

- [8] D. W. Pohl et al., *J. Microscopy*, **152**(1988),583.
- [9] Lord Rayleigh, *Phylos. Mag.*, **43**(1897),259.
- [10] H. A. Bethe, *Phys. Rev.*, **66**(1944),163.
- [11] C. J. Bouwkamp, *Philips Res. Rep.*, **5**(1950),321.
C. J. Bouwkamp, *Philips Res. Rep.*, **5**(1950),401.
- [12] V. J. Meixner et al., *Ann. Phys.*, **7-6**(1950),157.
- [13] Y. Leviatan, *J. Appl. Phys.*, **60**(1986),1577.
- [14] TOKASHI NAKANO et al., *Journal of Modern Optics*, **39-3**(1991),645.
- [15] R. F. Harrington, *Field Computation by Moment Methods*, Macmillan, New York, (1968).
- [16] Y. Rahmat-Samii et al., *IEEE Trans. Antennas Propag.*, **AP-22**(1974),608;**AP-25**(1987),180.
- [17] R. B. Kieburz et al., *IEEE Trans. Antennas Propag.*, **AP-10**(1962),663.
- [18] R. Edward English et al., *J. Opt. Soc. Am. A*, **5-2**(1988),192.
- [19] E. T. Copson, *Proc. Roy. Soc. London A*, **202**(1950),277.
- [20] A. Sommerfeld, *Optics*, Translated by O. Laporte and F. Moldauer, Academic, New York, (1954), 273; R. F. Millar, *Can. J. Phys.*, **38**(1960),38; See Ref. [17],668.

光学模式识别和人工智能处理器

张钧屏

(中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083)

介绍采用光学信息处理方法实现人工视觉功能的研究工作. 以提取光学特征和相关方法为主要特点的光学模式识别已经得到发展, 但是还不能完全解决目标识别中比例尺、偏移、旋转、畸变、强干扰、部分阻挡、多目标等一系列问题. 目前正努力发展光学人工智能处理器, 包括符号处理、联想存储和处理、决策网络等.

Abstract

The study on the artificial vision function using the optical information processings is described. Optical pattern recognition characterized by optical feature extraction and correlation has been developed. However, the problems on the scale-, shift-, rotation-, distortion-invariants, interference, partial shadowing and multi-target for object recognition have not been solved satisfactorily.

Recently, the optical artificial intelligence processors, including symbol processor, associative memory and processor, and decision network, have been developed acceleratedly.

当今世界, 向信息社会迈进, 图像已成为传递信息的极其重要的方式. 电视广播、气象预报、资源勘测、军事侦察、医学诊断等应用, 图像比比皆是. 目前, 对于图像信息的处理和运用, 大多数是利用数字电子学实现的. 数字电子计算几乎成了图像信息处理的同义语. 虽然它确实是一项成熟的技术, 而且解决了一批重要的问题, 但是应用的广泛无法掩盖技术本身的局限性. 电子计算机很难完成图像处理与识别的物理

许多任务. 像地震分析、全球气象预报、军事情报分析、三维空气动力学分析等时间性很强的应用, 它们要求对二维图像进行实时的分析. 目前世界最大型的快速计算机对此也苍白无力. 用计算机模仿人的智能进行图像识别, 是很有效的. 然而它是在对图像数据实施浩繁的运算之后实现的. 由此而提出的计算机容量和速度的要求, 大到无法想象. 一幅简单的图像, 100×100 像元, 计算机实施最普通的傅里叶变换(即

快速傅里叶变换算法)需要进行 10^8 (一亿)次乘法和 10^8 次加法^[1]. 提高计算机的容量和速度是有限的. 许多人认识到, 图像识别的发展一味地追求使用快速计算机是不现实的.

光本身具有平行性, 用光学方式进行的信息处理, 就像是一个精心搭建的平行处理阵列处理机. 上述的傅里叶变换, 使用平行光系统实施, 仅用 5×10^{-9} s 的时间便可完成. 它相当于每秒一亿亿次的运算速度(10^{16} 运算/s). 光运算的时间周期的潜在值为 10^{-15} s. 它们是依靠多路平行机制, 而不是超快的响应速度. 因此, 用光学方式实施图像处理, 确实为日益困惑的计算机处理技术开辟了一条新的途径. 本文所介绍的光学模式识别方法便是在这方面的新的尝试.

