

Автономное муниципальное образовательное учреждение
высшего профессионального образования
«Самарская академия государственного и муниципального
управления»

Кафедра математических методов и информационных технологий

В.Н. КОЖУХОВА, В.К. СЕМЕНЫЧЕВ, Е.В. СЕМЕНЫЧЕВ

Моделирование и прогнозирование
эволюционирующей динамики логистическими
моделями тренда

Методические указания к выполнению лабораторной работы
по курсу «Эконометрика»
для студентов специальности
080800.62 «Прикладная информатика в менеджменте»

Самара
2011

Кожухова, В.Н. Моделирование и прогнозирование эволюционирующей динамики логистическими моделями тренда [Текст]: методические указания / В.Н. Кожухова, В.К. Семенычев, Е.В. Семенычев. – Самара: Изд-во «Самарская академия государственного и муниципального управления», 2011. – 20 с.

Методические указания содержат теоретические сведения о логистических функциях и сферах их применения, основных моделях логистической динамики и методах их идентификации. Практическая часть методических указаний содержит порядок и пример выполнения лабораторной работы. Студентам предлагается смоделировать и спрогнозировать динамику численности пользователей Интернета в различных странах с помощью логистических моделей и осуществить обоснованный выбор наилучшей из них.

Методические указания предназначены для студентов очной формы обучения специальности «Прикладная информатика (в менеджменте)», изучающих курс «Эконометрика».

Содержание

1. ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ	4
1.1. Логистические функции и их применение	4
1.2. Модели логистической динамики.....	6
1.3. Методы идентификации логистических моделей.....	9
1.4. Характеристики точности моделирования и прогнозирования.....	9
2. ПРАКТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ.....	10
2.1. Задание на лабораторную работу.....	10
2.2. Пример и порядок выполнения лабораторной работы.....	11
Оформление отчета по лабораторной работе.....	19
Контрольные вопросы	19
Список литературы	20

1. ТЕОРЕТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ

1.1. Логистические функции и их применение

Среди моделей эконометрики большую и практически важную группу образуют логистические модели (логисты), или, как их еще называют, сигмоидальные модели (сигмоиды), или, пользуются и таким названием, как S-образные кривые роста.

Логистическая зависимость может отражать тренд сложной, эволюционирующей динамики зависимости одного экономического показателя (определяемого) от другого (определяющего) экономического показателя в случае «пространственной динамики».

Логистическая зависимость определяет чаще и «временную динамику» определяемого показателя от времени, как бы «интегрируя» через время действие всех определяющих показателей.

Наиболее часто в приложениях рассматривается динамика логистического роста определяемого показателя. При этом эволюция динамики определяемого показателя отражается в том, что скорость его роста изменяется с течением времени (первая производная логистической функции неотрицательна, вторая производная меняет свой знак с “+” на “-”, проходя через *точку перегиба*), а его рост является ограниченным: стремится к некоторому пределу.

Логистическая динамика уменьшения определяемого показателя встречается реже: имеет место отрицательная первая производная, а в точке перегиба вторая производная меняет свой знак.

На рис.1 представлен вид растущей логистической модели. Она подходит для описания такого процесса, при котором определяемый показатель проходит полный цикл развития. Можно, конечно, логистическую тенденцию считать объединением трех разных по типу трендов (тенденций): параболического с ускоряющимся ростом на первом этапе, линейным – на втором этапе и гиперболического с замедляющимся ростом на втором этапе.

Но большие доводы в пользу рассмотрения всего цикла развития как единого цикла тенденций со сложными переменными (эволюционирующими) свойствами, но с постоянным направлением изменений в сторону увеличения (или уменьшения) уровней определяемого показателя.

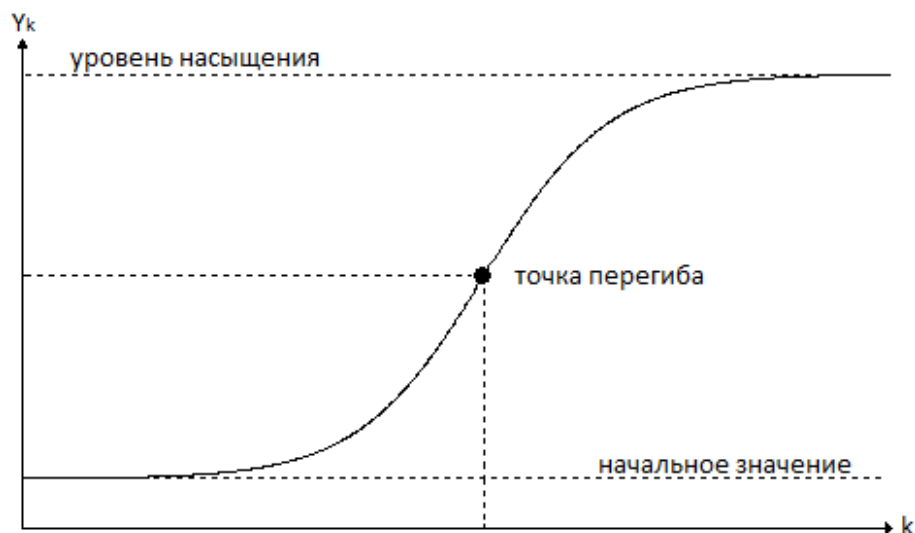


Рис. 1. Общий вид логистической функции роста

Таким образом, основными характеристиками логистической функции являются:

- нижняя горизонтальная асимптота, или начальное значение функции;
- точка перегиба, в которой значение второй производной функции равно нулю;
- верхняя горизонтальная асимптота, или уровень насыщения.

