

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ЯЗЫКА PYTHON ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦИИ ПРОЦЕССА ПОЛУЧЕНИЯ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НАДЁЖНОСТИ ВЫБОРОК ПОЛУПРОВОДНИКОВЫХ ПРИБОРОВ

Кравец Р.А., Бараиш К.С., Карачун М.Д.,

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники,
г. Минск, Республика Беларусь

Научный руководитель: Шнейдеров Е.Н. – канд.техн.наук, доцент, доцент кафедры ПИКС

Аннотация. Использование языка *Python* для получения математических моделей при решении задач прогнозирования надёжности выборок полупроводниковых приборов позволяет значительно снизить затрачиваемое время. В статье описан опыт разработки программного скрипта, позволившего в сжатые сроки выполнить оценку эффективности модели для различных законов распределения, объёмов обучающих и контрольных выборок. Применение подобных программных скриптов целесообразно при обработке большого объёма данных и (или) итерационного анализа.

Ключевые слова: полупроводниковые приборы, прогнозирование надёжности, автоматизация процесса, язык программирования *Python*.

Введение. Параметрической надёжностью полупроводниковых приборов (ППП) называется свойство сохранять значения электрических параметров в течение заданного времени в пределах установленных потребителем норм. Постепенный выход одного из параметров за установленные пределы классифицируется как параметрический отказ прибора. Известно, что параметрическую надёжность выборок ППП по заданному параметру можно прогнозировать с использованием математической модели – зависимости распределения этого параметра выборки от наработки [1]. В основе математической модели лежит выбранный инженером закон распределения. В литературе описано применение моделей, полученных на основе нормального закона распределения и закона распределения Вейбулла [2].

Учитывая, что получение математической модели для прогнозирования параметрической надёжности выборок ППП предполагает обработку достаточно большого количества числовых данных, этот процесс занимает длительное время. Для автоматизации процесса прогнозирования и, соответственно, снижения времени получения прогноза был использован язык программирования *Python* с библиотеками *Pandas* (для работы с таблицами данных), *Scikit-Learn* (для обработки данных и получения моделей линейной регрессии как одного из этапов получения математической модели), *SciPy* (расчёт значений функций плотности вероятности), *Matplotlib* и *Seaborn* (для построения графиков).

Основная часть. Процесс получения математических моделей в задачах прогнозирования надёжности, как правило, укрупнённо состоит из 2 этапов: этап получения экспериментальных данных и этап их обработки. На этапе получения экспериментальных данных в ходе проведения ускоренных испытаний были получены зависимости значений параметров выборок биполярных транзисторов типа КТ819В и полевых транзисторов типа КП744А от наработки. Пример зависимости $U_{обр}$ полевых транзисторов типа КП744А от наработки приведён на рисунке 1.

Полученные экспериментальные данные были сведены в *csv*-файлы по каждому типу ППП для последующей обработки. Первые несколько строк файла для полевых транзисторов типа КП744А представлены на рисунке 2.

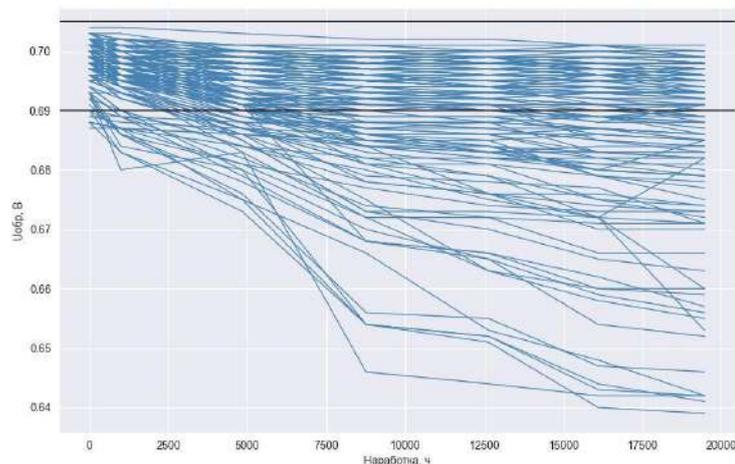


Рисунок 1 – Графики зависимости значений параметра $U_{обр}$ полевых транзисторов типа КП744А от наработки (чёрными линиями обозначены граничные значения параметра, заданные потребителем)

