

CNIC-01659
CAEP-0121

利用小波变换进行目标识别
TARGET RECOGNITION
BY WAVELET TRANSFORM
(In Chinese)

中国核情报中心
China Nuclear Information Centre

CNIC-01659
CAEP-0121

利用小波变换进行目标识别

李正东 何武良 郑晓东 成家源 彭文 裴春兰 宋琛
(中国工程物理研究院应用电子学研究所, 绵阳, 621900)

摘 要

小波变换具有多分辨率的特点, 并且这个特点呈 Mallat 塔形分解形式, 这种分解方式和人们由粗到细, 逐渐辨识图像的思维方式极其吻合。此外, 小波变换还具有易于消除噪声、运算方便、能够体现图像特征点信息等优点, 主要阐述了一种基于小波变换这些众多优点上的目标图像识别方法。

关键词: 小波变换 目标识别 金字塔结构

Target Recognition by Wavelet Transform

(In Chinese)

LI Zhengdong HE Wuliang ZHENG Xiaodong CHENG Jiayuan
PENG Wen PEI Chunlan SONG Chen
(Institute for Application of Electric Research, CAEP, 621900)

ABSTRACT

Wavelet transform has an important character of multi-resolution power, which presents pyramid structure, and this character coincides the way by which people distinguish object from coarse to fineness and from large to tiny. In addition to it, wavelet transform benefits to reducing image noise, simplifying calculation, and embodying target image characteristic point. A method of target recognition by wavelet transform is provided.

Key words: Wavelet transform, Target recognition, Pyramid structure

引言

小波变换是近几年来取得很大发展的一门新型学科，它突破了传统的信号分析手段-傅立叶变换的限制，实现了对信号不同区域、不同分辨率的分析，小波变换的这种特性使得它可广泛应用于信号处理、地震勘探、流体力学、图像分析等领域^[1, 2]。本文仅就小波变换在图像目标中的识别作一个简单的介绍。

1 利用小波变换进行目标识别的背景

一般而言，表征二维数字图像的特征量大体上可分为空域特征量和频域特征量，其中空域特征量常包括图像的灰度均值、灰度均方差、目标长宽比、目标圆度等；而频域特征量常包括图像的傅立叶变换系数、DCT 变换系数、小波变换系数等。空域特征量一般是从整体角度反映图像灰度范畴的数字化特征参量，这些特征量简洁、方便，但它们仅能提供图像目标有限的信息，尤其对于图形复杂的图像，凭借这些特征很难重建原始图像。空域特征参量这方面不足很大程度上削弱或限制了它在图像目标识别中的作用。相比较而言，频域特征量常包含有图形形状的丰富信息，它不仅包含有图像的轮廓信息（低频分量），而且还包含有图像的细节信息（高频分量），更为重要的是，若进一步考虑频域变换系数的相位信息，频域变换系数集合与图像目标就可建立较强的对应关系，这无疑将非常有助于图像目标的识别。尽管从算法的复杂度和应用的现实性出发，实际应用中不可能用到频域上所有的变换系数及其相位信息，但普通图像大部分能量集中在相对较少变换系数上的这一特点使得利用频域特征分量进行图像目标识别仍显得极为诱人。

在频域特征量中，常用的有傅立叶变换、DCT 变换等，但小波变换的以下优点显得它较其他变换更加适合于图像目标的识别。(1) 具有多分辨率的特性。小波变换的这个特点是指利用小波变换可对原始图像进行不同尺度的分解，从而获得目标图像不同层次的轮廓信息和细节信息。并且对一个尺度的轮廓进行更小尺度的分解，就可呈现出更小尺度的轮廓信息和细节信息，这和人们由粗到细、由大到小逐渐辨识图像目标类型的思维方式极其吻合，这就为基于小波变换的目标识别提供了客观上的可能性。(2) 具有运算速度快的特点。首先，小波变换对原始图像的分解呈 Mallat 塔式分解，其相邻尺度空间的尺度函数和小波函数满足二尺度方程，且方程中的滤波器系数对任意两相邻尺度队保持恒定。其次，小波变换具有集中信号能量的能力，这使得小波变换后图像的信息仅仅集中在少数几个变换系数上，多度变换系数为零。这些特点有助于降低图像目标小波变换的时间复杂度和空间复杂度。(3) 小波变换后代表图像顶点等特征点的模极大值的范数不随图像的旋转、平移和伸缩的变化而改变，但模极大值的相位携带有目标图像的方向信息，这些信息可以用来进行图像的旋转配准，这个特点开拓了图像目标识别的范围。(4) 小波分解后，数据量并没有大的增加，不会占用大量的计算机内存，有利于计算机的实时处理。(5) 利用图像信号突变点和噪声对小波系数敏感性的不同，也可进行图像的消噪处理，从而可以进一步提高图像目标识别的准确率。总之，小波变换是进行图像目标识别较为理想的工具。