В общем случае положение точки перегиба не является фиксированным, а кривая, изображенная на рисунке 1, не обязательно будет симметричной: для неё значение ординаты точки перегиба всегда равно половине уровня насыщения.

На рисунке 2 представлены примеры ассиметричных логистических моделей. Используются следующие обозначения: 0 – точка, соответствующая половине уровня насыщения; 1 – точка перегиба находится левее половины уровня насыщения; 2 – точка перегиба находится правее половины уровня насыщения.

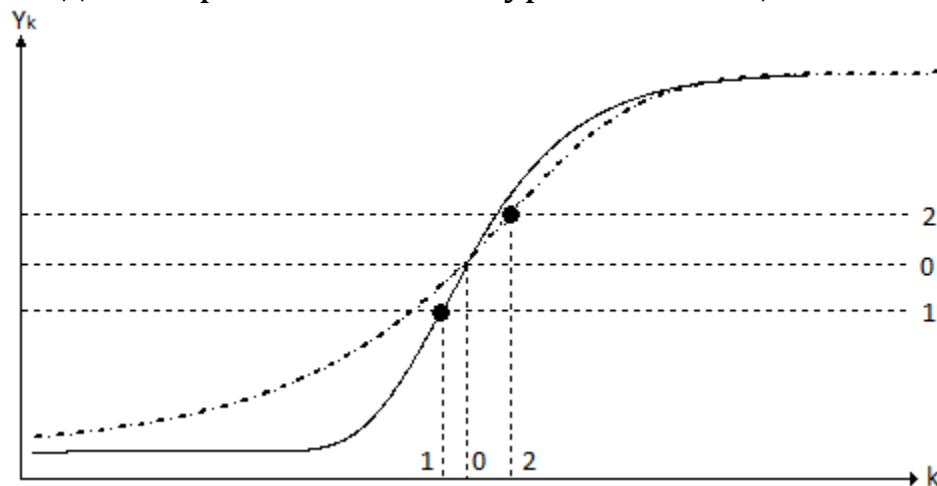


Рис. 2. Ассиметричные логистические функции роста

Широко распространенными областями применения логистических функций в моделировании являются [1]:

- жизненные циклы товаров, в частности, изменение спроса на товары, обладающие способностью достигать некоторого уровня насыщения;

- доля насыщения рынка новыми товарами и услугами, в том числе описание числа пользователей Интернета и сотовой связи;

- оценка изменения числа семей, имеющих радио и телевидение;

- рост населения страны в страховых исследованиях;

- развитие биологических популяций;

- развитие тех или иных показателей технологических нововведений, смена технологий;

- доля неграмотных жителей среди населения;

- динамика антисоциального поведения;

- и др.

В данной лабораторной работе в качестве примера будет рассматриваться временная динамика роста числа абонентов высокоскоростного доступа в Интернет в ряде стран, входящих в Организацию экономического сотрудничества и развития (ОЭСР).

1.2. Модели логистической динамики

Модели логистической динамики наблюдений уровней определяемого показателя Y_k содержат обязательно логистический тренд D_k и стохастическую компоненту ε_k .

Возможно присутствие в модели и сезонных, и циклических компонент.

В данной работе будет рассматриваться наиболее простая аддитивная структура модели временного ряда:

$$Y_k = D_k + \varepsilon_k,$$

а для стохастической компоненты ε_k будем считать справедливыми условия Гаусса-Маркова, что позволит, применяя метод наименьших квадратов (МНК) для идентификации параметров D_k , получить их оптимальные оценки [1].

Известно более двадцати моделей логистической динамики различных по сложности и, соответственно, по числу использованных в них параметров, по области применения.

Три аналитических выражения широко распространенных на практике логистических моделей, которые будут использоваться

при выполнении данной лабораторной работы, сведены в таблицу 1 [1-3]. Одна модель (GRM - generalized rational innovation diffusion model) задана не в виде аналитической функции, а пересчитывается на основе своего предыдущего значения:

$$f_1 = f_0 + \alpha \frac{f_0(A_0 - f_0)}{A_0 - (1 - \sigma)f_0}; f_2 = f_1 + \alpha \frac{f_1(A_0 - f_1)}{A_0 - (1 - \sigma)f_1} \text{ и т.д.}$$

Таким образом, модель содержит 4 параметра, то есть начальное значение детерминированной компоненты f_0 так же является параметром модели, как и α , A_0 , σ .

Таблица 1

Логистические модели и их характеристики

Название модели	Вид модели	Начальное значение	Уровень насыщения	Точка перегиба ($k^*, Y(k^*)$)		Симметричность
				абсцисса	ордината	
Модель Верхульста (Перла-Рида)	$Y_k = \frac{A_0}{1 + A_1 e^{-\alpha k}} + \varepsilon_k$	0	A_0	$k^* = -\frac{1}{\alpha} \ln\left(\frac{1}{A_1}\right)$	$Y(k^*) = \frac{A_0}{2}$	Симметричная
Модель Рамсея	$Y_k = C(1 - (1 + \alpha k)e^{-\alpha k}) + B_0 + \varepsilon_k$	B_0	$C + B_0$	$k^* = \frac{1}{\alpha}$	$Y(k^*) = B_0 + C - \frac{2C}{e}$	Асимметричная
Модель Гомпертца	$Y_k = C + A_0 e^{-e^{-\alpha(k-k_0)}} + \varepsilon_k$	C	$C + A_0$	$k^* = k_0$	$Y(k^*) = C + \frac{A_0}{e}$	Ассиметричная
GRM (generalized rational innovation diffusion model)	$Y_k = f_{k-1} + \alpha \frac{f_{k-1}(A_0 - f_{k-1})}{A_0 - (1 - \sigma)f_{k-1}} + \varepsilon_k$	f_0	A_0	-	$Y(k^*) = \frac{A_0(\sqrt{\sigma} - 1)}{\sigma - 1}$	Ассиметричная

1.3. Методы идентификации логистических моделей

Задача оценки параметров (идентификация) логистической функции в общем случае нетривиальна, поскольку применение МНК непосредственно к самой модели требует минимизации нелинейной функции ошибки.

