

Прогнозирование деградации выходных параметров ТТЛ ИС

Пример использования ARX-моделей для моделирования процесса деградации параметра U_{OL} ТТЛ ИС типа 133ЛА8 в системе MatLab/Simulink

Проанализируем по результатам испытаний на долговечность в течение 150 тыс. ч выборку из 20 ТТЛ ИС типа 133ЛА8. Эти ИС являются аналогом зарубежных ИС типа SN5401. По функциональному назначению ИС представляет собой четыре 2-входных схемы И-НЕ с открытым коллекторным выходом (элементы контроля).

Контроль электрических параметров при испытаниях на долговечность проводился на заводе-изготовителе НПО «Интеграл» (Минск) в соответствии с ОСТ 11.0787-90 («Оборудование для испытаний ИС на безотказность и долговечность. Общие технические требования») и ТУ на ИС серии 133. Измерение параметров проводилось с использованием автоматизированного испытательного оборудования производителя. Погрешность измерений параметров ИС типа 133ЛА8 при испытаниях на долговечность была не хуже 3% для параметра «выходное напряжение низкого уровня (U_{OL})» и 1% для параметра «выходное напряжение высокого уровня (U_{OH})». За время испытаний отказов зафиксировано не было.

Серия 133 выпускается НПО «Интеграл», а серии 106 и 134 выпускаются ВЗПП (Воронежский завод полупроводниковых приборов) для РЭА с длительным сроком активного существования (ДСА) в значительных количествах с 1968 года. Так, ИС серий 106 и 134 по данным завода-изготовителя ВЗПП

за 1975–1995 гг. было выпущено более 150 млн шт. Надежность ИС серии 106, 134 по данным изготовителей РЭА оценивалась в 1980 году величиной интенсивности отказов менее 1×10^{-9} ч⁻¹, то есть схемы по отечественной классификации обладали сверхвысокой надежностью.

Для исследования процесса деградации выберем наихудшие значения параметра U_{OL} в выборке из 20 шт. Временной ряд замеров параметров ИС типа 133ЛА8 при испытаниях на долговечность в течение 150 тыс. ч имеет вид: 0; 1; 2; 3; 4; 5; 6; 7; 8; 9; 10; 11; 12; 13; 14; 15; 16; 17; 18; 19; 20; 21; 22; 23; 24; 25; 26; 27; 28; 29; 30; 35; 40; 45; 50; 60; 70; 80; 90; 100; 110; 120; 130; 140; 150 тыс.ч. Общее число замеров $N = 45$, средняя продолжительность между замерами 150 тыс. ч / 45, то есть 3333 ч. Отказов за время испытаний (достигнута величина гарантийной наработки) зафиксировано не было. Ряд деградации имеет вид (в примерах вектор in, x):

0,283 0,286 0,399 0,287 0,399 0,280 0,290 0,295 0,321 0,313 0,283 0,392 0,379 0,399 0,339 0,286 0,282 0,296 0,400 0,400 0,348 0,284 0,285 0,281 0,390 0,348 0,287 0,391 0,400 0,342 0,351 0,287 0,280 0,308 0,314 0,287 0,298 0,361 0,271 0,387 0,270 0,264 0,258 0,325 0,248

Авторегрессионные модели (ARX-модель — обозначение, принятое в MatLab, или AP-модель) на практике оказались исключительно полезными для описания временных рядов. Они пригодны для описания случайных систем, обладающих по аналогии с механикой инерцией и подверженных дей-

ствию сил, возвращающих систему в состояние равновесия.

ARX- и ARMAX-модели используются в MatLab в основном для построения цифровых фильтров, связанных с обработкой сигнала, и моделей динамических систем. Эти модели пригодны для анализа временных рядов в частном случае. Когда внешний вход системы отсутствует, получим AR-модель, то есть $u_t = 0$, $y_t = U_{OL}(t)$, $nb = 0$ и $nk = 0$:

$$A(q)y(t) = e(t),$$

$$G(q,\theta) = \frac{1}{A(q)}.$$

Вспользуемся функцией `iddata` для формирования временного ряда и функцией `arx` для оценки параметров модели a_i и b_i . Параметры модели оцениваются линейным МНК с использованием QR-декомпрессии для решения системы линейных уравнений. Вызов функции осуществляется следующим образом: `m = arx(Data,[na nb nk])`. Для ряда деградации параметра U_{OL} (обозначим входной сигнал переменной in) ИС типа 133ЛА8 ARX-модель имеет вид: $y(t) - 5.526y(t-1) - 0.4625y(t-2) = e(t)$.

Пример построения ARX-модели с использованием функции `iddata`:

```
y=iddata(in);
plot(y);
m = arx(y,[2])
Discrete-time IDPOLY model: A(q)y(t) = e(t)
A(q) = 1 - 0.526 q^-1 - 0.4625 q^-2
```

Проверим адекватность ARX-модели на части ряда. Для этого ряд деградации разбивается на два ряда y_1 (20 точек) и y_2 (35 точек). К ряду y_2 подгоняется модель ARX с параметром $na = 2$ и строится прогноз с задержкой $k = 3$, не превышающий глубину исходного ряда (рис. 1). Для проверки качества прогноза воспользуемся функцией `compare`. На рис. 1 видно, что модель авторегрессии второго порядка по усеченным данным «хорошо» описывает процесс деградации параметра U_{OL} . Для более детального исследования адекватности ARX-модели необходимо использовать модуль `ident` системы MatLab.

```
y1 = y(1:20), y2 = y(10:45)
m2 = arx(y2,2)
yhat = predict(m2,y2,3)
plot(y1,y2,yhat)
compare (m,y,15)
```