一、多级的图像理解过程

图像处理的最终目标是识别和辨认物体, 这和人眼的功能极其相似. 人工视觉功能包括图像敏感和图像理解两大部分.

1. 图像敏感

人们通常把胶片比作眼睛的视网膜, 都是敏感光图像的探测器. 现在, 除了感光胶片广泛应用之外, 又发展了光电式图像敏感器, 即大型面列阵 CCD 成像器. CCD 又称电荷耦合器件, 是一种新型的固态成像器件. 它利用硅材料制作敏感可见光探测器, 每个探测光敏元相当于一个视觉细胞. 大量敏感元排成二维列阵, 敏感光辐射图像. 在敏感列阵同一硅材料上制作大规模集成电路, 通过时钟脉冲电位来产生和控制敏感元半导体势阱的变化. 将代表光照信息的光生电荷储存和转移. 整个器件可以在自扫描驱动电路的作用下, 直接输出所接收辐射图像的视频图像数据. CCD 体积小、耗电省及可靠性好, 是新一代的先进成像器件, 目前已得到推广应用. 它敏感可见光和近红外辐射, 是机器人的优良的“眼睛”. 器件像元数从 100×100 至 512×512 元之间. 在光学信息处理中, 它的光电转换功能还是光学处理结果的一种优良的显

示形式.

2. 图像理解

为了在图像中找出所需的信息, 必须进行图像分析. 图像分析也称图像理解, 它是图像识别的基础.

客观景物的二维图像是由许多物体(或目标)的不同形象按特定的位置排列所组成. 在图像上, 目标的形象是由区别于背景的特定形状的轮廓线围成, 或者由不同纹理所区分. 人的视觉在理解和分析图像时, 总是首先根据轮廓线或纹理找出该目标的特征, 然后同大脑中所记忆的代表不同物体的特征相对照, 从而判别该目标的类属. 当多个目标存在时, 须将图像分成几个区域(即分段), 分别将各区域里的目标识别出来. 最后, 根据识别出的目标, 再利用人的先验知识(即知识库)综合思维, 对景物内容及其属性作出结论, 从而实现整个景物的分析和理解.

一般说来, 视觉理解过程可以人为地分成初、中、高三个等级. 初级视觉利用图像中的线、顶点、纹理等特征来指明景物中感兴趣的区域. 中级则是确定景物中的目标. 高级是对整个景物图像进行完全的分析.

图像理解的功能是在对图像分析的过程实现的. 首先对图像像元逐个分析, 找出其特征(提取特征). 所谓特征是指构成目标图像的基本特性. 任何一幅图像都可以认为是由许多特征组合唯一构成的. 然后, 根据特征来识别或辨认目标. 最后, 在把图像中的所有目标都辨认出来的基础上进行整个景物的分析. 在此过程中, 各阶段分别使用相应的处理器. 表1总结了目前已有各等级(或各阶段)视觉景物分析的光学处理器及其主要特点. 这张表有些人为性质. 一般, 各级之间没有十分严格的界限, 也不是各自独立的. 实际使用的图像处理器, 可以是一种简单的单一功能的初级处理器, 它也可以是包含有各种等级的特征获取与处理功能的处理器. 当然, 目前有越来越多的处理器是利用目标和景物的高级特征. 对于表1中所列的三个等级, 还可以理解为一个高级处理器在景物分析过程

中所经历的三种不同的阶段。

表1 图像理解处理

视觉特征	所作分析的本性	所用处理器
初级	线,极值点	特征提取器
	纹理	纹理处理器
	所寻区域	
中级	目标	相关器
	符号	联想处理器
	分段	符号处理器
高级	景物分析	人工智能处理器