Так, модель Верхулста идентифицируется с помощью численного решения МНК

$$A_0^o, A_1^o, \alpha^o = \arg \min_{A_0, A_1, \alpha} \sum_{k=1}^N \left(Y_k - \frac{A_0}{1 + A_1 e^{-\alpha k}} \right)^2$$

методом Левенберга-Марквардта, являющегося комбинацией градиентного метода и метода Гаусса-Ньютона [4].

Идентификация модели Рамсея осуществляется на основе конструирования обобщенной параметрической модели авторегрессии-скользящего среднего [1]:

$$Y_k = (2\lambda + 1)Y_{k-1} - (\lambda^2 + 2\lambda)Y_{k-2} + \lambda^2 Y_{k-3} + \xi_k,$$

$$\xi_k = \varepsilon_k - (2\lambda + 1)\varepsilon_{k-1} + (\lambda^2 + 2\lambda)\varepsilon_{k-2} - \lambda^2 \varepsilon_{k-3},$$

где ξ_k – гомоскедастическая стохастическая компонента.

$$\lambda^o = \arg \min_{\lambda} \sum_{k=3}^n \left(Y_k - (2\lambda + 1)Y_{k-1} + (\lambda^2 + 2\lambda)Y_{k-2} - \lambda^2 Y_{k-3} \right)^2, \quad \alpha^o = -\ln \lambda^o;$$

$$C^o, B_0^o = \arg \min_{C, B_0} \sum_{k=1}^N \left(Y_k - C(1 - (1 + \alpha^o k)e^{-\alpha^o k}) - B_0 \right)^2.$$

Для идентификации модели Гомпертца используется метод Гаусса-Ньютона, который сводит задачу минимизации нелинейной функции МНК к итерационной минимизации линейных функций [5].

При идентификации модели GRM используется эвристический алгоритм RPROP, разработанный в теории нейронных сетей [6].

1.4. Характеристики точности моделирования и прогнозирования

Выбор модели, в большей мере «подходящей» статистическим данным, осуществляется, в зависимости от содержания задачи, по большей точности моделирования или по большей точности прогнозирования, или с учетом обеих характеристик.

Для характеристики качества моделирования будем использовать коэффициент детерминации:

$$R^2 = \frac{\sum_{k=1}^N (Y_k^o - M[Y_k])^2}{\sum_{k=1}^N (Y_k - M[Y_k])^2},$$

где Y_k^o – модельные значения ряда динамики.

Обычно считают удовлетворительным качество моделирования при $0,7 \leq R^2 \leq 1$.

Качество прогнозирования будем определять с помощью MAPE-оценки:

$$MAPE = \frac{1}{l} \sum_{k=1}^l \left| \frac{Y_k - Y_k^o}{Y_k} \right| \cdot 100\%,$$

где l – глубина (горизонт) прогноза, который обычно не превышает одной трети от объема анализируемой выборки.

Хорошей точностью прогнозирования считают, обычно, $MAPE \leq 10\%$.

2. ПРАКТИЧЕСКАЯ ЧАСТЬ

2.1. Задание на лабораторную работу

Имеются статистические данные для одной из стран-участниц ОЭСР о числе абонентов высокоскоростного доступа в Интернет на 100 человек населения по полугодиям, начиная с 1 полугодия 2002 г. по 1 полугодие 2010 г.

Смоделируйте и спрогнозируйте временной ряд каждой из 4 моделей последовательно на 1, 2 и 3 шага прогноза.

Для каждой модели и глубины прогноза определите значение точки перегиба ($k^*, Y(k^*)$).

Выберите наилучшую модель на основании показателей R^2 и $MAPE$.

Для каждого шага прогноза составьте таблицу следующего вида (таблица 2):

Таблица 2

Вид итоговой таблицы для отчета по лабораторной работе

k	Y_k	Y_k^o			
		<i>Модель Верхулста</i>	<i>Модель Рамсея</i>	<i>Модель Гомпертца</i>	<i>GRM</i>
...
R^2					
МАРЕ					
Уровень насыщения					
k^*					
$Y(k^*)$					

Как изменяются значения R^2 , оценки уровня насыщения и точки перегиба в зависимости от объема выборки для каждой модели?

Как изменяются значения МАРЕ-оценки в зависимости глубины прогноза для каждой модели? Постройте графики.

Задание для всей группы.

Сравните полученные результаты для различных вариантов лабораторной работы:

1. Какая страна из участниц ОЭСР раньше всех начала внедрять высокоскоростной доступ в Интернет (значение абсциссы точки перегиба минимально)?

2. В какой стране самая высокая численность абонентов, пользующихся высокоскоростным Интернетом?

2.2. Пример и порядок выполнения лабораторной работы

Моделирование исходного ряда будет осуществлено с использованием оригинального, разработанного авторами программного комплекса «Эконометрическое моделирование рядов динамики».

