#### УДК 681.3.07



# ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОПТИМАЛЬНОГО УРОВНЯ ВЕЙВЛЕТ-РАЗЛОЖЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ ДЛЯ НОРМАЛИЗАЦИИ

О.А. Кобылин

ХНУРЭ, м. Харьков, Украина, kblin@kture.kharkov.ua

За счет определения оптимального уровня вейвлет-разложения возможно повысить скорость обработки изображения как традиционными методами, так и эффективно проводить нормализацию. Рассмотрены основные модели геометрических искажений, возникающие в системах технического зрения. Использование различных уровней разложения изображения позволяет существенно сократить количество операций, затраченных для нормализации.

НОРМАЛИЗАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗ, ГРУППА ПРЕОБРАЗОВАНИЙ, СИСТЕМА ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ, ЭТАЛОН

#### Введение

В системах технического зрения (СТЗ) используется множество различных методов обработки изображения [1, 4]. Однако не все они достаточно эффективны для различных типов изображений. Эффективность этих методов обработки изображений зависит от их способа представления. Именно от способа представления изображения зависит результативность анализа изображения. Существуют различные способы представления, такие как – частотная область Фурье, область Гильбертова представления и другие. Далеко не все способы представления информации приемлемы для использования в современных СТЗ. Поэтому на современном этапе развития СТЗ наблюдается большой интерес к разработке новых способов представления информации, в частности, используются различные алгоритмы быстрого преобразования Фурье, варианты косинусного и синусного преобразования, алгоритмы быстрого преобразования Хартли и другие.

В современных СТЗ необходимо в реальном масштабе времени проводить геометрическию компенсацию изображений для последующего сравнения с эталоном. Одним из методов используемым в СТЗ является нормализация изображений.

Нормализация изображения заключается в компенсации геометрических преобразований, полученных в результате отклонения входного изображения от эталонного. В зависимости от группы преобразования вычисляются параметры, позволяющие компенсировать геометрические преобразования. В зависимости от решаемой задачи допускается, что объект подвергнут искажениям и находится в заданной группе преобразований. Сокращение времени на геометрические преобразования остается актуальным на сегодняшний день.

Цель работы — определить оптимальный уровень вейвлет разложения изображения для нормализации.

Вейвлет-преобразование (wavelet transform) в настоящее время получило распространение во многих сферах применения обработки изображений: медицине, астрономии, в промышленности, системах компьютерной графики и других.

# 1. Вейвлет-разложения изображения

Главная идея вейвлетного преобразования – частотно-временное представление сигнала [2, 3].

Под вейвлет-преобразованием (wavelet transform) понимают разложение с помощью функций, каждая из которых является сдвинутой и масштабированной копией одной функции — материнского вейвлета [3].

Вейвлет-преобразование функции f(t) определяется выражением:

$$W[f(t)] = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

где *a* — масштаб; *b* — центр временной локализации; функция  $\varphi(t)$  является материнским вейвлетом и удовлетворяет условию  $\int_{+\infty}^{+\infty} \varphi(t) dt = 0$ .

Произведем разложение изображения  $B(x,y) \in L_2(R)$ , имеющего размер  $256 \times 256$  (рис. 1), как банк фильтров, применив следующие формулы:

$$vv_{j}(k,l) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} h'(2k-n)h'(2l-m)vv_{j-1}(n,m),$$
  

$$wv_{j}(k,l) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} g'(2k-n)h'(2l-m)vv_{j-1}(n,m),$$
  

$$vw_{j}(k,l) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} h'(2k-n)g'(2l-m)vv_{j-1}(n,m),$$
  

$$ww_{j}(k,l) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} g'(2k-n)g'(2l-m)vv_{j-1}(n,m),$$

где j — степень разрешения;  $m, n = 0...2^{j} - 1$ ,  $k, l = 0...2^{j} - 1; j = 0...J, L = 2^{j} - 1, h'(n) = h(L - n - 1),$ g'(n) = g(L - n - 1); n и m — координаты пикселов изображения  $vv_{j,k}^{(i)}$ ;  $k \ u \ l$  – координаты пикселов изображения  $wv_{j,k}^{(i)}$ ,  $vw_{j,k}^{(i)}$ ,  $ww_{j,k}^{(i)}$ ;  $h(t) \ u \ g(t)$  – импульсные характеристики низкочастотного и высокочастотного фильтра.