index	Ikz2_0	Ikz2_995	Ikz2_4844	Ikz2_8757	Ikz2_12635	Ikz2_16182	Ikz2_19470	Uobr_0	Uobr_0	
1	3	1.830	1.825	1.820	1.805	1.790	1.790	1.790	0.698	0.69
2	4	1.825	1.825	1.820	1.805	1.790	1.790	1.790	0.699	0.69
3	5	1.825	1.825	1.820	1.805	1.790	1.790	1.790	0.698	0.69
4	6	1.825	1.825	1.820	1.805	1.790	1.790	1.790	0.698	0.69
5	8	1.825	1.825	1.825	1.805	1.790	1.790	1.790	0.698	0.69
6	9	1.825	1.825	1.825	1.805	1.795	1.795	1.790	0.693	0.68
7	10	1.825	1.825	1.820	1.805	1.795	1.790	1.790	0.696	0.69
8	11	1.830	1.825	1.820	1.805	1.800	1.800	1.795	0.698	0.69
9	12	1.830	1.825	1.820	1.810	1.805	1.805	1.790	0.700	0.69

Рисунок 2 – Скриншот файла с экспериментальными данными полевых транзисторов типа КП744А

Для реализации этапа обработки данных (формирование обучающей и контрольной выборок, расчёт коэффициентов модели), получения математической модели и оценки её эффективности изменений параметров от наработки был разработан программный скрипт на языке *Python*. Он принимает на вход два файла в виде таблиц: файл со значениями электрических параметров ППП при различной наработке и файл, содержащий для каждого из этих параметров значение коэффициента формы закона распределения Вейбулла, а также минимальное и максимальное граничное значение данного параметра, заданное потребителем для оценки параметрической надёжности. Значения коэффициентов формы закона распределения Вейбулла на этом этапе подбирались вручную таким образом, чтобы минимизировать ошибку получаемого прогноза при оценке эффективности модели.

Скрипт разделяет входной массив данных на обучающую и контрольную выборки. Обучающая выборка делится ещё на 3 части. Для всех частей обучающей выборки для каждого из параметров для каждой наработки рассчитываются коэффициенты нормального закона распределения (математическое ожидание $m_{t=i}$ и среднеквадратическое отклонение $\sigma_{t=i}$) и закона распределения Вейбулла (коэффициент сдвига $\theta_{t=i}$ и коэффициент масштаба $\lambda_{t=i}$), где i – наработка приборов, включая начальный момент времени. На основании полученных значений с использованием линейной регрессии (в качестве факторов использовались m_0 , σ_0 и t – наработка, в качестве откликов – $m_{t=i}$, $\sigma_{t=i}$, $\theta_{t=i}$ и $\lambda_{t=i}$) формировалась математическая модель изменения распределения электрического параметра ППП от наработки.

Демонстрация изменения m и σ для $U_{обр}$ выборки полевых транзисторов типа КП744А от наработки представлена на рисунке 3.

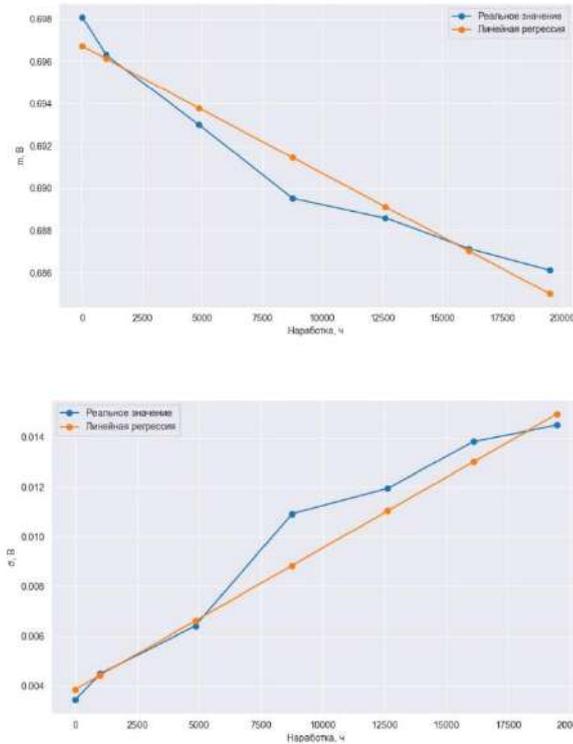


Рисунок 3 – Графики зависимости математического ожидания m (верхний график) и среднеквадратического отклонения σ (нижний график) для параметра $U_{обр}$ КП744А

В результате обработки данных были получены 2 модели вида

$$F_{t=i} = \psi[i, f_{t=0}],$$

где $f_{t=i}$ – условная плотность распределения параметра для наработки i ;
 $f_{t=0}$ – условная плотность распределения параметра для наработки $t = 0$;
 ψ – символ функциональной связи.

