

ния, и то, что АКФ часто является симметричной функцией, не все вейвлеты одинаково хорошо подходят для этих целей. Основным критерием при выборе вейвлета являются его дискриминирующие свойства. В идеале, дискриминирующий вейвлет должен давать равномерное распределение для своего первого компонента. Вейвлет Уолша, выбранный для получения свёрток, не дает равномерного распределения, однако его дискриминирующих свойств первого компонента достаточно для уменьшения пространства поиска шаблонов в три-четыре раза.

Если степень различия свёрток ниже заданного пользователем порога, можно переходить ко второму этапу сравнению самих АКФ. На этом этапе отсеиваются те вектор-контуры, которые имеют подобные свертки, но при этом различные АКФ.

При сравнении АКФ контур считаем распознанным, если различия АКФ не превосходят заданного пользователем порога (стоит отметить, что данный порог не связан с порогом на первом этапе). Повышая порог, можно увеличить количество успешных распознаваний за счет увеличения шанса ложного распознавания, понижая наоборот, уменьшаем вероятность нахождения нужного элемента с помехами и понижаем шанс на распознавание шума.

Реализация предлагаемого подхода выполнена на языке С#. Для получения изображения и его предварительной обработки была использована библиотека EmguCV. Работа алгоритма проверялась при распознавании изображений печатных символов, получаемых в реальном времени с веб-камеры. Тестирование выявило невозможность распознавания символов при повороте относительно вертикальной оси, так как при этом появляются геометрические искажения, что ведет к изменению контура.

УДК 004.93'1; 004.032; 621.38.049.77

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ ФУНКЦИЙ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ ИНТЕГРАЛЬНЫХ МИКРОСХЕМ

Шепелевич М.А.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, г. Минск
Научный руководитель: Дудкин А.А., д.т.н., доцент*

Предложены правила определения параметров функций принадлежности для идентификации топологических объектов на изображениях топологических слоев интегральных схем или их фотошаблонов.

Ключевые слова: интегральная микросхема, обработка изображений, фотошаблон, нечеткая нейронная сеть, функция принадлежности.

Введение

При изготовлении интегральных микросхем важным является контроль технологических процессов, который заключается в измерении характеристик и проверке результатов основных операций на соответствие установленным требованиям [1]. Основной задачей при этом является идентификация объекта по изображениям, полученным с использованием систем технического зрения, т.е. обнаружение (определение границ) и локализация (определение местоположения) объектов с анализом их свойств и контролем параметров. При этом требуется по некоторым признакам выделять однородные области изображения, причем, как правило, это подобие нечеткое и часто нарушается. Наиболее подходят для ее решения нейросетевые технологии. Применение нейронных сетей в задачах обработки визуальной информации обосновывается также свойством обучаемости или адаптивности нейронных сетей к новым задачам, при этом сохраняются

архитектура сети и алгоритм ее функционирования [2]. Для повышения точности идентификации топологических объектов на изображениях топологических слоев интегральных схем предлагается использовать нечеткую нейронную сеть, построенную на основе многослойного неокогнитрона [3]. В данной работе предложен алгоритм определения параметров функций принадлежности для определения нечеткого различия двух изображений объектов топологических слоев интегральных схем или их фотошаблонов.

Определение параметров функций принадлежности можно разбить на следующие этапы:

а) Определяется область определения функции следующим образом: находятся максимальное и минимальное значения среди обучающих данных: $x_i^- = \min(x_i)$, $x_i^+ = \max(x_i)$, где x – значение обучающей выборки i -го входа сети, т.е. область определения функции принадлежности это интервал $[x_i^-, x_i^+]$.

б) Определяются параметры функций принадлежности с помощью методов определенных для каждой функции.

Функция нечеткого различия

Рассмотрим две матрицы

$$W = \begin{pmatrix} w_{1,1} & \cdots & w_{1,Y} \\ \vdots & \ddots & \\ w_{X,1} & & w_{X,Y} \end{pmatrix} \text{ и } A = \begin{pmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,Y1} \\ \vdots & \ddots & \\ a_{X1,1} & & a_{X1,Y1} \end{pmatrix}, \quad (1)$$

где W – матрица пикселей эталонного изображения;

A – образ матрицы W , который содержит искажения типа смещения.

Поскольку в матрице A предполагается смещение (изменение) как значений соответствующих пикселей, так и его геометрических координат, то матрица A имеет больший размер, определяемый максимальными величинами смещения по горизонтали и вертикали.

Для определения функции $fd(A, W)$ нечеткого различия двух матриц A и W введем два параметра B и R , которые задают диапазоны нечеткости различия. Параметр B – это диаметр яркостных искажений изображения, определяющий максимально допустимое расстояние между двумя пикселями изображения, которые считаются эквивалентными. Параметр R – радиус геометрических искажений, определяющий максимально допустимое смещение пикселей эталона на изображении (образе).