Рис. 1. Пример изображения

Рассмотрим уровни разложения, полученные в результате разложения. Схема разложения и пример разложения тестового изображения на 3 уровня представлен на рис. 2 и 3-5 соответственно. Ограничимся числом уровней разложения, равным 3.

В результате разложения получим по три матрицы горизонтальных, вертикальных и диагональных составляющих с одинаковым разрешением, принадлежащих каждому уровню разложения. При этом размер уровней декомпозиции изображения будет равен: для первого уровня — 128 × 128, второго – 64 × 64 и третьего – 32 × 32.

Из рисунка ясно видно структуру изображения, состоящую из ярко выраженных горизонтальных, вертикальных и диагональных составляющих, которые характеризуют изображение (рис. 3–5).



(L – низкочастотный фильтр, H – высокочастотный фильтр) Рис. 2. Двухмерное дискретное ВП



Рис. 3. Результат разложения по уровням декомпозиции 1-й уровень



Рис. 4. Результат разложения по уровням декомпозиции 2-й уровень



Рис. 5. Результат разложения по уровням декомпозиции 3-й уровень

В результате разложения получим на каждом уровне набор изображений, представляющих уменьшенные копии изображения:

$$WB^{(0)}(x,y) \supset WB^{(1)}(x,y) \supset \ldots \supset WB^{(k)}(x,y),$$

где  $WB^{(0)}(x,y)$  – исходное изображение;  $WB^{(1)}(x,y) \supset ... \supset WB^{(k)}(x,y)$  – его уменьшенные копии, полученные с применением декомпозирующего фильтра h.

Изображения, полученные на каждом уровне разложения  $WB^{(1)}(x,y) \supset ... \supset WB^{(k)}(x,y)$ , оптимально подходят для выполнения процедур нормализации изображения.

При этом для каждого такого изображения можно выделить детализирующую компоненту, дополняющую его до изображения предыдущего уровня

$$d^{(i)} = WB^{(i+1)} * g^* = WB^{(i+1)} - WB^{(i)}$$

где  $g^*$  — высокочастотный декомпозирующий фильтр.

При этом очевидно, что

 $WB^{(0)} = d^{(1)} + d^{(2)} + \ldots + d^{(k-1)} + WB^{(k)}$ .

Полученный набор изображений позволяет проводить более детальный анализ исходного изображения. Переход к другим уровням разложения позволяет отойти от мелких и случайных деталей, лучше выявить «внутреннюю» структуру при анализе геометрических искажений.

В связи с этим представляет интерес проводить нормализацию на разных уровнях разложения изображения. Изображения, полученные в результате вейвлет-разложения, лучше подходят для нормализации, чем исходное полутоновое изображение.

Однако в результате вейвлет-преобразования на каждом шаге происходит изменение размера изображения в два раза (изображение пропускается через фильтры с полосой пропускания 0,5). Очевидно, что не каждый уровень разложения изображения подходит для операции нормализации. Поэтому необходимо определять оптимальный уровень вейвлет-разложения. Это особенно важно при проведении операций, связанных с геометрическими преобразованиями — нормализацией изображения.

Для определения оптимального уровня разложения проведем анализ полученных коэффициентов  $wv_{j,k}^{(i)}$ ,  $vw_{j,k}^{(i)}$ ,  $ww_{j,k}^{(i)}$ ,  $j,k \in \mathbb{Z}$ , которые характеризуют энергетическую структуру изображения на различных уровнях декомпозиции. Сформируем из полученных коэффициентов  $vv_{j,k}^{(i)}$ ,  $wv_{j,k}^{(i)}$ ,  $vw_{j,k}^{(i)}$ ,  $ww_{j,k}^{(i)}$ ,  $j,k \in Z$  признаки  $G_B^i$ ,  $G_H^i$ ,  $V_B^i$ ,  $V_H^i$ ,  $D_B^i$ ,  $D_H^i$ , которые характеризуют горизонтальную, вертикальную и диагональную направленность эталонного В и Н анализируемого изображения на различных уровнях декомпозиции.

