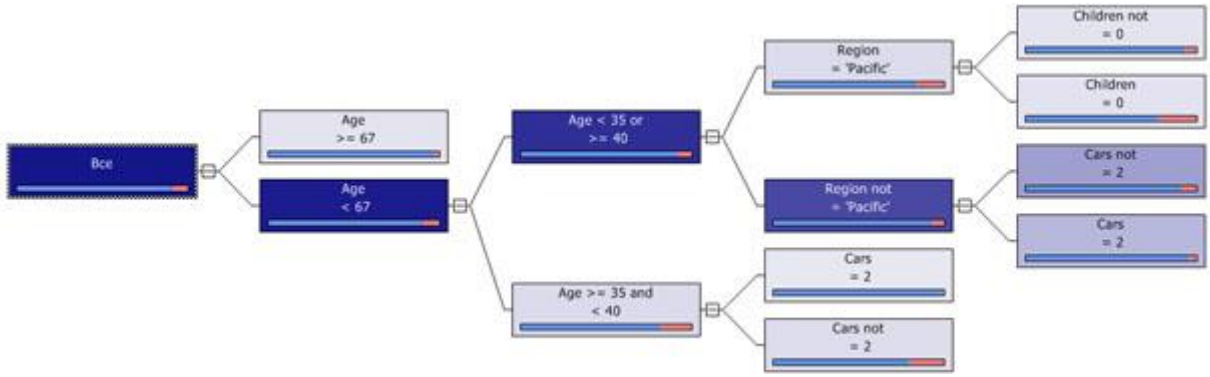


Рис. 15.6. Дерево решений

Из рис. 15.6 видно, что все конечные узлы дерева дают решение BikeBuyer = "No" (ему соответствует синяя полоска на диаграмме характеризующей распределение ответов в обучающей выборке). Ответу "Yes" соответствует более короткая красная полоска, что говорит о том, что поддерживающих такой результат примеров было меньше. По всей

видимости, это связано с тем, что таких примеров и вообще меньшинство в рассматриваемом наборе (около 10%).

Попробуем использовать обучающий набор большего объема и с более часто встречающимся значением BikeBuyer = "Yes". Откроем таблицу SourceData, где данных больше. Но процент интересующих нас записей остается таким же (это можно определить с помощью инструмента ExploreData).Поэтому воспользуемся инструментом SampleData ("Использование инструментов Data Mining Client для Excel 2007 для подготовки данных"), чтобы сформировать "избыточную" выборку из 2000 строк, где в 30% случаев BikeBuyer = "Yes". У полученного набора оставим автоматически назначенное название SampledData. С помощью инструмента Classify построим модель аналогично тому, как это было сделано в "Использование инструментов Data Mining Client для Excel 2007 для создания модели интеллектуального анализа данных" (алгоритм - DecisionTrees, целевой параметр BikeBuyer, столбец ID при анализе не учитываем, остальные настройки по умолчанию). Полученное дерево решений представлено на рис. 15.7. Оно проще предыдущего, но в зависимости от значений параметров может давать как прогноз "Yes", так и "No". "Yes" будет в том случае, если у клиента 0 машин и он из региона "Pacific".

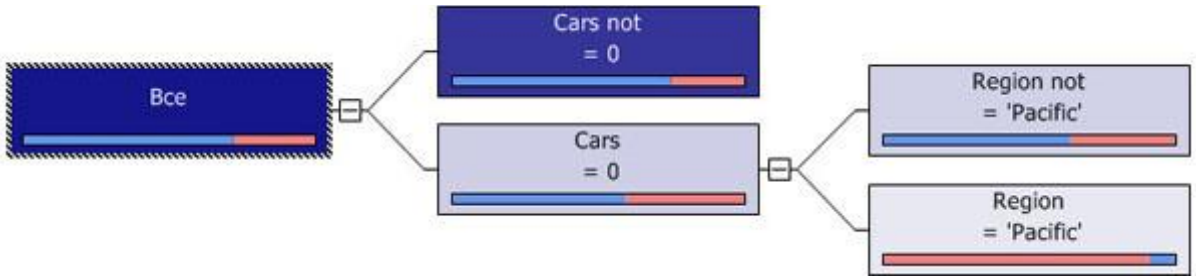


Рис. 15.7. Новое дерево решений

На основе нового набора данных также создадим модель для классификации, основанную на алгоритме NeuralNetworks (нейронных сетей). Если построить для них матрицы классификации (рис. 15.8-1, рис. 15.8-2) будет видно, что модель на основе нейронных сетей дает более точный прогноз. Рассмотренный пример показывает, что в некоторых случаях точность прогноза можно повысить за счет специальной подготовки обучающей выборки и выбора наиболее подходящего алгоритма. Хотя учитывая относительно высокий процент ошибок, ни та, ни другая модель, наверное, не может быть признана удачной.

1.

Counts of correct/incorrect classification for model 'Classify BikeBuyer'

Predicted Column 'BikeBuyer'

Columns correspond to actual values

Rows correspond to predicted values

Model name:	Classify BikeBuyer	Classify BikeBuyer
Total correct:	71,40 %	1428
Total misclassified:	28,60 %	572

Results as Percentages for Model 'Classify BikeBuyer'

	No(Actual)	Yes(Actual)
No	99,86 %	95,00 %
Yes	0,14 %	5,00 %
Correct	99,86 %	5,00 %
Misclassified	0,14 %	95,00 %

Results as Counts for Model 'Classify BikeBuyer'

	No(Actual)	Yes(Actual)
No	1398	570
Yes	2	30
Correct	1398	30
Misclassified	2	570

Рис. 15.8. Матрицы классификации для дерева решений (1) и нейронных сетей (2)

2.

Counts of correct/incorrect classification for model 'Classify BikeBuyer_3'

Predicted Column 'BikeBuyer'

Columns correspond to actual values

Rows correspond to predicted values

Model name:	Classify BikeBuyer_3	Classify BikeBuyer_3
Total correct:	75,67 %	7567
Total misclassified:	24,33 %	2433

Results as Percentages for Model 'Classify BikeBuyer_3'

	No(Actual)	Yes(Actual)
No	78,70 %	51,60 %
Yes	21,30 %	48,40 %
Correct	78,70 %	48,40 %
Misclassified	21,30 %	51,60 %

Results as Counts for Model 'Classify BikeBuyer_3'

	No(Actual)	Yes(Actual)
No	7083	516
Yes	1917	484
Correct	7083	484
Misclassified	1917	516

Задание. Проведите описанные в работе действия. Прокомментируйте результаты.

Запросы к модели DM

Теперь перейдем к самому интересному - построению запроса к модели интеллектуального анализа. Итак, на сервере есть модель, признанная пригодной для прогнозирования. В используемом нами файле Excel с данными для интеллектуального анализа есть таблица NewCustomers с информацией о новых клиентах (рис. 15.9). В ней есть все столбцы, которые были в наборе SourceData, кроме столбца BikeBuyer (это ведь новые клиенты, мы не знаем, сделают ли они покупку!), кроме того, есть ряд несущественных для анализа новых параметров - имя, адрес электронной почты, телефон и т.д.