В качестве примера рассмотрим данные о числе абонентов высокоскоростного доступа в Интернет на 100 человек населения в Люксембурге.

Откройте файл «Варианты работы.xlsx». Скопируйте в буфер обмена ряд данных, соответствующих Вашему номеру варианта (рис. 3).

Варианты работы.xlsx - Microsoft Excel

Главная Вставка Разметка страницы Формулы Данные Рецензирование Вид Разработчик

Calibri 11

Вставить

Ж К Ч

Буфер обмена Шрифт Выравнивание

Перенос текста

Объединить и поместить в центре

Числовой

Число

Условное форматирование

Форматирование как таблиц

Стили

C4 0,605109816225908

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1			Пример	№ варианта									
2	Дата	k		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
3			Люксембург	Нидерланды	Норвегия	Австралия	Швеция	Ирландия	США	Франция	Великобритания	Италия	Япония
4	2002-Q2	1	0,61	4,93	2,85	1,26	6,53	0,05	5,53	1,57	1,27	1,19	4,00
5	2002-Q4	2	1,26	7,03	4,01	1,78	7,97	0,14	6,71	2,76	2,32	1,68	6,22
6	2003-Q2	3	2,22	9,07	5,97	2,52	9,28	0,26	7,94	3,97	3,67	2,80	8,79
7	2003-Q4	4	3,41	11,79	7,77	3,43	11,03	0,76	9,57	5,94	5,39	4,13	10,90
8	2004-Q2	5	5,48	15,43	11,05	5,12	12,32	1,50	10,91	7,87	7,36	6,02	13,16
9	2004-Q4	6	9,62	18,95	14,66	7,60	14,79	3,05	12,76	10,45	10,36	8,08	14,96
10	2005-Q2	7	11,33	22,32	17,65	10,58	17,45	3,76	14,22	12,62	13,25	9,70	16,71
11	2005-Q4	8	14,43	25,21	21,43	13,23	20,64	5,56	16,32	15,06	16,32	11,77	18,15
12	2006-Q2	9	17,16	28,29	25,12	16,31	23,38	7,47	18,16	17,56	19,18	13,06	19,18
13	2006-Q4	10	20,96	31,00	26,24	17,39	26,15	10,27	20,27	20,11	21,45	14,24	20,69
14	2007-Q2	11	21,90	33,47	29,60	21,32	28,62	12,49	21,86	22,40	23,73	15,81	21,26
15	2007-Q4	12	27,23	34,15	30,39	22,10	30,40	14,60	23,37	24,61	25,78	17,21	22,51
16	2008-Q2	13	27,29	35,12	31,89	22,42	30,40	15,95	23,89	26,04	27,24	17,91	22,98
17	2008-Q4	14	29,38	35,61	33,05	22,67	31,35	17,33	25,48	27,64	28,16	18,84	23,58
18	2009-Q2	15	30,77	37,06	33,39	23,14	31,10	18,30	26,47	28,96	28,73	19,71	24,23
19	2009-Q4	16	31,78	37,09	33,76	23,16	31,40	19,48	26,39	30,36	29,49	20,33	24,79
20	2010-Q2	17	33,02	37,79	34,18	23,44	31,66	20,32	27,12	31,41	30,48	21,32	25,28

Рис. 3. Варианты лабораторной работы

Запустите EconoModel.exe. Выделите первую ячейку таблицы, расположенной в левой части окна и выберите пункт меню «Правка» – «Вставить» (рис. 4). Установите в поле «Объем выборки» значение, равное 16, и в поле «Глубина прогноза» значение, равное 2.

