

УДК 519.6:004.93

Г.Ю. ЩЕРБАКОВА

Одесский национальный политехнический университет, Украина

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ С ПОМОЩЬЮ АДАПТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ

Предложен метод и процедура его реализации при прогнозировании параметров партии изделий электронной техники (ИЭТ) для сокращения длительности производственных испытаний с помощью мехоустойчивого мультистартового субградиентного итеративного метода адаптивной кластеризации в пространстве вейвлет-преобразования (ВП) в случае значительного изменения этих параметров во времени, высоком уровне помех и малых выборок данных.

Ключевые слова: адаптивная кластеризация, гиперболическое вейвлет-преобразование, шум, электронная аппаратура, контроль

Введение

Одним из путей обеспечения качества ИЭТ является сокращение длительности производственных испытаний [1]. При этом сокращаются сроки разработки и внедрения в производство новых ИЭТ, оперативная информация об их качестве повышает эффективность функционирования систем автоматизированного проектирования электронной аппаратуры (ЭА) и управления технологическими процессами.

Существуют два основных направления, позволяющие сократить длительность производственных испытаний – форсированные испытания и автоматизированное прогнозирование изменения параметров изделий во времени для оценки момента наступления отказа. Первое направление требует значительных затрат для организации форсированных испытаний. Поэтому для дальнейших исследований в работе выбирается второе направление – автоматизированное прогнозирование изменения параметров изделий во времени и оценка момента наступления отказа. Автоматизированное прогнозирование может осуществляться на основе двух подходов. Первый подход позволяет экстраполировать значение параметра с помощью одномерных моделей, если у ИЭТ выявлен определяющий или обобщенный параметр, или в случае многомерных некоррелированных параметров. Если параметры ИЭТ коррелированы, такой подход не применим. Второй подход – статистическую классификацию – применяют, если состояние партии ЭА описывается многомерными функциями [1,2]. ИЭТ разделяют на классы по степени работоспособности на заданный момент времени в будущем или по различной долговечности. Недостаток подхода – расчет кова-

риационных матриц по испытанной до отказа партии ЭА (ИЭТ). Этот подход предполагает большой объем априорных исследований. Из-за значительной долговечности ЭА и ИЭТ получение такой обучающей выборки практически не осуществимо.

В связи с указанными недостатками этих методов, в случае, если не обязательно прогнозировать точные значения параметров ЭА (ИЭТ), а достаточно указать класс по значениям их параметров, применяют статистическую классификацию, состоящую из двух этапов – кластеризации и классификации. При кластеризации данные разделяют на кластеры по признаку компактности, так, чтобы был оптимизирован функционал качества. Метод оптимизации выбирают с учетом свойств этого функционала качества, который может обладать поверхностью многоэкстремальной, зашумленной, поскольку анализ производится по малым выборкам. Методы кластеризации, основанные на градиентном поиске оптимума функционала качества, не обеспечивают достаточной мехоустойчивости, а использующие при поиске оптимума оценку субградиента, отличаются высокой погрешностью. Поэтому для решения задач оптимизации при таких условиях разработан субградиентный итеративный метод оптимизации в пространстве вейвлет преобразования (ВП), который отличается повышенной мехоустойчивостью и низкой погрешностью [3]. На основе этого метода был разработан субградиентный мультистартовый метод адаптивной кластеризации в пространстве ВП [4]. Для снижения влияния указанных выше недостатков, в работе для сокращения длительности производственных испытаний предлагается применить этот метод адаптивной кластеризации.

В любой фиксированный момент времени в группе испытуемых ИЭТ (или ЭА на их основе) выделяются компактные подгруппы (кластеры) с общими свойствами. Например, из-за сборки ЭА из комплектующих разных производителей, таким кластерам присуща разная степень монотонности зависимости параметров от наработки при испытаниях. В результате применения адаптивной кластеризации в предлагаемом методе повышаются помехоустойчивость и снижается погрешность оценки дрейфа параметров кластера, так как начальные параметры центров кластеров для последующего момента времени определяются из анализа в предыдущий момент времени.

