两种融合方法实现各自多光谱波段与全色波段的数据融合。

SFIM 变换全称为 Smoothing Filter-based Intensity Modulation 变换[63]，是刘建国（2000 年）提出的一种基于平滑滤波亮度调节的融合方法，计算公式如下：

$$IMAGR_{SFIM} = \frac{IMAGR_{low} \times IMAGR_{high}}{IMAGR_{mean}}$$

其中，$IMAGR_{SFIM}$ 表示用该算法生成的融合影像；$IMAGR_{low}$ 表示的低分辨率影像，在此表示 TM 的 6 个多光谱波段；$IMAGR_{high}$ 表示高分辨率影像，即为 TM 的全色波段；$IMAGR_{mean}$ 表示模拟分辨率影像，可以通过对全色波段进行低通均值滤波来获取，本次研究采用 5×5 的均值滤波算子。

经过低通滤波处理得到的模拟影像（$IMAGR_{mean}$），去掉了全色波段 $IMAGR_{high}$ 的高频信息，保留了低频光谱信息，将其再与高分辨率的全色影像进行比值运算时，就可消除高分辨率图像的光谱干扰和地形反差，仅保留高分辨率影像的纹理细节信息。因此，SFIM 算法被视为在低分辨率影像中仅引入高分辨率影像的纹理特征的算法，能够很好地保留原低分辨率影像的光谱特点。该算法比较适合于 TM8 与 TM 其它多光谱波段数据的融合，融合后影像能够明显提高分类精度[64-65]。

主成分变换融合法是先对多光谱图像进行主成分变换，然后用高分辨率的全色图像替代第一主分量并进行逆变换得到融合图像。它是基于这样的假设：主成分变换后的第一主分量包含了多个波段的信息，与全色波段的数据信息相似，因此，用高分辨率的全色波段数据替换第一主分量得到的融合图像既保持了多光谱的图像特征，也具备了高分辨率图像特点。这种算法在 SPOT 图像的多光谱波段和全色波段数据融合时，是较为有效的[66]。

3. 龙口市海岸带遥感影像专题信息提取

本次研究对海岸带遥感影像专题信息提取的内容有海岸线、高潮线、低潮线和沿海的部分陆域信息，涉及海域、陆地两方面，提取过程较为复杂，必须针对提取地物的光谱特征，选取合适的遥感影像，设计合理的图像处理和分析方法，

才能将所需的地物有效的提取出来。整个海岸带遥感专题信息提取的方法和流程如图 3-1 所示：

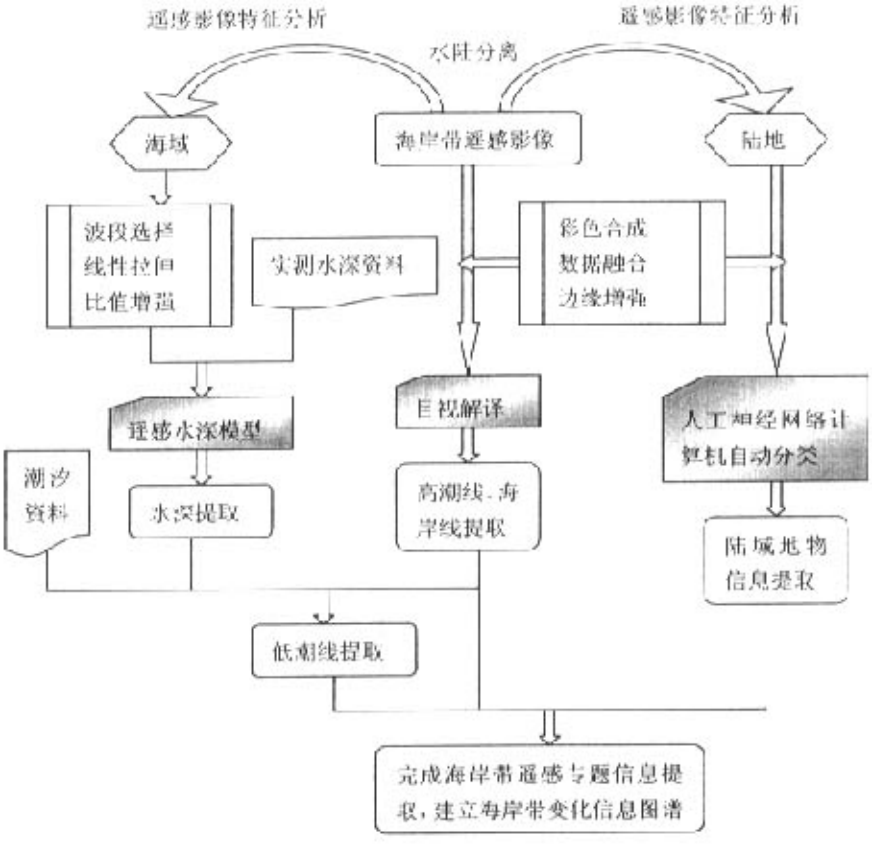


图 3-1 本次研究海岸带遥感影像专题信息提取流程图

3.1 海陆分离

由于陆地和海域提取的信息存在很大差别，所以图像处理和分析时采用的方法也不同，因此，本文首先对遥感影像提取瞬时水边线，实现海陆分离。从遥感影像上提取瞬时水边线的方法有很多种，它们包括通过目视判读直接从影像上数字化，对单波段图像应用密度分割或边缘监测方法，用多波段分类提取等等[46, 67-68]。其中，如果能选择一个合适的密度分割域值，密度分割法被认为是最流行也是最有效的水边线提取方法。但通常因阴影等其它暗色地物的影响，很难选择

合适的分割域值，密度分割方法的准确性就大打折扣。

本文研究的海岸带属典型的砂质平原海岸，不存在阴影的影响，而且 TM5 波段对水体的光谱衰减很大，统计直方图具有明显的双峰图像特征（图 3-2），因此本文选择简单而有效的单波段域值分割法（图像二值化），完成海陆分界信息提取。水陆分界的域值定为图像灰度直方图鞍部的最低点，例如，在 2000 年 ETM^{+} 影像中，本次研究将灰度值 36 定为水陆分界域值，按照大于域值为陆地，小于域值为水体的原则，进行水体和非水体二值变换处理，将 TM5 波段图像变换为二值图像。此时生成的水陆二值图并不能直接用来海陆掩膜处理，因为分割出的水域中，除了海洋水外还基本上包含了陆地上的水体，用 ERDAS 中的颜色填充可以很简单的将陆地上的水体重新手工划归为陆域。然后用修改后的二值图作为海陆划分的图像掩膜，即可得到海域和陆域两幅图像，实现海陆分离。