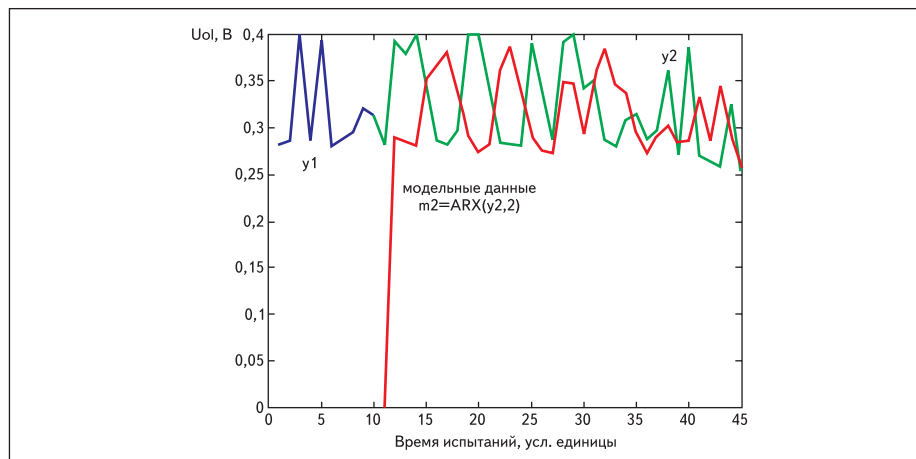


Рис. 1. Верификация ARX-модели на части ряда в MatLab/Simulink

Пример использования ARX-моделей для моделирования процесса деградации параметра U_{OL} ТТЛ ИС типа 133ЛА8 и модуля ident системы MatLab

Воспользуемся модулем ident системы MatLab с графическим интерфейсом (рис. 2а), для идентификации параметров ARX-моделей. Доступны параметрические модели ARX, ARMAX, OE, BJ, State Space и спектральные (например, функция спектрального анализа SPA). Модуль ident позволяет задавать (рис. 2б) и вычислять параметры подгоняемых моделей (рис. 2в), строить выходной график модели и прогноз (рис. 2г), строить автокорреляционную функцию (АКФ) остаточных ошибок модели (рис. 2д), вычислять спектральную оценку мощности остаточных ошибок моделей (рис. 2е).

Пример моделирования процесса деградации параметра U_{OL} ТТЛ ИС типа 133ЛА8 с использованием методов авторегрессионного анализа и библиотеки DSP Blockset в системе MatLab/Simulink

Так как заранее установлено, что временной ряд деградации параметра U_{OL} ИС типа 133ЛА8 представляет авторегрессионный процесс, то можно использовать ряд методов авторегрессионного анализа: agcov (ковариационный метод), armcov (модифицированный ковариационный метод), arburg (метод Берга), aryule (авторегрессионный метод Юла-Уолкера). Эти методы отличаются друг от друга способом оценивания коэффициентов авторегрессионной модели. Все функции позволяют синтезировать «чисто рекурсивные» фильтры, функция передачи которых имеет только полюсы.

На рис. 3а показан расчет коэффициентов авторегрессионной модели AP(2) с использованием различных методов в системе MatLab/Simulink: метода Юла-Уолкера (Yule-Walker), метода Берга (Burg AR), ковариационного метода (Cov AR), метода, основанного на минимизации ошибки линейного предсказания (Linear Predictive Coding), с использованием рекурсивного алгоритма Левинсона-Дарбина и реализация рекурсивного алгоритма Левинсона-Дарбина. Метод LPC и метод Юла-Уолкера дают идентичные результаты, так как базируются на одинаковых теоретических подходах. Метод Берга и ковариационный метод дают более точные оценки параметров. Например, метод Берга требует минимизации ошибок предсказания вперед и назад, при условии, что AP-параметры должны удовлетворять рекурсивному уравнению Левинсона-Дарбина. На рис. 3б представлен спектральный анализ. Результаты оценивания параметров представлены в таблице 1.

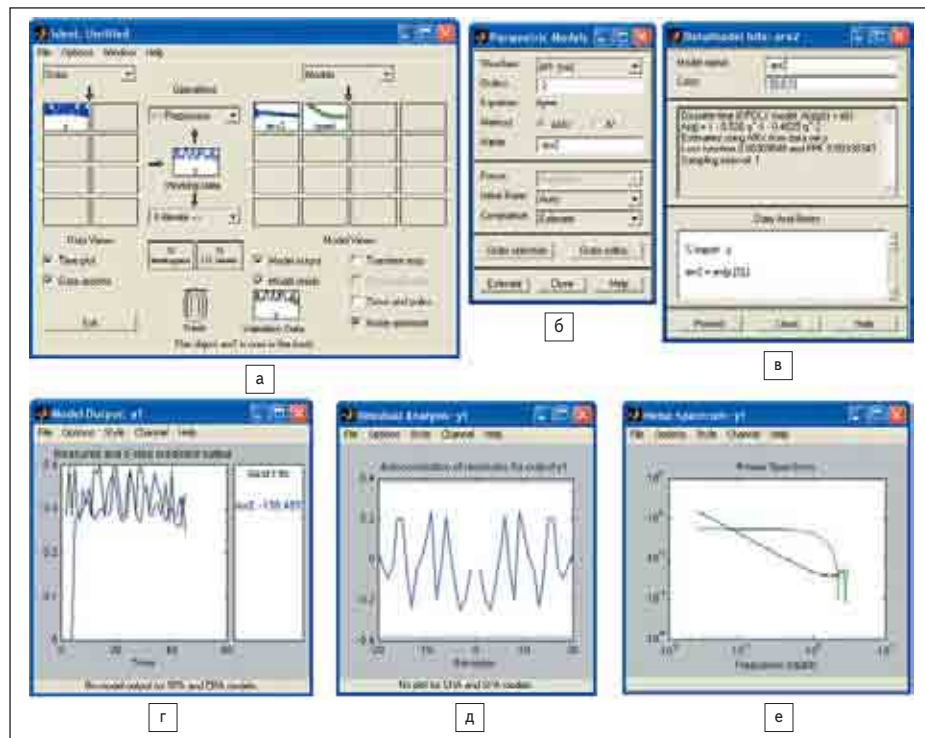


Рис. 2. Анализ ряда деградации параметра U_{OL} ИС типа 133ЛА8 в MatLab с использованием модуля ident