从表1可知,在景物分析的不同阶段,是利用不同等级的特征和分析系统。例如,光学傅里叶变换是一种极为普通的处理方法。实质上,它是利用了目标的傅里叶变换(FT)系数的特征空间。与此相似,还有洪变换(HT)。它们都属于初级的特征。初级的分析过程是按像元进行的。把具有相同性质(如颜色、深度、距离或纹理)的像元列阵分成若干组。首先得到具有特定属性的区域、段或极值点。然后用属于低级的符号系统进行处理。这里的所谓区域是指具有一致特性的像元联结集。段是该区域的周边直线或曲线。极值点指各段相交点。此时常用技术有:直方图运算,确定零交叉点,找出纹理,计算面积,计算周边、线长,计算斜率等。形象的处理一般总是在初级阶段实行。对于运动的或随时间变化的目标,也在此阶段进行。在中级阶段,为了决定在每个图像区域内出现的目标,使用符号或联想处理器。这种决定仅仅是一种估计。只有在高级阶段将这些估计结果组合起来,才能产生对景物最后分析的描述。中级阶段主要使用符号处理器、推理机和专家系统。高级阶段是通过隐含知识的说明和程序规则的推断对整体景物进行分析。它将使用光学推断处理器。

二、光学模式识别

图像识别即图形识别,是对目标的图形进行区分、计算、定位、分类、解释等操作。图形是目标(或物体)的空间几何形态,或者指上节所谓“分析的本性”,它们通常称为“模式”。现在,

物理

模式识别已经独立地形成并发展成为一套完整的技术方法。例如,试探法,统计法,语法结构法,直方图分析,空间频率分析,掩模相关等。一般,模式识别过程包含有特征提取和相关判别两大步骤。光学模式识别是利用光学方法获得能够描述特种目标图像的光学特征参数,然后再用光学相关法进行判别或作出决定。

1. 光学特征提取器

人眼和大脑在识别外界物体的类别时一般是通过光学图像的匹配实现。它的人工识别方法目前在技术上还很难完成。在光学识别中,不同种类的参考物体须制备各自的匹配模板。判别多类的问题,必须多次改变光学系统。这与人的大脑中可以凭记忆储存成千上万种不同物体的基本形状相似。受到数字图像模式识别处理方法中统计判别函数的启发,在光学图像处理中,提取目标的光学特征参数,作为统计判别函数。对于每一类参考图像,都有一个判别函数。计算各判别函数值,并把它当作判别的依据。

提取目标光学特征是实行光学模式识别的最基本条件,也是用光学方法进行目标识别的第一步。提取特征的光学结构必须有能力计算输入目标的特征和目标的取向信息。光学特征提取器就是最普通的光学模式识别系统,它不需要新的模板就可以计算出任何一类目标的指定特征。这种基础的构建结构不加改变就可以用于各种目标的识别问题。在多种目标的分类问题中,它利用同一空间中的不同特征,以及这些特征的各种不同线性组合来识别目标。在确定某一特定目标的类别时,需要依据特征向量进行处理。这一般总涉及到向量内积的运算。它也可以利用光学方法实施。可以利用标量的输出来估算或决定输入目标的类别。对于这些输出的进一步处理,还可估算出输入目标的畸变参数,例如位置、比例尺、平面内或外的旋转。实践证明,在实现光学特征的提取过程中计算机全息图(CGH)是一种很有用的元件。它的功能包含有:预处理、特征提取、维度压缩等。目前实用的光学特征提取器有以下几种。

(1) 光学傅里叶系数特征提取器

这是一种最基本的光学特征提取器，也属于光学处理器^[2]。其原理结构如图1所示。

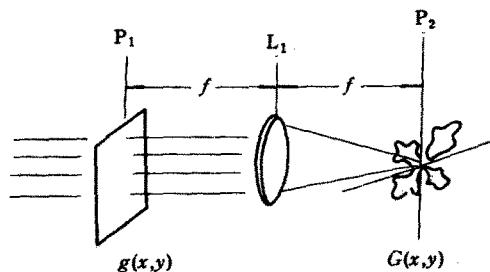


图1 光学傅里叶变换

一幅图像可以看作是平面上光强的一种特殊的分布状态。光学信息实际上是光的复振幅分布函数， $\hat{g}(x,y) = g(x,y)e^{-j2\pi\varphi(x,y)}$ ，包含有振幅 $g(x,y)$ 和位相 $\varphi(x,y)$ 两种信息。可以利用复振幅分布函数来描述物面、频谱面、像面等光场的分布。