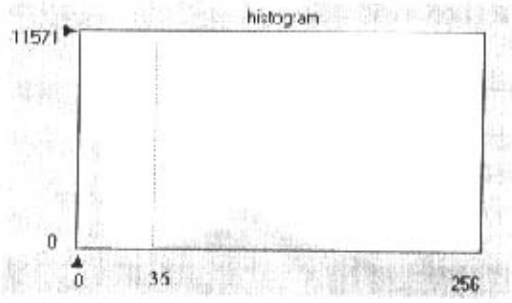


图 3-2　2000 年 TM5 影像灰度直方图

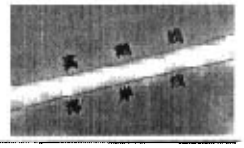
3.2 海岸线和高潮线遥感专题信息提取

海岸线，作为海面与陆地接触的分界线，是一条客观存在的“线”，然而由于地壳运动、潮汐作用以及人类活动的影响，海岸线在每一时刻都是动态变化的，很难用静态的数据精确的表达[69]。因此，目前还未对海岸线形成明确的统一的地理概念，学者们一般根据自己的见解和研究目的提出各自的观点和看法，多数采用多年平均大潮高潮面时的水陆交界线，即海岸线以上大部分时间露出水面，只有在偶尔风暴或特大潮时才被海水淹没，因此本次研究将海岸线定义为岸滩与农田或防护林的交界线；高潮线采用一般高潮线，即海洋潮流发生一般高潮时，海水所淹没的平均界线。

研究区海岸主要由人工海岸和砂质海岸构成，人工海岸主要指龙口港和一些

滩涂养殖场，这些区域的人工建筑物具有规则的形状，取其外沿作为海岸线，在遥感影像上可以清晰的判读出。对于突出的人工建筑，如丁字坝、码头等，不作为岸线，而是直接连接建筑物的两侧。砂质海岸由纯砂组成，反射率很高，与农田或防护林具有明显的光谱特征差异。潮间带与海岸也由于物质成分的差异以及暴露于水上时间的长短而导致的含水量的不同，在遥感影像上表现出不同的纹理和色调。确定海岸线和高潮线实际上是解译潮滩的分布，通过建立潮滩解译标志，采用目视解译可以较容易地提取海岸线和高潮线信息。解译标志详见表 3-1：

表 3-1　不同遥感影像部分潮滩解译标志

	SPOT 影像（2004 年第 4、2、1 波段组合）	航片（1996 年）	TM 影像（2000 年 TM3、2、1 组合）
陆域地物（农田、防护林、养殖池塘等）	防护林呈暗红色；农田一般表现出浅灰绿色或鲜红色；养殖塘为黑色，形状规则，一般呈方形	深灰色调，纹理粗糙，发育好的防护林可以明显看出树林结构；规则的养殖塘呈黑色，表现明显	防护林呈墨绿色，农田为绿色或黄色，养殖塘也表现为黑色、规则的方形
高潮滩（沙地）	沙地具有高反射率，呈现出亮白色	颜色发白，纹理细腻	亮白色
潮间带（滩涂）	由于经常被海水淹没，颜色较暗，呈黄灰色	比高潮滩沙地色调加深，一般呈灰色	浅黄绿色
影像图			

3.3 低潮线遥感专题信息提取（水深信息提取）

低潮线信息提取是海岸带动态变化研究的一个必不可少的部分，可以从海图上直接提取，但是海图资料难以收集，本次研究只收集到 1984 年海图，其它时期的低潮线需要从遥感影像上提取。由于低潮线大多数情况均淹没于海水以下，没有办法从图像上直接获取，然而海岸带的潮差和成像时部分海岸带的潮位是已知的，我们只要得到研究水域的海水深度，就可以推算出低潮线的位置。因此遥感探测水深成为本次研究的一个重点和难点，本章节首先着重阐述了遥感水深信息的提取。

3.3.1 遥感探测水深的基本原理和方法

利用星载多光谱数据进行浅海水深测量，主要是采用光谱信息较为丰富的美国陆地卫星 TM 数据，通过数据处理和回归分析提取影像各个像素点处的水深数据，其物理基础是光线对水体有一定的穿透能力。一般来说，卫星传感器主要反映水域以下三个方面的光谱信息：（a）水体表面直接反射的光信息；（b）大气后向散射的光信息；（c）水体后向散射和水底反射的光信息。对于水深遥感来说，前两种辐射能量有限，其影响可通过大气辐射校正基本消除；水体的后向散射光主要反映悬浮泥沙、悬浮生物分布等信息，和水深信息没有直接的联系，可以看作是使水深信息产生模糊的根源，是遥感图像处理的对象；只有直接由水底反射效应造成的影像特征才是水下地形的直接反映，是水深遥感的主要信息来源。因此，遥感图像的光谱值除了与水深有关外，还受到底质反射率、水体悬浮物的浓度及大气条件等多种因素的影响。当找出影响因素与我们所关注的水深信息之间的内在联系，用图像处理方法和数学关系式将这些因素从光谱值中分离出时，就可以建立光谱值与水深之间的定量关系，已有学者从理论上论述了这种相关性的存在[70]。

龙口市海岸带水体属大洋水，水中悬浮物、泥沙及浮游植物等含量很少，水质较为清澈，很利于遥感探测。本文在对遥感影像进行水体专题信息增强处理的基础上，从统计相关方法出发，利用实测水深的准同步资料与影像光谱值进行相关分析，反复试验后，建立水深遥感信息的定量模式，通过水深反演，应用于海岸带水深信息的获取，以辅助低潮线的提取。文中以 2000ETM$^+$影像为例，具体说明了遥感水深提取的过程，以及这种方法的可行性。

3.3.2 资料处理

资料处理分为两部分：第一部分是遥感影像资料处理，第二部分是实测水深资料处理。前者包括对初始影像的辐射较正、几何校正、噪声抑制等各种预处理和水深遥感专题信息的增强处理（详见第二章所述）。从遥感技术用于测深起，就有许多学者对此进行研究，开始时大部分是采用单波段进行拟合，但效果不好；后来研究使用多波段组合，同时结合水体波谱特性，选取较好的波段组合，精度大大提高[70-72]。本文选用 TM1、TM2、TM3、TM4 四个利于水深探测的波段，

进行线性拉伸和比值增强处理，采用常规的 TM4/TM3、TM4/TM2、TM4/TM1、TM3/TM2、TM3/TM1、TM2/TM1、（TM1–TM4）/（TM1+TM4）和（TM1 –TM2）/（TM1+TM2）8 组波段组合图像，作为图像处理的最终结果，供相关分析使用。

实测水深资料的处理主要是数字化及其几何校正与配准。首先在 ARC/INFO 软件支持下，将实测水深图上的水深点位置输入计算机，建立水深点的空间坐标体系，然后把各自的水深值作为属性层数据存贮，实现实测水深图的数字化。实测水深图数字化后要与遥感影像进行相关分析，二者就必须具备统一的坐标体系。本次研究是以西安 80 坐标系为标准的，而实测地形图采用的是经、纬度坐标体系，这是一种球面坐标系统，因此我们对数字水深图进行高斯克吕格投影变换，采用西安 80 坐标系使之与遥感影像数据相匹配，要尽量提高校正精度。将校正后的实测水深图与遥感影像叠加显示，如果二者吻合精度达到研究要求，就不需要再进行图像配准；如果达不到研究要求，则需要对两种数据类型进一步精确配准，否则会影响相关分析的精度。

