

Рис. 5. Кривая периода анамнеза

Окончательный анализ и рекомендации долж-

ны давать медицинские работники. На практике данные были проверены на группе из 250 человек, в 77% «критические» периоды совпали на 82% [3].

Группа Б.

Наряду со «слабыми» наркотиками, используемыми большей частью наркозависимыми, используются и «сильные» средства. По статистике продолжительности жизни наркомана использующего данные препараты, составляет от 2 до 4 лет ( $\pm 0,5$  года в зависимости от условий жизни). Степень зависимости от него гораздо выше. За координатные оси берем те же значения.

Рассматривая такую же классификацию, как в случае А, получаем, что наши выводы верны и в этом случае. Часто наркозависимые комбинируют разные вещества, этот момент также можно проклассифицировать тем же способом.

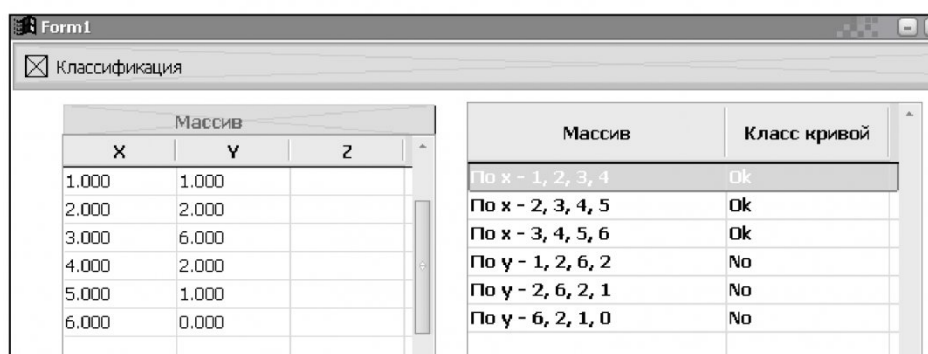


Рис. 6. Рабочая форма программы

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Прокопенко, Е.В. Канонические модели кубически параметризованных кривых [электр]: Исследовано в России / Е.В. Прокопенко. – Режим доступа: <http://zhurnal.apc.relarn.ru/articles/2008/029.pdf>. – С. 329–337
2. Прокопенко, Е.В. Канонические модели сплайновых кривых в медицинских исследованиях [текст]: МАК-2009: тезисы двенадцатой региональной конференции по математике/ Е.В. Прокопенко. – Барнаул, 2009. – С. 106–108.
3. Прокопенко, Е.В. Компьютерный комплекс хранения и обработки диагностической информации в наркологическом диспансере [текст]: тезисы тринадцатой региональной конференции по математике МАК-2010/ Е.В. Прокопенко. – Барнаул, 2010. – С. 106–107.

□ Автор статьи:

Прокопенко  
Евгения Викторовна,  
канд. физ. мат. наук, доцент каф. вычислительной техники и информационных технологий, КузГТУ  
e mail: pev-05@mail.ru

УДК 62-5

А.П. Лушавин

### ЧИСЛЕННЫЕ ДАННЫЕ И АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ РАЗЛИЧНЫХ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННОГО РЯДА

Повышение эффективности обработки информации является на сегодняшний момент времени одной из главных и перспективных задач в области развития различных областей промыш-

ленного и как следствие экономического потенциала страны. В настоящее время инновационный путь развития отечественной промышленности является одним из ключевых направлений россий-

ской экономической политики. Успешность реализации этого процесса будет зависеть от темпов развития прогрессивных секторов промышленности в рамках общего повышения эффективности во всех секторах общественного производства. При этом изучение прогностических возможностей временных рядов является важной составляющей инструментария математического моделирования и прогнозирования.

Выполним сравнительный анализ описанных методов прогнозирования. В качестве объекта для эксперимента возьмём ряд отсчётов температур химического процесса [1, ряд С]. Первоначально этот ряд состоит из 226 наблюдений, выполненных через одну минуту. Сравнительные данные по различным видам прогнозирования приведены ниже в табл. 1. Для получения более объективной сравнительной оценки в качестве “классических” методов прогнозирования используются метод ARIMA и метод экспоненциального сглаживания и прогнозирования, реализованные в системе STATISTICA 8.0. Метод экспоненциального сглаживания проще, чем ARIMA, но тем не менее иногда позволяет строить приемлемые прогнозы временных рядов [2, с. 115]. Суть его в том, что исходный ряд сглаживается с некоторыми экспоненциальными весами, что в результате даёт новый ряд с меньшим уровнем шума, поведение которого можно спрогнозировать. Данные по времени вычисления прогноза даются только для нейронных сетей, т.к. вычисление прогноза методами

ARIMA и экспоненциального сглаживания в системе STATISTICA 8.0 осуществляется практически мгновенно. Прогноз вычисляется на 12 значений вперёд. Тестирование производилось на ПК под управлением ОС Windows XP в системе Statistica 8.0. Аппаратная часть ПК: AMD Athlon™ 64×2 Dual Core Processor 5200+2,71ГГц, 2ГБ ОЗУ. Обучение гибридной нейронной сети на нечёткой логике проводилось на том же ПК в системе MATLAB 6.1 Из анализа табличных данных хорошо видно, что существенное улучшение качества прогноза временного ряда достигается при применении гибридной системы MLP-ANFIS, к тому же этот вариант обнаруживает значительный выигрыш во времени по сравнению с “чистым” нейросетевым вариантом (время, затрачиваемое на обучение такой сети, меньше в 6,5 раз!, что может существенно влиять на оперативность составления прогноза). К тому же в гибридной сети были взяты 150 входных функций и сравнительно небольшое количество эпох обучения – 50. Вариации этих параметров могут так же влиять на качество прогнозирования, если при их изменении в большую сторону не является критическим время обучения такой сети.

Таким образом, наглядно продемонстрированы вариации среднеквадратической ошибки (SSE) и снижении временной сложности при применении гибридной нейронной сети (MLP-ANFIS), что даёт предположение о перспективности развития данного вида исследований.

Таблица 1. Сравнительные характеристики различных способов прогнозирования

Метод	Время вычисления	Ошибка SSE	% к наивному прогнозу
“Наивный”	-	1,6953	100%
Экспоненциальное Сглаживание (без тренда)	-	1,9835	117%
Экспоненциальное сглаживание (линейный тренд)	-	2,8859	170%
Экспоненциальное сглаживание (экспоненциальный тренд)	-	2,7840	164%
Экспоненциальное сглаживание (демпфированный тренд)	-	2,0207	119,2%
ARIMA	-	2,3369	137,85%
MLP (62-19-1)	225 с.	0,2504	14,77%
MLP-ANFIS(150 функций, 50 эпох)	36 с.	0,2175	12,83%

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Дж.Бокс, Г.Дженкинс. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. Вып. 1, пер. с англ. – М.: Мир, 1974, - 406 с.:
2. Боровиков В.П. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows: Основы теории и интенсивная практика на компьютере : Учеб. пособие / В.П. Боровиков, Г.И. Ивченко. – 2 изд., перераб. и доп. – М.: Финансы и статистика, 2006. – 386 с.: ил.

□ Автор статьи:

Лушавин  
Андрей Петрович,  
аспирант. каф. вычислительной техники (Самарский гос. техн.  
университет). e mail: Andrey1636@yandex.ru