УДК 658.1

Н.Ш. ЕПИФАНОВА,

кандидат экономических наук, доцент

Астраханский государственный технический университет

ПРОГНОЗ РАЗВИТИЯ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ НА ОСНОВЕ ПОСТРОЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕЙ (НА ПРИМЕРЕ АСТРАХАНСКОЙ ОБЛАСТИ)

В статье обосновано использование нейросетевого прогнозирования как инструмента, способного определить основные тенденции развития промышленных предприятий области. Построены архитектуры нейросетей, на основе которых был разработан прогноз основного показателя эффективности деятельности промышленных предприятий (индекса производства) по видам экономической деятельности на среднесрочный период; дана их оценка.

Ключевые слова: прогноз; нейронные сети; архитектура сети; промышленность; развитие; индекс производства.

Современные условия ведения хозяйственной деятельности большинства отечественных промышленных предприятий имеют характер неопределенности и неизбежности предстоящих изменений. Руководители предприятий концентрируют свое внимание на разработке стратегии, которая зачастую не согласуется с основными направлениями развития промышленности, обосновывая это невозможностью предсказать будущие изменения. Такие стратегически близорукие планы гарантируют предприятиям стратегическое поражение. Предприятие за счет уже имеющихся внутренних резервов может продолжительный период времени занимать лидирующие позиции на рынке, казаться преуспевающим и при этом незаметно скатываться в пропасть. Понимание будущего, основанное на закономерностях развития природы, общества и мышления, связано с прогнозированием [1]. Для поступательного развития современным отечественным промышленным предприятиям не только можно, но и нужно прогнозировать будущее состояние отраслей промышленности и изменения в конкретных неопределенных условиях функционирования каждого предприятия с целью получения информации «опережающего характера», снижающей в некоторой степени неопределенность будущего [2]. По выражению Б.И. Краснова, «в самом общем виде прогнозирование - это опережающее отражение действительности» [3]. Прогноз определяет возможности, в рамках которых могут ставиться реальные задачи планирования развития промышленности и работы предприятия.

В процессе прогнозирования решаются вопросы относительно выбора направления влияния на развитие объекта исследования, определяются цели развития, а также способы их достижения, включая правила, процедуры и алгоритмы получения необходимого конечного результата прогноза. Сделать правильный прогноз предстоящих изменений – означает правильно определить стратегию, которая гарантирует успешную деятельность промышленных предприятий и победу в конкурентной борьбе. Прогноз позволяет предвидеть, предсказать наступление кризиса, выявляет факторы, определяющие успешное развитие предприятия или отрасли, на основании которых определяются стратегические действия по достижению намеченных целей.

Отечественным предприятиям необходимо объединять усилия с экономической наукой в целях пересмотра традиционных путей и методических подходов прогнозирования устойчивых экономических процессов производственно-хозяйственной деятельности предприятия, так как единого, универсального, эффективного метода прогнозирования не существует [4]. В связи с огромным разнообразием прогнозируемых ситуаций имеется и большое разнообразие методов прогнозирования (свыше 150). Методы прогнозирования совершенствуются быстрыми темпами, начиная с 70-х гг. ХХ в. Существенную роль в этом сыграли два фактора [5]:

– экономические кризисы последней четверти XX и начала XXI вв., вынуждающие менеджеров разных стран выискивать новые методы управ-

ления предприятиями в быстро меняющихся и неопределенных условиях;

– стремительное распространение информационных технологий и компьютерной техники, сделавшее анализ перспектив развития и прогнозирование объекта, явления общедоступными за счет упрощения и ускорения выполнения огромного числа функций.

В настоящее время имеется большой опыт разработки прогнозов различных процессов и явлений: темпов роста экономики, рынков, спроса и др. На практике в качестве основных традиционных методов прогнозирования используются следующие [6]: метод экстраполяции; метод экспертных оценок; метод математического моделирования. Для решения поставленной задачи - разработка прогноза развития промышленных предприятий Астраханской области по видам экономической деятельности, воспользуемся нейронными сетями, обладающими рядом преимуществ по сравнению с традиционными методами прогнозирования. Обладая свойствами искусственного интеллекта, нейронные сети способны обучаться, накапливать и обобщать имеющуюся информацию, использовать ее новые данные, в большинстве случаев давая хорошие результаты. В процессе обучения сеть выдает выходные параметры с минимальным и максимальным значением показателя, которые можно определить как максимальный и минимальный допустимые риски деятельности предприятия. Таким образом, обучение нейронной сети модно рассматривать как оптимальное решение задачи, позволяющее снизить уровень ошибок.