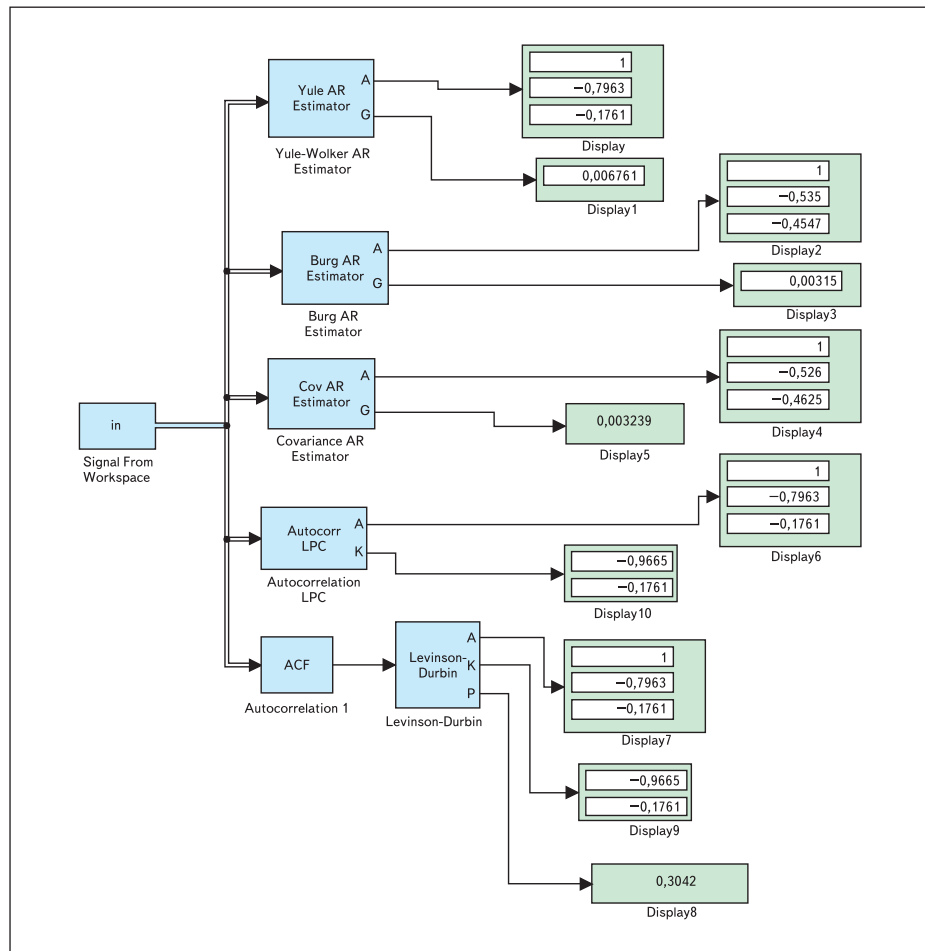


Рис. 3а. Авторегрессионные методы в системе MatLab/Simulink: оценивание параметров процесса AP(2) различными методами (сверху вниз): методом Юла-Уолкера, методом Берга, ковариационным методом, методом, основанным на минимизации ошибки линейного предсказания, с использованием рекурсивного алгоритма Левинсона-Дарбина

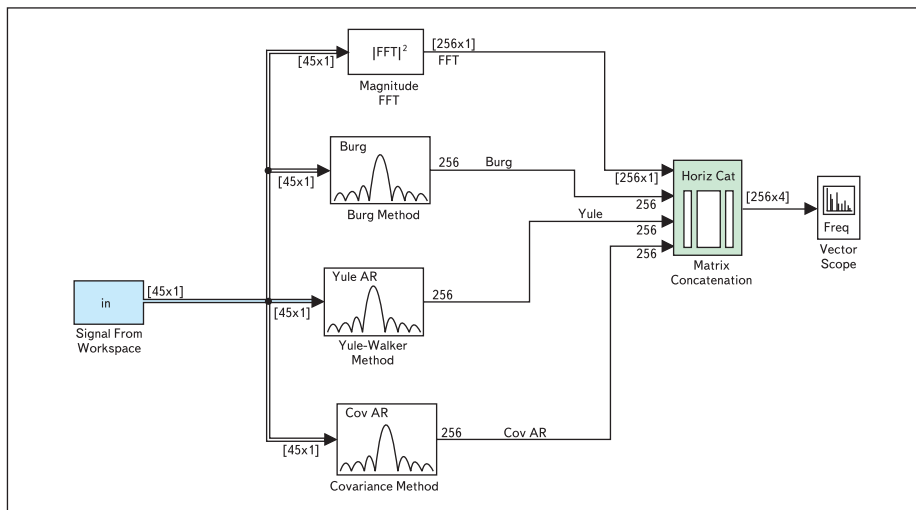


Рис. 36. Авторегрессионные методы в системе MatLab/Simulink: вычисление СПМ (сверху вниз): периодограмма (Magnitude FFT), метод Берга, метод Юла-Уолкера, ковариационный метод

Пример использования ARX-моделей для моделирования процесса деградации параметра U_{OL} ТТЛ ИС типа 133Л8 и библиотеки System ID Blosk системы MatLab/Simulink

Для моделирования (прогнозирования) процесса деградации параметра U_{OL} (сигнал X) воспользуемся библиотекой System ID Blosk (блок идентификации систем с использованием различных моделей AR, ARX, ARMAX, BJ, OE) системы MatLab/Simulink. Выберем ARX-модель со следующими параметрами $u_t = 0$, $y_t = U_{OL}(t)$, $na = 2$, $nb = 0$, $nk = 0$:

$$A(q)y(t) = e(t),$$

$$G(q,\theta) = \frac{1}{A(q)} = \frac{1}{1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2}}.$$

На рис. 4 показано, как можно осуществить прогнозирование деградации параметра U_{OL} с использованием блока идентификации систем. Модель имеет три входа: внешний вход (eXternal) $u_t = 0$, в нашем случае его нет, вход, на который подается временной ряд деграда-