图1中输入面 P_1 上的目标，实际是振幅透过率为 $g(x,y)$ 的透明片，用单色的平面波照明，经傅里叶透镜的变换后，在输出面 P_2 平面上得到 $g(x,y)$ 的傅里叶变换 $G(u,v)$

$$G(u,v) = \iint g(x,y) e^{-j2\pi(ux+vy)} dx dy.$$

P_2 面上的 u, v 分别代表了输入平面上 x, y 方向的空间频率以及每种空间频率的取向。由于在 P_2 面上实际探测到的是变换强度，一般每种输入空间频率的绝对位置信息总是丢失。但是，它仍保留全部的相对空间频率信息。因此，这种特征空间包含有大量有关输入目标各部分的相对位置信息。这是它能够将不同物体区分开来的有用特征。

(2) 傅环状探测器傅里叶变换取样

傅里叶变换系数空间是应用最为广泛的光学处理方法。用于特征提取器时，它所描述物体类别的特征参数随比例尺和旋转角度而变化。这影响了它作为识别判据的唯一性。为此，人们发展了在傅里叶变换系数空间内取样的方法。在图1的 P_2 面上放置一个如图2所示的傅环状探测器^[3]。它的作用是对傅里叶谱面进行取样。探测器可用硅光电探测材料制作，将受光面上的光转换成电信号。探测器由32个劈形和32个

环形器件组成。它所输出的信号是图1中物平面的功率谱的测量值（也称为夫琅和费衍射图）。环状元件输出代表了图像的空间频率分布，而劈状元件的输出反映了图像空间频率的方向性分布。这样，傅里叶变换本身是平移不变的。环状特征值不随目标旋转而变化；劈状特征值不随比例尺度而变（图像的比例尺变化仅会引起

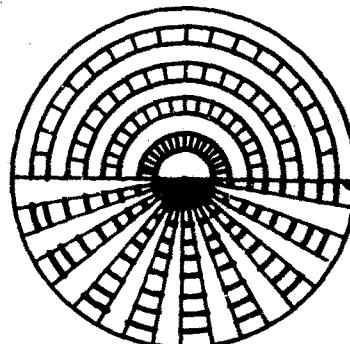


图2 傅环状探测器

谱面上光强分布沿径向的伸缩）。整个特征空间对于图像在平面内的形变是不敏感的。32环和32劈探测器是目前最常用器件，用它可以处理 512×512 像元的输入图像及其傅里叶变换谱面，数据压缩的效果很好。但是，它不适用于检测两幅非常相似或必须考虑所有像元的图像。

(3) 洪(Hough)变换特征

洪变换是把直角坐标 (x, y) 图像上任一点，通过 $\rho = x\cos\theta + y\sin\theta$ 的公式转换成为极坐标 (ρ, θ) 变换平面上的正弦曲线。该曲线是目标图像在不同角度 (θ) 的一维投影 $F(\rho)$ 。它等效于把每个图像点绘制成正弦曲线，并将其结果累积。直角坐标（即目标图像） $x-y$ 平面上的一条直线，转变成变换平面上的一个点。一种实施变换的方法是利用柱状光学棱镜将输入图像旋转，对于每一转角都把图像压缩在一维的探测器列阵上（进行垂直于列阵方向的线积分）。对于图像中的每条直线，探测器列阵输出给出 $f(\rho, \theta)$ 峰值。 ρ, θ 便是该直线的特征参数。显然，洪变换是把图像压缩到一维。

许多光学特征空间一般都是比较高级的，然而洪变换是一种初级的特征空间。由于它很容易产生其他光学特征空间，受到特别重视，例

如,对 θ 角的 $F_\theta(\rho)$ 投影进行傅里叶变换,结果得到了穿过输入图像二维傅里叶变换空间的一个“面”.利用这些“面”的一维相关便可以进行模式识别.连续角度(θ)的 $F_\theta(\rho)$ 一维傅里叶变换,就是原输入图像二维傅里叶变换的劈环取样的结果.对选定不同角度的输入目标投影进行简单处理便得到突起表面物体的信息.在几个角度的投影的简单运算便可以得到输入目标的矩特征.因此,洪变换在高级视觉和图像理解上是非常有用的.

