ОЦЕНКА ТЕСТОПРИГОДНОСТИ ЦИФРОВЫХ УСТРОЙСТВ ПО ТАБЛИЦАМ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ

Кривуля Г.Ф., Дубинская Н.Г.
Кафедра АПВТ ХТУРЭ
krivoulya@khture.kharkov.ua

Annotation

Krivuly G.F., Dubiskaiy N.G. Evaluation of the digital devices testability with the tables of functioning. *The structural methods of the definition of indexes testability uses of the scheme of a digital device and evaluation under it the datas of indexes. However in a series of cases there is a necessity of an evaluation testability of a digital device on tables of functioning (truth tables or passages - exits). Thus a possible index testability is the functional correlation between output and entering binary variables. For digital devices with the limited number of an entering variable such correlation is determined by an evaluation of a Boolean derivative. However, at large number of entering gangs for a digital device there is a problem of the definition of indexes testability of a digital device at the limited number of these gangs. Whereas defined loss of an information in this case happens. It reduces in approximate evaluations of indexes testability.*

1. Введение.

Рассмотренный ниже метод оценки тестопригодности позволяет выполнить необходимые вычисления при заданном неполном числе входных наборов. В основе предлагаемого метода используется построение распознающего дерева , которое позволяет минимизировать неполный набор комбинаций входных переменных и получить тот же или близкий к нему результат, что и при минимизации полного входного набора [1]. При построении дерева учитывается важность отдельных составляющих набора по отношению к выходной функции. Неполный набор входных переменных используется в процессе построения распознающего дерева в качестве обучающей выборки , а экзаменующей выборкой могут быть те комбинации входных переменных, которые не использовались для обучения. Результат минимизации целесообразно представить в виде кубического покрытия, из которого могут быть получены D-покрытия цифрового устройства известными методами путем пересечения строк кубического покрытия. При этом каждому D-покрытию цифрового устройства будет соответствовать вероятностный коэффициент его достоверности , который вычисляется как ошибка распознавания экзаменующих выборок входных переменных на распознающем дереве.

2. Формирование распознающего дерева.

Покажем принцип формирования распознающего дерева для переключательной функции n двоичных переменных $f(x_1,x_2,...,x_i,...,x_n)$. При этом каждый аргумент исходной функции является двоичным признаком P_i распознающего дерева. Оценку важности признаков $P_1,P_2,...,P_n$ осуществляем по отношению к распознающей функции $f_R(x)$ следующим образом.

Пусть задана обучающая последовательность длиной M. Важность признака P_i по отношению к распознающей функции может быть оценена по формуле:

$$W(P_i)=\sum_{j=0}^{K-1}\frac{b_j}{h}\rho_j, \tag{1}$$

где $\rho_j = \max \dfrac{q_{ij}^m}{b_j}$, b_j (j=0,1, ..., K-1) - количество всех наборов в множестве M, на которых признак P_i принимает значение j; $q^m_{i;j}$ - количество всех наборов, в которых признак P_i принимает значение j, а функция $f_R(x)$ принимает значение $f_m(x)_j$(m=0,1,...,K-1); h - количество всех наборов множества M.

Величина $W(P_i)$ характеризует информацию, которую можно получить о функции $f_R(x)$, зная значение признака P_i на определенном наборе. Тот признак, для которого эта информация наибольшая, считается самым существенным по отношению к $f_R(x)$. Важность признака можно последовательно вычислять при использовании обучающих пар $(x, f_R(x))$, следующим образом.

Пусть имеем M обучающих пар $(x_1,f_R(x_1))$, $(x_2,f_R(x_2))$, $(x_3,f_R(x_3))$,..., $(x_M,f_R(x_M))$. Построение распознающего дерева производится в следующей последовательности.

Определяем важности $W(P_i)$ признаков, где i=1, 2, ... , n. Пусть имеем $W(P_S)$=max, $1 \le s \le n$, тогда признак P_S является начальной вершиной дерева. Так как признак принимает значения j=0,1,...,E, то от начальной вершины проводим дуги с индексами j=0,1,...,E. Из обучающей выборки выписываем все наборы q^m_j, где j=0,1,...,E; m=1,2,...,K (для каждого значения признака). Для первого значения признака P_S выбираем $q^t_0=max$ и считаем, что признак P_S при его значении равном «0», распознает функцию со значением $t(0 \le t \le K)$ с некоторой ошибкой распознавания. Ошибка распознавания определяется по формуле:

$$OSI=\left(\sum_{m=0}^{K}q_0^m\right)-q_0^t. \tag{2}$$

Указанную процедуру повторяем E раз для всех значений признака P_S и записываем для каждой ветви j $(j=0,1,...,E)$ $OSI_0, OSI_1,...,OSI_E$ соответственно .