Горизонтальные коэффициенты ВП эталонного и анализируемого изображения:

$$G_B^{(i)} = \sum_{i=1}^n \max\left\{wv_{j,k}^{(i)2}, j, k = 1..2^i\right\};$$
  

$$G_H^{(i)} = \sum_{i=1}^n \max\left\{wv_{j,k}^{(i)2}, j, k = 1..2^i\right\}.$$

Вертикальные коэффициенты ВП эталонного и анализируемого изображения:

$$V_B^{(i)} = \sum_{i=1}^n \max\left\{vw_{j,k}^{(i)2}, j, k = 1..2^i\right\};$$
  
$$V_H^{(i)} = \sum_{i=1}^n \max\left\{vw_{j,k}^{(i)2}, j, k = 1..2^i\right\}.$$

Диагональные коэффициенты ВП эталонного и анализируемого изображения:

$$D_B^{(i)} = \sum_{i=1}^n \max\left\{ww_{j,k}^{(i)2}, j, k = 1..2^i\right\};$$
  
$$D_H^{(i)} = \sum_{i=1}^n \max\left\{ww_{j,k}^{(i)2}, j, k = 1..2^i\right\}.$$

Сформированные признаки можно использовать для определения оптимального уровня разложения.

Однако не каждый уровень разложения изображения подходит для операции нормализации.

Это объясняется тем, что сигнал претерпевает значительные изменения сразу на многих масштабах исследования и, соответственно, характеризуется возрастанием вейвлет-коэффициентов для многих уровней детализации в то время, как на стационарных участках вейвлет-коэффициенты оказываются сгруппированными вблизи определенных масштабов. Выбор уровня разложения может быть сведен к отысканию моментов увеличения вейвлет-коэффициентов на значительном количестве уровней масштабирования.

Таким образом, нормализацию необходимо проводить на том уровне разложения, который максимально сохраняет структуру изображения.

В этом случае возможно проводить анализ каждого уровня разложения и определять его оптимальный уровень разложения изображения для нормализации с помощью формулы:

$$\frac{G_B^i + V_B^i + D_B^i}{N^i} \le \frac{G_H^1 + V_H^1 + D_H^1}{N^1}, \qquad (1)$$

где  $N^i$  — количество коэффициентов разложения на каждом уровне декомпозиции;  $N^1$  — количество

коэффициентов разложения на 1-ом уровне декомпозиции.

Первый уровень, для которого выполняется условие (1), является наиболее информативным.

# 2. Компенсация геометрических искажений для различных моделей смещений на различных уровнях разложения

В результате анализа первого уровня разложения с помощью формул вычисления средней разности, максимальной разности и среднеквадратической погрешности можно утверждать, что для компенсации геометрических искажений можно использовать и последующие уровни разложения изображения. Поэтому нормализаторы и функционалы для базовых групп для различных уровней разложения можно записать в следующей форме:

— Для модели  $B(x, y) = B_1(x-n, y)$ , группы  $G_{c,x}$  нормализатор примет вид:

$$WF_C(B) = WB(x + \Phi w_1^i, y),$$

Где  

$$\Phi w_{1}^{i} = \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} nvv_{0}^{i}(n,m)}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} vv_{0}^{i}(n,m)} - \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} nvv^{i}(n,m)}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} vv^{i}(n,m)}$$

— Для модели  $B(x, y) = B_I(x, y-m)$ , группы  $G_{c,y}$  нормализатор примет вид:

$$WF_C(B) = WB(x, y + \Phi w_2^i),$$

где

$$\Phi w_{2}^{i} = \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} mvv_{0}^{i}(n,m)}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} vv_{0}^{i}(n,m)} - \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} mvv^{i}(n,m)}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} vv^{i}(n,m)}$$