ции параметра U_{OL} , он же является выходом ARX-модели $y_t = U_{OL}(t)$, и вход, на который подается шум $e(t)$. Шум (остаточные ошибки линейного предсказания) получаем вычитанием из ряда деградации линейного предсказания КИХ-фильтра с коэффициентами $a_1 = -0,5265$ и $a_2 = -0,4633$. Оценки остаточных ошибок (среднее и дисперсия) показаны

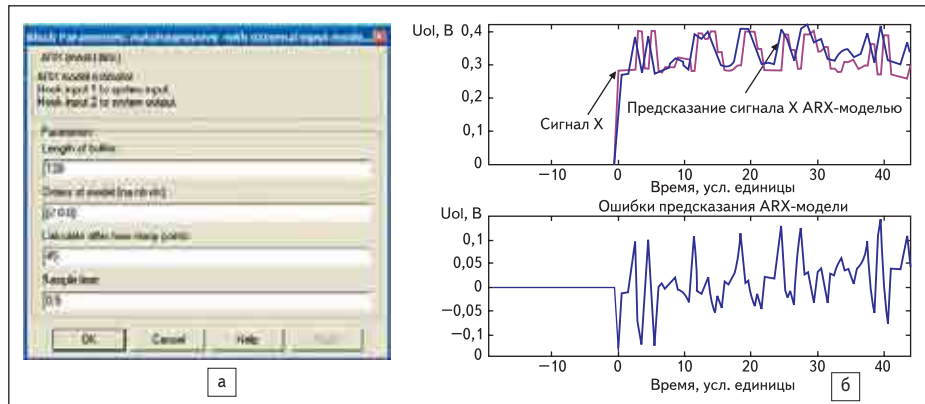


Рис. 5. Результаты моделирования процесса деградации параметра U_{OL} с использованием библиотеки System ID Blosk системы MatLab/Simulink: а) блок параметров ARX-модели; б) предсказание сигнала X (результаты моделирования процесса деградации параметра U_{OL})

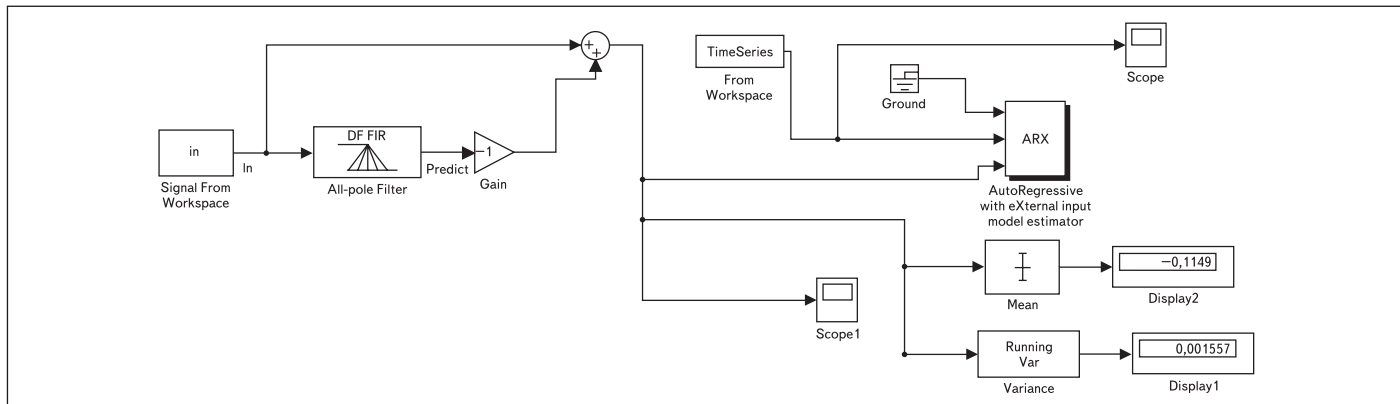


Рис. 4. Моделирование процесса деградации параметра U_{OL} с использованием библиотеки System ID Blosk системы MatLab/Simulink

Таблица 1. Сводка параметров процесса AP(2), полученных с использованием различных методов

Метод оценки параметров процесса AP(2)	Параметры		
	1	a_1	a_2
MatLab метод Берга: arburg(x,2)	1,0000	-0,5350	-0,4547
MatLab авторегрессионный метод Юла-Уолкера: aryule(x,2)	1,0000	-0,7963	-0,1761
MatLab ковариационный метод: argcov(x,2)	1,0000	-0,5260	-0,4625
СПП SPSS (точный метод МП)	1,0000	-0,5346	-0,4467
СПП Statistica for Windows (точный метод МП)	1,0000	-0,5357	-0,4515

на рис. 4. Параметры блока ARX-модели показаны на рис. 5а. Предсказание сигнала X ARX-моделью показано на рис. 5б. Предварительно необходимо задать глубину буфера (Length of buffer) — число расчетных точек, а также параметры ARX-модели: $na = 2$, $nb = 0$, $nk = 0$. В процессе моделирования, в соответствии с заданным временем взятия отсчетов (Sample time) и числом точек, в которых необходимо рассчитать передаточные функции (Calculate after how many points), происходит автоматический расчет передаточных функций системы (полином $A(z) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2}$ и передаточная функция

$$G(z) = \frac{1}{1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2}}.$$

Пример прогнозирования процесса деградации параметра U_{OL} ТТЛ ИС типа 133ЛА8 в СПП SPSS и Statistica

Разделим прогнозы на точные (глубина прогнозирования ограничивается величиной 30 тыс. ч) и грубые (до наступления параметрического отказа). Под параметрическим отказом будем понимать пересечение верхней (для параметра U_{OL}) или нижней (для параметра U_{OH}) границей 90%-ного доверительного интервала АРПСС-модели границ отказовых уровней по ТУ.