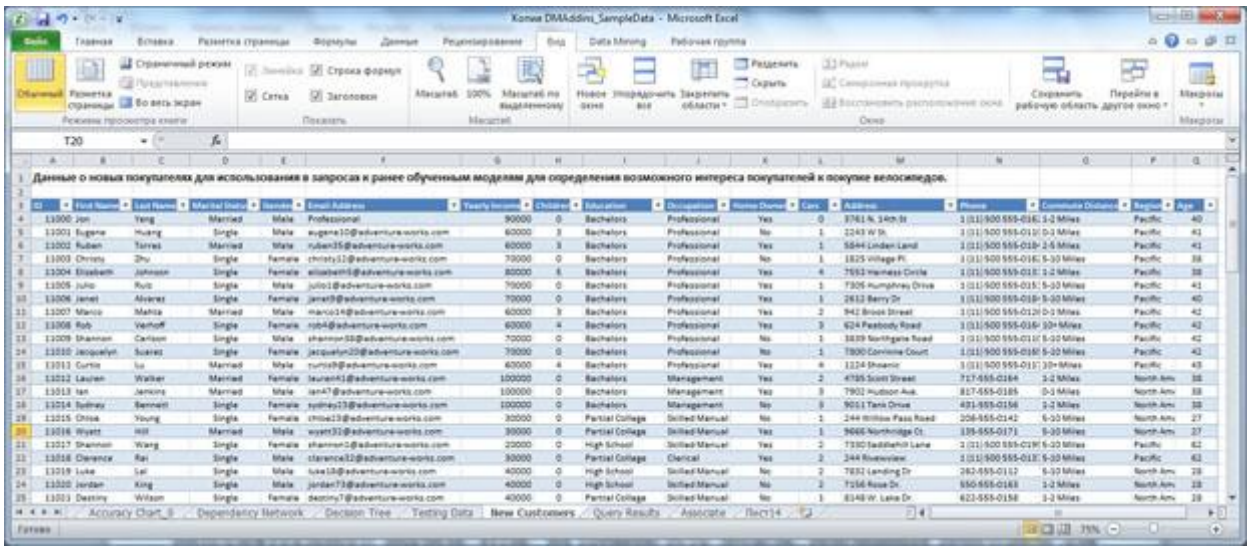
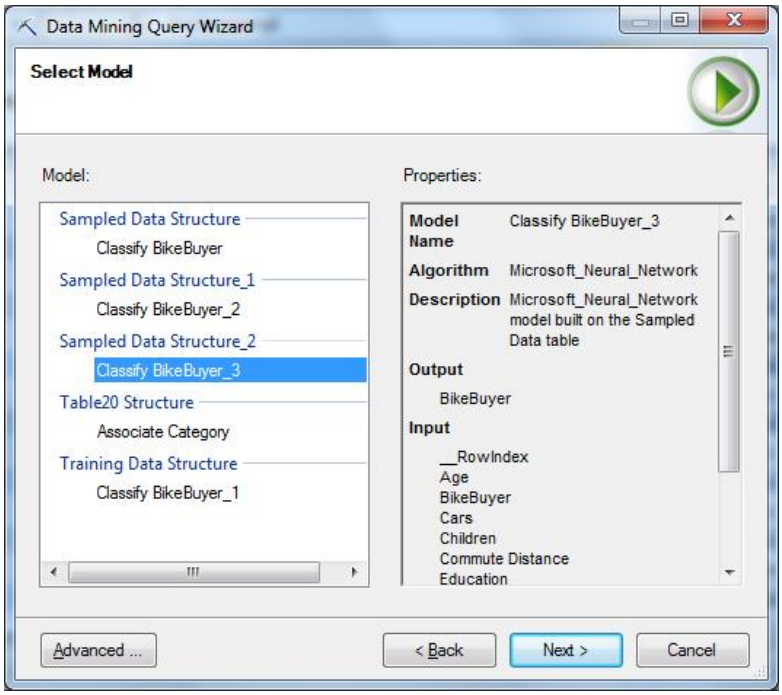


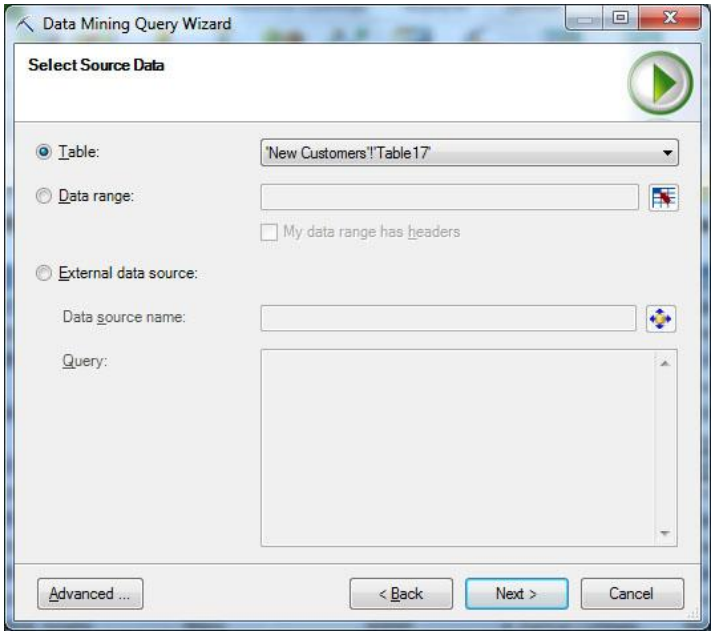
Рис. 15.9. Таблица NewCustomers

Наша задача заключается в том, чтобы предсказать, кто из этих людей готов сделать покупку. Запускаем инструмент Query (группа ModelUsage, рис. 15.1) и выбираем используемую модель интеллектуального анализа (рис. 15.10-1). После этого указываем источник данных, для которого надо провести анализ. В нашем случае это таблица "NewCustomers" (рис. 15.10-2). Следующее окно позволяет указать соответствие параметров модели и столбцов таблицы. В нашем случае ничего исправлять не потребуется (рис. 15.10-3). Далее определяем выходное значение, т.е. столбец, который будет содержать прогноз. В окне "ChooseOutput" (аналогичном рис. 15.10-5, только без выходного значения), нажимаем кнопку "AddOutput" и получаем возможность определить выходной столбец (рис. 15.10-4). Назовем его "Будет покупать". В зависимости от того, куда будет выводиться результат работы (в исходную таблицу,на новый лист Excelи т.д.), может понадобиться включить в выходной набор дополнительные столбцы (идентификатор клиента и т.д.). После добавления выходных параметров (рис. 15.10-5) надо указать, куда будет выводиться результат. По умолчанию (рис. 15.10-6) он попадет в таблицу с исходными данными, но можно потребовать вывод на новый или уже существующий лист Excel.

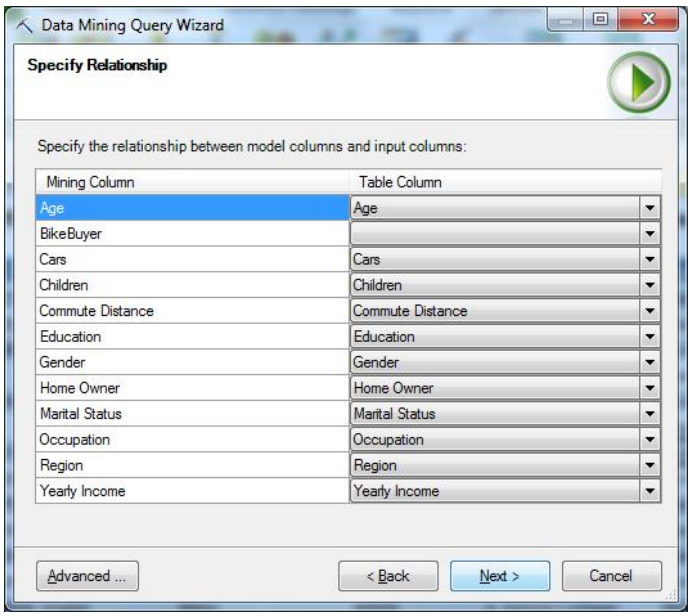
1.


Data Mining Query Wizard
Select Model
Model:
Properties:
Sampled Data Structure
Classify BikeBuyer
Sampled Data Structure_1
Classify BikeBuyer_2
Sampled Data Structure_2
Classify BikeBuyer_3
Table20 Structure
Associate Category
Training Data Structure
Classify BikeBuyer_1
Model Name
Classify BikeBuyer_3
Algorithm
Microsoft_Neural_Network
Description
Microsoft_Neural_Network model built on the Sampled Data table
Output
BikeBuyer
Input
__RowIndex
Age
BikeBuyer
Cars
Children
Commute Distance
Education
Advanced ...
< Back
Next >
Cancel

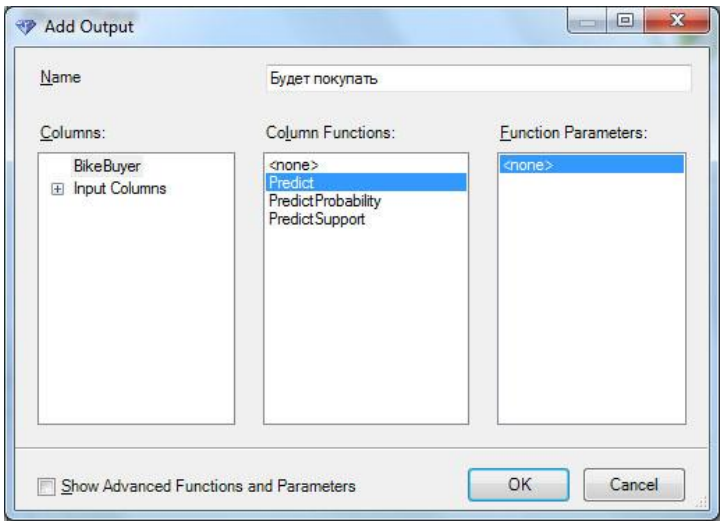
2.