В качестве экономической основы для разработки прогноза и модели развития промышленных предприятий Астраханский области был взят ряд таких показателей, характеризующих эффективность деятельности промышленных предприятий, как объем производства, уровень заработной платы, численность персонала и др. Одной из основных задач исследования является формирование условий устойчивого роста и повышения конкурентоспособности промышленных предприятий Астраханской области, следовательно, основное внимание при прогнозировании должно уделяться выходным показателям, таким как объем производства. Выбор определенного показателя в качестве параметра временного

ряда объясняется также тем, что современные отечественные предприятия представляют собой инерционные системы, с устоявшимися технологиями, коммерческими связями, ресурсными и производственными возможностями. В связи с этим индекс производства является наиболее оптимальным для определения его как базового показателя прогнозной модели.

При разработке модели прогноза нами был использован программный продукт Statistica Neural Networks (STNN), хорошо зарекомендовавший себя инструмент для решения задач регрессии и прогнозирования временных рядов. В пакете STNN для прогнозирования временных рядов используются сети различных типов: линейная сеть (ЛС), многослойный перцептрон (МП), сеть радиальной базисной функции (РБФ), вероятностная нейронная сеть (ВНС), обобщенно-регрессионные нейронные сети (ОРНС), самоорганизующиеся карты Кохонена.

Построение нейронной сети осуществляется в следующей последовательности:

- 1. Создание и оптимизация выборки. В выборку вошли ежегодные данные за период 1992—2010 гг. по индексам производств по видам экономической деятельности: добыча полезных ископаемых, обрабатывающее производство, производство и распределение электроэнергии. Изучение временного ряда, охватывающего период времени, равный 19 годам, позволяет выявить цикличность индекса производства по видам экономической деятельности, определить тренд развития по годам.
- 2. Построение нейронной модели. Происходит выбор структуры нейронной сети и алгоритма обучения сети. При построении модели в качестве входных данных используются ежегодные показатели индекса производства (за 1992–2010 гг.), в качестве выходных данных прогнозные значения индекса производства (2011 max и 2016 min).
- 3. Обучение нейронной сети. Каждому типу нейронной сети соответствует свой способ обучения. Так, линейная сеть (ЛС) и многослойный перцептон (МП) обучаются с помощью алгоритма обратного распространения ошибок или метода спуска по сопряженным градиентам. Сети радиальной базисной функции (РБФ) и обобщеннорегрессионные нейронные сети (ОРНС) обуча-

ются с помощью алгоритмов К-средних (наиболее популярного метода кластеризации) для назначения радиальных центров, К-ближайшего соседства (наиболее простого метода классификации) для определения отклонений (радиусов) радиальных элементов и минимального квадратичного алгоритма оптимизации для линейного выходного слоя. Вероятностная нейронная сеть (ВНС) использует в качестве алгоритма обучения методы ядерной аппроксимации.

- 4. Тестирование нейронной сети, в процессе которого определяется качество прогнозирования сети.
- 5. Пробное прогнозирование на основе данных, которые не были внесены в обучающую выборку, но результат по которым (прогноз) известен [7, с. 82–102].

Для выбора оптимального метода обучения и построения наиболее эффективной архитектуры сета в пакете STNN был использован модуль «Интеллектуальный исследователь задач» (Intelligent Problem Solver), который автоматически выбирает тип сети, ее архитектуру и способ обучения. В результате все наблюдения разбиваются сетью на три подмножества: обучающее (Training), контрольное (Selection) и тестовое (Test), а также не учитываемые данные. На обучающем подмножестве происходит непосредственно обучение сети, в результате которого происходит изменение весовых коэффициентов нейронов пропорционально ошибке на выходе. Для кросс-проверки используется контрольное подмножество данных: полученные в процессе обучения ошибки сравниваются с ошибками, полученными по данным контрольного подмножества. Хорошей нейронной сетью признается та, у которой на выходе одинаково малы ошибки на всех трех подмножествах. Кроме того, необходимо обращать внимание на производительность сети (отношение стандартного отклонения ошибок сети к стандартному отклонению исходных данных). Сеть считается подобранной хорошо, если ее производительность не превышает 0,2.