В ряде случаев, в зависимости от условий хранения или использования, параметры некоторых ЭА кластера могут изменить свое значение настолько, что на один или несколько временных шагов они попадут в другой кластер с последующим возвращением в исходный кластер. Поэтому предлагается прогноз проводить с помощью цепей Маркова, поскольку такой прогноз отличается определенной «консервативностью». Для определения переходных вероятностей состояний ЭА при прогнозе используются элементы нечеткой классификации, в рамках которой учитываются расстояния элементов до центров всех кластеров [7, 8]. Предлагаемый метод прогнозирования использует статистическую классификацию с самообучением, которая включает адаптивную кластеризацию и собственно классификация. Методы кластеризации используются для разбиения на кластеры и определения переходных вероятностей состояний ЭА или ИЭТ, а методы статистической классификации – для принятия решения при прогнозировании их параметров [1].

Целью данной работы является разработка метода прогнозирования параметров партии ИЭТ для сокращения длительности производственных испытаний с помощью помехоустойчивого субградиентного итеративного метода адаптивной кластеризации в пространстве ВП.

Для достижения поставленной цели решены задачи: анализа основных моделей рассеяния параметров ИЭТ в процессе эксплуатации; разработан метод прогнозирования параметров партии ИЭТ для сокращения длительности производственных испытаний с помощью субградиентного метода адаптивной кластеризации в пространстве вейвлет-преобразования (ВП) и процедура реализации этого метода прогнозирования; исследована погрешность прогноза.

Анализ моделей рассеяния параметров ЭА в процессе эксплуатации

На процесс изготовления ЭА и ИЭТ воздействует множество дестабилизирующих случайных факторов, определяющих изменение параметров этих ЭА и ИЭТ во времени. Это нарушения технологических процессов из-за износа оборудования и инструмента, из-за несовершенства организации производства, перебоев в поставках материалов и комплектующих элементов, изменений технических требований, нерационального планирования объемов выпуска и т.д. [5]. Изменение во времени параметров ЭА обусловлено также особенностями процесса измерения. Каждый датчик порождает аддитивный и (или) мультипликативный шум; шум квантования возникает в процессе дискретизации. Систематические ошибки измерения не приводят к возникновению изменчивости при условии, что искажения всегда одинаковы. Но если применяются датчики со всевозможными искажениями в различных рабочих диапазонах, это приводит к возникновению изменчивости. Важным источником изменчивости могут быть шум или искажения, вносимые каналами связи или промежуточными блоками обработки, разделяющими источник информации и измерительную систему [6].

Процессы изменения выходных параметров ЭА в начальный период эксплуатации в большинстве случаев приводят к одному из следующих видов рассеяния [5]. Например, для термостатированных кварцевых генераторов стандартных сигналов, генераторов и источников опорных напряжений, высокостабильных делителей напряжений и других, в начальный период эксплуатации характерно незначительное изменение математических ожиданий и почти линейное изменение во времени среднеквадратического отклонения (СКО) параметров. Если изменение выходного параметра вызвано разрядом источника питания измерительной схемы, постоянным изменением какого-либо внешнего фактора, такого как, например, температура окружающей среды или давление, поле рассеяния такого параметра характеризуется систематическим смещением центра рассеяния. Ширина поля рассеяния монотонно возрастает во времени за счет роста величины СКО. Имеют место случаи, когда поля рассеяния выходных параметров измерительных устройств во времени характеризуются одним или несколькими экстремумами их математического ожидания. Это может произойти при использовании или хранении таких устройств в условиях со значительными изменениями

влияющих факторов [5]. Кластер с таким распределением параметра на несколько временных шагов может сместиться настолько, что параметры некоторых ИЭТ переместятся в соседний кластер. Этот вариант модели рассеивания будет рассмотрен в работе.