Data Mining Query Wizard
Select Source Data
Table:
'New Customers'!'Table17'
Data range:
My data range has headers
External data source:
Data source name:
Query:
Advanced ...
< Back
Next >
Cancel

3.



4.



5.

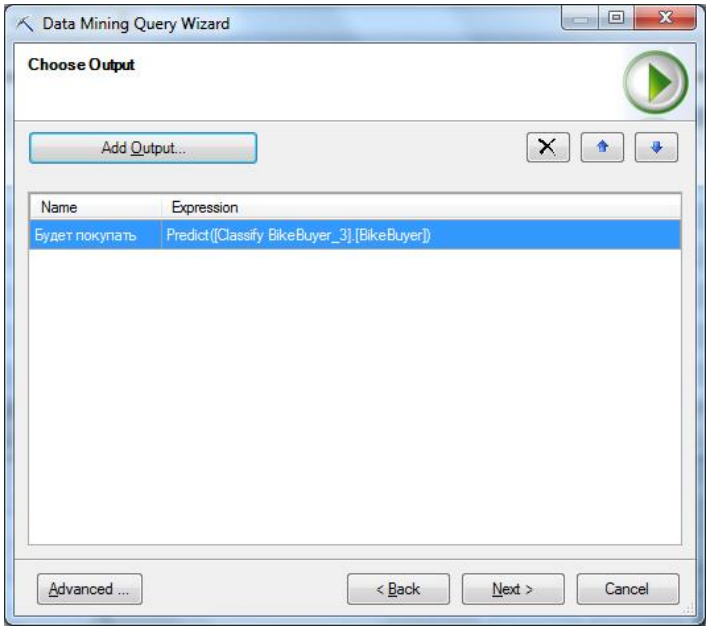
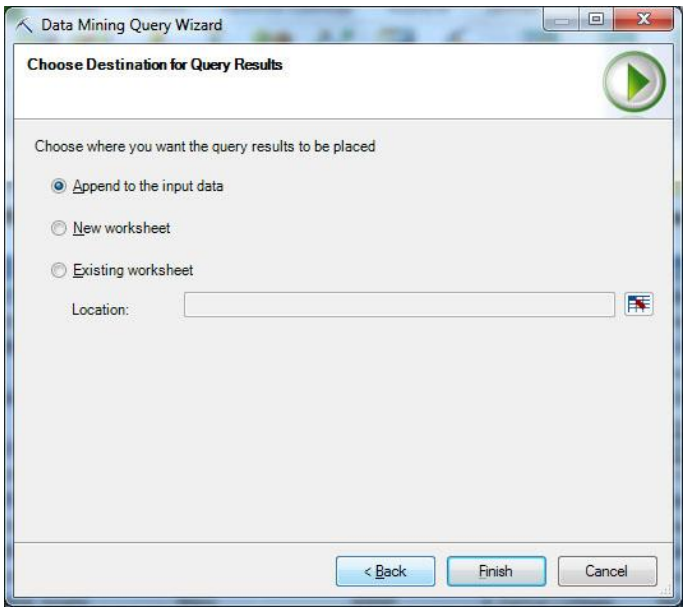


Рис. 15.10. Построение запроса

6.



В ходе работы в окнах рис. 15.10-1 - рис. 15.10-5 можно нажать кнопку Advanced и попасть в окно конструктора выражения на языке DMX (рис. 15.11). Здесь можно просмотреть или поправить генерируемый код запроса на DMX, который будет передан Аналитическим Службам MSSQLServer 2008.

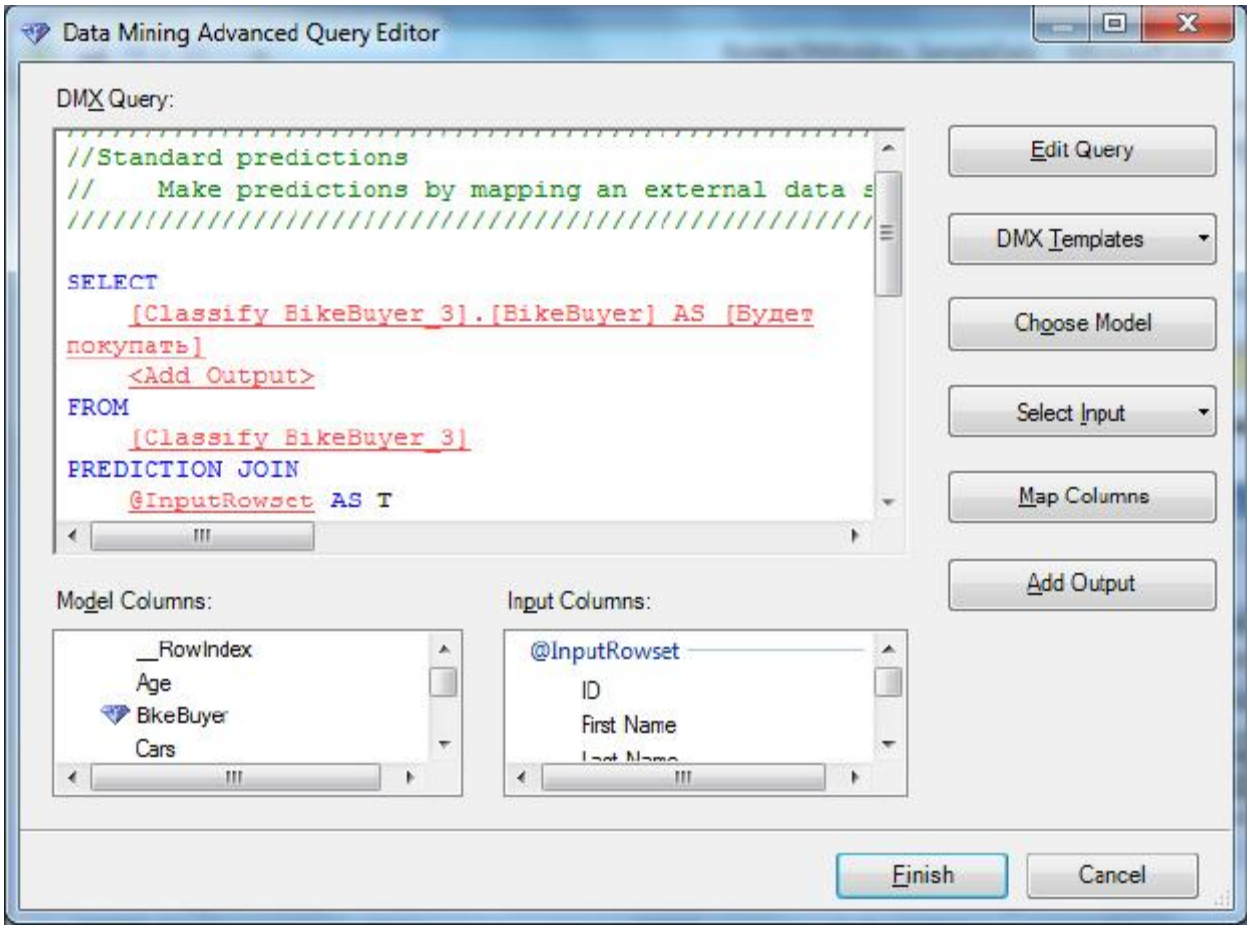


Рис. 15.11. Конструктор запросов

В результате выполнения сформированного мастером запроса в исходную таблицу будет добавлен столбец, содержащий результаты выполненной классификации (рис. 15.12).

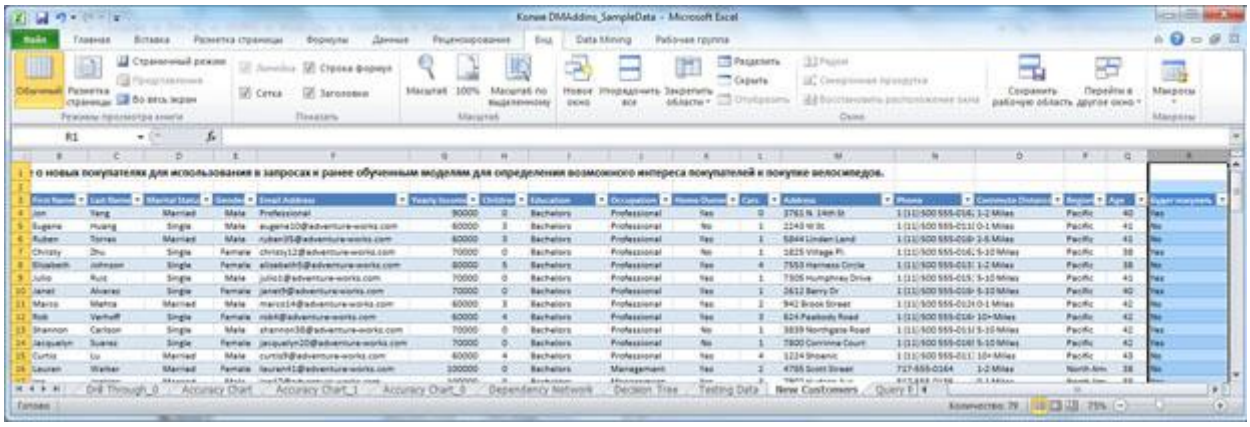


Рис. 15.12. В исходную таблицу добавлен столбец с результатами работы

Задание. Выполните запрос к модели интеллектуального анализа. Оцените полученные результаты.