Для показателя «индекс производства по добыче полезных ископаемых» наиболее производительными оказались сети МП 51:5-8-8-1:1, линейная 51:5-1:1, OPHC 31:3-5-2-1:1, OPHC 51:5-5-2-1:1 и РБФ 51:5-3-1:1 (табл. 1).

Производительность обучения по каждой из сетей не превышает 0,2, что свидетельствует о хорошо подобранных сетях. Хорошую контрольную производительность показали сети ОРНС 51:5-5-2-1 и РБФ 51:5-3-1:1 (0,337734 и 0,203300 соответственно). Кроме того, сети типа РБФ и ОРНС имеют в наличие скрытый слой нейронов с нелинейными радиально-базисными функциями активации, что дает возможность отслеживать даже незначительные изменения в уровнях. Эти же сети имеют и низкий уровень ошибок: обучения, контрольных и тестовых, не более 0,2.

Аналогичным образом построим нейронные сети для обрабатывающих производств и предприятий, занятых производством и распределением электроэнергии. Для обрабатывающего производства наилучшую контрольную производительность демонстрирует сеть РБФ 51:5-3-1:1 и Линейная сеть 31:3-1:1. Однако тестовая производительность линейной нейронной сети 31:3-1:1 составила 0,710788, что является обоснованием для ее исключения из состава анализируемых сетей. Нейронная сеть РБФ 51:5-3-1:1 для обрабатывающего производства имеет ошибку обучения, равную 0,005607 и тестовую ошибку, равную 0,600840, что свидетельствует о хорошо подобранной сети. Для предприятий, производящих и распределяющих электроэнергию, хорошо подобранной можно назвать сеть МП 51:5-8-8-1:1, демонстрирующую хорошую контрольную тестовую производительность (0,473464 и 0,451732 соответственно), а также низкие ошибки обучения. Так, ошибка обучения не превышает 0,2 и составляет 0,028661, контрольная и тестовая ошибки соответственно равны 0,612667 и 0,817960.

Анализ статистики (средняя ошибка выходной переменной, стандартное отклонение ошибки, отношение стандартного отклонения ошибки к стандартному отклонению данных, коэффициент корреляции) также свидетельствует, что нейронные сети РБФ 51:5-3-1:1 для предприятий, занятых добычей полезных ископаемых, РБФ 51:5-3-1:1 для обрабатывающего производства и МП 51:5-8-8-1:1 для предприятий, производящих и распределяющих электроэнергию, дали наилучшие результаты обучения (табл. 2).

Таблица 1 Результат построения нейронных сетей промышленных предприятий по видам экономической деятельности

