

ОБ ИНДИВИДУАЛЬНОМ ПРОГНОЗИРОВАНИИ
НАДЕЖНОСТИ НА ЭВМ

В. А. Михайлов, И. Б. Сироджа, Ю. П. Лукьянов

Харьков

Опишем состояние аппаратуры некоторой совокупностью чисел $v_1, v_2, \dots, v_n$ где v_i зависит от времени и представляет параметр, характеризующий ту или иную особенность или свойство аппаратуры.

Тогда можно сказать, что поведение аппаратуры есть некоторая функция времени в n -мерном пространстве параметров M . Кривую, определяемую этой функцией, назовем траекторией. Очевидно, траектории различных образцов аппаратуры одного и того же типа будут несколько отличаться друг от друга.

Естественно также предположить, что в M может быть выделено подпространство N размерностью $k \leq n$ когда $v_i \in N$ в некоторой степени зависит от работоспособности аппаратуры, т. е. от длительности исправной работы после момента времени, в который замерена численная величина параметра v_i . Параметры, входящие в N , назовем определяющими. Траектория k -того образца однотипной аппаратуры в подпространстве N есть некоторая функция $f_k(t)$, определенная на интервале (t_0, t_k) , где t_0 — начало эксплуатации или испытаний k -того образца, t_k — момент его отказа.

Выберем для всех образцов $t_0 < T < t_k$, и поставим в соответствие множеству значений $f_k(t)$ на интервале (t_0, T) число $t_k - T$, т. е. срок службы изделия после момента T . Если проделать такую операцию для достаточно большого числа образцов m , то для $m + 1$ образца можно будет тем или иным способом по значению $f_{m+1}(t)$ на интервале (t_0, T) определить достаточно точно $t_{m+1} - T$ т. е. предсказать, как долго данный образец аппаратуры проработает исправно после момента T .

Нахождение способов определения $t_k - T$ по известным значениям $f_k(t)$, $(t < T)$ для данного типа аппаратуры и является задачей индивидуального прогнозирования надежности, решение которой существенно облегчается, если все необходимые операции выполнить на ЭВМ.

Как следует из вышесказанного, индивидуальный прогноз надежности возможен в случае, когда имеется предварительная информация о $f_k(t)$ и t_k ($k = \overline{1, m}$) при достаточно большом m . Для уменьшения m разобьем интервал $(t_{k \max}, t)$ на несколько групп (классов), и траектории $f_k(t)$ на $(0, T)$ будем ставить в соответствие не число $t_k - T$, а номер класса, в который попало это число, согласно разбиению интервала $(t_{k \max} - T)$.

При таком подходе индивидуальный прогноз надежности на ЭВМ осуществляется в два этапа.

На этапе обучения ЭВМ сообщаются данные о траекториях образцов, принадлежащих каждой траектории к тому или иному классу. Аналитическая информация о $f_k(t)$ сообщается в виде отдельных значений функции в моменты t_j , $t_0 \leq t_j \leq t_k$. На этапе распознавания ЭВМ сообщаются только данные о траектории образца аппаратуры, уровень надежности которого нужно установить, и ЭВМ должна решить, какому классу принадлежит эта траектория. Узнавание производится машиной с помощью одного из алгоритмов распознавания образов.

Для решения указанной задачи был использован самосовершенствующийся обобщенный алгоритм распознавания образов, разработанный авторами.

Предлагаемый алгоритм основан на идее аппроксимации, — представление заданных образов областей пространства изображений областей специального вида (гиперсферами, — развитой академиком М. Глушковым в форме общего аппроксимационного алгоритма [2, 3]. Последний отличается от алгоритма В. М. Глушкова тем, что обучение осуществляется с помощью принципиально новой и более удобной (в вычислительном смысле) рекуррентной процедуры автоматического построения аналитического выражения в форме двузначного предиката, описывающего область каждого образа в пространстве признаков, вместо довольно громоздких процедур «сжатия — расширения» базовых гиперсфер в общем аппроксимационном алгоритме.

Отсылая читателя к указанной литературе [2—6], где подробно изложены теоретические предпосылки и обоснование сходимости алгоритма такого типа, приведем лишь основную теорему, используемую для обоснования предложенного алгоритма распознавания.