3.3.3 建立水深模型，反演水深

3.3.3.1 选取断面，提取样本水深值

遥感光谱和实测水深的对应组合数值是进行相关分析的数据源，二者数值的提取是建模的基础，直接影响到分析结果的精度。取值时可以利用 ARC/INFO 软件，将配准好的实测水深图和遥感影像图叠合，建立链接层取值；或者利用计算机取值点的坐标通过坐标取值，但是这两种方法都比较麻烦。本文利用具有灵活用户界面和操作方式的遥感图像处理软件 ERDAS IMAGINE8.6 完成样本数值的提取工作。首先根据处理好的图像选择四个典型断面（如图 3-3 所示，图中阴影部分为所选取的断面，阿拉伯数字表示断面的序号）作为相关分析的样本数据源，断面选取的标准是实测水深资料易于获取，而且深浅兼顾，能尽量反映整个研究区域的水下地形起伏情况；然后在 ERDAS 的 Swipe 和 Arrange Layers 功能支持下，通过变换遥感影像栅格层和实测水深数据层的叠加顺序，在选好的典型断面上将样本点的实测水深值和对应遥感影像灰度值同时提取出来。四个断面的样本点数分别为 58、63、81、54。这种方法操作简便，能保证提取点的一致性，

但前提是几何校正精度要高。

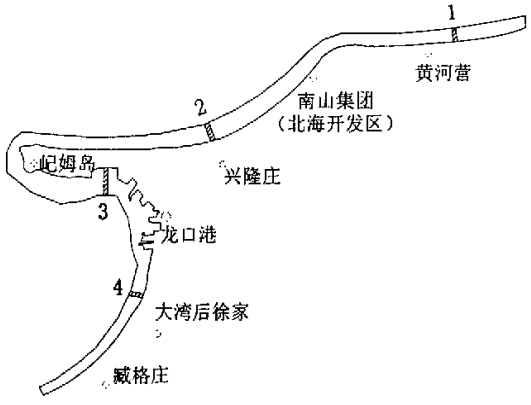


图 3-3　断面选取分布图

遥感图像的像元灰度是获取图像那一时刻瞬时水深的反映，而收集到的实测水深图上标注的水深值是将实测时的瞬时水深经潮汐改正后归算至理论深度基准面的水深。因此，直接用实测水深图上提取出的水深值建立水深模型是不合理的，应该经过潮汐改正到卫星过境时的瞬时水深。某地瞬时水深可用下式计算[73]：

某地某时瞬时水深 ＝ 当地实测水深 ＋ 该地该时潮高

＋（当地实测深度基准面 － 潮高基准面）

对于有些港口来说，实测深度基准面与潮汐预报的潮高基准面并不一致，所以使用时需要进行订正。根据资料可知，本文收集的实测水深资料的实测深度基准面与潮汐表的潮高基准面相同，只需将实测水深值加上当地某一时间的潮高，即可得到该地该时的瞬时水深。对于已有验潮站的地区，直接利用我国海洋测绘部门提供的卫星过境时的潮汐预报资料进行潮位校正；没有验潮站的地区，依据该区潮位分布规律，用已有的潮位资料内插获取各个断面的瞬时潮值。本文所用的实际水深值都是经过潮汐校正后的与遥感图像同步的瞬时水深。

3.3.3.2 计算相关系数，建立遥感水深回归方程

按照前面所述的方法，将提取的各断面的各个波段或波段组合的遥感图像光谱值和实际水深数据，构成图像光谱值——实际水深值数据对，进行相关分析和比较，计算相关系数如表 3-2 所示：

表 3-2 各断面影像光谱值及其对数值与实际水深数据相关系数计算表

表 3-2-1 影像光谱值与实际水深数据相关系数

波段组合	断面 1	断面 2	断面 3	断面 4
TM1	0.24851	0.58577	0.21654	0.47515
TM2	0.41648	0.60031	0.32458	0.62542
TM3	0.21545	0.48779	0.14545	0.42252
TM4	0.15480	0.41927	0.09454	0.39625
TM4/TM3	0.34515	0.52828	0.01455	0.53254
TM4/TM2	0.21565	0.17638	0.21464	0.11452
TM4/TM1	0.18545	0.34526	0.14153	0.30633
TM3/TM2	0.41259	0.21182	0.34580	0.52416
TM3/TM1	0.21355	0.46834	0.41590	0.31574
TM2/TM1	0.45215	0.68841	0.43542	0.54215
（TM1－TM4）/（TM1+TM4）	0.02156	0.35346	0.21457	0.15486
（TM1－TM2）/（TM1+TM2）	0.38566	0.68962	0.34215	0.62545

表 3-2-2 影像光谱值对数值与实际水深数据相关系数

lnTM1	0.26545	0.59735	0.32525	0.48516
lnTM2	0.47615	0.63894	0.38542	0.63515
lnTM3	0.24565	0.52024	0.12541	0.42846
lnTM4	0.17513	0.46616	0.21515	0.41255
ln（TM4/TM3）	0.35152	0.53431	0.12789	0.52655
ln（TM4/TM2）	0.19563	0.27203	0.36125	0.15322
ln（TM4/TM1）	0.20365	0.36181	0.25618	0.31566
ln（TM3/TM2）	0.45216	0.18035	0.34665	0.52126
ln（TM3/TM1）	0.28465	0.50054	0.43255	0.32642
ln（TM2/TM1）	0.50185	0.74118	0.45138	0.54616
ln（（TM1－TM4）/（TM1+TM4））	0.08425	0.34120	0.21915	0.18547
ln（（TM1－TM2）/（TM1+TM2））	0.48156	0.68621	0.36945	0.63968

理想情况下，在研究区域内任意取多个断面或散布的样本点分析，两者的相关性都应该很好，这样才能充分利用遥感图像来描述水域的水深分布。然而实际情况不可能与理想情况完全一致，从表 3-2-1 的数据显示可以看出：断面 2 和断面 4 相关性较好，而断面 1 和断面 3 较差。分析其原因，是因为在图像处理过程

中不可能做到完全消除环境噪声的影响造成的。因此，当所选取断面包含的噪声随机因素的影响比较大时，其样本点就不足以代表整个研究区域的光谱值和实际水深之间的关系。相比较而言，断面 2 所受影响较小，能较好地反映图像光谱值与实际水深之间的关系，所以选取该断面的 63 个样本点作为进一步回归分析的数据源。

从表 3-2-1 中的数据来看，几个断面所有波段及其波段组合相关系数都不是很高，又取各种波段组合图像的光谱值的对数形式与实际水深数据进行相关分析，结果如表 3-2-2 所示，相关性有所提高，但依然达不到要求的精度。分析其中的原因是，计算时采用的数据为每个断面的整体水深资料，没有考虑水深大小，鉴于前人的研究[73]，水深实测值与遥感光谱值难以在研究水域整体相关，如果不对水深进行分区考虑，相关系数就小，模拟精度低。因此，本文将实测水深图与遥感图像叠加后，首先目视定性把握二者的相似性，发现实际水深数据与遥感图像大致以水下 10m 为界，分 2 个区间部分趋势相似。选择相关系数较大的断面 2，将其数据以水深 10m 界线分开，采用相关性较高的图像光谱值的对数形式再次与实际水深资料进行相关分析，结果如表 3-3 所示，相关系数明显提高，一些波段组合的相关系数达到了统计相关分析的精度要求（>0.8）。