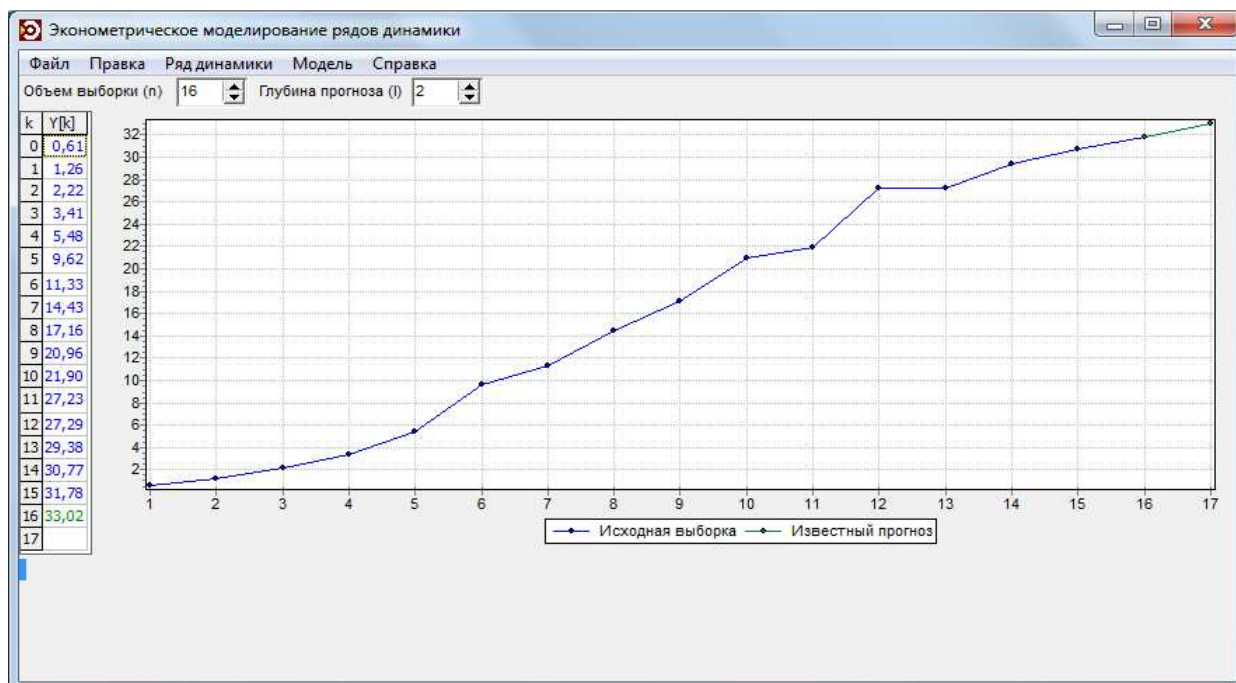


Рис. 4. Главное окно программы с исходным рядом динамики

Выберите пункт меню «Модель» – «Добавить». В открывшемся окне в списке выбора моделей выберите модель Верхулста

$$Y_k = \frac{A_0}{1 + A_1 e^{-\alpha k}} + \varepsilon_k$$

и нажмите кнопку «ОК» (рис. 5). Аналогичным образом добавляются оставшиеся три модели.

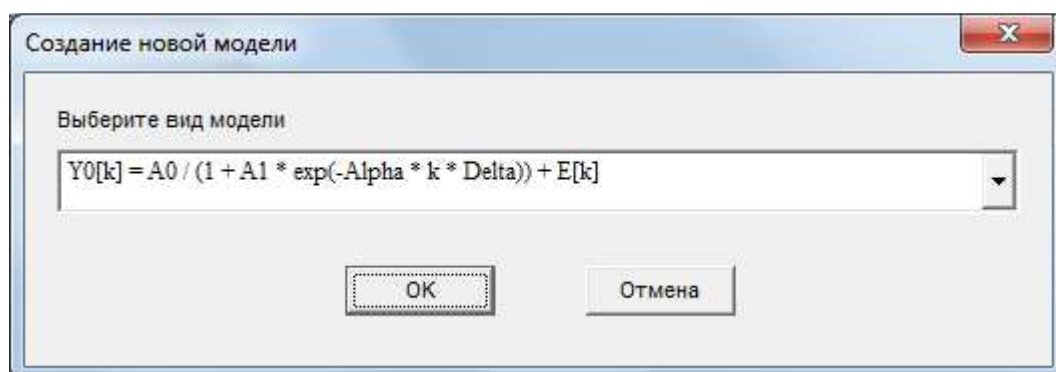


Рис. 5. Окно добавления модели

Окно программы с добавленными 4 логистическими моделями представлено на рисунке 6.