Теорема. Если некоторая область (D) состоит из областей $(D_1), (D_2), \dots, (D_m)$, заданных соответственно неравенствами $f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) > 0$, $f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) > 0$, а логика построения области (D) задана булевой функцией $D = F(D_1, D_2, \dots, D_m)$, то неравенство $\psi(x_1, \dots, x_n) \equiv \psi[f_1(x_1, \dots, x_n), \dots, f_m(x_1, \dots, x_n)] > 0$, где $\psi(u_1, u_2, \dots, u_m) = R_2$ — функция, соответствующая булевой функции $D = F(D_1, \dots, D_m)$, определяет область (D) .

Согласно приведенной теореме, двузначный предикат

$$P(x) \equiv \{\varphi[f_1(x_1, \dots, x_n), \dots, f_m(x_1, \dots, x_n)]\} \geq 0$$

определяет область (D) , определяемую логической формулой $D = F(D_1, \dots, D_m)$ таким образом, что принимает положительные значения (истинен) в точках данной области (D) и отрицательные значения (ложно) — вне области (D) .

Обобщенность аппроксимационного алгоритма понимается в рамках которого эффективного решения таких задач распознавания, когда модель произвольного объекта узнавания может быть представлена совокупностью численных значений характерных признаков либо результатами n опытов, выполненных над входными сигналами. При этом совокупность признаков уподоблена конечному словарю, которым установлена связь реального физического мира с машиной.

Таким образом, входная информация об объекте распознавания (процессе, ситуации) составляет изображение в виде вектора $V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$, координаты которого количественно характеризуют свойства изображения.

Предложенный обобщенный аппроксимационный алгоритм состоит из режима обучения и режима распознавания. Первоначально в режиме

обучения на вход алгоритма поступает информация об объектах распознавания, выбираемых согласно заданному полю вероятностей на пространстве изображений. В каждом такте обучения машина запоминает по одной точке V_j каждого из данных образов $A_j (j=1, N)$ и в соответствии с априорной классификацией «учителя» разделяет их гиперсферами с центрами в данных точках и радиусами, равными половине расстояния от заданной до ближайшей точки «чужого» образа в пространстве $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$. При этом каждая гиперсфера определяется предикатом

$$A_j \equiv P_j^+(V) \equiv \left\{ \left[\frac{r_j^2}{4} - \sum_{q=1}^n (v_{pq} - v_{sq})^2 \right] > 0 \right\}, \quad (1)$$

где p и s — p -тая и s -тая координаты соответствующей точки A_j — булева переменная, соответствующая каждой гиперсфере

$$r_j^2 = \min \left[\sum_{q=1}^n (v_{pq} - v_{sq})^2 \right]. \quad (2)$$

В последующих тактах обучения в каждой точке, сопровождаемой указаниями «учителя» о принадлежности к одному из данных образов, определяется значение истинности предикатов (1). Если соответствующий предикат ложен, то производится доопределение предшествующего предиката путем построения гиперсферы с центром в данной точке по указанным выше правилам, если же соответствующий предикат истинен — точка сохраняется в памяти машины, и предикат в данном такте остается без изменений.

Доопределение указанных предикатов производится в соответствии со следующей рекуррентной логической процедурой в сочетании с R_2 — функциональными операторами [4] при $\alpha = 1$.

$$\bar{x} = -x$$

$$x \Delta y = \frac{1}{2} (x + y - |x - y|) = \min(x, y), \quad (3)$$

$$x \vee y = \frac{1}{2} (x + y + |x - y|) = \max(x, y),$$

Если после r -того такта обучения распознаванию N образов построены предикаты $A_{j(r)} (j=1, N)$, а очередная точка $V_{(r+1)} \in A_{(j)}$, (т. е. j -тому образу), то после $(r+1)$ -того такта

$$A_{j(r+1)} = \begin{matrix} A_{1(r)} \wedge \bar{A}_{j(r+1)}; \\ A_{2(r)} \wedge \bar{A}_{j(r+1)} \\ \dots \\ A_{j(r)} \wedge \bar{A}_{j(r+1)}; \\ \dots \\ A_{N(r)} \wedge \bar{A}_{j(r+1)}. \end{matrix} \quad (4)$$

Используя операторы (1), (3) и логические рекуррентные выражения (4) в соответствии с приведенной выше теоремой, машина реализует автоматическое построение аналитических выражений в форме предикатов $P_j^+(V)$, определяющих в конце обучения некоторые поверхности, которые аппроксимируют в пространстве изображений границы областей заданных образов.