表 3-3　断面 2 分段水深值与各波段组合光谱值的对数形式相关系数计算表

波段组合	相关系数		波段组合	相关系数	
	<10m	10-17m		<10m	10-17m
lnTM1	0.56860	0.82332	ln（TM3/TM2）	0.71035	0.67120
lnTM2	0.63461	0.69922	ln（TM3/TM1）	0.60622	0.78024
lnTM3	0.72367	0.68316	ln（TM2/TM1）	0.54185	0.87818
lnTM4	0.83482	0.56133	ln((TM1－TM4)	0.63958	0.42537
ln（TM4/TM3）	0.91799	0.64487	/（TM1+TM4))		
ln（TM4/TM2）	0.75987	0.53935	ln((TM1－TM2)	0.41674	0.83811
ln（TM4/TM1）	0.63424	0.45413	/（TM1+TM2))		

由表 3-3 数据可知，对于水深小于 10m 的水域，波段组合相关系数最大的是 ln（TM4/TM3），相关系数为 0.92；在水深介于 10-17m 的水域，相关系数最大的波段组合是 ln（TM2/TM1），为 0.88。利用 Excel 分别对这两个波段组合影像光谱值的对数值和对应的水深实际数据进行统计回归分析，得到回归方程：

（Ⅰ） 水深小于 10m： $Y = a_1 + b_1 \ln x_{(TM4/TM3)}$

（Ⅱ） 水深大于 10m，小于 17m： $Y = a_2 + b_2 \ln x_{(TM2/TM1)}$

式中，Y 为实际的瞬时水深数据，x 为波段组合图像的光谱值，a_1、a_2、b_1、b_2 为系数，可经统计得到，分别为 21.4150、11.9548、-200.4431、-94.7185。

回归方程建立后，要进行精度检验，本文显著性检验利用回归平方和 U 以及剩余平方和 Q 的值来分析，计算公式分别为：

$$U = \sum (\hat{y} - \bar{y})^2 \qquad Q = \sum (y - \hat{y})$$

回归平方和 U 表示可用线性回归解释的部分，剩余平方和 Q 表示不能用线性回归解释的部分，因此，U 越大，Q 越小，方程的回归效果越好，反之，回归效果越差。回归方程的精度用剩余标准差 S 来估计[74]，剩余标准差 S 为残差平方和 $S_{残}^2$ 与其相应的自由度 $n-2$ 之商的开方值，用以衡量所有随机因素对 Y 观测值的平均变差的大小，计算公式为：

$$S = \sqrt{\frac{S_{残}^2}{n-2}}$$

根据计算，方程Ⅰ的 $U = 224.02840$，$Q = 43.46517$，$S = 1.22$；方程Ⅱ的 $U = 187.38815$，$Q = 40.12546$，$S = 1.74$。根据概率论知识可知，样本点落在回归曲线 Y 两侧 $2S$ 范围内的概率为 95%的范围越小，即 $2S$ 越小，数据越集中，Y 的估计精度也越高。方程Ⅰ和方程Ⅱ的标准差 S 都小于 2，因此两个方程回归效果显著，精度较高，可用于遥感水深的反演。

3.3.3.3 水深模型反演及误差计算

利用建立的遥感水深模型，反演水深，得到遥感水深图像，即用像素的灰度值表示水体的深度。为了检验反演的遥感水深的具体误差，本文提取了遥感水深图中另外 3 个断面样本点的水深反演值，并与潮汐校正后的实测值比较，计算各断面反演水深的相对误差（$(Y_{实测} - Y_{反演})/Y_{实测}$），见表 3-4，图 3-5 是断面 3 样本点的水深反演数据与实测数据比较图。

表 3-4　遥感水深与实际水深相对误差计算表

相对误差（%）	断面 1	断面 3	断面 4	平均误差
Y <10m	12.61%	9.20%	8.32%	10.04%
10m< Y <17m	11.14%	8.25%	7.50%	8.96%

注：断面的相对误差为该断面上所有点的平均相对误差

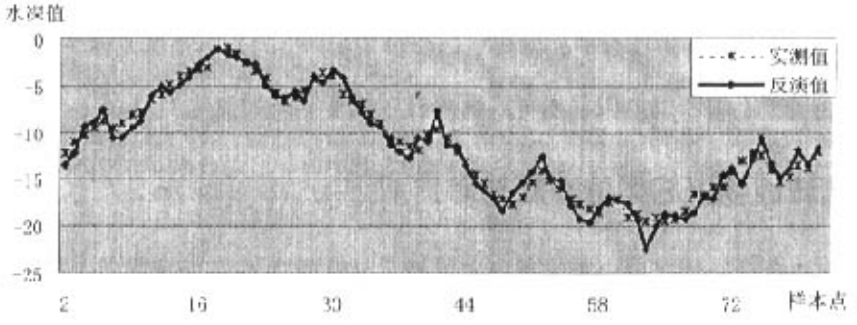


图3-4 断面3的水深反演数据与实测数据比较图

从上图和表中可以看出，遥感水深与实际水深吻合较好，整体相对平均误差基本控制在 0.1。由此可见，只要进行反复试验，寻求到合适的水深遥感模型，通过遥感图像反演水深的方法是可行的。

3.3.4 低潮线的推算

利用反演出的遥感水深图像，结合海岸带成像时的潮差和陆地 DEM，即可确定低潮线的位置，如图 3-5 所示：

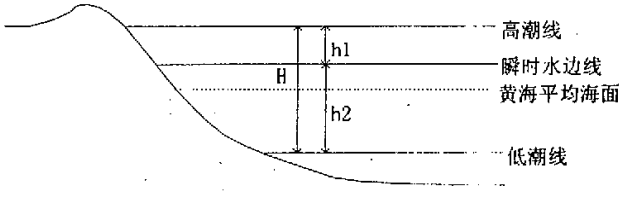


图3-5 低潮线推算示意图

遥感水深图是影像像素值与水体深度的综合体现，因此，只要知道低潮线的深度 h_2，就能确定低潮线在影像上的位置。从图上可知 $h_2=H-h_1$，H 是高低潮线的高程差，即成像时的瞬时潮差，可通过收集资料获得；h_1 则是高潮线和瞬时

水边线的高程差，高潮线的高程可由海岸带 DEM 直接获得，瞬时水边线高于黄海平均海面时，其高程也可由 DEM 直接获取，瞬时水边线低于黄海平均海面时，其高程则通过二者之间的水平距离和潮间带的坡度求得。确定低潮线在影像上所在的像元后，为了提高定位精度，采用目视矢量化方式沿像元中心手工画出低潮线，然后再进行圆滑处理，即实现低潮线的提取。

比较实测水深图与遥感水深图中低潮线附近的同深水深点，二者水平平均误差 12m，即用该种方法获取的低潮线平均误差 12m。说明利用遥感水深方法提取的低潮线虽然不很精确，但基本可以反映出岸线多年来的变化趋势。