Первая модель в своей основе содержит нормальный закон распределения параметра, вторая – закон распределения Вейбулла. Наглядное использование моделей изображено на рисунке 4. Здесь для наработки 19470 часов представлены реальная гистограмма распределения параметра $U_{обр}$ КП744А, а также графики условной плотности распределения этого параметра по моделям, полученным на основе нормального закона распределения и закона распределения Вейбулла.

Об эффективности модели изменения параметра выборки ППП будем говорить, используя в качестве количественного показателя среднюю ошибку прогнозирования. Средняя ошибка прогнозирования определяется по формуле

$$\Delta_{cp} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{P_{ni} - P_{\Delta i}}{P_{\Delta i}} \right)^2} \cdot 100\%,$$

где n – число наработок, для которых выполняется прогноз;

P_{ni} – прогнозное значение вероятности безотказной работы для наработки i ;

$P_{\Delta i}$ – экспериментальное значение вероятности безотказной работы для наработки i .

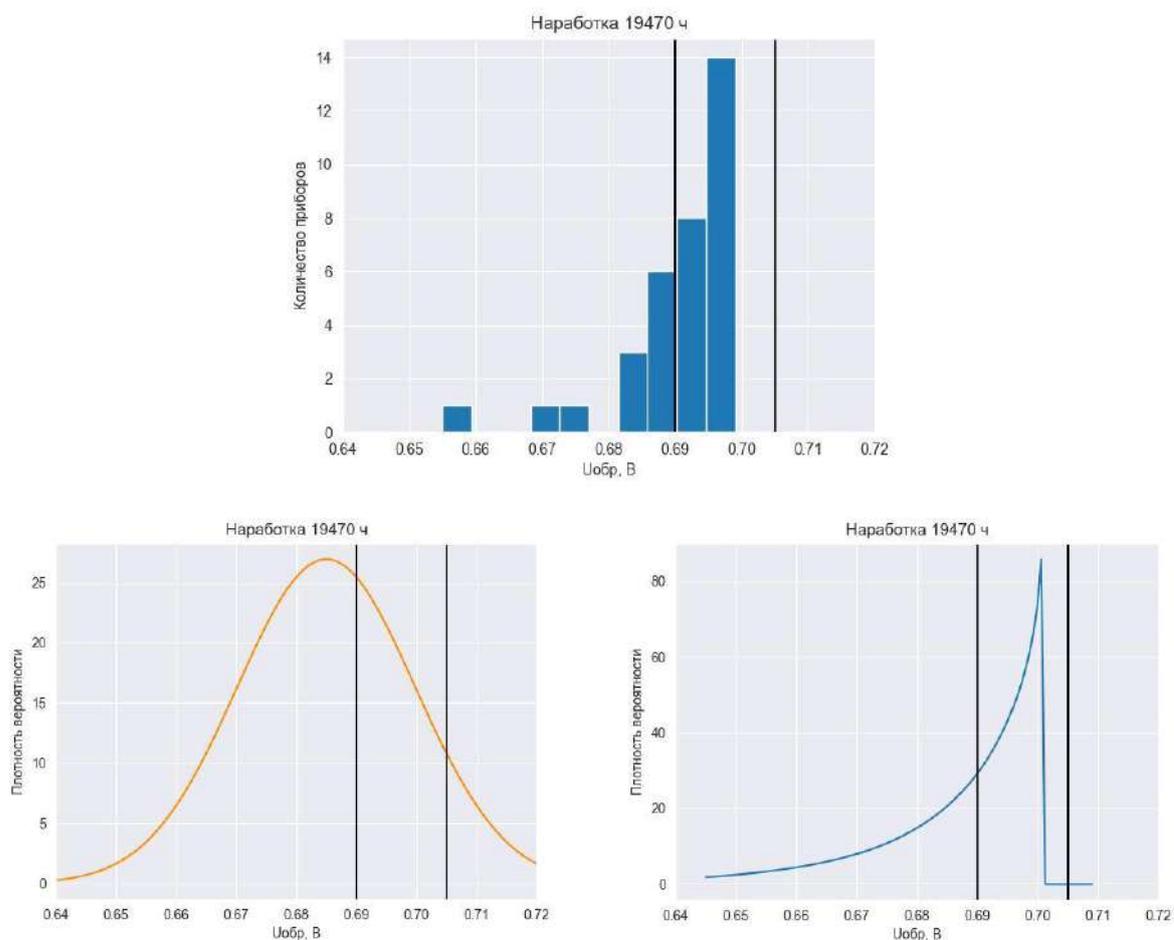


Рисунок 4 – Гистограмма распределения экспериментальных значений параметра $U_{обр}$ КП744А (верхний график), полученная по модели плотность вероятности параметра на основе нормального закона распределения (нижний левый), полученная по модели плотность вероятности параметра на основе закона распределения Вейбулла (нижний правый)