В режиме распознавания определяется результат классификации согласно номеру того предиката $P_j(V)$, который оказался истинным в испытуемой точке V_r .

Экспериментально алгоритм проверялся по данным испытаний на надежность электродвигателей ДИД-0,5, частично совпадающими с данными [1].

Испытания проводились циклично: 50 ч двигатели находились под нагрузкой при повышенной температуре, затем в течение 50 ч подвергались другим воздействиям, потом снова 50 ч работы при повышенной температуре и т. д. В начале и конце каждого периода замерялись параметры: напряжение трогания, число оборотов и ток обмотки возбуждения. Алгоритм проверялся по двум вариантам (цифры в скобках соответствуют второму варианту).

Для обучения и распознавания в ЭВМ «Урал-2» вводились параметры двигателя на протяжении 100 (50) ч его работы, т. е. ЭВМ перенимала фактически некоторыми 12-мерными (6-мерными точками). Двигатели были разделены на 2 класса: класс А и класс В со временем исправной работы более и менее 250 ч соответственно.

Таким образом, по данным испытаний, на протяжении 100 (50) ч делался прогноз, откажут ли двигатели в течение 150 (200) ч дальнейшей работы. В отличие от [1] нормировка данных не производилась. Во втором варианте эксперимент проводился при различном числе точек обучения.

Результаты проверки приведены в таблице. Из табл. видно, что уменьшение интервала (t_0 , T) от 100 до 50 ч привело к снижению точности прогноза; потребовалось значительно увеличить число точек обучения, чтобы получить приблизительно равные показатели точности.

В целом же при индивидуальном прогнозировании надежности, опирающемся на алгоритмы распознавания образов, необходимо обратить внимание на следующее.

Таблица 1

Вариант	Количество точек класса А					Количество точек класса В					Общий %		Машинное время для решения задачи, мин
	информативные точки при обучении	точек распознаваний	узнано	не знаю	ошибка	информативных точек при обучении	точек распознаваний	узнано	не знаю	ошибка	узнано	ошибка	
1	15	12	11	1	0	40	22	14	5	3	73	8,8	9
2	26	34	19	2	13	51	54	27	6	21	52,4	38,8	13
3	37	14	14	0	0	63	34	23	3	8	77	16,7	20

1. Правильный выбор определяющих параметров. Неверно выбранные параметры могут существенно исказить результаты прогнозирования либо в лучшем случае усложнить работу наблюдателя.

2. Интервал (t_0 , T) должен быть достаточно велик и одного порядка с интервалами прогнозирования. Малая длина интервала либо совсем не позволит сделать правильный прогноз на длительный промежуток времени, либо потребует большого объема обучающей информации.

3. В каждом конкретном случае следует продумать вопрос о таком преобразовании параметров, которое позволило бы ЭВМ более эффективно разделять классы. Вполне возможно, например, что соответствующая нормировка параметров двигателей позволила бы улучшить показатели приведенной таблицы.

ЛИТЕРАТУРА

1. А. И. Гракин, О. Г. Лосицкий и др. Индивидуальное прогнозирование долговечности электромеханических объектов с применением ЭВМ. «Стандарты и качество», 1966, № 5.
 2. В. М. Глушков. Теория алгоритмов. КВИРТУ, Киев, 1960.
 3. В. М. Глушков. Введение в кибернетику. Изд-во АН УССР, Киев, 1961.
 4. В. Л. Рвачев. Об аналитическом описании некоторых геометрических образов. ДАН СССР, т. 153, № 4, 1963.
 5. В. Л. Рвачев. Геометрические приложения алгебры логики. Изд-во «Техника», Киев, 1967.
 6. И. Б. Сироджа. Об одном алгоритме распознавания образов с использованием R -функций. «Техническая кибернетика», 1967, № 3.
-