Проведем вычисления параметров данной модели точным методом максимального правдоподобия (МП) с использованием СПП SPSS и Statistica for Windows. В таблице 2 показаны статистические оценки модели АРПСС(2,0,0), описывающей процесс деградации наихудших значений параметра U_{OL} ИС типа 133ЛА8 с использованием СПП SPSS (АРПСС(2,0,0)=АР(2)). В таблице 3 показаны статистические оценки модели АРПСС(2,0,0) с использованием СПП Statistica for Windows. Сравнивая оценки параметров модели (табл. 2 и 3), видим, что оценки параметров моделей, вычисленные в разных СПП, примерно одинаковы. Все полученные параметры модели значимы. Для исследования адекватности модели АРПСС(2,0,0) строились АКФ, ЧАКФ, спектральная плотность остаточных ошибок. Наличие корреляции в остаточных ошибках не обнаружено.

На рис. 6а показаны исходный ряд деградации параметра U_{OL} ИС типа 133ЛА8 и ряд, сгенерированный моделью АРПСС(2,0,0): $Z_t - 0,535Z_{t-1} - 0,447Z_{t-2} = a_t$, где значения белого шума a_t берутся как остаточные ошибки данной модели. Так же показаны точечный прогноз и 95%-ный доверительный интервал (интервальный прогноз). Вычисления сделаны с использованием СПП SPSS. На рис. 6б показано прогнозирование в СПП Statistica for Windows.

Под параметрическим отказом ИС типа 133ЛА8 по параметру U_{OL} будем понимать

Таблица 2. Статистические оценки модели АРПСС(2,0,0) $Z_t - 0,535Z_{t-1} - 0,447Z_{t-2} = a_t$, описывающей процесс деградации параметра U_{OL} ИС типа 133ЛА8 с использованием СПП SPSS (точный метод МП)

Оценка параметра	Стандартная ошибка Std Err	Эмпирическая значимость t(43)	Статистическая значимость, p-уровень
AP(1): 0,534606	0,135859	3,935024	0,000307
AP(2): 0,446724	0,137698	3,244232	0,002313

Средний квадрат остаточных ошибок модели MS Residual: 0,00340
Сумма квадратов остаточных ошибок $S(\phi_1, \phi_2)$: 0,153

пересечение верхней границей 90%-ного доверительного интервала АРПСС-модели, границы отказового уровня по ТУ — 0,4 В (параметр U_{OL} по ТУ ограничен сверху, поэтому за параметрический отказ принимается условие: $U_{OL} > 0,4$ В).

АР-модели удобны при построении прогноза: прогнозные значения используются в авторегрессионном уравнении с увеличением упреждения прогноза для построения следующего прогнозного значения. Прогнозируемые значения деградации (точечный прогноз) осуществляется с использованием разностного представления модели АРПСС(2,0,0): $Z_{t+l} - 0,536Z_{t+l-1} - 0,452Z_{t+l-2} = a_{t+l}$, где $l \geq 1$ есть упреждение. Неизвестные значения a_{t+l} полагаются равными нулю. Прогнозы $\hat{Z}_t(l)$ в момент t будут иметь вид:

$$\hat{Z}_t(1) = 0,536Z_t + 0,452Z_{t-1},$$

$$\hat{Z}_t(2) = 0,536\hat{Z}_t(1) + 0,452Z_t,$$

$$\hat{Z}_t(l) = 0,536\hat{Z}_t(l-1) + 0,452\hat{Z}_t(l-2),$$

$$l = 3,4,5,\dots$$

Поведение прогнозирующей функции процесса АРПСС(2,0,0) целиком определяется двумя значениями $\hat{Z}_t(1)$ и $\hat{Z}_t(2)$ (опорные прогнозы), далее прогноз будет затухать до нуля, а доверительные интервалы будут быстро «раскрываться».

Таблица 3. Статистические оценки модели АРПСС(2,0,0) $Z_t - 0,536Z_{t-1} - 0,452Z_{t-2} = a_t$, описывающей процесс деградации параметра U_{OL} ИС типа 133ЛА8 с использованием СПП Statistica for Windows (точный метод МП)

Оценка параметра	Стандартная ошибка Std Err	Эмпирическая значимость t(43)	Статистическая значимость, p-уровень
AP(1): 0,535728	0,137716	3,890096	0,000343
AP(2): 0,451474	0,138708	3,254859	0,002214

Средний квадрат остаточных ошибок модели MS Residual: 0,00358
Сумма квадратов остаточных ошибок $S(\phi_1, \phi_2)$: 0,154

Приближенные $(1-\varepsilon)\%$ -ные вероятностные пределы $Z_{t+1}(-)$ и $Z_{t+1}(+)$ для Z_{t+1} будут иметь вид:

$$Z_{t+1}(\pm) = \hat{Z}_t(l) \pm u_{\varepsilon/2} \left\{ 1 + \sum_{j=1}^{l-1} \psi_j^2 \right\}^{1/2} S_a,$$

где $u_{\varepsilon/2}$ — квантиль уровня $1 - \varepsilon/2$ стандартного нормального распределения, S_a — оценка дисперсии белого шума наблюдаемого ряда σ_a , ψ_j — веса, применяемые для коррекции старых прогнозов $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_{l-1}$. Пределы $Z_{t+1}(-)$ и $Z_{t+1}(+)$ интерпретируются следующим образом. Если известна информация о ряде Z_t к моменту t , то с вероятностью $(1 - \varepsilon)\%$ прогнозное значение Z_{t+l} будет заключено в этих пределах:

$$\Pr\{Z_{t+l}(-) < Z_{t+l} < Z_{t+l}(+)\} = 1 - \varepsilon.$$

Например, с 95%-ной вероятностью значение Z_{t+2} будет заключено в пределах для упреждения 2, но нельзя ожидать, что ряд окажется одновременно внутри всех пределов с этой же вероятностью.