(4) 矩特征空间

二维图像 $f(x, y)$,矩量参数的定义是

$$m_{pq} = \iint f(x, y) x^p y^q dx dy.$$

目前有多种光学系统的结构可以计算出输入目标的矩特征.其基本结构如图3所示.它利用光学计算机全息图系统,平行地产生矩特征空间.输入平面 P_1 上目标 $f(x, y)$ 经成像光具后穿过掩蔽 P_2 ,再经傅里叶透镜,在 P_3 面上得到输出矩 m_{pq} . P_3 平面上不同位置对应于 P_2 平面上的

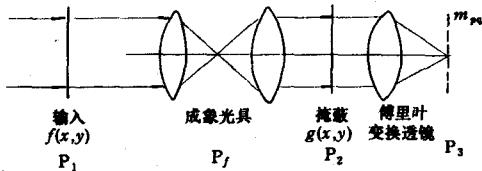


图3 平行产生矩特征空间的光学计算机全息图系统

不同空间频率.从 m_{pq} 很容易找到中心矩 μ_{pq} 和动量矩 η_{pq} .例如, μ_{pq} 是横移不变的. $\mu_{pq} = \iint f(x, y) (x - x_c)^p (y - y_c)^q dx dy$.坐标 $(x_c, y_c) = (\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}})$. η_{pq} 是标尺不变的.

矩量包含有目标的许多信息. m_{00} 为标尺估计值, m_{01} 和 m_{10} 为目标位置. m_{02}/m_{20} 表示目标的宽高比.矩量也算是一种高斯随机变量.现已发明迭代算法,可以确定目标的类型和所有畸变参数.例如针对五类船只每种目标类别的36种平面旋转视图,可以确定出真实船只图像的畸变参数.任何一种情况,图像平面内畸变所需要的训练参考图像,每一类目标只要4—9种视

物理

角的图像,经4—6次迭代便可收敛.矩特征空间的分类精度可达90%.矩特征空间的独特之处是,仅通过简单的矩阵-向量乘法,便可以校正特征向量的各种系统误差,如掩蔽的非线性和光学系统脉冲响应的畸变.

(5) 弦分布特征

在一个目标外形线上,任意两点均可构成一根弦.它的长度为 r ,它与水平线的夹角为 θ .这个目标的边界线(即这个目标)可以利用所有弦的分布函数 $h(r)$ 和 $h(\theta)$ 来描述.弦分布特征是输入目标的所有弦的长度 $h(r)$ 和角度 $h(\theta)$ 的分布特征^[4].它是利用劈环探测器对输入目标的自相关进行取样而获得的.根据劈和环的取样数目,这种空间特征的维度可以压缩.由于自相关是对中的,因此该特征空间具有偏移不变性. $h(r)$ 和 $h(\theta)$ 特征的分布分别具有旋转不变性和标尺不变性.其分布随标尺和旋转而变化.在这种特征空间里识别目标,对于参考图像的训练,只需要每类输入目标的一组 $h(r)$ 和 $h(\theta)$.利用这种特征对飞机或船只等目标分类,已经得到了良好的效果.

2. 光学相关器

有时图像中存在多个图像,无法实现分段操作,或者图像噪声较高,目标的表现不可靠.此时,最常用的目标识别方法是光学相关法.

在信息处理中,信号和噪声都是线性叠加的.为了求出峰值信号与均方噪声能量之比(信噪比)的最大值,最好的线性处理方法是匹配滤波.实际上,这个过程是求出输入信号与已知信号的相关值.若输入信号中存在着已知信号,则得到自相关.反之,两者互相关.在能量归一化的条件下,自相关值大于互相关值.由此可以判断在输入信号中是否存在已知信号.

光学相关方法是利用光学相关器实现的,即著名的 $4f$ 光学系统.它是从输入的景物中提取目标.图4示出光学相关器的基本原理.这是一种频率平面相关器.在输入平面 P_1 处有目标 $g(x_1, y_1)$.空间匹配滤波器 P_2 处有 $g(x, y)$ 的参考体 $h(x_2, y_2)$.在 P_3 处会出现多个输出相关峰.它们的位置与 $g(x, y)$ 的参考位置相对应.