Лабораторная работа 9. Построение модели кластеризации, трассировка и перекрестная проверка

Цель: В лабораторной работе рассматривается построение модели интеллектуального анализа данных, использующей алгоритм кластеризации, проводится анализ модели с использованием перекрестной проверки и рассматриваются предоставляемые DataMiningClient возможности по выполнению трассировки запросов к серверу.

Рассмотрим еще ряд возможностей, предоставляемых надстройками интеллектуального анализа данных.

Пусть необходимо провести сегментацию клиентов Интернет магазина, список которых находится в файле Excel. Если использовать TableAnalysisTools, для решения этой задачи надо применить инструмент DetectCategories(см. "Использование инструментов "AnalyzeKeyInfluencers" и "DetectCategories""). Также можно воспользоваться средствами DataMiningClientforExcel, где выбрать инструмент Cluster (рис. 16.1).

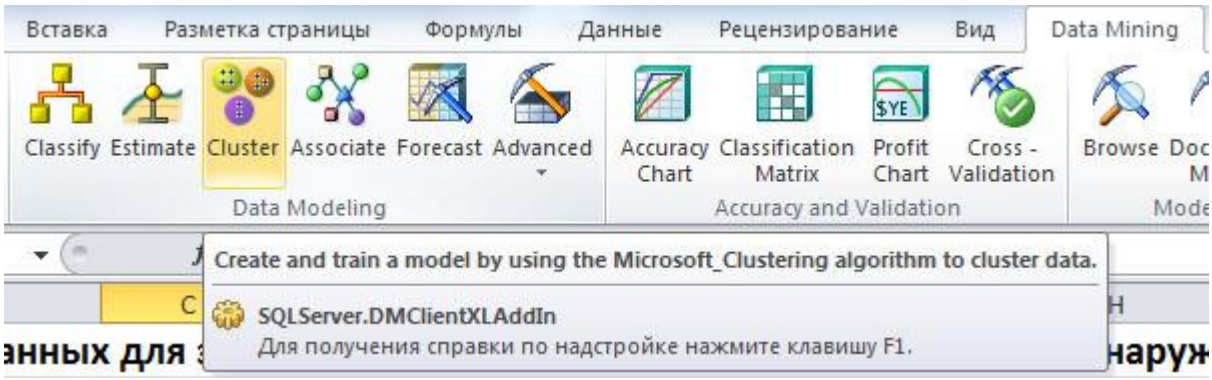


Рис. 16.1. Инструмент Cluster

Итак, откроем файл с образцами данных, идущий с надстройками интеллектуального анализа, перейдем на лист TableAnalysisToolsSample (или можно с первого листа с оглавлением перейти по ссылке "Образцы данных для средств анализа таблиц") и запустим инструмент Cluster.

Первое окно кратко описывает суть задачи кластеризации и указывает на то, что для работы мастера необходимо подключение к MS SQLServer(которое у нас было настроено ранее). Следующее окно (рис. 16.2-1) позволяет указать источник данных - в нашем случае это электронная таблица Excel, после чего можно выбрать число кластеров (рис. 16.2-2) или указать автоматическое определение, а также используемые столбцы входных данных. Здесь сбросим флажки рядом со столбцами ID и PurchasedBike.

1.

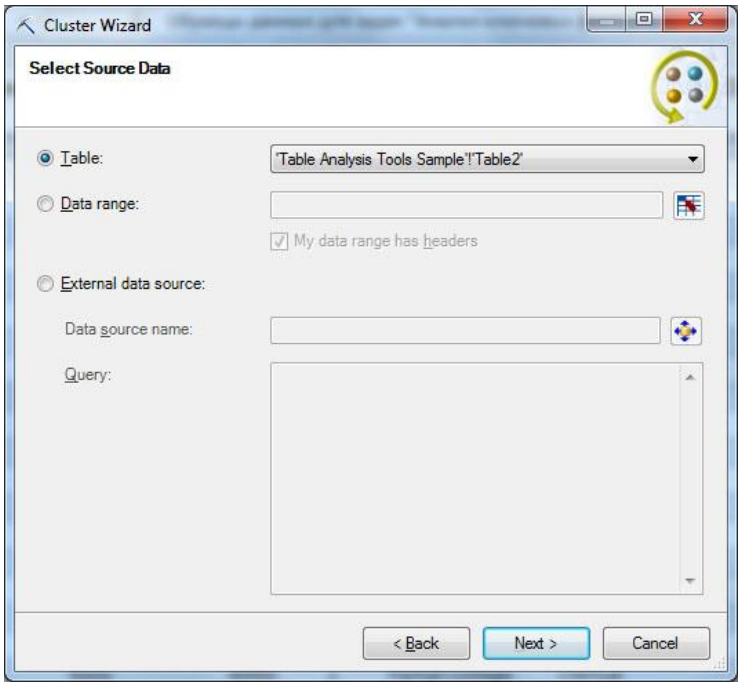
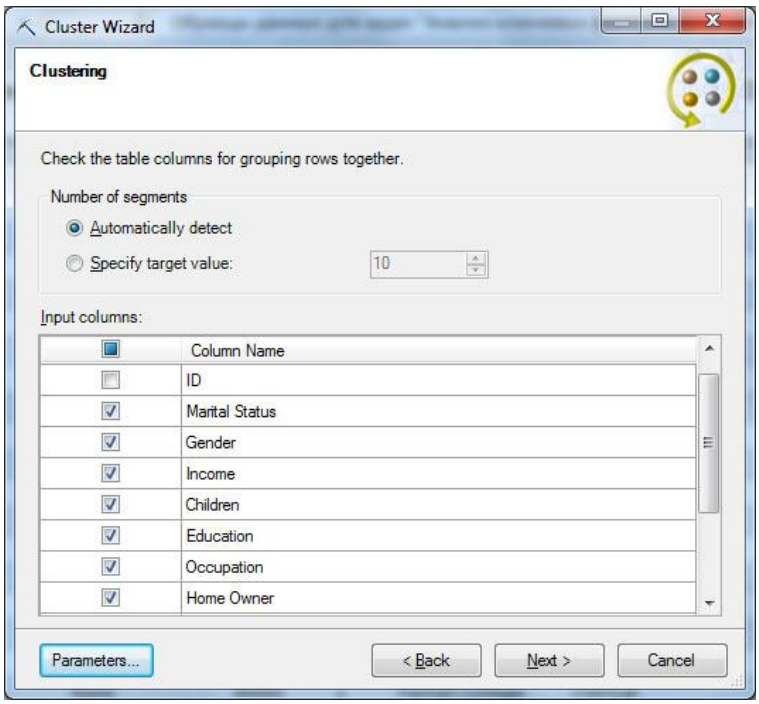


Рис. 16.2. Диалоговые окна мастера кластеризации

2.



Описанный выше выбор входных параметров обусловлен тем, что столбец с уникальным идентификатором покупателя может только помешать алгоритму кластеризации, а купил ли клиент велосипед или нет, нас сейчас не интересует. Кроме того, нажав в этом окне кнопку Parameters… можно получить доступ к настройке параметров алгоритма кластеризации (рис. 16.3) и, например, поменять используемый по умолчанию метод кластеризации.