2 小波变换在目标识别中的优点

由二维 MRA 可以推导出二维正交小波变换的快速算法, 即 Mallat 塔式分解, 即假设 $s^0_{i,l}$ 为尺度空间剩余尺度系数序列, h_0 , h_1 分别为小波函数的低通滤波器和高通滤波器系数, 这两组系数对任意尺度都是恒定的, 这样小波变换的快速分解可表示如下^[2]:

$$\alpha^{j,i,l} = \sum_{k,n} h_1(k-2i)h_0(m-2l)s^{j-1}_{k,m} \quad (1)$$

$$\beta^{j,i,l} = \sum_{k,n} h_0(k-2i)h_1(m-2l)s^{j-1}_{k,m} \quad (2)$$

$$\gamma^{j,i,l} = \sum_{k,n} h_1(k-2i)h_1(m-2l)s^{j-1}_{k,m} \quad (3)$$

$$s^{j,i,l} = \sum_{k,n} h_0(k-2i)h_0(m-2l)s^{j-1}_{k,m} \quad (4)$$

可知, 原始图像在一个尺度下的轮廓可以分解为更小尺度下的四个部分, 它们是分别经过不同的滤波器得到的代表原始图像不同信息的结果, 其中 $s^{j,i,l}$ 是 $s^{j-1,i,l}$ 经过行与列两个方向上的两个低通滤波器获得的, 它对应于 $s^{j,i,l}$ 在下一尺度上的轮廓信息; $\alpha^{j,i,l}$ 是 $s^{j-1,i,l}$ 经过行方向上的高通、列方向上的低通获得的, 它对应于 $s^{j-1,i,l}$ 水平方向上的细节信息在垂直方向上的概貌; 同理, $\beta^{j,i,l}$ 表示的是 $s^{j,i,l}$ 垂直方向上的细节信息在水平方向上的概貌; $\gamma^{j,i,l}$ 表示的是 $s^{j,i,l}$ 对角方向上的细节。无论是尺度的逐渐细化, 还是一定尺度下的四个组成部分都与人们正常辨识事物的思维方式相吻合, 即首先利用目标一定尺度下的轮廓信息判别目标类型, 若利用轮廓信息暂无法判定目标类型时, 可以进一步比较不同方向的细节信息, 若利用这些信息仍然无法确定目标类型, 可进行更小尺度上的分解, 再进行同上类推。这样既可满足比较精度, 又可节省识别时间。

从算法复杂度来看, 小波变换也体现出一定的优点。首先由式(1)~(4)中的二抽取卷积可知, 输入图像为矩阵 $N \times N$ 时, 通过小波变换, 其输出仍为 $N \times N$, 增加图像分解的层次并没有增加数据量; 另外, 信号在小波变换域中主要集中在少数系数上, 通过阈值处理还可使大量系数为零, 若再考虑到通过模极大值精确近似原始信号的可能, 还可进一步减小数据量。这些特点使得可用原始图像小波变换后的较少数据来表示原始图像较丰富的信息, 这样减小了对计算机内存的占用。其次, 图像的小波变换呈 Mallat 塔式分解, 其滤波器系数保持不变, 这样大大减小了反复计算滤波器系数的计算量。统计表明, 对长度为 N 的序列作 DTWT 仅仅需要 $O(N)$ 的计算量; 采用 FFT 作 DFT 则需要 $O(N \log N)$ 的计算量; 直接作 DFT 则需要计算量 $O(N^2)$ 。由此可见, 利用小波系数表示原始图像既有利于降低对计算机存储空间的要求, 又可提高图像目标信息的匹配速度。

在消噪方面, 小波变换同样具有一定的特色。实际中的输入图像由于受到各种非理想因素的干扰, 可能会带有白噪声, 而白噪声的李氏指数 $\alpha < 0$, 这样可知白噪声主要影响小波变换中小尺度的模极大值, 对于大尺度模极大值的影响较小, 且其变换后的模极大值随着尺度的增加而减小; 而图像突变部分李氏指数 $\alpha > 0$, 其小波变换后的模极大值