3.4 陆域地物遥感影像专题信息提取

海岸带陆域地物遥感影像专题信息提取，实质就是海岸带地区的土地利用/土地覆盖信息的遥感技术分类识别，主要有目视解译和计算机自动识别两种方法。目视解译，是一种传统的信息提取方法，这种方法既需要目视判读者具有丰富的地学知识和目视判读经验，又需要花费大量的时间去目视判读，劳动强度大，信息获取周期长，而且解译质量受目视判读者的经验、对解译区域的熟悉程度等各种因素的制约。

为了解决这一问题，从 20 世纪 70 年代起，人们开始重视由计算机自动识别遥感图像地物信息的方法研究，当时主要利用统计模式识别方法进行遥感图像计算机分类，从分类前能否获得训练样本类别这一先验信息角度划分为两大类，即非监督分类和监督分类。非监督分类，是在没有先验类别作为样本的条件下，主要根据像元间相似性的大小，进行归类合并的方法。该方法并不要求对具体地物的已知知识，而是依赖于图像的统计特征，将具有相同光谱反射值的地物划分为一类。主要判别算法有：K 均值（K－Means）和 ISODATA（Interative Self－Oranize Data Analysis，ISODATA）。监督分类，首先需要从研究区域选取有代表性的训练场地作为样本，通过计算分类特征参数，建立分类判决函数，据此对整幅遥感数字图像进行分类。主要分类算法有：最大似然法（Maximum Likelihood Classification）、最小距离分类法（Nearest－Mean Classification）、马氏距离分类法（Mahalanobis－Mean Classification），其中最大似然法是遥感图像处理中最常用的一种分类方法。这些传统的计算机识别方法虽然克服了目视解译的一些不

足，却没有继承目视解译的最关键优点，未能充分发挥专家的知识经验，分类精度较低。

因此，如何把二者结合起来，成为近年来研究者关注的热点之一。国内外学者做了不少有益的探索，涌现出许多新型的方法和技术，主要是将模糊数学、人工智能（主要是专家系统）、人工神经网络等技术应用于遥感数据的解译与分类，从算法上进行改进，打破了单纯依据图像光谱特征的统计模式识别，将一些分类所需的其它辅助数据加入判别准则，从而极大提高了分类精度[75-76]。其中人工神经网络（ANN），是基于逻辑推理，以模拟人脑神经系统的结构和功能而建立的一种数据分析处理系统，具有对信息的分布式存储，并行处理、自组织、自学习等特点，通过许多具有简单处理能力的神经元的复合作用而具有复杂的非线性映射能力[77]。ANN 于 1988 年应用于遥感图像分类，可以较为容易地加入各种地理辅助数据，而且有着较好的容错特性，成为遥感数字图像分类处理的有效手段，被许多专家学者所青睐，有逐步取代最大似然法的趋势[78-79]。在神经网络分类中，应用最为广泛的 BPNN 分类器是 Rumelhart 等人于 1985 年提出的反射传播网络（Back Propagation Neural Network，BP）。本文采用了 BP 神经网络（BPNN）分类器，将遥感影像的光谱信息、纹理信息、区位指数 3 种特征充分结合，应用于海岸带土地利用类型的分类识别，实现了地物信息较高精度地提取。

3.4.1 BP 神经网络分类的基本原理及算法分析

3.4.1.1 BP 算法基本原理

BP 算法是目前 ANN 中应用最广泛的学习算法之一，它采用的是一种有导师训练学习方式的前馈型网络，从导师样本中学习并获取知识，然后在导师训练模型引导下对数据库中的信息进行目标查找、模式识别和属性分类等[77]。最基本的 BP 网由输入层、中间隐含层、输出层 3 层构成，这种网络具有高度非线性映射能力和良好稳健性模式识别的特点。

BP 网是一个由若干层神经元组成的多层网络，含有输入节点、输出节点及一层或多层和外界没有直接联系的隐层节点。相邻层次的神经元之间用连接权系数相互连接，同层神经元之间没有连接，如图 3-6 所示的一个单隐层 BP 神经网络模型。输入层接受来自外界的信号，输出层把对输入信号的判别或决策送给外

界，隐层用来表示知识，并采用分布式存贮知识，其状态影响输入输出之间的关系，改变隐层的权系数可以改变整个多层神经网络的性能。

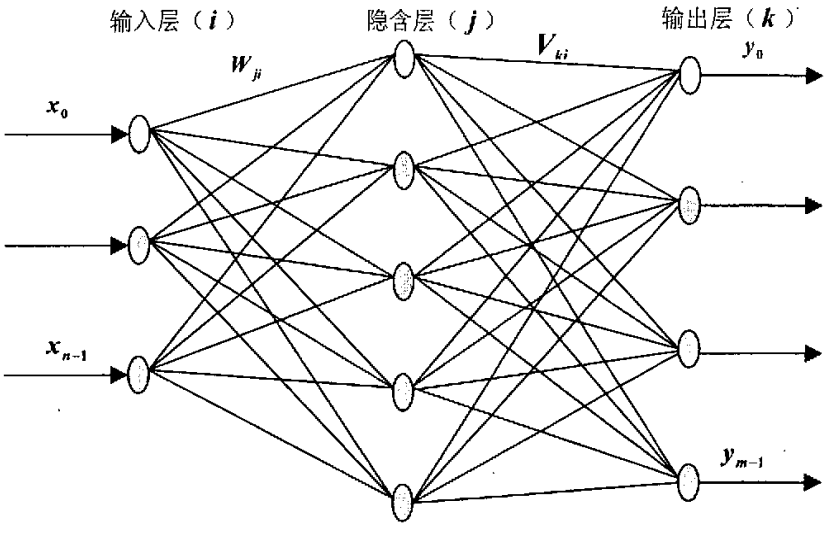


图 3-6　单隐层 BP 神经网络模型

BP 网络和其它网络一样，是由各层单元数、单元之间的连接权重，单元所采用的传递函数，以及训练时所采用的权重改变方法（学习规则）来决定的。其算法实质是把一组样本的输入输出问题转化为非线性优化问题，使用沿梯度下降，迭代运算修正网络连接权值，即通过误差函数的最小化过程完成输入到输出的映射，由学习过程的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。学习过程正向传播时，样本首先按初始给定的随机权值从输入层传入，经隐含层处理后传至输出层，每一层神经元状态只对下一层神经元状态产生影响。在输出层把实际输出与期望输出比较，如果实际输出与期望输出不符，则转入误差反向传播。误差反向传播时，输出误差以某种形式按原来正向传播的通路反向传回，并将误差分摊给各层所有单元，进行权值修正，减小误差。如此循环往复进行权值修正就是网络的学习训练过程。训练过程一直进行到网络输出误差减少到可接受的域值范围，即完成 BP 网络的训练，确立输入与输出的映射关系。网络训练过程中，需要指定循环次数，如果循环次数达到时，模式最大允许误差尚未满足要求，则要停止运算，进行参数调整，重新训练。最后用训练好的网络进行分类，获得各类目标的信息分布特征。

3.4.1.2 BP 算法执行步骤的数学表达

1）网络初始化，给定权重矩阵（W_{ji}和V_{ji}）及阈值（θ_j和γ_k）赋[-1,+1]区间的随机值，令误差函数$E=0$。其中W_{ji}为输入层单元到隐含层单元的连接权，V_{ji}为隐含层单元到输出层单元的连接权，θ_j为隐含层单元的阈值，γ_k为输出层单元的阈值。