Метод прогнозирования параметров

В ряде случаев не требуется прогнозировать значения параметров ЭА (ИЭТ) во времени, а лишь класс, к которому принадлежит каждый объект. Для решения таких задач используется классификационный анализ данных на основе кластеризации [7]. Одно из основных преимуществ – прогнозирование по малым выборкам, позволяющее понизить стоимость прогноза, повысить его оперативность, является и его недостатком. Этот недостаток связан с тем, что ошибки оператора, сбои оборудования при измерении обуславливают зашумленность выборок при малом их объеме [9]. А это требует дополнительных итеративных приближений при классификации при прогнозе, что обуславливает снижение его оперативности и достоверности.

Влияние этих недостатков может быть уменьшено применением помехоустойчивых методов кластеризации с пониженной погрешностью. Однако методы кластеризации, основанные на градиентном поиске оптимума, в таких условиях не обеспечивают достаточной помехоустойчивости. Методы кластеризации, использующие при поиске оптимума функционала качества оценку субградиента, отличаются высокой погрешностью.

В работе [4] предложен адаптивный метод кластеризации в области ВП, отличающийся низкой погрешностью, и позволяющий проводить кластеризацию в многомерном пространстве признаков при высоком уровне помех и малых объемах исследуемых выборок. Этот метод кластеризации позволяет определять начальные параметры кластеров по результатам анализа на предыдущей итерации, что также позволяет повысить оперативность прогноза за счет сокращения времени расчетов при прогнозировании. Поэтому этот метод предлагается использовать при прогнозировании параметров ЭА и ИЭТ для сокращения длительности производственных испытаний и понижения погрешности прогноза при применении байесовских процедур на цепях Маркова.

Задача прогнозирования параметров состоит в следующем.

Пусть имеется N объектов (ИЭТ), каждый из которых характеризуется набором из k параметров. Для оценки поведения этих объектов во времени их

параметры измеряются с заданной периодичностью. В k -мерном пространстве X j объект в момент времени t представляется точкой

$$x_j(t) = (x_j^1(t), x_j^2(t), \dots, x_j^k(t)).$$

Совокупность точек в пространстве параметров $x_j(t_1), \dots, x_j(t_n)$ соответствует последовательности моментов времени измерения параметров t_1, t_2, \dots, t_n и является известной частью траектории объекта j .

Вектор

$$x_j(t) = (x_j^1(t), x_j^2(t), \dots, x_j^k(t))$$

характеризует состояние j -го объекта в момент времени t . А это означает, что взаимное расположение множества точек $x_1(t), \dots, x_N(t)$ в k -мерном пространстве параметров X отражает реальную классификацию (группировку по параметрам во времени) исследуемых объектов. Для выявления этой структуры используется мультистартовый метод кластеризации [4]. С его помощью в момент времени t_1 производится разделение n точек в пространстве X на r классов (кластеров). Число кластеров выбирается одним из известных методов [7, 10] и впоследствии остается неизменным; по рекомендациям [11] $r = \overline{3, \dots, 5}$.

Вопрос содержательной интерпретации классов решается экспертными методами. Вводится понятие эталона класса $a_i(t)$, $i = 1, \dots, r$ (обычно это центр класса) [7, 11].

Для объектов вычисляются расстояния $R_{ij}(t)$, $i = 1, \dots, r$, $j = 1, \dots, n$ до эталонов.