Следующую вершину дерева поместим туда, где $OSI_j=max$. Пусть значение признака $P_S=r$, $0 \le r \le E$. Тогда очередной вершиной будет признак $P_l=r$, $1 \le l \le n$, важность которого при будет максимальной. При выявлении самого существенного признака важность P_S не подсчитываем. Процесс построения дерева заканчивается, когда следуя от вершины P_S вниз насчитываем n ярусов, или когда на некотором ярусе $1 < w \le n$ ошибка распознавания будет меньше или равна исходному заданному значению v этой ошибки, т.е. $OSI \le v$ (часто принимают v=0).

При двоичном представлении признаков P_i формулы (1) и (2) упрощаются. Вес или важность признака в этом случае определяется следующим образом

$$W(P_i)=\frac{\max(q_0^0,q_0^1)+\max(q_1^0,q_1^1)}{K}, \tag{3}$$

где K- число наборов на данном шаге определения важности признака P_i; q^0_0 – количество наборов, в которых P_i=0, $f(x_i)$=0; q^1_0 – количество наборов, в которых P_i=0,

$f(x_i)=1$; q^0_1 – количество наборов, в которых $P_i=1$, $f(x_i)=0$; q^1_1 – количество наборов, в которых $P_i=1$, $f(x_i)=1$.

Тот признак, для которого $W(P_i)$ максимален, считаем самым существенным по отношению к $f(x)$. Ошибка распознавания при этом вычисляется как

$$OSI_j = \min(q^0_j, q^1_j), \qquad (4)$$

где j = 0,1 – двоичное значение признака P_i; q^0_j – количество наборов, в которых $P_i=j$, $f(x_i)=0$; q^1_j – количество наборов, в которых $P_i=j$, $f(x_i)=1$.

Зная важность признака $W(P_i)$ и ошибку распознавания OSI_j выходной функции $f(x_i)$ признаком P_i можем построить распознающее дерево. В очередную вершину дерева помещаем признак, для которого $W(P_i)$ максимально. В случае равенства на данном этапе для всех признак выбирается произвольно. Из каждой вершины исходит две ветви, соответствующие значениям 0 и 1. Очередную вершину дерева помещаем на той ветви, для которой $OSI_j = max$. Предположим, что для данной ветви значение признака $P_S = 0$, тогда в следующей вершинс будет признак P_l, важность которого при P_S максимальна. При определении важности признака P_l признак P_S не учитывается.

3. Пример реализации алгоритма.

Применение рассмотренного алгоритма разберем на примере. Предположим, задана четырехвходовая комбинационная схема (рис.1), для которой необходимо получить минимизированную входную последовательность.

Пример схемы цифрового устройства

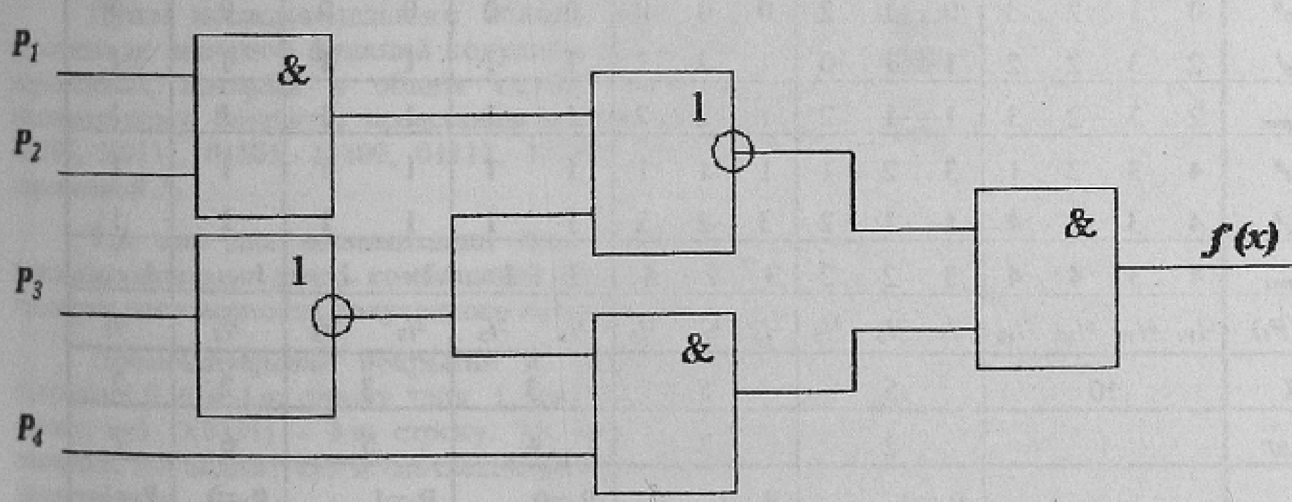

Рис. 1

Таблица истинности для данного устройства имеет следующий вид (табл. 1).