| Архитектура | Производительность обучающая | Контрольная производительность | Тестовая производительность | Ошибка обучения | Контрольная ошибка | Тестовая ошибка | Обучение / Элементы | | | | | |
|---------------------------------------------|---------------------------------|-----------------------------------|--------------------------------|--------------------|-----------------------|--------------------|------------------------|--|--|--|--|--|
| Добыча полезных ископаемых | | | | | | | | | | | | |
| МП 51:5-8-8-1:1 | 0,182344 | 0,532891 | 0,169326 0,06157 | | 0,564023 | 0,710988 | ОР100, СГ19b | | | | | |
| Линейная 51:5-1:1 | 0,000000 | 2,274352 | 3,604163 | 0,000000 | 0,491963 | 0,681298 | ПО | | | | | |
| OPHC 31:3-5-2-1:1 | 0,195203 | 1,261559 | 2,862079 | 0,014608 | 0,177352 | 0,153181 | ПВ | | | | | |
| OPHC 51:5-5-2-1 | 0,106680 | 0,337734 | 0,994422 | 0,007971 | 0,161712 | 0,167517 | ПВ | | | | | |
| РБФ 51:5-3-1:1 | 0,146858 | 0,203300 | 5,573252 | 0,010969 | 0,037995 | 0,116820 | КС, КБ, ПО | | | | | |
| Обрабатывающее производство | | | | | | | | | | | | |
| OPHC 51:5-2-1:1 | 0,000001 | 1,000335 | 0,898024 | 0,000000 | 0,800996 | 0,212414 | ПВ | | | | | |
| OPHC 31:3-5-2-1:1 | 0,108883 | 1,163670 | 1,028387 | 0,020023 | 0,684743 | 0,224023 | ПВ | | | | | |
| Линейная 51:5-1:1 | 0,000000 | 0,892307 | 0,881781 | 0,000000 | 1,605066 | 1,032438 | ПО | | | | | |
| Линейная 31:3-1:1 | 0,017153 | 0,712241 | 0,710788 | 0,006682 | 1,537081 | 1,224345 | ПО | | | | | |
| РБФ 51:5-3-1:1 | 0,026486 | 0,980270 | 0,314588 | 0,005607 | 0,743431 | 0,600840 | КС, КБ, ПО | | | | | |
| OPHC 31:3-5-2-1:1 | 0,006328 | 0,964605 | 0,910759 | 0,001340 | 0,715035 | 0,511716 | ПВ | | | | | |
| Производство и распределение электроэнергии | | | | | | | | | | | | |
| РБФ 51:5-3-1:1 | 0,160315 | 1,578281 | 1,076833 | 0,030112 | 0,279964 | 0,326372 | КС, КБ, ПО | | | | | |
| МП 51:5-8-8-1:1 | 0,085659 | 0,966667 | 0,851581 | 0,029172 | 1,406346 | 0,838655 | ОР100, СГ11b | | | | | |
| OPHC 51:5-5-2-1:1 | 0,070918 | 0,893852 | 1,643575 | 0,026522 | 1,274460 | 0,991218 | ПВ | | | | | |
| МП 51:5-5-1:1 | 0,208264 | 0,913187 | 1,747717 | 0,070792 | 1,248898 | 1,104637 | ОР100, СГ20b | | | | | |
| МП 51:5-8-8-1:1 | 0,074310 | 0,473464 | 0,451732 | 0,028661 | 0,612667 | 0,817960 | OP11b | | | | | |
| Линейная 31:3-1:1 | 0,019265 | 3,330051 | 2,162394 | 0,006788 | 0,858002 | 0,784811 | ПО | | | | | |
| OPHC 51:5-5-2-1:1 | 0,086164 | 0,003041 | 1,113941 | 0,028950 | 1,083127 | 0,777111 | ПВ | | | | | |