随着尺度的增加而增加。依据二者不同的特点并采取相应的阈值处理方法便可降低噪声对图像的干扰。

再者采用合适的小波变换，可使变换后的小波系数带有目标的方向信息，这种具有“极化”功能的小波辅以目标顶点等特征点可以用来进行两幅图像之间相对旋转角的校正^[3]。因为当目标图像在探测器视场内平移、旋转、缩放时，表示目标顶点等图像灰度发生跃变的点对应的小波变换系数的一些特性将保持不变，如三个顶点（模极大值）组成的任意两条直线的夹角保持相等、相应边长的比值保持恒定等。利用这些特性就可寻找、确定相对应的特征点，然后再通过它们携带的相位信息进行两幅图像旋转角的校正。

此外，若 $WT_f(a, \tau)$ 表示对信号 $f(t)$ 的小波变换，根据以下平移特性和尺度特性的数学表达式可知，原始图像的缩放和平移对小波系数的影响仅仅表现在小波系数在频轴上的伸缩或平移，不会影响小波系数的幅值相互之间的相对分布。这样可把小波系数或模极大值看成一维或二维矢量，再用比较两个矢量相似度的方法来衡量两幅图像之间的相似度。

$$WT_{f(t-t_0)}(a, \tau) = WT_f(a, t_0 - \tau) \quad (5)$$

$$WT_{f(\frac{t}{\lambda})}(a, \tau) = \sqrt{\lambda} WT_f(\frac{a}{\lambda}, \frac{\tau}{\lambda}) \quad (6)$$

3 具体的算法实现

(1) 选取小波函数，确定小波变换的平移范围及变换尺度的数目及范围。小波变换与傅立叶变换一个非常明显的不同点是小波变换中的小波基并不唯一，满足容许性条件的小波从理论上来说都可以进行信号的分析 and 重构。考虑到运算的简便性和图像识辩的特性要求，常选满足正交性、且变换后带有目标边缘信息的小波为变换基。确定小波外，还应根据实际需要确定小波变换的平移范围和变换尺度的数目及步长。

(2) 用小波基函数对目标论域中的参考图像进行小波变换。通过小波变换便可得到不同尺度下的小波变换系数，在此基础上进一步提取不同尺度下的模极大值及其相关信息，如模极大值出现的位置、模极大值的范数和相位及其对应的尺度因子等，并存储结果，以备后用。这里假设结果为： $s_i^j \alpha_i^j \beta_i^j \gamma_i^j (j, (r, \phi), (x, y))$ ，其中 i 代表参考图像在目标论域中的序号， j 代表原始图像分解的尺度因子。 s_i^j 代表目标图像的轮廓部分， α_i^j 代表目标图像的水平细节， β_i^j 代表目标图像的垂直细节， γ_i^j 代表目标图像对角方向细节， r 和 ϕ 分别为尺度 j 下处于 (x, y) 的模极大值范数和极化方向。

(3) 采用与步骤（2）相同的方法对输入图像进行处理，得出相应小波变换系数，这里假设为 $s^j \alpha^j \beta^j \gamma^j (j, (r, \phi), (x, y))$ ，其中各个分量的意义同上。

(4) 获取输入图像的旋转校正角，并对输入图像进行相应的旋转。

对输入图像进行插值或抽取运算，获得与参考图像像素数目相吻合的图像，再对其进行必要尺度的小波变换，获得变换后输入图像相应的小波变换系数及模极大值。然后，根据图像特征点与噪声对不同尺度变换的敏感性，消除图像噪声的干扰。至于旋转校正角^[4]，我们可以想象若两幅图像确实反映同一目标，且二者仅仅存在旋转角的差别，则如

果将参考图像和输入图像一定尺度下的模极大值按由大到小的顺序排列成一个矢量，如 $(j, (r_m, \phi_m), (x_m, y_m))$, $(j, (r'_n, \phi'_n), (x'_n, y'_n))$ ，其中 $n=1, 2, \dots, N$ ， $m=1, 2, \dots, M$ ，相关的信息就有以下特点：模极大值数目相等，即 $M=N$ ；对于模极大值的幅度，有 $\frac{r'_m}{r_n} = C_1$ （常数）；对于模极大值的位置参数，有 $\frac{\sqrt{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2}}{\sqrt{(x'_i-x'_j)^2+(y'_i-y'_j)^2}} = C_2$ （常数）；这样若对于模极大值的相位有 $\phi_i - \phi_j = \phi'_i - \phi'_j = C_3$ （常数），则这个常数就为两幅图像的旋转校正角。当然，受到不可预见因素的影响，模极大值的相位差并非一定是常数，很有可能是一个在一定范围内波动的序列。这种情况下，综合考虑各种因素，可预先确定判定阈值，再选取小于这一阈值的参考图像为输入图像对应目标类型的候选对象。