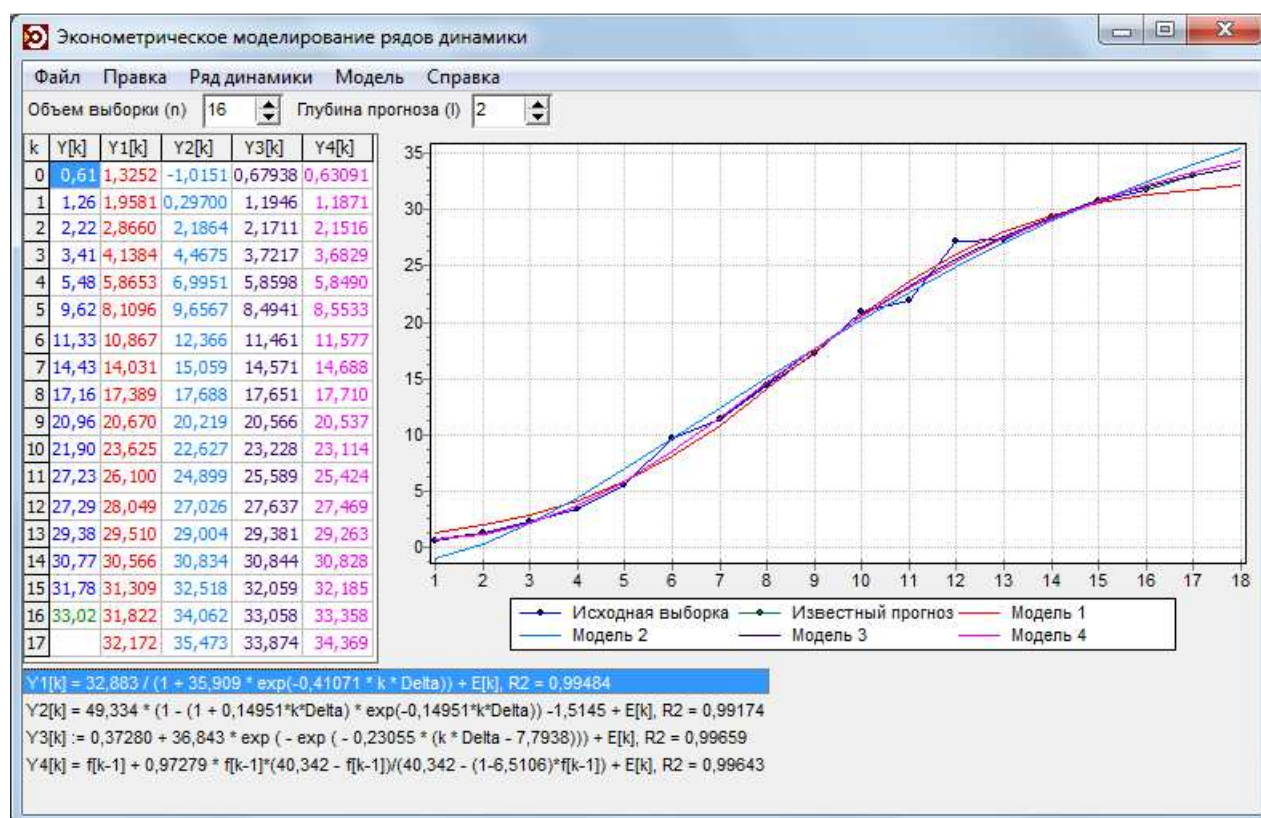


Рис. 6. Окно программы с добавленными 4 логистическими моделями

Для того, чтобы скопировать таблицу, щелкните по ней правой кнопкой мыши и выберите пункт меню «Копировать всю таблицу».

Чтобы посмотреть и скопировать полученные оценки параметров модели, сделайте двойной щелчок левой кнопкой

мыши по выбранной модели из списка, расположенного в нижней части окна программы.

В открывшемся окне (рис. 7) выделите таблицу, содержащую оценки параметров и характеристики точности, и нажмите Ctrl-C.

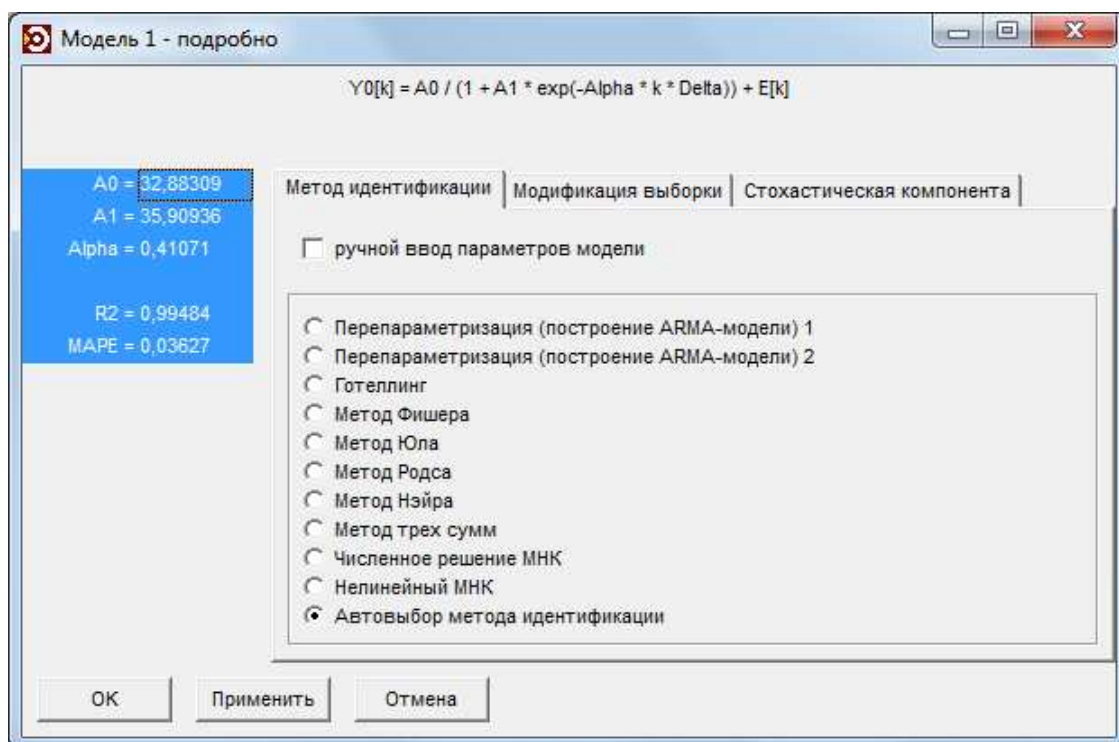


Рис. 7. Окно отображения результатов идентификации для выбранной модели

Скопируйте все полученные результаты в MS Excel и составьте итоговую таблицу по форме, указанной в задании.

Самостоятельно рассчитайте значения оценки уровня насыщения и точки перегиба по формулам, приведенным в таблице 1.

Для модели GRM, рассчитав значение ординаты, укажите примерный диапазон для абсциссы точки перегиба, опираясь на полученные значения модельного ряда (например, для Люксембурга $Y(k^*) = 11,36$, $k^* = 6-7$).

Пример результатов моделирования для Люксембурга при длине выборки в 16 наблюдений и горизонте прогноза в 1 наблюдение представлен в таблице 3.

Таблица 3

Итоговая таблица, прогноз 1 шаг вперед, длина рабочей части выборки – 16 наблюдений