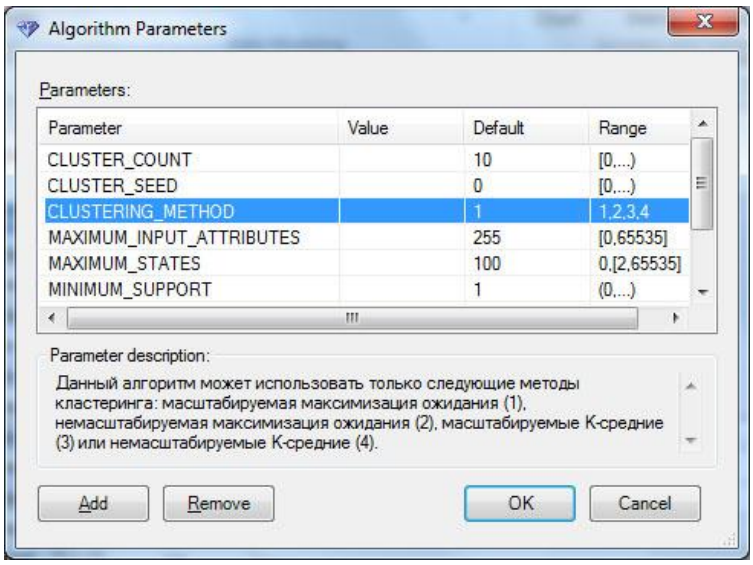


Рис. 16.3. Параметры модели кластеризации

Более подробно настройки алгоритма кластеризации обсуждаются в теоретической части курса. Следующее окно мастера позволяет указать процент данных, резервируемых для задач тестирования. И наконец, в последнем окне мастера (рис. 16.4) можно задать имя структуры и модели, указать, открывать ли просмотр модели, разрешить ли детализацию, использовать ли временные модели (по умолчанию - нет).

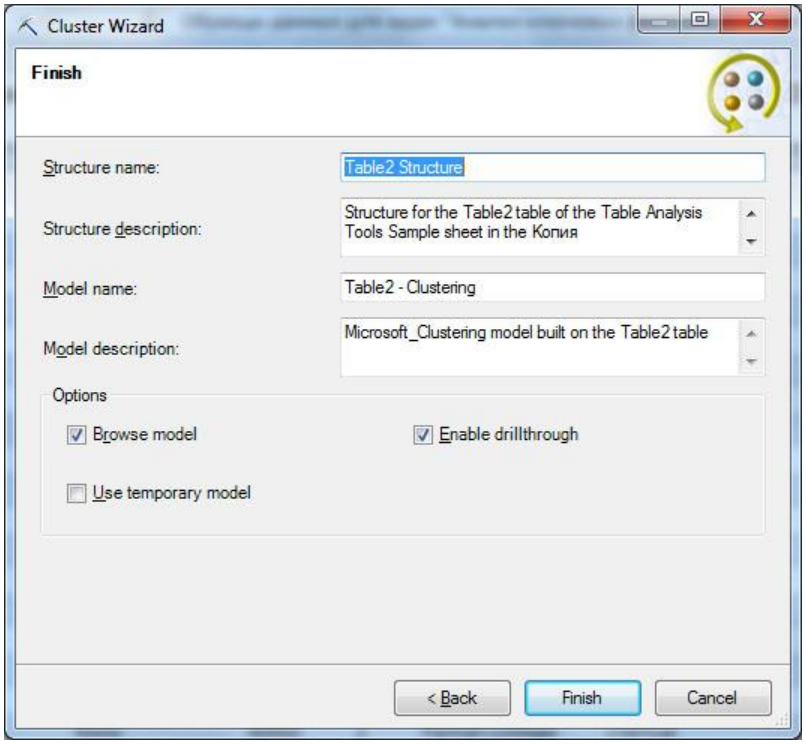
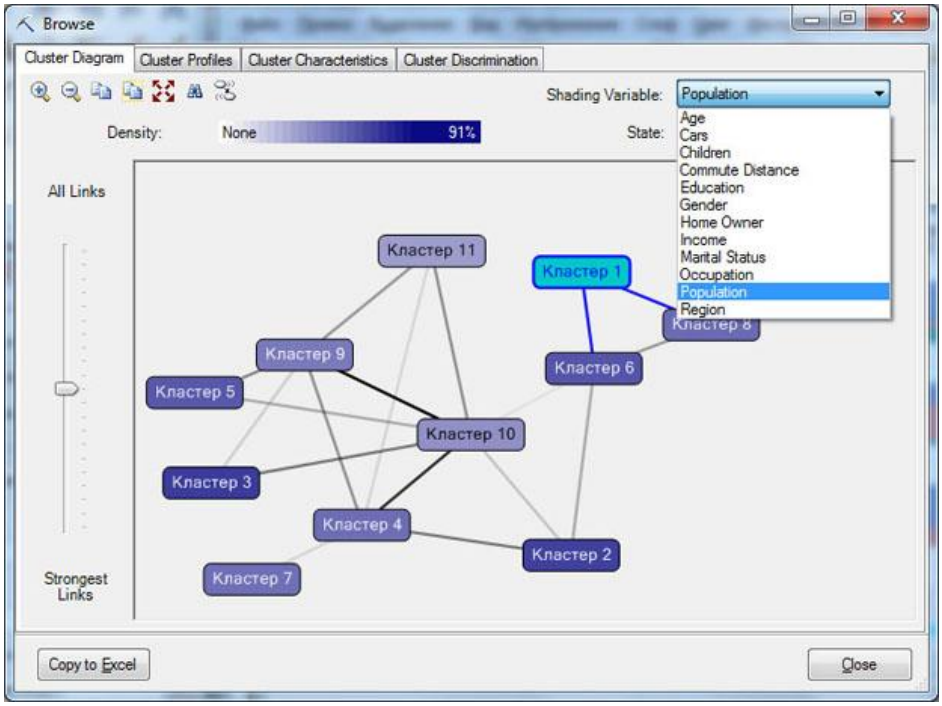


Рис. 16.4. Определение имен структуры и модели

После нажатия кнопки Finish будет создана структура и модель, после чего модель будет обработана и открыта для просмотра в окне Browser (рис. 16.5-1 - рис. 16.5-4). Диаграмма кластеров (рис. 16.5-1) отображает все кластеры в модели, в нашем примере их 11. Заливка линии, соединяющей кластеры, показывает степень их сходства. Светлая или отсутствующая заливка означает, что кластеры не очень схожи. Можно выбрать анализ поотдельному атрибуту или по всей совокупности (Population).

Нажав кнопку CopytoExcel можно получить изображение на отдельный лист таблицы Excel.

1.



2.

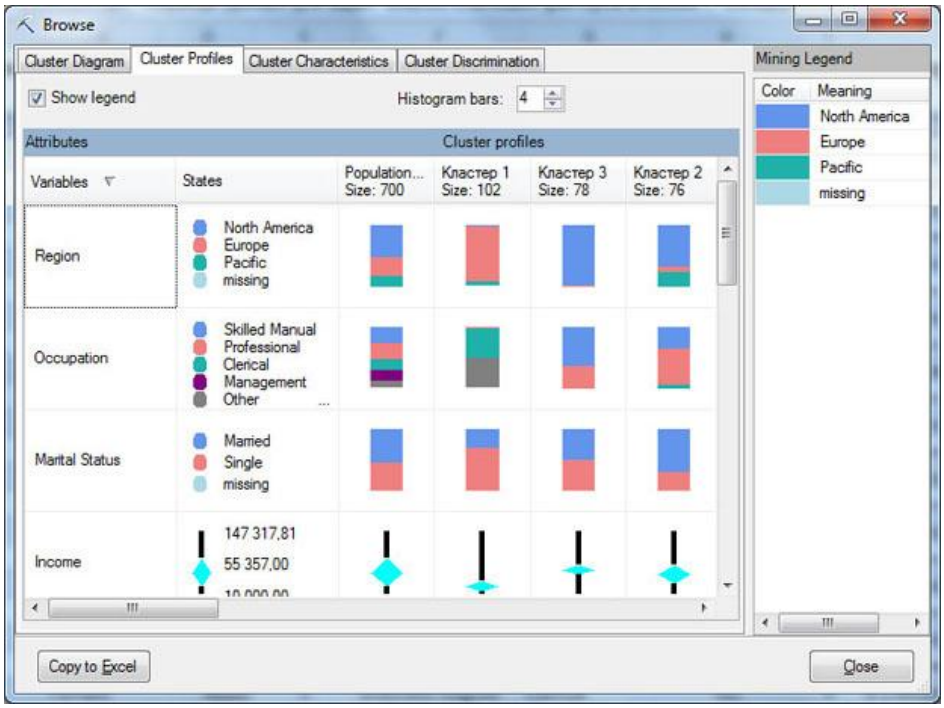


Рис. 16.5.

3.