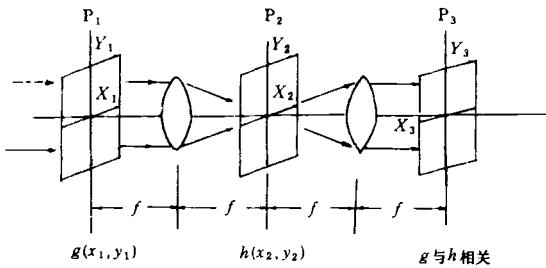


图4 使用匹配空间滤波器(P_2)的光学频率面相关器

如果在 P_2 处放置多种滤波器, 在 P_3 处便会出现多个相关平面。当目标与参考相同时, 则在 P_3 处发生迭合。通过选择和制作滤波器, 不仅可以识别目标, 而且在识别中还可实现畸变不变特性。滤波器决定了相关器的独特性质。

(1) 投影滤波器

这是一种有能力识别某类目标所有畸变视图 $\{f_n\}$ 的滤波器 (h_1)。它是所有训练图像 f_n 的线性组合。 $h_1(x, y) = \sum_n a_n f_n(x, y)$ 。我们要求 h_1 同所有图象 f_n 相关, 产生的常数相关峰值 $C = 1$ 。按向量的注释, 它为 $f_n^T \cdot h_1 = 1$ 。元素 a_n 满足 h_1 的解向量 a 是由 $Va = u_1$ 的解所给定。 V 是向量内积矩阵, u_1 全部为 1。这种滤波器很适合于类内的识别。对于类间的问题, 则要求增加训练集的范围。当包含两类目标时, 设计一种正交滤波器, 对于第一类目标的中心投影值是 1。对于第二类目标是零。第二个滤波器识别第二类目标, 并将它同第一类目标区分开。将投影滤波器置于图 4 的 P_2 位置, 则该相关器可以在中央相关峰值不变的情况下, 识别该目标的各种畸变视图。

(2) 相关滤波器

在训练集内的每个图像还有相同中心的变体和偏移变体。由所有这些变体所合成的这些滤波器称为相关滤波器。对于相关峰值上产生侧瓣的相关识别过程, 采用这种滤波器要比投影滤波器更为有利。它的合成算法同投影滤波器的算法相似。唯一的特例是仅有真假类的相关图样。中心相同时 1,0 值为真类, 0,0 值为假类。相关滤波器产生一种特殊形状的相关函数, 这个函数便是所要求的标准。在使用时, 对于相

关平面的输出取阈值, 核对阈值之上的每个峰值周围各点的形状, 便从中选择出相关峰。这种滤波器性能较好, 但在类别数目以及可包含的训练集图像的数目上都要受到限制。

(3) 主侧峰比值滤波器

为了探测到相关输出, 现在设计出一种小巧的滤波器, 它使相关输出的主峰和侧峰的比值达到最大。它可以辨认类内的目标, 也可以识别类外的目标。这种滤波器所使用的图像训练集同相关滤波器的合成中所使用的真假类图像的中心不变变体和偏移变体相同。现已发现, 这个问题的解就是广义本征值问题的主本征向量。在这些滤波器内, 主侧峰的比值输出很大, 有能力探测到目标。然而, 它不能控制相关峰, 因此用一只滤波器只能解两类问题。用 F 个滤波器可解 2^F 类的问题。

光学相关方法识别目标, 其关键是滤波器的设计。成千上万张图像利用上述三类滤波器进行相关, 都会得到较好的结果。它们有可能实现自动的目标识别(ATR)。在任何情形, 每类目标仅利用少量视角图像(6—9个)作为训练集, 进行三维畸变不变的多目标识别, 可以得到 90% 以上的识别正确率。

三、人工智能光学处理器

从景物的一幅图像中识别出特定的目标, 乃至对景物进行完全的分析, 这是一件很复杂的工作。按照目前研究工作的发展思路, 根据提取的目标特征找出目标的图样(模式), 然后用相关方法识别出目标, 这并不是在任何情况下都能行得通的。实际上, 在努力地把这个原理变成实用方法的过程中, 还需要解决多种功能的问题, 即多目标识别, 比例尺不变性, 畸变不变性, 偏移不变性, 在高噪声和部分阻挡输入的条件下系统依然正常操作。为此, 必须采用人工智能技术。目前已经研制出并得到应用的光学人工智能处理器主要有三大类, 即符号处理器、联想存储和处理器以及决策网络处理器。它们将在用光学方法实现人工视觉功能中发挥重要