k	Y_k	Модель Верхулста	Модель Рамсея	Модель Гомпертца	GRM
1	0,6051	1,3252	0,4186	0,6785	0,6308
2	1,2620	1,9581	0,9243	1,1942	1,1870
3	2,2158	2,8660	2,2530	2,1711	2,1515
4	3,4113	4,1384	4,1664	3,7220	3,6830
5	5,4844	5,8653	6,4764	5,8603	5,8491
6	9,6226	8,1096	9,0360	8,4944	8,5535
7	11,3285	10,8670	11,7310	11,4610	11,5770
8	14,4319	14,0310	14,4750	14,5710	14,6880
9	17,1568	17,3890	17,2020	17,6510	17,7100
10	20,9606	20,6700	19,8650	20,5660	20,5370
11	21,9029	23,6250	22,4270	23,2280	23,1140
12	27,2266	26,1000	24,8660	25,5890	25,4240
13	27,2906	28,0490	27,1670	27,6370	27,4690
14	29,3774	29,5100	29,3210	29,3810	29,2630
15	30,7697	30,5660	31,3240	30,8450	30,8280
16	31,7781	31,3090	33,1770	32,0600	32,1860
17	33,0161	31,8220	34,8830	33,0600	33,3590
18		32,1720	36,4460	33,8760	34,3700
R^2		0,9948	0,9940	0,9966	0,9964
MAPE		0,62%	8,94%	3,25%	4,18%
Уровень насыщения		32,8831	50,3775	37,2201	40,3472
k^*		7,7190	6,6885	6,7940	6-7
$Y(k^*)$		16,4415	13,7304	13,9273	11,3583

Для того, чтобы построить прогноз на 2 и 3 шага вперед, установите объем выборки в 15 наблюдений, глубину прогноза в 4 наблюдения и объем выборки в 14 наблюдений, глубину прогноза в 6 наблюдений, соответственно. Аналогично составьте еще две итоговых таблицы.

В таблицах 4 и 5 приведены результаты моделирования для Люксембурга при длине выборки в 15 и 14 наблюдений и горизонте прогноза в 2 и 3 наблюдения, соответственно.

Таблица 4

Итоговая таблица, прогноз 2 шага вперед, длина рабочей части выборки – 15 наблюдений

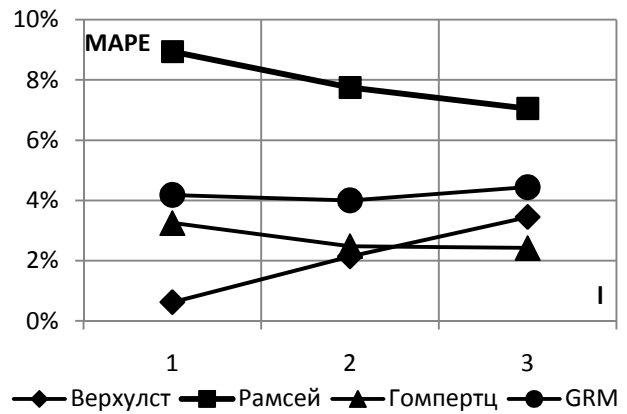
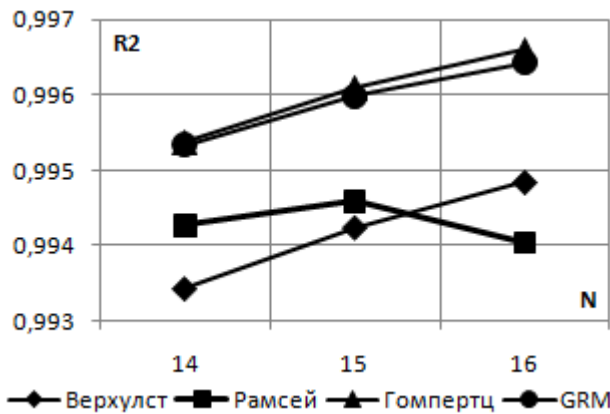
k	Y_k	Модель Верхулста	Модель Рамсея	Модель Гомпертца	GRM
1	0,61	1,2799	0,25789	0,65673	0,61635
2	1,26	1,9061	0,77532	1,1879	1,1741
3	2,22	2,8109	2,1335	2,179	2,1478
4	3,41	4,0876	4,0873	3,7375	3,695
5	5,48	5,83	6,4437	5,8743	5,8723
6	9,62	8,1025	9,0519	8,4997	8,5707
7	11,33	10,897	11,795	11,454	11,572
8	14,43	14,097	14,586	14,555	14,655
9	17,16	17,473	17,356	17,631	17,66
10	20,96	20,741	20,057	20,551	20,489
11	21,90	23,651	22,654	23,225	23,09
12	27,23	26,057	25,124	25,605	25,445
13	27,29	27,926	27,451	27,676	27,555
14	29,38	29,31	29,627	29,446	29,429
15	30,77	30,297	31,649	30,938	31,085
16	31,78	30,984	33,517	32,18	32,541
17	33,02	31,453	35,235	33,205	33,817
18		31,77	36,809	34,045	34,933
19		31,982	38,244	34,73	35,905
R^2		0,99424	0,99459	0,99609	0,99599
MAPE		2,14%	7,75%	2,48%	4,00%
Уровень насыщения		32,39721	50,6913	37,5429	42,23975
k^*		7,6233	6,6414	6,82808	6-7
$Y(k^*)$		16,1986	13,6526	14,0193	11,3960