– Для модели B(x, y) = B(x-n, y-m), группы  $G_{c,x,y}$  нормализатор примет вид:

$$WF_C(B) = WB(x + \Phi w_1^i, y + \Phi w_2^i),$$

гле

$$\Phi w_{1}^{i} = \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} nvv_{0}^{i}(n,m)}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} vv_{0}^{i}(n,m)} - \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} nvv^{i}(n,m)}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} nvv_{0}^{i}(n,m)} ,$$
  
$$\Phi w_{2}^{i} = \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} nvv_{0}^{i}(n,m)}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} vv_{0}^{i}(n,m)} - \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} nvv^{i}(n,m)}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} vv_{0}^{i}(n,m)} .$$

— Для модели  $B(x, y) = B(\kappa x, \kappa y)$ , группы  $G_m$  нормализатор в случае равномерного и неравномерного изменения масштаба имеет вид:

$$WF_d(B) = WB(x\Phi w^i, y\Phi w^i),$$
$$WF_d(B) = WB(x\Phi_1 w^i, y\Phi_2 w^i),$$

где

$$\begin{split} \Phi w^{i} &= \frac{\sum\limits_{n=0}^{2^{j}-1}\sum\limits_{m=0}^{2^{j}-1}vv^{i}\left(n,m\right)}{\sum\limits_{n=0}^{2^{j}-1}\sum\limits_{m=0}^{2^{j}-1}vv_{0}^{i}\left(n,m\right)},\\ \Phi_{1}w^{i} &= \sqrt{\frac{\sum\limits_{n=0}^{2^{j}-1}\sum\limits_{m=0}^{2^{j}-1}n^{2}vv^{i}\left(n,m\right)}{\sum\limits_{n=0}^{2^{j}-1}\sum\limits_{m=0}^{2^{j}-1}vv^{i}\left(n,m\right)}},\\ \Phi_{2}w^{i} &= \sqrt{\frac{\sum\limits_{n=0}^{2^{j}-1}\sum\limits_{m=0}^{2^{j}-1}m^{2}vv^{i}\left(n,m\right)}{\sum\limits_{n=0}^{2^{j}-1}\sum\limits_{m=0}^{2^{j}-1}vv^{i}\left(n,m\right)}}. \end{split}$$

— Для модели  $B_0(x, y) = B(x + hy, y)$ , группы  $G_{h,x}$ нормализатор примет вид:

 $WF_{H_{Y}}(B) = WB(x + \Phi w^{i}y, y)$ .

где

$$\Phi w^{i} = \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} nmvv^{i}(n,m)}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} m^{2}vv^{i}(n,m)}.$$

— Для модели  $B_0(x, y) = B(x, y+hx)$ , группы  $G_{h,y}$  нормализатор примет вид:

$$WF_{Hy}(B) = WB(x, y + \Phi w^i x),$$

ai 101 1

где

$$\Phi w^{i} = \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} nmvv^{i}(n,m)}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} m^{2}vv^{i}(n,m)}.$$

– Для модели:

 $B(x,y) = B_0(x\cos(\theta) + y\sin(\theta) - x\sin(\theta) + y\cos(\theta)),$ группы  $G_u$  нормализатор примет вид:

$$F_U(B) = B(x\sin\Phi w^i + y\cos\Phi w^i, -x\sin\Phi w^i + y\cos\Phi w^i),$$
где

$$\Phi w^{i} = \frac{1}{2} \operatorname{arctg} \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} 2vv^{i}(n,m) (n^{3}m + nm^{3})}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} vv^{i}(n,m) (n^{4} + m^{4})}$$

– Для модели:  $B_0(x, y) = B\left(\frac{x}{\lambda y+1}, \frac{y}{\lambda y+1}\right)$ , груп-

пы  $G_p$  нормализатор перспективы примет вид:

$$F_P(B) = B\left(\frac{x}{\Phi w^i y + 1}, \frac{y}{\Phi w^i y + 1}\right),$$

где

$$\Phi w^{i} = \frac{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} \frac{vv^{i}(n,m)}{n^{4}}}{\sum_{n=0}^{2^{j}-1} \sum_{m=0}^{2^{j}-1} \frac{vv^{i}(n,m)}{n^{3}}}$$

# 3. Эксперименты

Исследования проводились на базе компьютерной модели, позволяющей моделировать различные ситуации, возникающие в СТЗ. В компьютерной модели реализована возможность загрузки тестовых видеопоследовательностей синтезированных в 3DMAX. На синтезированные видеопоследовательности были наложены функция шума с нормальным и равномерным законами распределения.