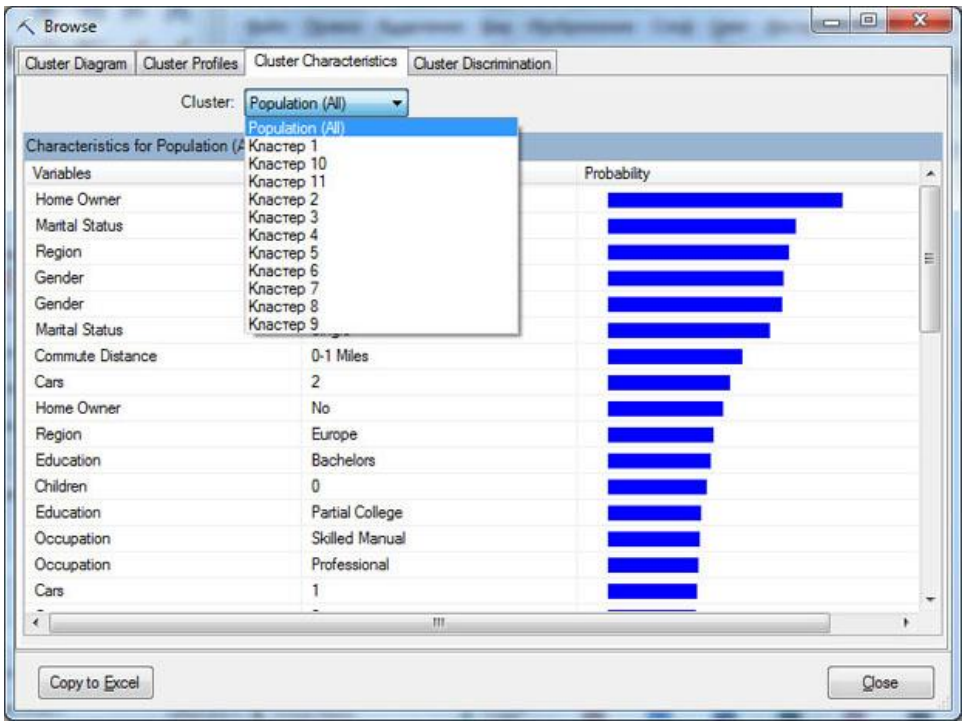
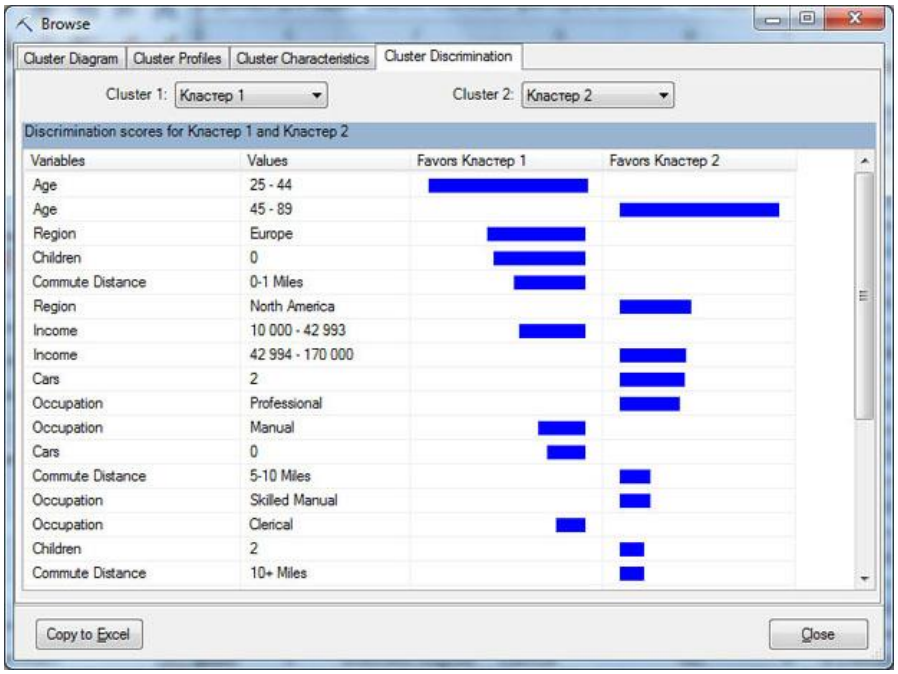


Рис. 16.5. Окна ModelBrowser

4.



Окно ClusterProfile позволяет просмотреть распределение значений атрибутов в каждом кластере. Например, на рис. 16.5-1 видно, что большая часть клиентов, отнесенных к кластеру 1, проживают в регионе Europe, а большинство из кластера 3 относится к региону NorthAmerica. Дискретные атрибуты представлены в виде цветных линий, непрерывные атрибуты в виде диаграммы ромбов, представляющей среднее значение и стандартное отклонение в каждом кластере. Параметр Histogram bars ("Столбцы гистограммы") управляет количеством столбцов, видимых на гистограмме. Если доступно больше столбцов, чем выбрано для отображения, то наиболее важные столбцы сохраняются, а оставшиеся группируются в сегмент серого цвета.

В заголовке под названием каждого кластера указывает число вариантов, которые к нему отнесены. Щелкнув правой клавишей мыши на заголовке столбца, можно вызвать контекстное меню, позволяющее в частности переименовать соответствующий кластер. Кроме того, из контекстного меню, выбрав опцию DrillThroughModelColumn, можно получить детализацию модели (результаты выводятся на отдельный лист Excel). Например, на рис. 16.6 показаны все варианты, отнесенные к кластеру 1.

Но вернемся к окнам Modelbrowser. Окно ClusterCharacteristics позволяет просмотреть наиболее вероятные значения атрибутов для всего множества вариантов (Population) и для каждого кластера (если выбрать кластер в выпадающем списке). В последнем случае, столбцы сортируются по степени важности данного атрибута для кластера. Например, в рассмотренном выше кластере 1 на первом месте будет находиться атрибут Region со значением Europe. При этом, вероятность того что клиент, отнесенный алгоритмом к этой категории, проживает именно в Европе оценивается как очень высокая.

Окно ClusterDiscrimination позволяет провести попарное сравнение двух кластеров (рис. 16.5-4) или выбранного кластера и всех остальных вариантов.

Теперь перейдем к анализу того, что же происходит на сервере. В этом поможет инструмент Trace, расположенный в ленте DataMining в разделе Connection. Если нажать данную кнопку, откроется окно, в котором отображается содержимое отправляемых на сервер запросов (рис. 16.7).