ППП считается рабочим, если значения его электрических параметров не выходят за пределы установленного диапазона граничных значений. Прогнозное значение надёжности, выражаемое вероятностью безотказной работы ППП для заданной наработки P_{ni} по одному из параметров при наработке i определяется как разность между значениями функции распределения в граничных точках диапазона, установленного потребителем. Экспериментальное значение надёжности (вероятности безотказной работы) ППП $P_{эi}$ по одному из параметров при наработке i определяется как процент ППП, значения рассматриваемого электрического параметра которых находятся в промежутке граничного диапазона значений, установленного потребителем.

Заключение. Использование языка *Python* совместно с библиотеками позволило сократить время на ручной расчёт коэффициентов распределений, получение математических моделей и оценку эффективности этих моделей. Использование готовых решений позволило избежать возможных ошибок в математических расчётах.

Результаты использования разработанного скрипта для получения и оценки эффективности моделей, используемых в задачах прогнозирования надёжности выборок ППП приведены в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты прогнозирования надёжности БТ

Обозначение параметра	$P_э$, %	$P_{п\text{ норм}}$, %	$\Delta_{ср\text{ норм}}$, %	$P_{п\text{ Вейб}}$, %	$\Delta_{ср\text{ Вейб}}$, %
$I_{кз2}$	44,1176	38,5668	15,4269	41,4501	15,4503
I_c	67,6471	67,7891	7,4468	65,0245	7,5385
$I_{утз1}$	55,8824	23,9386	31,7597	24,3693	32,0625
$I_{утз2}$	58,8235	63,4206	4,6298	59,8239	4,5361
$R_{си}$	44,1176	45,1016	60,9266	42,1890	25,1680
$U_{обр}$	64,7059	27,9332	35,8401	53,9909	9,8333
$U_{си}$	52,9412	44,6118	30,6725	53,5079	16,9024
$U_{зп}$	73,5294	49,1936	19,4541	62,4573	9,0263

где $P_э$ – экспериментальное значение надёжности параметра в момент времени $t = t_{\text{макс}}$;

$P_{п\text{ норм}}$ – прогнозное значение надёжности параметра, полученное с использованием нормального распределения, в момент времени $t = t_{\text{макс}}$;

$\Delta_{ср\text{ норм}}$ – значение средней ошибки прогнозирования параметра с использованием нормального распределения по каждому из моментов времени;

$P_{п\text{ Вейб}}$ – прогнозное значение надёжности параметра, полученное с использованием распределения Вейбулла, в момент времени $t = t_{\text{макс}}$;

$\Delta_{ср\text{ Вейб}}$ – значение средней ошибки прогнозирования параметра с использованием распределения Вейбулла по каждому из моментов времени.

Разработанный скрипт может быть использован в дальнейшем для создания моделей прогнозирования на других входных данных, приведя их в соответствующий входной формат.

Список литературы

1. Статистическое прогнозирование для отбраковки потенциально ненадёжных изделий электронной техники / С.М. Боровиков. – Москва : Новое знание, 2013. – 343 с. : ил.
2. С. М. Боровиков, Е. Н. Шнейдеров Использование распределения Вейбулла для прогнозирования параметрической надёжности изделий электронной техники // Доклады БГУИР. 2011. №7 (61).

UDC 621.382.2

THE USE OF THE PYTHON LANGUAGE TO AUTOMATE THE PROCESS OF OBTAINING RELIABILITY PREDICTION MODELS OF SEMICONDUCTOR DEVICES SAMPLES

Kravets R.A., Barash K.S., Karachun M.D.

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Shneiderov E.N. – PhD, assistant professor, associate professor of the department of ICSD

Annotation. The use of the Python language to obtain mathematical models for solving problems of predicting the reliability of semiconductor devices samples significantly reduces the time spent. The article describes the experience of developing a software script that made it possible to evaluate the effectiveness of the model in a short time for different distribution laws, the volume of training and control samples. The use of such software scripts is advisable when processing a large amount of data and (or) in iterative analysis.

Keywords: semiconductor devices, reliability prediction, process automation, Python programming language.