2）输入学习样本，并赋予样本输入值x与对应的期望输出值$\{t_k\}$。

3）训练样本，具体如下：

① 由前向后计算各层单元的输出值，设x_i为第i个输入节点的输入，那么隐含层第j个神经元的输出y_j为：

$$y_j = f\left[\sum_i W_{ji}x_i + \theta_j\right] \tag{1}$$

f（传递函数）一般采用 Sigmoid 激励函数，形式为：

$$f(x) = 1\Big/\left[1+\exp\left(-\frac{x}{\theta_0}\right)\right] \tag{2}$$

式中θ_0的作用是调节 Sigmoid 函数的形状，输出层第k个神经元的输出为O_k：

$$O_k = f\left[\sum_j V_{kj}y_j + \gamma_k\right] \tag{3}$$

其中，f（传递函数）采用上面的 Sigmoid 激励函数。

② 由后向前计算各层单元的误差，调整权重矩阵和阈值。输出层和隐含层的节点误差δ_k、δ_j计算式为：

$$\delta_k = O_k(1-O_k)(O_k - t_k) \tag{4}$$

$$\delta_j = O_j(1-O_j)\sum_k V_{kj}\delta_k \tag{5}$$

输出层与隐含层之间权重V_{kj}和阈值γ_k调整：

$$V_{kj}(m+1) = V_{kj}(m) + \alpha O_j\delta_k \tag{6}$$

$$\gamma_k(m+1)=\gamma_k(m)+\alpha\delta_k \tag{7}$$

隐含层与输入层之间权重W_{ji}和阈值θ_j调整：

$$W_{ji}(m+1)=W_{ji}(m)+\beta O_i\delta_j \tag{8}$$

$$\theta_j(m+1)=\theta_j(m)+\beta\delta_j \tag{9}$$

式（6）～（9）中：m为迭代次数，α、β为学习率。

③ 按下式计算误差函数E：

$$E=\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{P}(O_k-t_k)^2 \tag{10}$$

重复②、③步，直到所有的训练样本都输入网络，这时的误差函数为：

$$E=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{k=1}^{P}(O_{ik}-t_{ik}) \tag{11}$$

式（10）、（11）中：P为输出层神经单元个数，N为样本数。

④ 对所有的训练样本重新逐个输入，重复②、③、④步，直到误差函数小于预先给定的某一值，网络学习结束（需要注意的是每次重复开始时置$E=0$）。

4）用学习好的网络，输入待分类的样本参数，具有最大输出值的输出神经单元所对应的地物类型，就判为该样本的分类结果。

3.4.2 分类实现

3.4.2.1 目标地物特征抽取

本次研究在进行目标地物特征提取时，打破了传统的单纯基于地物光谱特征的计算机自动分类，引入分形方法描述图像的纹理结构特征，这是提高遥感图像分类精度的一个重要途径[80]。研究区的高程相差很小，无法象山区那样用DEM配合提高分类精度，但是，根据目视发现，海岸带地区土地利用类型与距海岸线的远近密切相关，如研究区的沙地和林地基本沿海岸线呈带状分布，离海岸较远的内陆分布较少，而耕地的分布距海岸较远，针对这种情况，本次研究又将海岸区位指数这一概念引入，描述地物与海岸线的距离，配合图像的光谱信息和纹理信息提取陆域地物，精度在很大程度上得到提高。

为了避免过多数据量的冗余影响网络训练效率，同时提高分类精度，在地物光谱特征选择时，没有把所有的多光谱波段都作为光谱特征向量，而是按照 2.3 章节中所介绍的方法选择最佳的 3 个多光谱波段，作为图像的光谱特征向量输入网络。

对纹理信息的抽取，采用的是计算图像分维值中比较常用的离散分形布朗运动（DFBM）统计模型。对于灰阶图像，Pentland 提出用如下形式的分形布朗运动模型算法[81]：

$$E_r = \underset{\|\Delta t\|=r}{E}\left|G(t+\Delta t)-G(t)\right| = \frac{1}{N_s}\sum_{s(r)}\left|G(i,j)-G(i+k,j+l)\right| = Cr^H$$

上式中 C 为常数，H 称为自相似参数，对于单波段遥感影像，$G(i,j)$ 表示影像上像元 (i,j) 的灰度值，$s(r)$ 表示 (i,j) 的一个圆形领域，N_s 为 S 内像元数总和。在具体计算的时候，公式可以作等价修改[80]：（a）用正方形代替圆，或者其它确定的凸多边形代替圆的覆盖单元；（b）r 改为覆盖单元的直径，或者是表征覆盖单元的大小而与直径成比例的其它量，这里改为正方形的边长。公式两边取对数，则有：

$$\log E_r - H \times \log r = C_0$$

显然，如果将上式看作一条直线，2 个对数分别作为变量和自变量，H 则表示直线的斜率。在计算 H 参数时，需要逐点判断其距离，为简化计算，在图像中任一像元点 (i,j) 处，以该像元点为中心设置一个 $r \times r$ 矩形窗口（$r = 3,5,\cdots,$）。在计算 H 参数时，仅需要计算这些矩形窗口内各像元点 (i,j) 之间的灰度差值绝对值的均值即可。其中 N 取值较大时，会影响计算速度，还可能使影像的较多细节信息丢失；当 N 取值较小时，不能正确反映统计特性，抗干扰性较差。N 的取值可以经反复试验，视目的和效果而定。

这样，对于不同尺度 r，计算出一组列 $\{(E_r, r)\}$，然后用最小二乘法线性拟合这些数据点列，所得拟合直线的斜率即为 H 值，再利用下式就可以得到分形维数 D 的值：

$$D = D_T + 1 - H$$

上式中，D_T为灰度影像的拓扑维数，这里$D_T=2$。

对于单波段遥感影像（$M\times M$大小）来说，采用 DFBM 模型计算分维值进行纹理分形的思路是：利用一个$N\times N$大小的窗口（$N<M$）按照其算法计算窗口内图像块的分数维值，把它赋给窗口中心像元作为其分维值，然后沿着影像的行和列方向按给定步长 step 滑动窗，直到覆盖整个影像。当 step=1 时，中心像元遍及整个图像（除掉遥感影像四周边缘$N/2$宽的部分）。本次研究对 ETM^+ 和 SPOT 影像利用 DFBM 分维算法提取纹理信息，选用其全色波段数据计算分维值， 98 年以前的 TM 没有全色波段，在此将 6 个 30m 分辨率的波段作主成分分析，用第一主分量计算分维值。由于分维值是介于 2~3 之间的实数，为了与影像光谱值保持一致，将分维数映射到 0~255 之间并进行离散化（取整），从而得到与原影像同样大小的二维分维值矩阵，也可称为遥感影像的“分形图像”或纹理图像，作为纹理特征向量，以逻辑波段的方式加入光谱数据中相当于“第四波段” 进行人工神经网络的分类训练。