Таблица 2 Описательная статистика нейросетей

| | Статистические показатели | | | | | | | | | | |
|-------------------|---------------------------|---------------------|-------------------|---------------------|------------------------------|------------------------|------------|--|--|--|--|
| Архитектура | Среднее данных | Ст. откл. данных | Среднее ошибки | Ст. откл. ошибки | Среднее абсолютной ошибки | Отношение ст. откл. | Корреляция | | | | |
| | | Для предприя | тий, занятых добы | чей полезных ис | копаемых | | | | | | |
| МП 51:5-8-8-1:1 | 129,1012 | 0,622248 | 10,6831 | 14,9871 | 12,2772 | 0,9062 | 0,4252 | | | | |
| Линейная 51:5-1:1 | 120,5705 | 3,638437 | 8,6827 | 14,8304 | 10,4505 | 0,8967 | 0,4577 | | | | |
| OPHC 31:3-5-2-1:1 | 133,2819 | 2,153729 | 11,7123 | 16,1504 | 13,5136 | 0,9765 | 0,2495 | | | | |
| OPHC 51:5-5-2-1 | 132,2811 | 1,543999 | 11,3477 | 15,8029 | 12,7644 | 0,9555 | 0,3206 | | | | |
| РБФ 51:5-3-1:1 | 124,5866 | 5,712148 | 6,4327 | 12,8438 | 7,5246 | 0,7766 | 0,6326 | | | | |
| | | Дл | ля обрабатывающи | их производств | | , | | | | | |
| OPHC 51:5-2-1:1 | 108,6942 | 0,021544 | 1,4557 | 11,4818 | 7,4230 | 1,0078 | 0,1366 | | | | |
| OPHC 31:3-5-2-1:1 | 104,1857 | 0,933314 | -1,9119 | 12,4150 | 8,7516 | 1,0897 | -0,1891 | | | | |
| Линейная 51:5-1:1 | 99,90508 | 0,948845 | -2,5709 | 11,4123 | 8,2048 | 1,0017 | 0,1456 | | | | |
| Линейная 31:3-1:1 | 92,1199 | 1,255896 | -3,8106 | 12,2292 | 9,4389 | 1,0734 | 0,0373 | | | | |
| РБФ 51:5-3-1:1 | 100,9688 | 1,722594 | -2,5186 | 10,0699 | 7,0056 | 0,8839 | 0,5249 | | | | |
| OPHC 31:3-5-2-1:1 | 100,4007 | 0,116211 | -3,6004 | 10,7226 | 7,4355 | 0,9412 | 0,3620 | | | | |
| | , | Для предприятий, п | іроизводящих и ра | спределяющих э. | пектроэнергию | | | | | | |
| МП 51:5-8-8-1:1 | 248,4751 | 0,058071 | -4,1053 | 5,9242 | 5,1289 | 1,1638 | 0,0591 | | | | |
| OPHC 51:5-5-2-1:1 | 99,20241 | 2,804924 | -2,2864 | 4,9944 | 3,6367 | 0,9811 | 0,2118 | | | | |
| МП 51:5-5-1:1 | 102,156 | 0,036889 | -4,1391 | 7,3348 | 5,9367 | 1,4409 | -0,0572 | | | | |
| МП 51:5-8-8-1:1 | 100,0666 | 4,996293 | -2,9090 | 5,4637 | 4,1043 | 1,0733 | 0,3037 | | | | |
| Линейная 31:3-1:1 | 100,3288 | 4,953499 | -13,9487 | 20,1878 | 15,6812 | 3,9658 | -0,3164 | | | | |
| OPHC 51:5-5-2-1:1 | 101,0959 | 14,86713 | -0,7740 | 5,0406 | 3,3712 | 0,9902 | 0,1947 | | | | |

На рис. 1 представлены архитектуры лучших нейронных сетей для предприятий по видам экономической деятельности.

Имея в своем распоряжении хорошо подобранные сети, мы имеем возможность разработать прогноз индекса производства промышленных предприятий с разбивкой по видам экономической деятельности на среднесрочный период 2011–2016 гг. (рис. 2).

Таким образом, разработанный нами прогноз на основе построения нейронных сетей, позволил не только определить тенденции дальнейшего раз-

вития предприятий обрабатывающих производств, но и определить причины тех или иных тенденции и изменений в деятельности региональных промышленных предприятий. Можно сделать вывод, что на фоне постоянно изменяющихся условий функционирования отечественных предприятий научно-практический интерес к нейросетевому прогнозированию не только не ослабеет, но будет неуклонно расти, так как нейросети хорошо зарекомендовали себя в условиях резкого изменения цен, недостоверности, неполноты и противоречивости информации. На наш взгляд, совершенство-

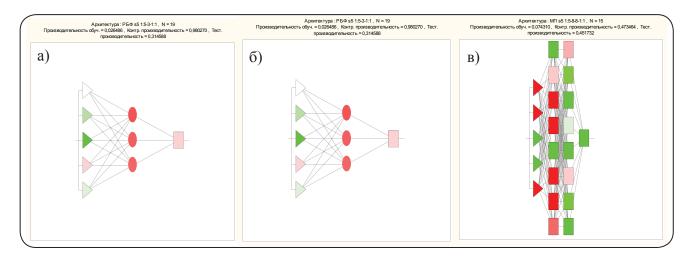


Рис. 1. Архитектура лучших нейронных сетей для: а) предприятий, занятых добычей полезных ископаемых; б) обрабатывающих производств; в) предприятий, производящих и распределяющих электроэнергию



Рис. 2. Прогноз индекса производства для промышленных предприятий Астраханской области по видам экономической деятельности на период 2011–2016 гг.

вание методов прогнозирования с целью дальнейшей разработки прогнозов, направлений развития промышленных предприятий возможно только на основе нейросетей. Помимо этого нейросетевое прогнозирование является хорошим дополнением к классическому статистическому, техническому анализу, которые в современных посткризисных условиях перестают эффективно работать и выдавать адекватные сигналы и импульсы к развитию.