Таблица 1

N	P_1	P_2	P_3	P_4	$f(x)$	*N*	P_1	P_2	P_3	P_4	$f(x)$
0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	1	9	0	0	0	1	1
2	0	0	1	0	1	10	0	0	1	0	1
3	0	0	1	1	1	11	0	0	1	1	1
4	0	1	0	0	0	12	0	1	0	0	0
5	0	1	0	1	1	13	0	1	0	1	1
6	0	1	1	0	1	14	0	1	1	0	0
7	0	1	1	1	1	15	0	1	1	1	0

Для того, чтобы убедиться в эффективности предложенного алгоритма минимизации будем проводить для неполного набора входных комбинаций, например, для последних десяти наборов табл. 1 (n=6, 7, …, 15). Первые шесть наборов (n=0,1,…,5) используем в дальнейшем для проверки полученных результатов.

Процесс построения распознающего дерева начинаем с определения важности признаков по формуле (3).

Результаты сводим в таблицу 2.

Таблица 2

P_i	P_1	P_2	P_3	P_4	P_1	P_2	P_3	P_1	P_2	P_3	P_1	P_2	P_1	P_2	P_1	P_1
q_0^0	0	1	2	3	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
q_0^1	2	3	2	2	1	1	0	1	2	2	1	1	1	1	1	1
q_{0max}	2	3	2	3	1	1	2	1	2	2	1	1	1	1	1	1
q_1^0	4	3	2	1	3	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
q_1^1	4	3	4	4	1	1	2	3	2	2	1	1	1	1	1	1
q_{1max}	4	3	4	4	3	2	2	3	2	4	1	1	1	1	1	1
$W(P_i)$	$^6/_{10}$	$^6/_{10}$	$^6/_{10}$	$^7/_{10}$	$^4/_5$	$^3/_5$	$^4/_5$	$^4/_5$	$^4/_5$	$^4/_5$	$^2/_3$	$^2/_3$	$^2/_3$	$^2/_3$	$^2/_2$	$^2/_2$
K	10				5			5			3		3		2	2
Шаг	1				2			3			4		5		6	7
Путь					P_4=0			P_4=1			P_4=0 P_3=1		P_4=1 P_3=1		P_4=0 P_3=1 P_2=1	P_4=1 P_3=1 P_2=1

На этапах 3, 4, 5 признаки имеют одинаковую важность (на каждом этапе), поэтому в очередную вершину можно ставить любой из них.

В соответствии с рассмотренным выше алгоритмом строим распознающее дерево (рис.2). В конечных вершинах дерева (в прямоугольниках) приводим значение функции.