Отметим, что для любых двух соседних пикселей $a_{x1, y1}$, $a_{x2, y2}$ и их смещений $\vec{v}_{x1, y1}$, $\vec{v}_{x2, y2}$ справедливо $|\vec{v}_{x1, y1} - \vec{v}_{x2, y2}| \leq \theta$, где $\theta \leq \max(|\vec{v}_{x1, y1}|, |\vec{v}_{x2, y2}|)$. Данное свойство указывает на однородность геометрических искажений, т. е. на почти одинаковое смещение пикселей.

Построим матрицу

$$D = \begin{pmatrix} d_{1,1} & \cdots & d_{1,Y} \\ \vdots & \ddots & \\ d_{X,1} & & d_{X,Y} \end{pmatrix},$$

$$d_{x,y} = \begin{cases} 0, & \text{если } \min_{i,j=0,\dots,2R} (a_{x+i,y+j}) \leq w_{x,y} \leq \max_{i,j=0,\dots,2R} (a_{x+i,y+j}); \\ 0, & \text{если } |w_{x,y} - a_{x+R,y+R}| < B; \\ 1 & \text{в остальных случаях.} \end{cases} \quad (2)$$

Теперь имеем

$$x_i^- = \min_{i,j=0, \dots, 2R} (a_{x+i,y+j}),$$

$$x_i^+ = \max_{i,j=0, \dots, 2R} (a_{x+i,y+j}).$$

Если на каждой итерации обучения t поступает обучающий образ A^t , тогда в результате обучения получим последовательность модификаций матрицы пикселей эталонного изображения $\{W^t \mid t = 0, \dots, T\}$, где T – общее число итераций, определяется следующим образом:

$$x_i^-(t+1) = x_i^-(t) = \min_{i,j=0, \dots, 2R} (a_{x+i,y+j}),$$

$$x_i^+(t+1) = x_i^+(t) = \max_{i,j=0, \dots, 2R} (a_{x+i,y+j}),$$
(3)

где t – порядковый номер итерации усреднения.

Аналогичным образом строятся правила для задания яркостных различий.

Структура нечеткого нейрона

Структура нейрона, реализующего описанное выше правило активации, приведена на рис. 1, где значения $[\min_k, \max_k]$ определяются в (2): $\min_k = \min_i (a_{k+i}), i = 0, \dots, 2R$; $\max_k = \max_i (a_{k+i}), i = 0, \dots, 2R, k = 1, \dots, N$, где N – число входов нейрона.

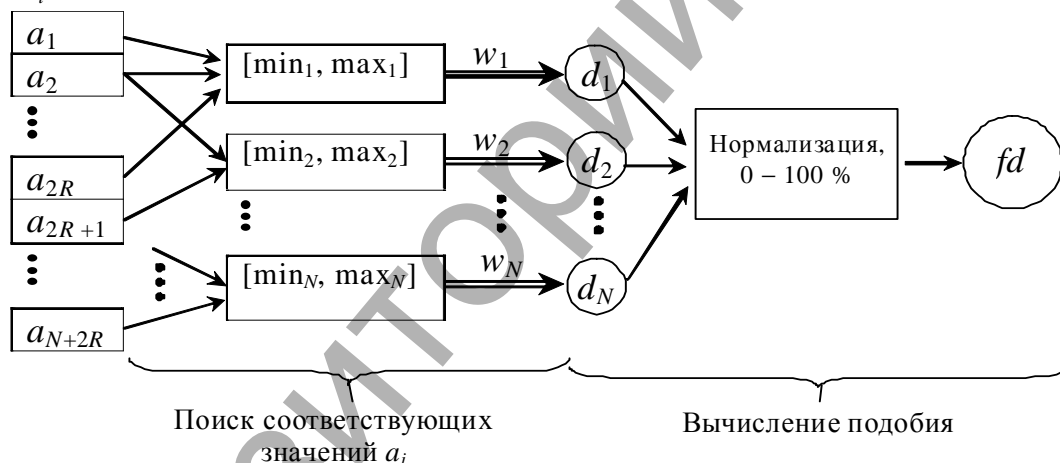


Рисунок 1 – Общая структура нечеткого нейрона

Заключение

В данной работе предложены правила для определения параметров функций принадлежности и общая структура нечеткого нейрона, которые могут быть использованы для разработки нечеткой нейронной сети на основе неокогнитрона [3] для идентификации топологических объектов на изображениях топологических слоев интегральных схем или их фотошаблонов.

Список цитированных источников

1. Аваков, С.М. Оптико-механические комплексы для бездефектного изготовления фотошаблонов 0,35 мкм и 90 нм / С.М. Аваков [и др.] // Фотоника (прил. к журн. «Электроника НТБ»). – 2007. – № 6. – С. 35-39.
2. Головкин, В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: учеб. пособие для вузов / В.А. Головкин; под общ. ред. А.И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
3. Дудкин, А.А. Обработка изображений в проектировании и производстве интегральных схем / А.А. Дудкин, Р.Х. Садыхов. – Минск: ОИПИ НАН Беларуси, 2008. – 270 с.