В момент времени t_2 каждая точка $x_j(t_2)$ с помощью классификации на основе разработанного метода оптимизации [3] относится к тому или иному классу, полученному на первом шаге. Далее производится пересчет значений центров кластеров (эталонов) $a_i(t_2)$, $i = 1, \dots, r$, и подсчет для точек $x_j(t_2)$ расстояний $R(x_j(t_2), a_i(t_2))$ до новых эталонов $i = 1, \dots, r$, $j = 1, \dots, n$. Такая процедура выполняется для всех m моментов времени. В итоге для каждого объекта получается последовательность из m позиций. В каждой позиции находится $r+1$ число. Первое из них – номер класса, к которому относился объект в соответствующий момент времени, последующие – значения расстояний до центров классов в тот же момент времени. По этим данным производится прогнозирование номера класса, к которому будет относиться каждый объект

в момент времени t_{m+1} . В качестве модели для прогноза для каждого объекта используется цепь Маркова с $г$ состояниями [7, 8, 11, 13, 14], для чего рассчитывается матрица переходных вероятностей $P = \|p_{ij}\|, j = 1, \dots, n, i = 1, \dots, г$.

Порядок цепи Маркова выбирается в зависимости от того, являются признаки, по которым проводится классификация, статистически зависимыми. Для оценки наличия такой зависимости для момента времени t_1 по методике [12] вычисляются дисперсии по каждому признаку в пределах кластеров и между кластерами, коэффициенты корреляции и при необходимости, для оценки тесноты нелинейной корреляционной связи – корреляционные отношения. Если все коэффициенты корреляции равны нулю, для прогноза используется цепь Маркова нулевого порядка. Если параметры не являются независимыми, порядок цепи устанавливается в соответствии с интервалом корреляции путем решения серии задач проверки гипотез о порядке цепи для моментов времени измерения параметров t_1, t_2, \dots, t_n по известным частям траектории объектов. Переходные вероятности для момента времени t_s определяются как

$$p_{ij}(t_s) = 1 / \{1 + \alpha R^P(x_j(t_s), a_i(t_s))\}, \quad (1)$$

где α и p – настраиваемые параметры метода.

Эта матрица используется для прогнозирования принадлежности объекта тому или иному классу [7, 8, 11, 12].

Согласно байесовской схеме при прогнозе объект относится к тому классу i_0 , для которого $p_{ji_0} = \max_{i=1, \dots, г} p_{ji}$ [7].

Предлагаемый метод опробован на примере прогнозирования параметров резисторов, предназначенных для длительно работающей аппаратуры ответственного назначения [15], с целью ранней диагностики отказов. Для обеспечения надежности такой ЭА при отборе резисторов необходимо учитывать отличия, обнаруживаемые до того, как они установлены в аппаратуру (так называемые «предвестники отказов»). Эти отличия должны дать возможность обнаружить не только те резисторы, которые имеют явные дефекты в момент испытаний, но и те, которые будут иметь недопустимый темп деградации.

По данным, приведенным в [15], 4000 резисторов были разделены на 9 групп по уровню шума от -26 дБ до +19 дБ. Затем при температуре окружающей среды 70°С выборки по 50 из групп с первой по шестую, и группы с седьмой по девятую

из 46, 22, 42 резисторов соответственно были включены на нагрузку. Через 24, 168, 1000, 5000 и 10000 часов проводились измерения величины сопротивлений резисторов с фиксацией их количества по каждой из подгрупп, выделенных по величине изменения сопротивления. Изменение сопротивления от их номинального значения фиксировалось для резисторов этих выборок в диапазоне $\pm 10\%$, разбитом на 23 меньших диапазона. При длительном функционировании резисторов рассеяние их сопротивлений значительно увеличивалось с одновременным смещением центра группирования и ростом асимметрии распределения. Поэтому разделение их на 9 кластеров с прослеживанием траекторий не представилось возможным. При анализе данных [15] оказалось, что из 14 резисторов, у которых после 10000 часов работы был отказ из-за обрыва контакта, 7 принадлежали к группе 9, содержащей 42 резистора, с уровнем шумов от 14 дБ до 19 дБ. После 24 часов работы обрывы были только в 2 резисторах (оба группы 9). После 1000 часов работы обрывы были обнаружены уже в 8 резисторах (в четырех из группы 9). Рассеяние величин сопротивлений резисторов после длительного функционирования в нагруженном режиме заметно больше для тех групп резисторов, которые имели высокий уровень шума, чем для тех групп, уровень шумов которых перед началом испытаний был низким. Это свидетельствует о том, что группа резисторов с высоким уровнем шума имеет не только склонность к отказам, но и меньшую стабильность величины сопротивления при длительной работе. Это свойство проявляется статистически, не для всех 100% резисторов этой группы, не в одинаковой степени для каждого резистора.