(5) 定义输入图像相对参考图像的隶属函数，并分别设置比较轮廓（和比较不同细节）时的阈值。为了避免小波系数在频轴上的伸缩和小波系数幅值的变化对识别结果的影响，我们采用两个矢量的夹角余弦来表示矢量之间的相似程度，也即用矢量的夹角余弦来表示输入图像相对参考图像的隶属函数。若输入图像小波系数组成的矢量为 $\mathbf{A}=(a_1, a_2, a_3, \dots, a_N)$ ，参考图像相应的小波系数组成的矢量为 $\mathbf{B}_j=(b_{1j}, b_{2j}, b_{3j}, \dots, b_{Nj})$ ，其中 j 表示目标库中参考图像的序号。则隶属函数可以表示为式（7）。这里为方便起见，假定图像轮廓和细节都用这个隶属函数的表达式，其实在实际中也可用距离空间的其它表达式来作为衡量矢量相似度的标准，如两矩阵相关度、欧式距离、向量的范数差等。

$$\mu_{B_j}(A) = \cos(\theta) = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}_j}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}_j\|} = \frac{a_1 b_{1j} + a_2 b_{2j} + \dots + a_N b_{Nj}}{\sqrt{a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_N^2} \sqrt{b_{1j}^2 + b_{2j}^2 + \dots + b_{Nj}^2}} \quad (7)$$

确定隶属函数后，还应根据目标图像识别的要求，确定轮廓阈值和细节阈值，且约定在图像识别时，先对图像轮廓进行比较，根据轮廓比较的结果，排除隶属值较小的标准类型，即与输入图像轮廓相差较大的参考图像；而把隶属值较大的参考图像，即与输入图像轮廓较为相似的图像作为候选目标。在此基础上，再进行图像不同方向上的细节比较。若有必要，可在以相同的方式对一定尺度下图像进行更小尺度的分解后，再作比较。这里假设输入图像轮廓与一个候选目标轮廓相比较的结果为 a_1 （大于轮廓阈值）。

(6) 进一步比较输入图像与候选目标在水平、垂直、对角不同方向的细节分量。假设输入图像与上一候选目标的比较的结果为 a_2, a_3, a_4 。

(7) 确定图像轮廓和图像细节在最终识别结果中的加权因子。设轮廓及不同方向细节在识别中相应的加权因子为： $\mathbf{B}=(b_1, b_2, b_3, b_4)$ 。

(8) 计算识辨结果，根据最大值原理确定最后识别结果

利用 $\sum_{i=1}^4 a_i b_i$ 计算输入图像和不同参考图像的相似度，并根据下述的最大值法则确认最终的目标类型。

- (1) 目标的最终模式具有最大的隶属函数值；
- (2) 目标最终模式的隶属值必须大于某一确定阈值；
- (3) 目标最终模式的隶属值与次大隶属函数值之差必须大于另外一个阈值。

4 基于小波方法的目标识别系统

目前针对战场目标，虽然已经出现了各种不同类型的成像传感器，它的工作波长、工作方式、工作原理可能互不相同，但这些传感器获取的信息都是目标信息，而且均是代表目标形状、姿态等的二维数字信息，只要成像传感器获取了足够多的目标形状信息，就可利用小波变换的方法进行目标识别。而利用小波变换的方法进行图像目标的识别，首先应该建立一套图像目标的实时处理系统，对于军用目标，图像处理系统的实时性就显得更为重要。下面介绍以下目标图像的处理系统^[5, 6]。

本系统具体包括硬件系统和软件系统，其中硬件系统包括图像采集卡、PCI 桥、DSP 芯片、CPLD(FPGA) 芯片以及外围电路的设计、研制，软件系统包括系统初始化、控制信号产生及其逻辑、接口控制时序的编制、DSP 芯片的基本算法等。具体如图 1 所示。