Список литературы

1. Гневашева Г.А. Прогнозирование экономики: понятия и история // Знание. Понимание. Умение. -2005. -№ 2. - C. 141-144. - URL: http://www.zpu-journal.ru/zpu/2005_2/ Gnevasheva/18.pdf

- 2. Мичурина О.Ю. Прогнозирование результатов интеграционных процессов на основе имитационного моделирования // Вестник АГТУ. 2011. № 2 (декабрь). С. 55–62.
- 3. Краснов Б.И. Политическое прогнозирование // Социально-политический журнал. $-1995. \mathbb{N}_2 3. \mathbb{C}. 10-11.$
- 4. Ахметзянов Р.Н. Вопросы развития устойчивых экономических процессов // Актуальные проблемы экономики и права. 2007. N 2.
- 5. Басовский Л.Е. Прогнозирование и планирование в условиях рынка: учеб. пособие. М.: ИНФРА-М, 2004. 260 с.
- 6. Фартушина А.С. Анализ методических принципов и подходов к прогнозированию конъюнктуры рынка // Вестник АГТУ. 2010. № 2 (июнь). С. 66.
- 7. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных / под ред. В.П. Боровикова. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Горячая линия-Телеком, 2008. 392 с.

В редакцию материал поступыил 23.04.12

Информация об авторе

Епифанова Нелли Шамилевна, кандидат экономических наук, доцент кафедры производственного менеджмента и организации предпринимательства, Астраханский государственный технический университет

Адрес: 414025, г. Астрахань, ул. Татищева, 16, тел.: (8512) 614-479

E-mail: nellynew@mail.ru

N.SH. EPIFANOVA,

PhD (Economics), Associate Professor

Astrakhan State Technical University

PREDICTION OF INDUSTRIAL ENTERPRISES DEVELOPMENT ON THE BASIS OF NEURONETS CONSTRUCTION (BY EXAMPLE OF ASTRAKHAN REGION)

The article grounds the use of neuronets predicting as a tool for determining the main trends of development of the industrial enterprises of a region. The neuronets architecture is constructed, which is the basis for predicting the main medium-term indicator of industrial enterprises' efficiency (production index) by all kinds of economic activity, and their estimation is presented.

Key words: prediction; neuronets; network architecture; industry; development; production index.

References

- 1. Gnevasheva G.A. Prognozirovanie ekonomiki: ponyatiya i istoriya (Economy predicting: notions and history), *Znanie. Ponimanie. Umenie*, 2005, No. 2, pp. 141–144, available at: http://www.zpu-journal.ru/zpu/2005 2/Gnevasheva/18.pdf
- 2. Michurina O.Yu. Prognozirovanie rezul'tatov integratsionnykh protsessov na osnove imitatsionnogo modelirovaniya (Predicting the results of integration processes on the basis of imitation modelling), *Vestnik AGTU*, 2011, No. 2 (december), pp. 55–62.
 - 3. Krasnov B.I. Politicheskoe prognozirovanie (Political predicting), Sotsial'no-politicheskii zhurnal, 1995, No. 3, pp. 10–11.
- 4. Akhmetzyanov R.N. Voprosy razvitiya ustoichivykh ekonomicheskikh protsessov (Issues of development of stable economic processes), *Aktual'nye problemy ekonomiki i prava*, 2007, No. 2.
 - 5. Basovskii L.E. *Prognozirovanie i planirovanie v usloviyakh rynka* (Predicating and planning). Moscow: INFRA-M, 2004, 260 p.
- 6. Fartushina A.S. Analiz metodicheskikh printsipov i podkhodov k prognozirovaniyu kon"yunktury rynka (Analysis of methodological principles and approaches to predicting the state of the market), *Vestnik AGTU*, 2010, No. 2 (june), p. 66.
- 7. Neironnye seti (Neuronets). STATISTICA Neural Networks: Metodologiya i tekhnologii sovremennogo analiza dannykh (Methodology and techniques of the modern data analysis). Moscow: Goryachaya liniya-Telekom, 2008, 392 p.

Information about the author

Epifanova Nelli Shamilevna, PhD (Economics), Associate Professor of the Chair of Industrial Management and Entrepreneurship Organization, Astrakhan State Technical University

Address: 16 Tatishcheva Str., Astrakhan 414025, tel.: (8512) 614-479

E-mail: nellynew@mail.ru