В качестве прогнозирующих параметров в работе были использованы уровень шума и математическое ожидание изменения сопротивления по группам. Данные первого контроля (через 24 часа работы в нагруженном режиме) были разделены с помощью адаптивной кластеризации на 3 кластера, включившие: первый – 2 и 8 группу, второй – 1 и с 3 по 7 группы, третий – 9 группу по уровню шума. Третий кластер – с самым высоким уровнем шума – значительно отдален от остальных по всей траектории. Поэтому представляется возможным отделить резисторы со значительным уровнем шума и с низкой надежностью уже после 24 часов испытаний. Траектории всех трех кластеров разделены до 3 момента контроля (1000 часов). В четвертый момент контроля (5000 часов) на траектории изменения во времени центра 1 кластера имеется локальный максимум, кластеры 1 и 2 объединяются, но в пятый момент контроля (10000 часов) разделяются снова. Для прогноза поведения параметров

первого кластера на этом этапе была использована цепь Маркова. Численную оценку статистической зависимости признаков при классификации по имеющимся данным провести не представилось возможным. Поэтому для прогноза была использована цепь Маркова нулевого порядка с тремя состояниями, в соответствии с определенным количеством кластеров. Матрица переходных вероятностей была вычислена в соответствии с (1), параметры метода α и ρ были приняты равными 1.

Прогноз был проведен для искусственно синтезированных выборок выбранной модели рассеяния параметров с математическим ожиданием в пределах $\pm 10\%$ от вычисленного значения центра первого кластера через 24 часа контроля. Этот прогноз дал результаты, аналогичные полученным в работах [13 - 14], где доказано, что погрешность при прогнозе с помощью байесовских процедур на цепях Маркова обратно пропорциональна размерам обучающих выборок и возрастает при прогнозе по малым выборкам.

Выводы

Разработан метод прогнозирования параметров для сокращения длительности производственных испытаний при применении байесовских процедур на цепях Маркова с помощью мультистартового субградиентного итеративного метода адаптивной кластеризации в пространстве ВП, отличающегося повышенной помехоустойчивостью и пониженной погрешностью.

Выбрана модель рассеяния параметров в процессе эксплуатации.

Предложенный метод опробован на примере отбраковки резисторов по уровню шума и стабильности. Он позволил сократить время производственных испытаний более чем на два порядка. Этот результат позволяет рекомендовать разработанный метод при отборе ИЭТ, предназначенных к использованию в длительно работающей аппаратуре ответственного назначения.