Таблица 5

Итоговая таблица, прогноз 3 шага вперед, длина рабочей части выборки – 14 наблюдений

k	Y_k	Модель Верхулста	Модель Рамсея	Модель Гомпертца	GRM
1	0,61	1,2259	0,16477	0,63351	0,6038
2	1,26	1,8442	0,68821	1,1826	1,1635
3	2,22	2,7461	2,0622	2,1894	2,1463
4	3,41	4,0298	4,0387	3,7551	3,7075
5	5,48	5,7934	6,4225	5,8884	5,8922
6	9,62	8,1031	9,061	8,5023	8,581
7	11,33	10,945	11,836	11,444	11,559
8	14,43	14,185	14,659	14,535	14,619
9	17,16	17,573	17,461	17,61	17,613
10	20,96	20,81	20,194	20,539	20,452
11	21,90	23,646	22,822	23,233	23,088
12	27,23	25,95	25,32	25,641	25,502
13	27,29	27,708	27,674	27,746	27,689
14	29,38	28,987	29,876	29,554	29,658
15	30,77	29,886	31,921	31,084	31,42
16	31,78	30,501	33,811	32,364	32,992
17	33,02	30,916	35,549	33,426	34,388
18		31,193	37,14	34,299	35,627
19		31,375	38,593	35,014	36,723
20		31,495	39,913	35,596	37,691
R^2		0,99343	0,99427	0,99537	0,99533
MAPE		3,45%	7,05%	2,42%	4,44%
Уровень насыщения		31,72196	51,1844	38,0135	44,73193
k^*		7,4948	6,6414	6,87994	6-7
$Y(k^*)$		15,8610	13,6898	14,1613	11,5143

На основе полученных результатов построим графики зависимости R^2 от объема выборки и MAPE-оценки от глубины прогноза (рисунок 8).

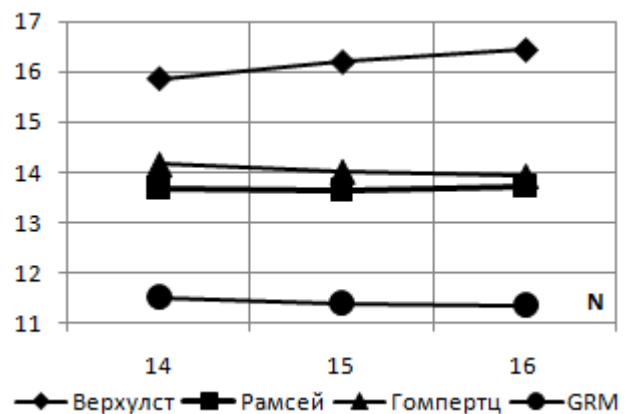
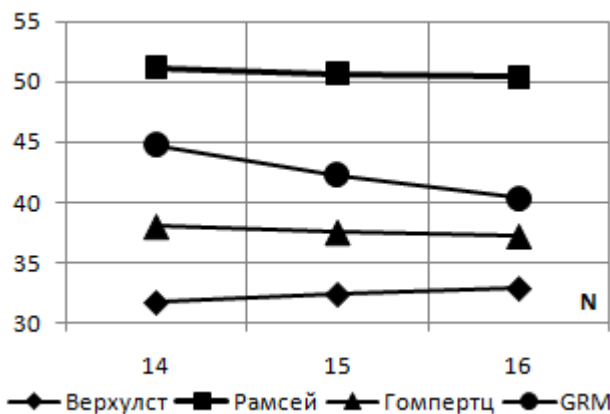


а)

б)

Рис. 8. Зависимость R^2 (а) от объема выборки и MAPE-оценки (б) от глубины прогноза

Наилучшее качество моделирования по критерию R^2 в данном примере показали модели Гомпертца и GRM. По качеству прогнозирования модель Гомпертца оказалась более устойчивой при увеличении горизонта прогноза. Данная модель также дает стабильную оценку уровня насыщения (рисунок 9).



а)

б)

Рис. 9. Зависимость оценки уровня насыщения и точки перегиба от объема выборки

Заметим, что модель Рамсея дает самую высокую оценку уровня насыщения, в то время как для модели Верхулста оценка уровня насыщения явно занижена и продолжает снижаться с уменьшением объема выборки, а оценка точки перегиба увеличивается.

Оформление отчета по лабораторной работе

Отчет по лабораторной работе должен включать:

- титульный лист;
- задание на лабораторную работу;
- графики исходного ряда и сглаженного ряда по предложенным и идентифицированным моделям (с прогнозными значениями);
- 3 итоговых таблицы;
- графики зависимости R^2 , оценки уровня насыщения и точки перегиба от объема выборки и $MARE$ -оценки от глубины прогноза;
- выводы о выборе наилучшей модели для каждого из 3 случаев.

Контрольные вопросы

1. Что такое логистическая функция? Назовите основные характеристики логистической кривой и сферы применения логистических моделей.
2. Как изменяются знаки первой и второй производной логистической функции? Где находится точка перегиба?
3. Назовите основные компоненты временного ряда.
4. Перечислите условия Гаусса-Маркова и условия оптимальности получаемых МНК-оценок идентификации.
5. Что показывает коэффициент детерминации? В каких пределах он изменяется, что характеризует?
6. Как вычисляется $MARE$ -оценка прогноза?

Список литературы

1. Семёнычев В.К., Семёнычев Е.В. Информационные системы в экономике. Эконометрическое моделирование инноваций. Часть 1: учеб. пособие – Самара: Изд-во Самар. гос. аэрокосм. ун-та, 2006. – 217 с.
2. Nakicenovic N., Grubler A. Diffusion of technologies and social behavior – Springer Verlag and International Institute for Applied Systems Analysis, Berlin and New York, 1991. – 605 с.
3. Giovanis A.N., Skiadas C.H. A Stochastic Logistic Innovation Diffusion Model Studying the Electricity Consumption in Greece and USA // Technological Forecasting and Social Change. – 1999. – № 61. – С. 235-246.
4. Библиотека алгоритмов ALGLIB. Алгоритм Левенберга-Марквардта. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://alglib.sources.ru>.
5. Wikipedia, the free encyclopedia: Gauss–Newton algorithm. [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://en.wikipedia.org/wiki/Gauss–Newton_algorithm
6. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.