作用。

1. 符号处理器

它的全称为光学符号相关处理器。其基本原理是利用多个空间滤波器对图像产生一种符号描述的方法。单个滤波器描述训练图像合成集的不同部分。将多个滤波器合成起来，构成一个对完整目标的复合滤波器。它与输入图像相关，得到输入目标的符号描述，或多比特码的描述。复合滤波器可以利用多类滤波器，有单个或多重的相关平面。图5示出光学符号相关处理器的原理。这是一种使用多重主侧峰比值滤波器的目标检测装置。在这种结构内，对多重相关输出平面进行了分析，根据其结果使用下面的滤波器作出决定；或者根据输入目标的类别作出决定。实际上，这是利用符号处理方法进行的演绎推理。使用主侧峰比值滤波器，在 P_3 平面上的输出指明了在输入景物中所要的区域或目标的可能位置。如果使用多重（最大为4）的主侧峰比值滤波器，有可能得到多个独立的相关平面。 $F=4$ 时，可识别 $2^F = 16$ 种类型的目标，也可以使用分立的滤波器使相关平面迭合。

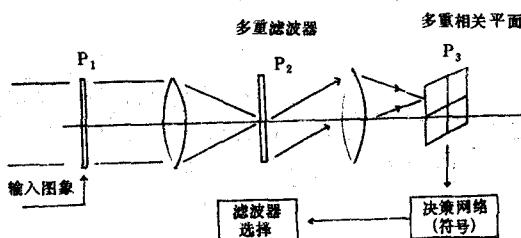


图5 多重主侧峰比值滤波器符号相关处理器

应当说，符号处理器依然代表一种初级视觉。它在实现通信之后可以同高一级视觉系统并行操作，现在已被越来越多的高级处理器所采用。

2. 联想式存储和处理器

维数为 N 的输入标记向量 $\{X_K\}$ 进入存储矩阵 M ，其输出 $\{Y_K\}$ 是一个 K 维的再集向量。这就是联想存储处理器的基本结构，见图6。这一处理器的实现方法有全息、相共轭或其他技术等。其存储容量是由系统可容纳的标记-再集向量对的数目 (M) 所决定。我们把不同的标记和再集向量分组，进入各列。这样，输入和输出

物理

分别构成了一个标记矩阵和一个再集向量矩阵

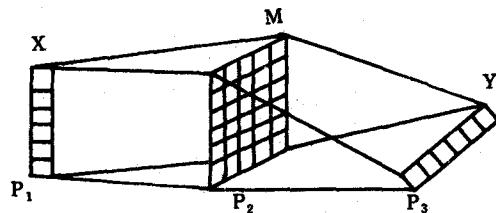


图6 联想式存储和处理器

(X 和 Y)。对于所有的 $\{X_K\}$ 和 $\{Y_K\}$ ，矩阵 M 必须满足 $M X_K = Y_K$ 。因此， M 必须是经由 $M X = Y$ 解出的。如果 $X_K = Y_K$ ，那么， $X = Y$ 。这是一种自动联想存储的结果。这种存储器对于减少输入噪声以及恢复输入 X_K 数据中的丢失部分是很有效的。如果 Y_K 是一种编码比特图样，例如一个单位向量，或者是一种比特编码的字，那么这是一种非均联想存储的结果。其再集向量输出码 $\{Y_K\}$ 代表目标的类别和方向^[5]。

联想存储器如果考虑各种修正方法之后，它在视感觉、目标识别、景物分析等应用上是非常有用的。利用线区分函数(LDF)的存储合成技术，可以提供识别畸变不变性的功能。利用非均和自动联想存储器的级联，以及自动联想存储器的有限次迭代，便可以排除噪声干扰和实现图像处理的功能。在特征空间里操作的联想处理器，可以实现偏移不变性。对符号相关器的输出进行联想式处理，还可以实现在强干扰条件下的多目标分析功能。