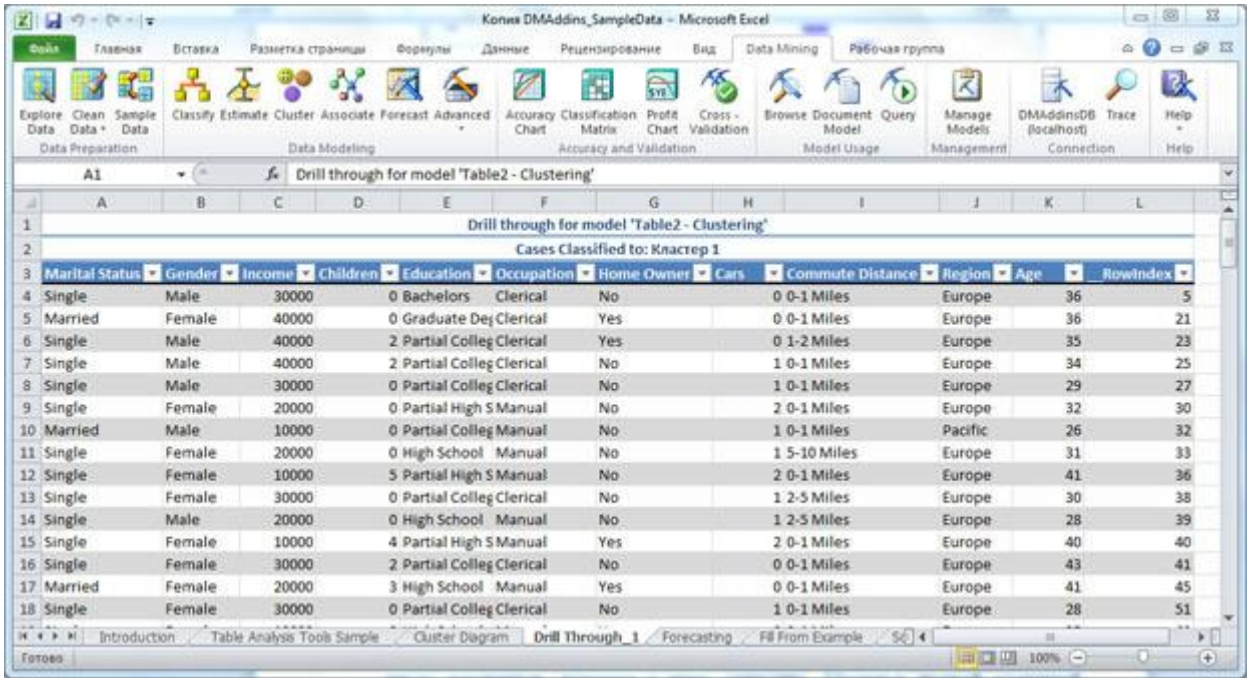


Рис. 16.6. Результаты детализации модели

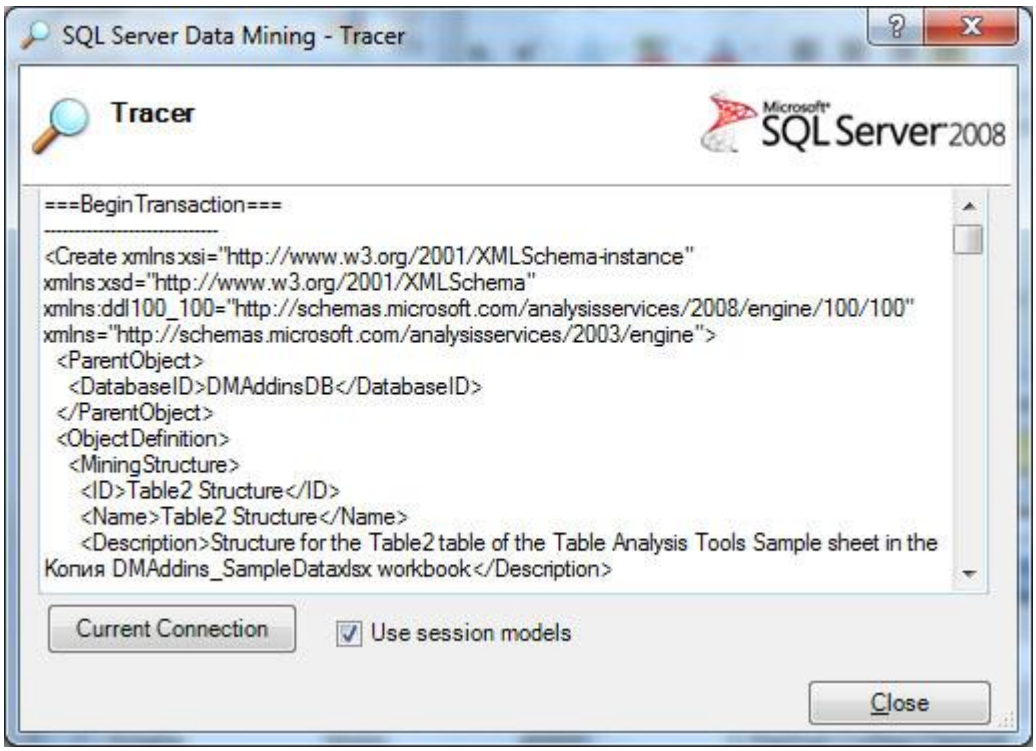


Рис. 16.7. Окно трассировки

Если проанализировать текст запросов, видно, что первая часть транзакции - это описание на XML создаваемой структуры и модели, вторая часть, которая приводится ниже - это DMX запрос на заполнение структуры (и, соответственно, обработку модели).

```
INSERT INTO MINING STRUCTURE [Table2 Structure] (__RowIndex,
    [Marital Status],
    [Gender],
    [Income],
    [Children],
    [Education],
    [Occupation],
    [Home Owner],
    [Cars],
    [Commute Distance],
    [Region],
    [Age]) @ParamTable
ParamTable = Microsoft.SqlServer.DataMining.Office.Excel.ExcelDataReader
```

Листинг 16.1. DMX-запрос на обработку структуры

Использование трассировки позволяет глубже разобраться в особенностях работы надстроек интеллектуального анализа и при возникновении ошибок выявить их причины.

Задание 1. По аналогии с рассмотренным примером создайте модель кластеризации. Изучите и проанализируйте полученные результаты. Отройте окно трассировки, проанализируйте отправляемые на сервер запросы.

Теперь рассмотрим инструмент перекрестной проверки Cross-Validation(надо отметить, что перекрестная проверка доступна при использовании SQLServer версии Enterprise или Developer). Суть ее заключается в том, что множество вариантов, которые

использует модель, разбивается на непересекающиеся подмножества (разделы), для каждого из которых производится обработка модели и полученные результаты сравниваются с теми, что были на исходном множестве вариантов. Если результаты близки, можно говорить об удачной модели интеллектуального анализа (исходных данных хватило, результат анализа/прогноза достаточно стабилен).

В разделе Accuracy and Validation выберем инструмент Cross-Validation. Первое окно мастера сообщает о сути выполняемой проверки. Во втором окне (рис. 16.8) производится выбор модели для перекрестной проверки. Укажем нашу модель кластеризации - Table2-Clustering.

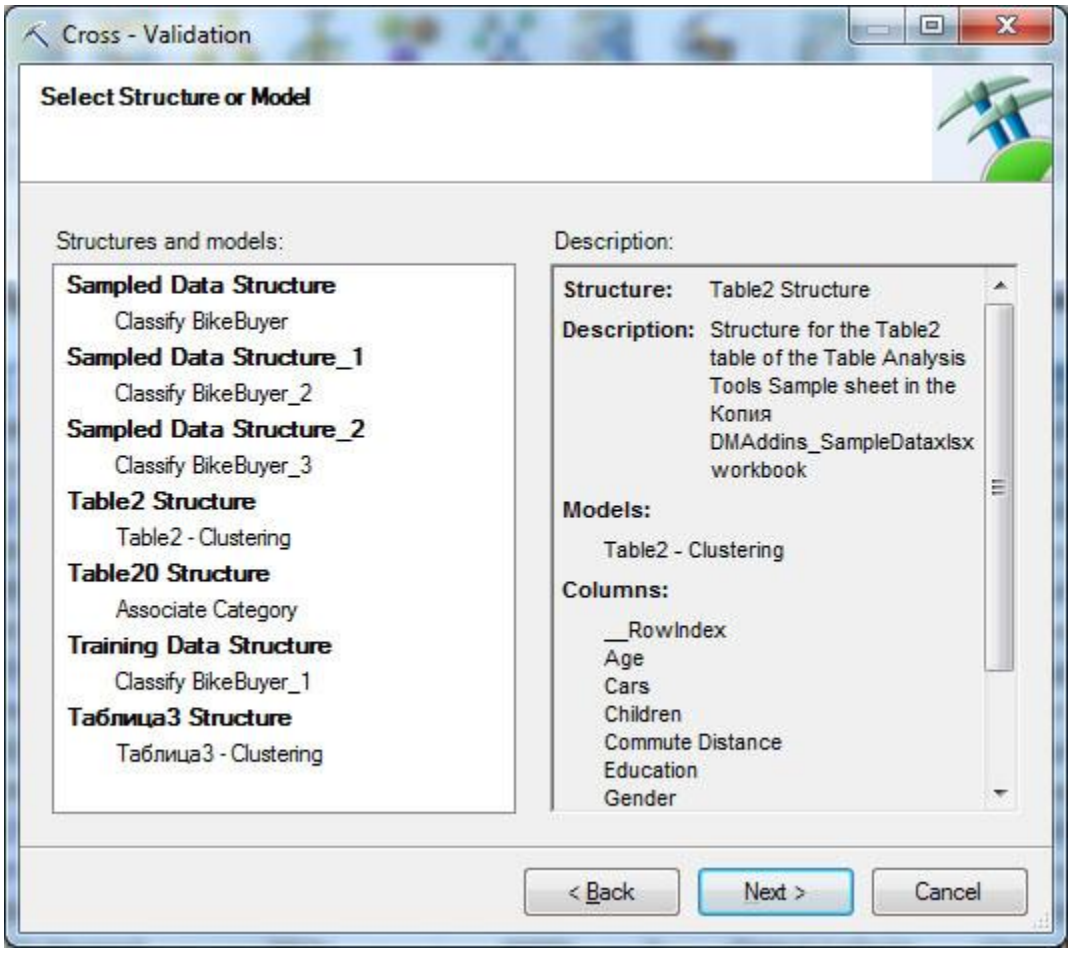


Рис. 16.8. Выбор модели для перекрестной проверки

После выбора модели нужно указать параметры проводимой перекрестной проверки. В частности, указывается число разделов с данными для перекрестной проверки (FoldCount, по умолчанию 10), максимальное число вариантов, используемых при проверке (значение MaximumRows=0 указывает на то, что будут использоваться все; если исходных данных много, при использовании всех данных перекрестная проверка может занять продолжительное время), целевой атрибут (TargetAttribute). На рисунке стоит TargetAttribute#Cluster, т.е. номер кластера, к которому принадлежит вариант. Суть проверки будет заключаться в том, что выполняется кластеризация в рамках отдельного раздела и полученный номер кластера, к которому отнесен вариант, будет сравниваться с номером кластера, полученным при обработке модели с использованием всего множества вариантов. Совпадение говорит о том, что модель хорошая (правильно определены имеющиеся шаблоны).