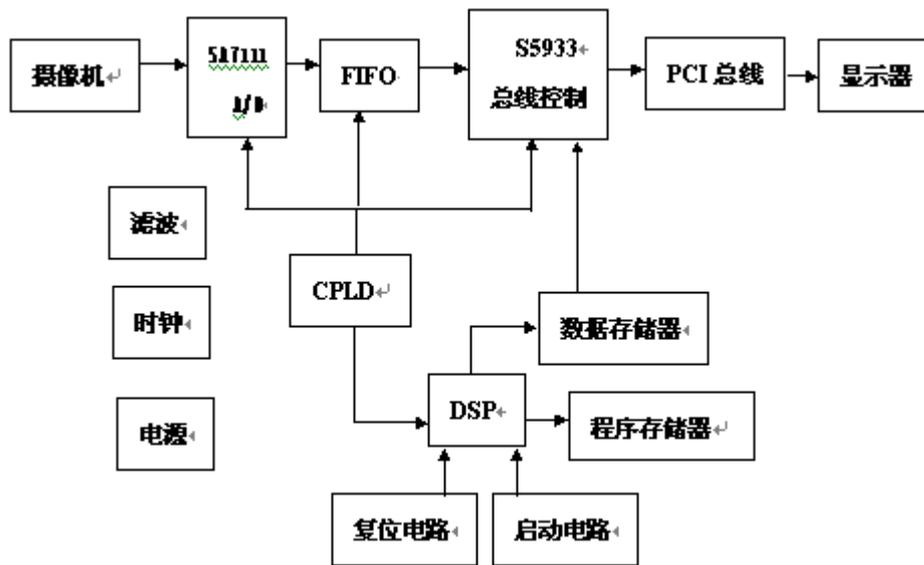


图 1 图像处理系统的构件

其中 SAA7111 主要完成图像信号的 A/D 转换；CPLD 主要负责时序和逻辑控制信号的产生，使系统各芯片能够协调工作；FIFO 缓冲器组成乒乓结构，提高系统数据处理性能；S5933 用来降低 PCI 总线的开发难度^[6]；DSP 主要完成数字信号的处理，它是图像处理的核心部件，自然也是小波运算的重要载体。本系统在利用图像采集卡将视频模拟信号转换成数字信号的基础上，再利用 DSP 技术、CPLD 技术、计算机总线控制技术 etc 高速信息处理技术对图像信息进行实时或准实时的存储、处理和显示。

系统工作方法是首先利用图形采集卡将模拟视频信号转换成数字信号，通过 S5933 桥的中介作用、再由 CPLD 发出的时序控制信号将数字信号，通过 PCI 总线存放在相应的主机存储器中，DSP 芯片利用其高速数值运算的特点对存储在存储器中的图像数据进行处理，并将处理结果输出到主控机的显示器上。这种系统借助于 PCI 桥的中介作用，降低直接利用 PCI 总线技术的难度；将图像数据的存储器设计成乒乓结构，通过 CPLD

的逻辑控制将相邻的两帧的图像数据分别存储在相应的存储器中。当对其中的一帧图像数据存储时，DSP 芯片将对另一帧的图像数据进行相应的处理，从而降低对系统的要求；在处理软件中将采用高级语言、汇编语言混合编程，既提高图像信息的处理速度，又降低编程的难度，同时使软件在一定的程度上满足移植性。

建立这套系统要付出巨大的工作量，包括对 DSP，CPLD（FPGA），PCI，高速 A/D 等芯片硬件的熟悉和使用，同时还包括 VC++，MAX-PLUS，汇编等软件语言的掌握，以及相关算法长线的研究和开发。

5 结束语

由前面的讨论可知，小波变换应用在图像目标识别中具有许多优点，但同时也应看到这种方法的复杂性一面，如小波的选取、旋转校正角、分解尺度和尺度层次的确定及隶属函数的建立等在实际中都含有不小的工作量，如何优化这些工作应是一个逐步完善的过程。

参 考 文 献

- 1 彭玉华. 小波变换与工程应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999
(PENG Yuhua. Wavelet transform and engineering application[M]. Beijing: Science Press, 1999)
- 2 杨福生. 小波变换的工程分析及应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999
(YANG Fusheng. Engineering analysis and application of wavelet transform[M]. Science Press, 1999)
- 3 崔岩梅, 倪国强, 王毅. 基于小波变换的多尺度多算子图像的融合方法[J]. 光学技术, 1999, 25(4): 37~39
(CUI Yanmei, NI Guoqiang, WANG Yi. Auto-spotting technology of multi-measure and multi-operator based on wavelet transform. Optical Technique, 1999, 25(4): 37~39)
- 4 钮永胜, 倪国强. 多传感器图像自动配准技术研究[J]. 光学技术, 1999, 25(1): 16~18
(NIU Yongsheng, NI Guoqiang. Auto-spotting technology of multi-sensors image [J]. Optical Technique, 1999, 25(1): 16~18)
- 5 陈冰. 基于 DSP TMS320C6X 的实时图像处理系统[J]. 光电子工程, 2000, 25(1): 37~41
(CHEN Pin. Real time image processing system based on DSP TMS320C6X [J]. Opto-electronic Engineering, 2000, 25(1): 37~41)
- 6 辛勤. 基于 PCI 总线的数字下变频模块设计[J]. 数据采集和处理, 2000, 21(2): 45~51
(XIN Qing. Module designation of digital frequency below shift [J]. Data Capture and Procession, 2000, 21(2): 45~51)