3. 决策网络光学处理器

在人工智能和图像处理领域里，还有一类非常重要的光学功能装置，即决策网络处理器。有时还称为语义网络或者关系图型处理器。它的功能是用一个处理步骤的输出去指导下一步运算。这种运算的结果是多种的，有作出决定、进行推断、以及导致最终目标类别的确定^[6]。在语义网络中，节点是目标或概念，弧是目标之间的关系。这种网络的数据流是双向的。在通常情况下，对于所有可能的环境总不能考虑到一切有关知识的结论及其组合。而通常的决定网必须是要尽量地作到这一点。因此，逻辑和控制系统是高级人工智能处理器中的一个重要组成部分。

分。对于光学模式识别处理器来说，需要一个适当形式的知识库。当然，有时是用规则库或事实库来代替。它们的内容总是涉及到被识别目标的图像，例如识别汽车时，“桑塔纳像这类汽车”，“奔驰380和奔驰680都是轿车”。如果是在特征空间里表示图像，或者是用符号表示，那么也应安排同样知识库。这种库称为结构属性知识库。此外，还有功能属性库和目标类别库。例如，“它们是战斗机”，“这个飞机是轰炸机”等。实际上，并非在任何情况下都需要这种库。通过适当地组织和安排，在决策网络的某个节点处，例如在“作出目标类别的结论”的地方安放这种库。这类系统是根据给定的数据来推断目标的类别，因此也称为推断机。不过，这种推断是利用符号或计算特征数值实现的。当然，这种处理器也可以是符号处理器。

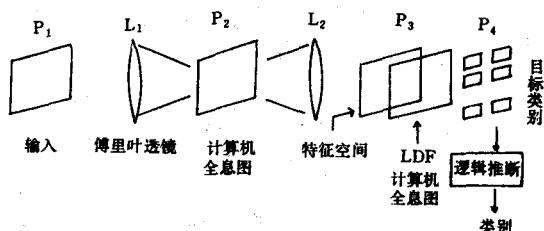


图7 光学线区分函数(LDF)的决策网络

图7示出一种利用光学线区分函数的关系图决策网络处理器。它使用计算机全息图作模板，对输入图像形成偏移不变图样的计算机形

貌图(CT)。它所包含的处理功能有：在 P_3 处计算出特征向量 X 同各线区分函数 W_i 两者的向量内积，其结果在 P_4 处产生。如果我们利用高维度的特征空间，并允许在关系图的不同节点处使用不同的特征，那么它的机动性更大，性能更好，还可以在每个节点处分离出多种类别。

据预计，决定网络处理器的技术进展，会使光学人工智能处理器的性能大幅度地提高。似乎，这种处理器非常充分地利用了光学系统的平行处理能力。

本文所介绍的内容实际上是人工视觉知识的进展状况。不难看出，调动所有的光学知识，用于实现这种功能。人类正在探索如何真正地为机械人装上“眼睛”。一方面，光的平行机制为摆脱计算机大容量和高速度的负担，确实提供了很有希望的路径。另一方面，光学人工智能不论在装置的复杂性，一机多功能，还是实用化上都还有很长的路。仅就某一种功能或特定目标的识别应用，光学识别能力已经达到相当好的水平。特定装置的实用化前景也是十分诱人的。

- [1] E. Wolf, *Progress in Optics*, XXIV(1987), 391.
- [2] G. G. Lendaris, *Proc. IEEE*, 58-2(1970), 198.
- [3] H. Kasden, *Proc. EDSD*, 6(1975), 248.
- [4] G. Eichmann, *Applied Optics*, 22(1987), 2087.
- [5] D. Casasent, *Proc. SPIE*, 882(1987), 47.
- [6] D. Casasent, *Proc. SPIE*, 634(1986), 439.

爱因斯坦与黎曼几何

阳兆祥

(广西大学物理系, 南宁 530004)

1907年爱因斯坦发现等效原理后，由于一时还找不到建立理论的途径，广义相对论在几年中没有多大进展。从1908年至1911年，他在这方面的工作主要是为新的引力观点寻找可由实验检验的证据，这就是引力红移和引力场中光

线的弯曲两个效应。1911年他导出了这两个效应的定量公式^[1]，但由于方法是半经典的，后一效应的公式并不正确。这两个效应急当时都未能进行检验。前者对于像地球这样的弱引力场来说，它过于微弱，大家知道，迟至1924年才由亚