Для того чтобы оценить качество прогноза модели АРПСС(2,0,0), будем генерировать вероятностные траектории реализации процесса $Z_t - 0,536Z_{t-1} - 0,452Z_{t-2} = a_t$ с использованием внутреннего языка программирования Statistica Basic СПП Statistica for Windows. Значения белого шума a_{t+l} «разыграем» методом

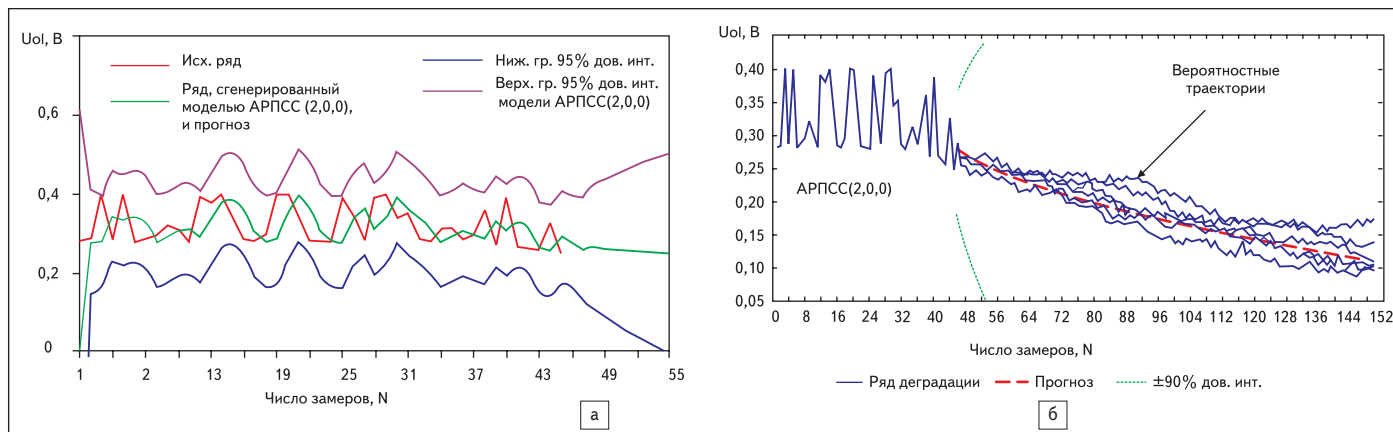


Рис. 6. Временной ряд деградации параметра U_{OL} ИС типа 133ЛА8:

а) подгонка модели АРПСС(2,0,0) с использованием СПП SPSS; б) генерация статистически возможных продолжений ряда деградации в СПП Statistica for Windows

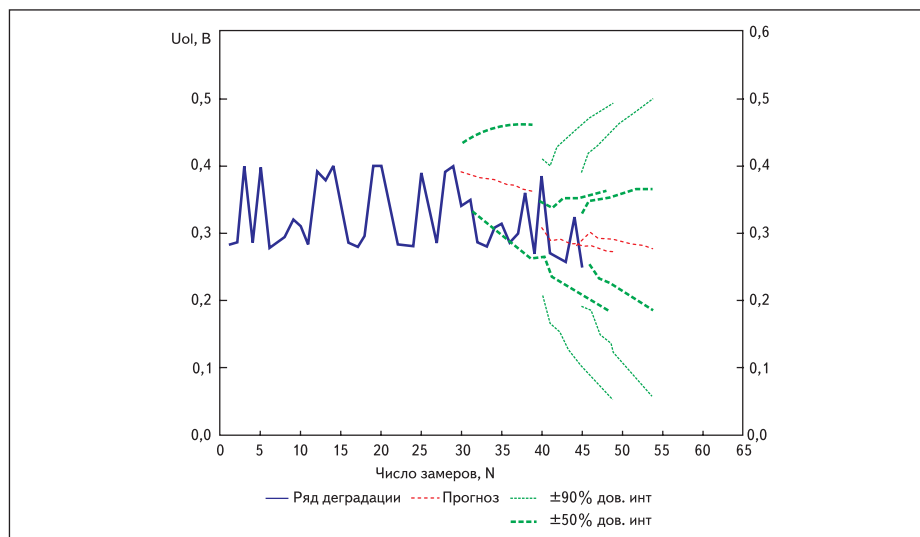


Рис. 7. Прогнозирование процесса деградации параметра U_{OL} ИС типа 133ЛА8 с использованием модели АРСС(2,0,0) с различной длиной ряда и доверительными интервалами в СПП Statistica for Windows

Monte Carlo (генерация псевдослучайных чисел с нормальным законом распределения: $\mu = 0, \sigma^2 = 0,005$). Выберем значение $\sigma^2 = 0,005$ несколько превышающим величину дисперсии остаточных ошибок a_i ($\sigma^2 = 0,003$) модели АРСС(2,0,0). Чем большее значение σ^2 будем выбирать, тем более сильное возмущение будем вносить в прогнозные значения.

На рис. 6б показаны вероятностные траектории (статистически возможные продолжения ряда деградации) процесса $Z_t - 0,536Z_{t-1} - 0,452Z_{t-2} = a_t$. Вероятностные траектории лежат в 90%-ном доверительном интервале и переплетаются с прогнозом.

На рис. 7 показано прогнозирование с 50%-ным и 90%-ным доверительными интервалами с упреждением 10 к разным частям ряда $N = 30, 40, 45$. СПП Statistica for Windows строит доверительные интервалы только на прогнозные значения, в отличие от СПП SPSS. Видим, что точечные прогнозы, построенные к различным частям ряда, достаточно хорошо отражают тенденцию поведения ряда в будущем.

Прогнозируемое число замеров до наступления параметрического отказа по верхней границе 90%-ного доверительного интервала (интервальный прогноз) составляет 3 замера или около 10 тыс. ч (общее число замеров составит 48 или 160 тыс. ч наработки до наступления параметрического отказа), причем с течением времени точечный прогноз и вероятностные траектории удаляются от границы параметрического отказа.

В классическом анализе временных рядов считается, что для построения статистически адекватных моделей число замеров должно быть 150–200 и более. Как же быть в случае, если число замеров менее 30? Необходимо использовать анализ временных рядов с пропусками.