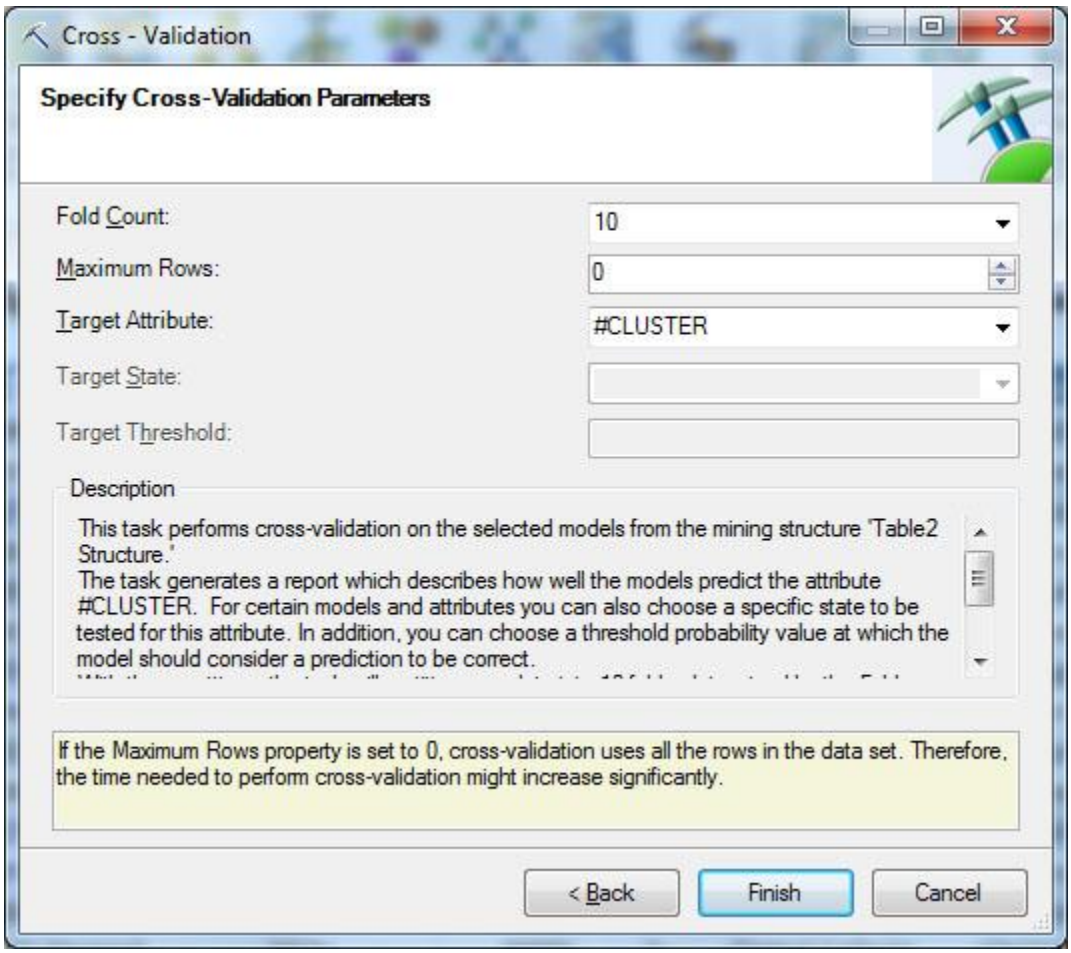


Рис. 16.9. Указание параметров перекрестной проверки

По результатам выполнения перекрестной проверки формируется отчет (рис. 16.10). В нем показывается, сколько вариантов использовалось для проверки (на рисунке - 700), какие разделы были сформированы (в нашем примере 10 разделов по 70 строк данных), результаты проведенного анализа. Отчет (рис. 16.10) показал, что в среднем, результаты, полученные при анализе по разделам, более чем в 82% случаев совпадают с результатами исходной модели. Небольшой разброс значений для разных разделов, указывает на стабильность получаемого результата, т.е. построенная модель интеллектуального анализа может быть признана удачной.

Задание 2. Выполните перекрестную проверку для созданной модели интеллектуального анализа. Опишите и проанализируйте полученные результаты.

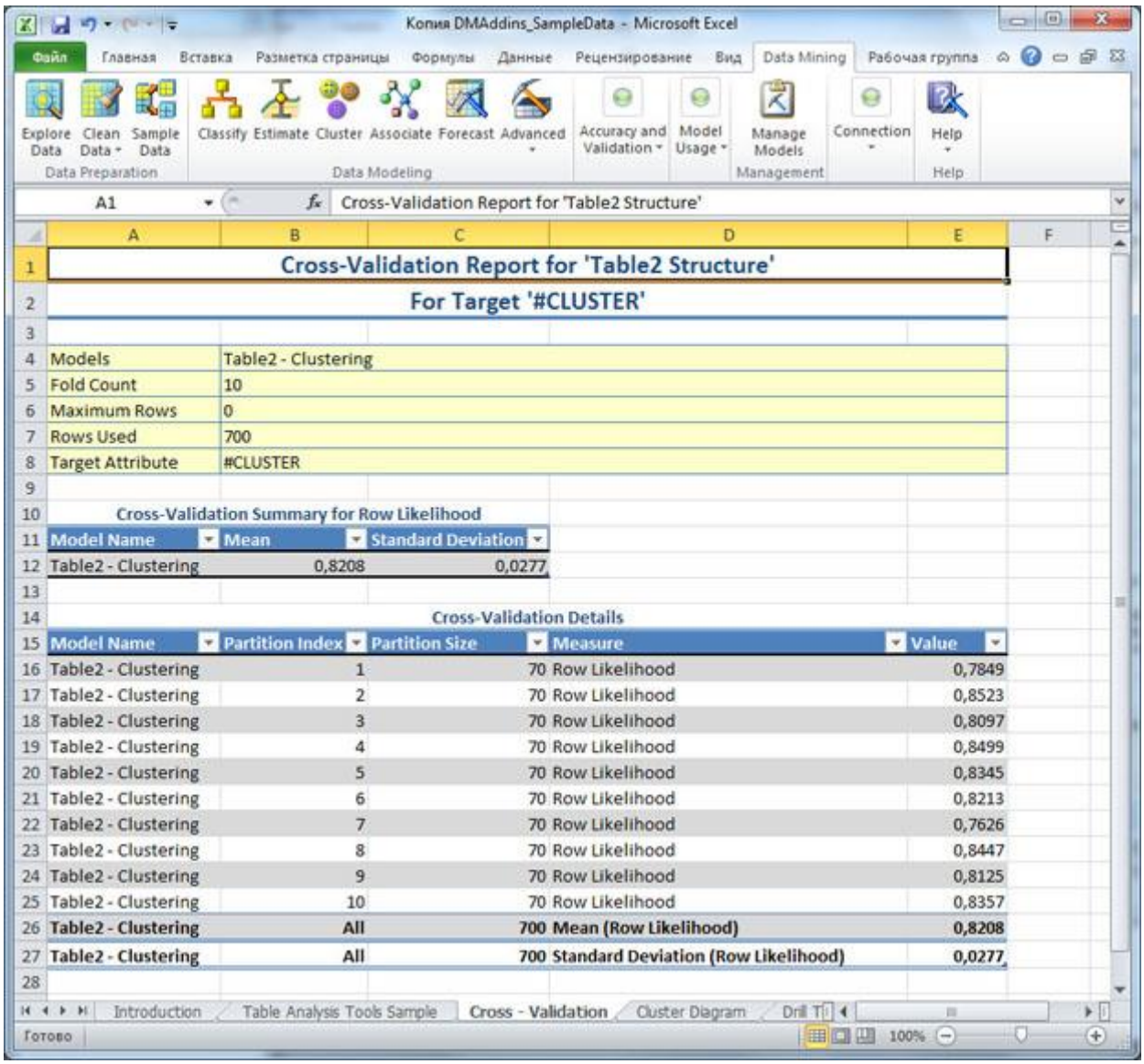


Рис. 16.10. Отчет по результатам проверки