Литература

1. Гаскаров Д.В. Оптимизация технологических процессов в производстве электронных приборов / Д.В. Гаскаров, А.А. Дахнович. – М.: Высш. шк., 1986. – 191 с.
2. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука, 1968. – 400 с.
3. Крилов В.Н. Субградиентный итеративный метод оптимизации в пространстве вейвлет-преобразования / В.Н. Крилов, Г.Ю. Щербакова // Збірн. наук. праць Військ. ін-ту Київського нац. ун-ту ім. Т. Шевченка. – 2008. – Вип. 12. – С. 56-60.
4. Щербакова Г.Ю. Адаптивная кластеризация в пространстве вейвлет-преобразования / Г.Ю. Щербакова, В.Н. Крылов. // *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. – 2009. – № 6. – С. 123-127.
5. Недоступ Л.А. Технологические методы управления качеством радиоэлектронных измерительных устройств / Л.А. Недоступ, Е.Т. Удовиченко, Г.А. Шевцов. – М.: Изд. стандартов, 1976. – 124 с.
6. Дли М.И. Задача распознавания динамически изменяющихся образов: постановка и пути решения / М.И. Дли, В.А. Гимаров, В.В. Гимаров // *Программн. продукты и системы*. – 2001. – № 3. – С. 43-49.
7. Дорофеюк А.А. Методология экспертно-классификационного анализа в задачах управления и обработки сложноорганизованных данных / А.А. Дорофеюк // *Проблемы управления*. – 2009. – № 3.1 – С. 19-28.
8. Дорофеюк А.А. Методы стохастической аппроксимации в задачах классификационного анализа данных / А.А. Дорофеюк, Е.В. Бауман // *Искусственный интеллект*. – 2006. – № 2. – С. 47-49.
9. Гимаров В.А. Задачи нестационарной кластеризации состояния нефтехимического оборудования / В.А. Гимаров, М.И. Дли, С.Я. Битюцкий // *Нефтегазовое дело*. – 2004. – Т.2. – С. 203-207.
10. Загоруйко Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний / Н.Г. Загоруйко. – Новосибирск: Изд-во ин-та математики, 1999. – 270 с.
11. Дорофеюк Ю.А. Методы структурно-классификационного прогнозирования многомерных динамических объектов / Ю.А. Дорофеюк, А.А. Дорофеюк // *Искусственный интеллект*. – 2006. – № 2. – С. 138-141.
12. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика. / В.Е. Гмурман. – М.: Высш. шк., 1977. – 479 с.
13. Сергиенко И.В. Предсказание вторичной структуры белков на основе байесовских процедур распознавания / И.В. Сергиенко, Б.А. Белецкий, С.В. Васильев, А.М. Гупал // *Проблемы управления и информатики*. – 2007. – № 1. – С. 43-54.
14. Белецкий Б.А. Распознавание гипотез в моделях цепей Маркова / Б.А. Белецкий, А.А. Вагис, С.В. Васильев // *Компьютерная математика*. – 2007. – № 1. – С. 1-9.
15. Бердичевский Б.Е. Неразрушающий контроль элементов и узлов радиоэлектронной аппаратуры / Б.Е. Бердичевский, Л.Г. Дубицкий, Г.М. Сушинский, А.П. Агеев; под ред. Б.Е. Бердичевского. – М.: Сов. радио, 1976. – 296 с.

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.Г. Антошук, Одеський національний політехнічний університет, Одеса, Україна.

**ПРОГНОЗУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ
ЗА ДОПОМОГОЮ АДАПТИВНОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ**

Г.Ю. Щербакова

Запропонований метод і процедура його реалізації при прогнозуванні параметрів партії виробів електронної техніки для скорочення часу виробничих випробувань з допомогою завадостійкого мультістартового субградієнтного ітеративного методу адаптивної кластеризації в просторі вейвлет-перетворення у випадку значної зміни цих параметрів з часом, високому рівні завод та малих вибірках даних.

Ключові слова: адаптивна кластеризація, гіперболічне вейвлет-перетворення, шум, електронна апаратура, контроль.

**PARAMETERS PREDICTION
IN THE BASE ADAPTIVE CLUSTERING**

G. Yu. Shcherbakova

The electronic apparatus parameters prediction method in the base adaptive clustering in hyperbolic wavelet transforming domain is designed and justified. The implementation procedure for this method was worked up. That method investigation results allow recommend its for electronic apparatus parameters prediction in case of parameters changing in a course of time, high level of noise and small samples.

Keywords: Adaptive clustering, hyperbolic wavelet transforming, noise, electronic apparatus, inspection.

Щербакова Галина Юрьевна – канд. техн. наук, доцент, доц. каф. електронних средств и информационно-компьютерных технологий, Одеський Національний політехнічний університет, Одеса, Україна, e-mail: galina_onpu@mail.ru.