Распознающее дерево

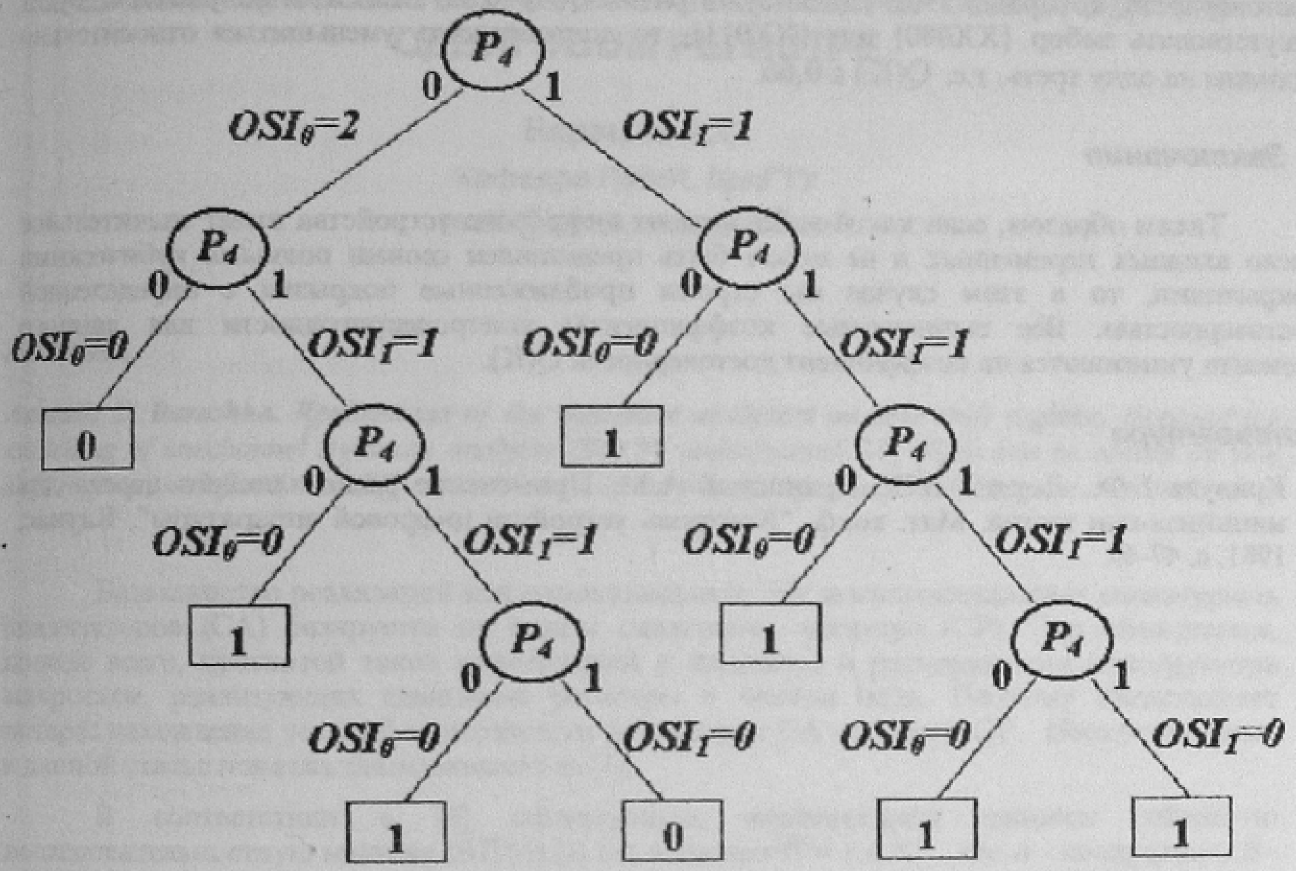

Рис. 2

Путем последовательного обхода всех возможных путей дерева от начальной вершины до значений функций получаем минимизированный набор комбинаций входных переменных, который в общем случае может быть минимальным или близким к минимальному. Результат представим в виде кубического покрытия K = {XX000, XX011, X0101, X0111, 01101, 11100, 01111, 11110}, где *x* - произвольное значение двоичной переменной P_i.

Так как для минимизации был использован неполный набор, то оставшиеся неиспользованными шесть комбинаций (см. табл. 1 n =0,1,...,5) мы можем использовать для проверки достоверности полученного кубического покрытия исходной функции.

Проанализировав покрытие K можно заметить, что куб {XX000} полностью покрывает 0-ю и 4-ю строку табл. 1, куб {XX011} – 1-ю и 5-ю строку, куб {X0101} – 2-ю строку, куб {X0111} – 3-ю строку. То есть, присвоив символу x определенное двоичное значение, мы видим, что и соответствующие строки табл. 1, не участвовавшие в процессе минимизации.

Полученное кубическое покрытие характеризуется определенной степенью приближения к истинному покрытию, так как для минимизации использовался неполный набор входных переменных. Для оценки такого приближения введем коэффициент достоверности Q(K), который вычисляется как отношение числа входных наборов из экзаменирующей выборки и покрываемых некоторыми строками кубического покрытия, к общему числу наборов экзаменуемой выборки. Для предыдущего примера Q(K)=1, так как все 6 наборов экзаменующей выборки принадлежат покрытию K.

Исключение из покрытия K для любого из наборов {X0101} или {X0111} снижает достоверность, которая в этом случае будет равна Q(K)=0,83. Если же в покрытии K будет отсутствовать набор {XX000} или {XX011}, то достоверность уменьшиться относительно единицы на одну треть, т.е. Q(K) ≅ 0,66.

4. Заключение

Таким образом, если какой-либо элемент цифрового устройства имеет значительное число входных переменных и не может быть представлен своими полными кубическими покрытиями, то в этом случае мы строим приближенные покрытия с определенной достоверностью. Все вычисляемые коэффициенты контролепригодности для данного элемента умножаются на коэффициент достоверности Q(K).

Литература

1. Кривуля Г.Ф., Логвин В.В., Пряницкий А.М. Применение распознающего дерева для минимиза-ции тестов. Мат. конф. “Контроль устройств цифровой аппаратуры”, Каунас, 1981, с. 47-49.