Для этого воспользуемся специальными методами получения недостающих значений

для получения отчетов в равные промежутки времени. Дополнительные исследования показали, что после заполнения недостающих

значений части ряда деградации U_{OL} и U_{OH} методом интерполяции или прогнозами линейной регрессии меняется внешний вид АКФ и ЧАКФ, а также спектральная плотность ряда. После заполнения недостающих значений временные ряды становятся нестационарными. Для превращения ряда в стационарный, что требует метод Бокса-Дженкина, его необходимо продифференцировать один раз. Рассматривая операцию дифференцирования как операцию применения цифрового фильтра к сигналу, можно предположить, что метод Бокса-Дженкина мало чувствителен к методам заполнения недостающих значений.

Естественно предположить, что прогнозы, построенные к рядам деградации с пропусками, заполненными различными способами, будут отличаться от прогнозов к рядам без пропусков. Так, число замеров для ИС типа 133ЛА8 становится равным $N = 151$, интервал времени между замерами 1000 ч. Число недостающих замеров для шага 1000 ч составит 106 (151–45), что в 2,36 раза больше числа исходных замеров. Такие операции могут существенно исказить природу временного ряда.

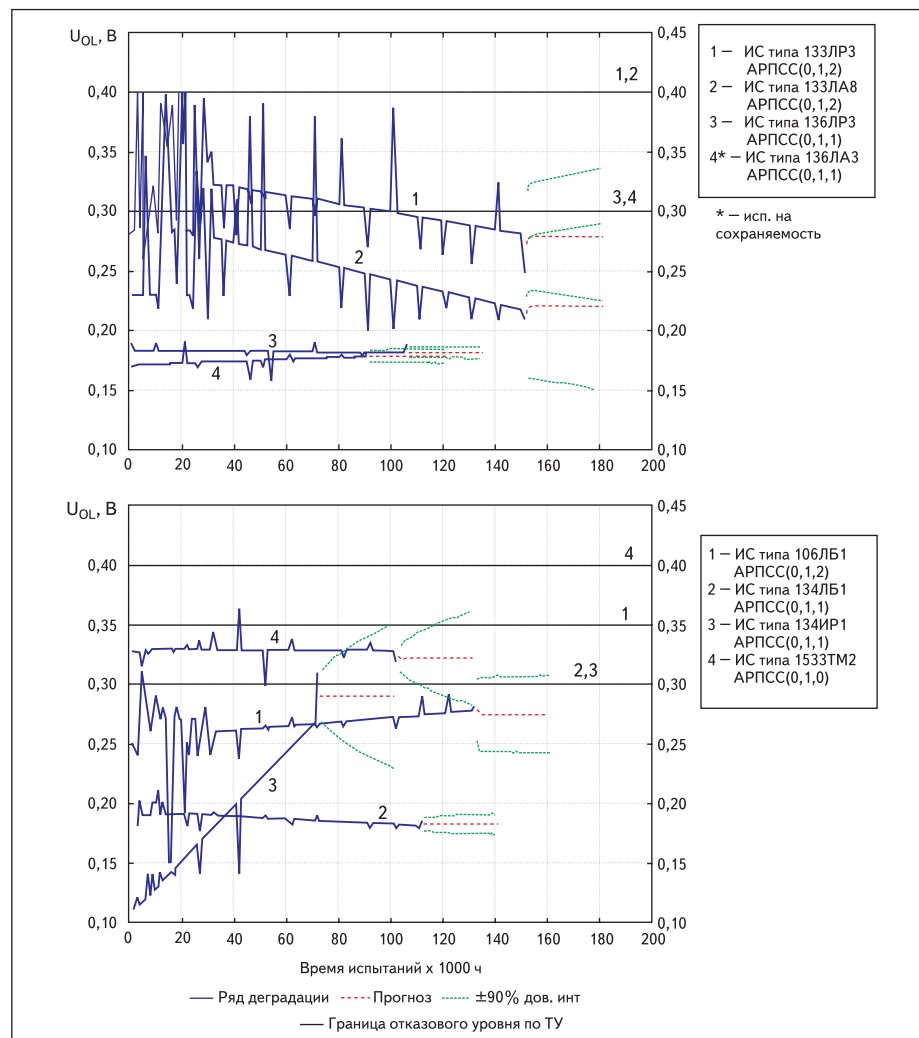


Рис. 8. Поведение параметра U_{OL} в выборке ИС типа 133ЛР3, 136ЛР3, 106ЛБ1, 134ЛБ1, К134ИР1, 1533ТМ2 при испытаниях на долговечность и прогнозы по различным моделям АРСС с 90%-ным доверительным интервалом

Таблица 4. Сводка АРПСС-моделей, идентифицированных для временных рядов деградации параметров U_{OL} и U_{OH} ИС типа 133ЛА8, 133ЛР3, 106ЛБ1, 134ЛБ1 (приближенный метод МП)