海岸区位指数主要是指距海岸的远近，采用类似 DEM 的做法，用等距线代替等高线，通过一个灰度图来表征距海岸的远近。首先以高潮线为基线，200m 为一间距，从海向陆依次缓冲，并赋予距离属性，然后将这些缓冲线离散化，如同等高线生成 DEM 一样，生成一个 0~255 范围的灰度图，像元灰度值表示该像元距海岸的距离，也就是这里所说的海岸区位指数。因此，灰度值越大，即图像越亮，海岸区位指数也相应越大，距离海岸越远，把此图像称为遥感影像的“区位图像”，作为“第五波段”配合光谱信息和纹理信息共同参与神经网络训练。

3.4.2.2 分类系统确定

本文在确定分类系统时，主要考虑了龙口市海岸带地区的典型覆盖类型，同时参照全国农业区划委员会 1984 年颁发的《土地利用现状调查规程》，在目视判读和实地考察基础上，确定研究区土地利用类型分为 6 大类：即耕地－1、园地－2、林地－3、居民点及工矿用地－4、水域－5、沙地－6。滩涂用地也是海岸带的一种重要地类，采用提取出的低潮线和高潮线确定其位置和面积，这里只是对高潮线以上的陆域进行类别提取，因此未把滩涂作为一类列入。另外，2000 年后南山集团在北部沿海建设了一个高尔夫球场，其中一部分落入研究区范围，

本次研究我们把高尔夫球场内的草地划分为林地。耕地由于其含水量的大小，影像特征差别明显，因此，在实际操作中又将耕地划分出4个亚类，以提高分类精度。表3-5以2000ETM^{+}融合影像为例，具体说明各种地类的影像特征。

表3-5 龙口市海岸带各种土地利用类型2000年ETM^{+}影像特征

类型	形态	色调	纹理	图像
耕地11		暗红色		
耕地12	地块几何形状规则，边界清晰，呈斑块状，基本有沟渠设施	粉红色	纹理明显，有“田”块格子形状或多边形网格状	
耕地13		紫红色		
耕地14		深绿色或红绿色		
园地2	呈片状大面积分布	亮绿色	无明显纹理	
林地3	多呈条带状或不规则块状镶嵌	鲜绿色	纹理较为均一	
居民点及工矿用地4	几何特征明显，边界清晰	紫色或紫红色	纹理结构粗糙，斑点状	
水域5	几何特征明显，河流、坑塘自然弯曲或局部明显平直；人工的养殖塘形状规则，棱角分明	黑色、深蓝、蓝色	色调均匀	
沙地6	明显条带状分布	亮白粉色	纹理细腻	

3.4.2.3 样本选取

从遥感图像分类方式角度看，BP网络属于监督分类，需要选择训练样本集，地物的样本采样包括光谱特征、纹理特征和区位特征的提取。样本的选择是影响

分类效率和精度的重要因素，样本像元要具有代表性、典型性和信息的完备性。本文首先基于光谱特征选取样区，然后提取每个样区的纹理特征和区位特征。训练区的选择可以采用 AOI 绘图方式直接在屏幕上圈定，也可以使用 AOI 扩展方式。由于 AOI 绘图方式产生的训练区是手工绘制，随机性很大，报警掩膜效果很不理想，所以文中采用 AOI 扩展方式选择训练区，其原理是一种基于局部相互最佳适配的区域增长策略，首先在影像中锁定符合局部最佳适配原则的像元，然后以此为种子点合并与之光谱空间距离最近的邻接像元，随着相邻像元的不断并入，种子点与这些被并入的像元所组成的影像区域的异质性将不断增大，一旦异质性突破设定的阈值，增长过程即告结束。因此，运用此种方法选择训练区时，初始种子和光谱距离的阈值非常重要，每一地类训练区的初始种子和光谱距离的阈值要经多次试验后才能确定，不同地类两个参数不同，一般在选取了 2-3 个训练区后，观看报警掩膜情况及时对这两个参数进行修改和调整。增加训练区时，将报警掩膜与以前的报警掩膜叠加，判断样本数据的质量变化情况，并做出调整，直至报警掩膜与实际地类比较符合时，即认为这一类的训练区选择完毕。

一种地类训练完毕，需要对最终的训练区做一个整体分析，以保证光谱的纯度，本文采用光谱响应模式分析，即利用直方图绘制工具通过分析类别的直方图对训练区模板进行评价和比较。这种方法简单而且直观，主要是观察直方图光谱响应分布的正态性，如果呈正态分布，则此训练区提取比较满意；如果呈双峰或多峰分布，说明训练区纯度不够，需要重新选取。图 3-7 为是耕地 11 的第二波段（左）和居民点及工矿用地 4 的第三波段（右）的光谱响应模式图，从图中可以看出，直方图呈正态分布，即只有一个峰值，说明该训练区的选取比较满意。最后将满意训练区相应的各波段灰度值、纹理值和区位指数提取出，构成样本数据集，以待输入网络进行训练。

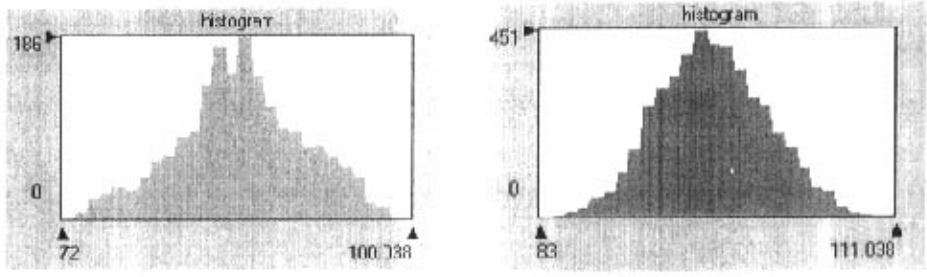


图 3-7 耕地 11 第二波段（左）和居民点及工矿用地 4 第三波段（右）直方图

3.4.2.4 网络结构设计及分类

（1）网络结构设计

网络结构设计，主要包括网络层数的确定和各层神经元数目的选择。根据Kolmogorov定理，对于任何在闭区间内的一个连续函数都可以用一个隐层的BP网络来逼近，即一个3层BP神经网络可实现任意的n维到m维的映射，增加网络的层数主要是进一步降低误差，但同时也使网络更复杂且计算量更大[82]，因此本文选用3层的BP神经网络。

对用于遥感分类的神经网络来说，输入层和输出层的神经元数目分别由遥感数据的特征维数和总的类别数决定。本次研究数据的输入模式为5维向量，3个多光谱波段和2个逻辑波段，从而设定输入层节点数为5；输出层节点数与所分类别的数目相同设为9。隐含层节点数的确定是一个相对复杂的问题，是网络结构设计的关键，许多学者在这方面进行了研究，并提出一些方法，但都缺乏令人信服的理论依据，且实用效果不强，实际应用中一般的做法是采用试探法，先设定一个隐节点数，一般单隐层的隐层神经元数至少为输入、输出层神经元数的最大值，如果训练误差不能达到所需范围，就增加节点数；如果误差已经很小而分类效果依然很差，一般表示隐节点数过多，需要适当减少隐节点数，直至获得预期的结果[83-84]。本次研究在对不同数据源、不同时期的遥感影像利用BP神经网络分类时，设定的隐层节点数不同，一般获得的较为合理的数目在12-15之间摆动。