Экспериментальные исследования устойчивости методов нормализации проводились с помощью компьютерного моделирования. Эталонное изображение объекта искажалось перспективным преобразованиями. Также с геометрическими искажениями накладывался нормальный шум с соотношением сигнал/шум от 10/2 до 10/5.

Испытания проводились для нескольких десятков изображений и видеопоследовательностей. В таблицах приводятся полученные усредненные значения.

Нормализация проводилась двумя способами:

 – с использованием различных уровней вейвлет разложения;

- с помощью «классической» нормализации.

Проведем нормализацию изображения, искаженного перспективным преобразованием, с помощью нормализатора:

$$F_{P_{y}}(B) = B\left(\frac{x}{\Phi y+1}, \frac{y}{\Phi y+1}\right),$$

где функционал ф определяется как:

$$\Phi = \frac{\iint\limits_{D} \frac{B(x, y)}{x^4} dxdy}{\iint\limits_{D} \frac{B(x, y)}{x^3} dxdy}$$

Результат исследований нахождения параметров с помощью «классической» нормализации для перспективной группы приведен в табл. 1.

Таблица 1

Параметры преобразований	Погрешность $\Delta$ , %
3,27	1,5
8,33	1,7

Следующим этапом экспериментальных исследований была нормализация изображения, искаженного перспективным преобразованием, на различных уровнях разложения.

Параметры преобразований	Погрешность Д. %
1-й уровень разложения	
3,23	1,5
8,27	1,7
2-й уровень разложения	
3,13	2,7
8,28	1,8
3-й уровень разложения	
3,18	3,2
8,21	4,1

#### Таблица 2

Результаты проведенных экспериментов показывают, что возможно эффективно применять различные уровни вейвлет разложения в СТЗ.

# Выводы

В статье предложено использовать различные уровни разложения для нормализации изображения, полученные в результате вейвлет-преобразования. Рассмотрены различные типы вейвлетов. Использование различных типов вейвлетов влияют на определение оптимального уровня разложения. Определение оптимального уровня разложения изображения позволяет существенно сократить время нормализации в системах технического зрения с целью дальнейшего распознавания наблюдаемого объекта. Список литературы: 1. Путятин Е.П., Аверин С.И. Обработка изображений в робототехнике. – М.: Машиностроение, 1990. – 320 с. 2. Петухов А.П. Введение в теорию базисов всплесков. – СПб.: Изд-во СПбГТУ, 1999. – 132 с. 3. Малла С. Вэйвлеты в обработке сигналов. – М.: Мир, 2005. – 671 с. 4. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход: Пер. с англ. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2004. – 928 с.

## Поступила в редколлегию 9.09.2008

# УДК 681.3.07

Визначення оптимального рівня вейвлет-розкладання зображення для нормалізації / О.А. Кобилін // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал — 2008. — № 2 (69). — С. 51-55.

Розглядається можливість компенсації геометричних перекручувань у системах технічного зору із застосуванням вейвлет-розкладання зображення. Використання різноманітних рівнів вейвлет-розкладання зображення дозволяє скоротити час нормалізації в системах технічного зору.

Табл. 2. Іл. 5. Бібліогр.: 4 найм.

# UDK 681.3.07

Detection of image wavelet-decomposition optimal level for normalization / O.A. Kobylin // Bionics of Intelligence: Sci. Mag.  $-2008. - N_{\odot} 2$  (69). -P. 51-55.

A possibility of geometric distortions compensation in the technical vision field via wavelets decomposition approach is considered. Using various level the image wavelets decomposition allows to reduce the time for image normalization in the technical vision systems.

Tab. 2. Fig. 5. Ref.: 4 items.