Параметр	Вид модели АРПСС, метод получения недостающих значений временного ряда		Результат прогнозирования времени наступления параметрического отказа с учетом верхней для параметра U_{OL} и нижней для U_{OH} границы $\pm 90\%$ дов. инт., тыс. ч			
	Прогнозы линейной регрессии	Метод интерполяции	Точный (исх. ряд + 30 тыс. ч)		Грубый (до наступления параметрического отказа)	
ИС типа 133ЛА8, 150 тыс. ч испытаний (граница отказового уровня по ТУ $U_{OL} \leq 0,4$ В)						
U_{OL}	АРПСС(0,1,2): $\nabla^1 Z_t = a_t - 0,729a_{t-1} - 0,128a_{t-2}$	АРПСС(0,1,1): $\nabla^1 Z_t = a_t - 0,403a_{t-1}$	не наступает	не наступает	473	179
ИС типа 133ЛР3, 150 тыс. ч испытаний (границы отказовых уровней по ТУ $U_{OL} \leq 0,4$ В, $U_{OH} \leq 2,4$ В)						
U_{OL}	АРПСС(0,1,2): $\nabla^1 Z_t = a_t - 0,645a_{t-1} - 0,236a_{t-2}$	АРПСС(0,1,2): $\nabla^1 Z_t = a_t - 0,187a_{t-1} - 0,228a_{t-2}$	не наступает	не наступает	800	187
U_{OH}	АРПСС(1,1,0): $\nabla^1 Z_t - 0,596\nabla^1 Z_{t-1} = a_t$	АРПСС(1,1,0): $\nabla^1 Z_t - 0,401\nabla^1 Z_{t-1} = a_t$	не наступает	не наступает	223	213
ИС типа 106ЛБ1, 130 тыс. ч испытаний (границы отказовых уровней по ТУ $U_{OL} \leq 0,35$ В, $U_{OH} \leq 2,2$ В)						
U_{OL}	АРПСС(0,1,2): $\nabla^1 Z_t = a_t - 0,393a_{t-1} - 0,541a_{t-2}$	АРПСС(0,1,2): $\nabla^1 Z_t = a_t - 0,290a_{t-1} - 0,572a_{t-2}$	не наступает	не наступает	> 1000	365
U_{OH}	АРПСС(1,1,0): $\nabla^1 Z_t - 0,493\nabla^1 Z_{t-1} = a_t$	АРПСС(1,1,0): $\nabla^1 Z_t - 0,549\nabla^1 Z_{t-1} = a_t$	163	не наступает	163	176
ИС типа 134ЛБ1, 110 тыс. ч испытаний (верхняя граница отказового уровня по ТУ $U_{OL} \leq 0,3$ В, $U_{OH} \leq 2,4$ В)						
U_{OL}	АРПСС(0,1,1): $\nabla^1 Z_t = a_t - 0,584a_{t-1}$	АРПСС(0,1,1): $\nabla^1 Z_t = a_t - 0,335a_{t-1}$	не наступает	не наступает	> 1000	> 1000
U_{OH}	АРПСС(1,1,0): $\nabla^1 Z_t - 0,513\nabla^1 Z_{t-1} = a_t$	АРПСС(1,1,1): $\nabla^1 Z_t - 0,568\nabla^1 Z_{t-1} = a_t - 0,399a_{t-1}$	не наступает	140	162	140

В качестве примера рассмотрим временные ряды с пропусками, заполненными прогнозами линейной регрессии. На рис. 8 показан процесс деградации наихудших значений параметров U_{OL} ИС серий 133, 136, 106, 134, 1533 и для них проведено прогнозирование времени наступления параметрических отказов на глубину 30 тыс. ч. Для параметра U_{OL} с пропусками идентифицировались АРПСС-модели вида: АРПСС(0,d,q). Видим, что после дифференцирования произошла смена вида АРПСС-модели с АРПСС(2,0,0) на АРПСС(0,1,q), где q = 1 или 2.

В таблице 4 приведены АРПСС-модели (приближенный метод МП), идентифицированные для рядов деградации параметров U_{OL} и U_{OH} ИС типа 133ЛА8, 133ЛР3, 106ЛБ1, 134ЛБ1 с использованием СПП Statistica for Windows и различных методов заполнения пропусков. По точечным прогнозам отказы не фиксируются. Все прогнозируемые параметрические отказы установлены путем пересечения интервальных прогнозов нижних или верхних

границ параметрических отказов. Интервальными прогнозами АРПСС-моделей для ИС типа 106, 134 не подтверждается гарантийная наработка 150 тыс. ч, а для ИС типа 133ЛР3 подтверждается гарантийная наработка не менее 200 тыс. ч, установленная в ТУ.

Так, для параметра U_{OL} ИС типа 133ЛА8 интервальный прогноз с использованием пропусков, заполненных прогнозами линейной регрессии (473 тыс. ч), в 2,6 раза превышает значение времени наступления параметрического отказа в случае использования метода интерполяции для заполнения пропусков (179 тыс. ч). Время наступления параметрического отказа с использованием метода интерполяции (179 тыс. ч) дает хорошее согласие с прогнозами АРПСС(2,0,0)-модели в случае без пропусков (160 тыс. ч). Точечные прогнозы АР- и АРПСС-модели показывают явление «не ухудшения» параметра U_{OL} ИС типа 133ЛА8. Из таблицы 4 видно, что параметр U_{OH} для всех рассматриваемых типов ИС наиболее подвержен деградации.

Выводы

Использование цифровых фильтров для моделирования процесса деградации параметров ТТЛ ИС эффективно только в случае, если происходит «непосредственное» наблюдение за процессом деградации и процесс деградации адекватно описывается авторегрессионными моделями. Цифровые фильтры, несмотря на их связь с линейными моделями временных рядов, не могут строить прогнозы за пределы временного ряда, поэтому их нельзя использовать для прогнозирования с упреждением, — только для моделирования процесса деградации.

Метод Бокса-Дженкинса (АРПСС-модели) может быть рекомендован к использованию при прогнозировании параметрических отказов ИС в условиях эксплуатации. Наиболее полно этот метод реализован в СПП Statistica и SPSS. Однако АРПСС-модели, так же как и модели цифровых фильтров, не имеют физического обоснования. ■

Литература

1. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. М.: Мир, 1974.
2. Справочник по прикладной статистике: В 2 т. Т. 2 / Пер. с англ. под ред. Э. Лойда, У. Ледермана, С. А. Айвазяна, Ю. Н. Тюрина. М.: Финансы и статистика, 1990.
3. Боровиков В. П., Ивченко Г. И. Прогнозирование в системе STATISTICA в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере: Учеб. пособие. М.: Финансы и статистика, 1999.
4. Цифровая обработка сигналов / А. Б. Сергиенко. СПб.: Питер, 2003.
5. Кей С. М., Марпл С. Л. Современные методы спектрального анализа: Обзор // ТИИЭР. 1981. Т. 69. № 11.

Работа выполнена по программе гранта РФФИ 05-08-01225-а.