（2）网络训练

本次研究对每种类别均选取了30个样本，每个样本采样包括光谱特征、纹理结构特征和区位结构特征的提取，同时将所有采样数据规格化为0～1，这些样本数据与各自的地类编号输出值一起构成学习样本对，输入神经网络进行学习训练。训练时选取的学习效率、最大循环次数和目标误差分别为0.01、5000和0.001，一般循环到3500次左右达到目标误差，网络性能达标，前期训练结束。然后再另外选用170个样本点作为检验样本，以检验网络的使用精度是否达标，如果达到使用要求，所有网络训练结束，如果达不到使用要求，就要重新调整网络结构，直到最终的检验结果达到使用要求。本文定的网络使用精度为85%，即检验样本经过训练好的网络分类后，精度达到85%。

（3）分类实现

考虑到网络的灵敏性，首先分别对待分类影像的光谱波段数据、纹理结构数据和“区位图像”数据进行归一化，使其值介于（0, 1）之间，然后输入最终训练好的网络，即可得到基于 BP 神经网络分类器的海岸带土地利用分类图。

3.4.2.5 分类结果优化处理

分类结果的优化处理主要是进行亚类别的合并和碎小图斑的剔除。为了提高分类精度，在提取耕地时是分 4 个亚类分别提取的，这里利用 Erdas Imagine8.6 提供的分类重编码功能，将其重新合并为一类，即将提取出的 9 个类别合并为实际所需要的 6 大类别，并赋予每一类唯一的属性值。

计算机自动分类的结果中一般存在较多的细碎图斑，无论从专题制图角度还是从实际应用角度考虑，都必须剔除这些碎小图斑，进行分类结果的优化，才能得到最终相对理想的分类结果。面积滤波是遥感图像分类后处理中最常用的一种方法，首先通过聚类分析，计算每个分类图斑的面积，并记录相邻区域中最大图斑面积的分类值，产生一个 Clump 类组输出图像；然后可以通过过滤分析或去除分析两种方式处理 Clump 类组图像，过滤分析在剔除 Clump 图像中较小的类组图斑时，给所有小图斑赋予新的属性值 0；而去除分析将删除的小图斑合并到相邻的最大的类别中。本文采用去除分析法，将小于 7 个像元的小图斑剔除，用周围最大的图斑取代，从而达到消除小图斑的目的。经过优化处理的分类图像更接近于地面的真实景观，能更加清晰地反映地物的结构特征。

3.4.3 分类精度分析

精度分析是遥感图像分类过程中一项不可缺少的工作，通过精度分析，能够确定选择的分类模型的可行性和分类结果的可靠性，是对分类结果进行进一步科学研究的重要前提。精度分析过程涉及到许多理论与方法，本文采用了误差矩阵和 Kappa 分析的方法来对分类结果进行精度评价。利用 ERDAS Imagine8.6 下的分类精度评价工具，随机抽取 300 个测试样本点，并保证每类至少有 10 个样本点，构成测试样本集，首先获取基于 BP 神经网络分类图像上的土地利用类型，然后逐点进行参考类别确定，得到分类误差矩阵和 Kappa 分析值。参考类别确定采用同期土地利用图与目视判读相结合的方法进行。表 3-6 是 2000 年 ETM^+

影像基于 BP 神经网络分类结果的误差矩阵和 Kappa 分析表。

为了对比分类效果，本文还采用传统的最大似然法对其中 3 期影像进行分类，它们所用的样本集只是 3 个光谱特征波段的值，其训练样本与 BP 神经网络所用的相同，并采用统一的测试样本计算其分类误差矩阵和 Kappa 分析。表 3-7 是 2000 年 ETM^+影像基于最大似然法的分类误差矩阵和 Kappa 分析表。

表 3-6　2000 年 ETM^+影像精度分析表——基于 BP 神经网络分类法

		分类图像							
		耕地	园地	林地	建设用地	水域	沙地	行合计	制作精度
参考图像	耕地	48	1	3	2	0	0	54	0.89
	园地	5	75	2	0	0	0	82	0.91
	林地	3	1	35	1	0	0	40	0.88
	建设用地	2	0	1	72	0	1	76	0.95
	水域	0	0	0	0	20	0	20	1.00
	沙地	0	0	0	2	0	26	28	0.93
	列合计	58	77	41	77	20	27	300	
	用户精度	0.83	0.97	0.85	0.94	1.00	0.96		
		总体精度=92.00%			Kappa 系数=89.99%				

表 3-7　2000 年 ETM^+影像精度分析表——基于最大似然分类法

		分类图像							
		耕地	园地	林地	建设用地	水域	沙地	行合计	制作精度
参考图像	耕地	37	1	10	4	0	2	54	0.69
	园地	6	71	5	0	0	0	82	0.87
	林地	14	4	22	0	0	0	40	0.55
	建设用地	8	0	1	54	5	8	76	0.71
	水域	0	0	0	1	19	0	20	0.95
	沙地	0	0	0	4	0	24	28	0.71
	列合计	65	76	38	63	24	34	300	
	用户精度	0.64	0.93	0.58	0.86	0.79	0.71		
		总体精度=75.67%			Kappa 系数=69.80%				

从基于最大似然法的分类精度分析表 3-7 中可以看出，耕地与林地之间的混分现象严重，耕地向林地与林地向耕地的错分误差分别达到 22.58%和 21.43%，这是由于耕地中的水浇地与林地的光谱影像特征较为相近引起的。但是林地与耕地的海岸区位明显不同，林地一般比耕地距离海岸线要近，所以在表 3-6 基于

BP 网络分类法的精度分析中，二者的混分现象在很大程度上得到控制。另外影像上建设用地的光谱特征较为复杂，建筑物密度不同，颜色深浅不同，密度较低时，颜色较浅，容易与耕地中的旱地和沙地错分，密度很高时，颜色也很深，在一定程度上能被划分为水域，因此在表 3-7 中表现出较为严重的建设用地向其它地类的错分。但建设用地的纹理结构较其它地类粗糙，而且各个地类的海岸区位也存在一定的差别，是可以通过 BP 网络模型提高建设用地分类精度的，见表 3-6。

综合表 3-6 和表 3-7 两种分类法的精度分析不难得出，对于最大似然分类法，由于仅仅依靠遥感图像的光谱特征进行地物识别，当两类地物的光谱特征比较相似时，便不能很好的区分。而基 BP 网络模型的分类，将图像纹理特征和海岸区位特征加入判别准则，可较好的克服同谱异物现象，图像的分类精度得到很大改观。总体精度由 75.67%上升到 92.00%，Kappa 系数也由 69.80%提高至 89.99%，而且基于 BP 网络模型分类后，所有地类的制图精度和用户精度都达到 80%，分类结果达到本次研究的精度要求。

虽然基于 BP 网络模型的分类精度有很大提高，但分类结果局部仍然存在明显的错分现象，这些错误用肉眼就可以很清楚得分辨出来，为了使论文后期的动态分析工作更为准确，可以利用 ERDAS 中 Raster 模块下的 FillArea 工具，对分类后的图像进行手工的错分纠正。附图 1 为 2000 年 ETM^+影像基于 BP 神经网络分类方法得到的经分类结果优化处理和错分纠正后最终的分类结果图。

4. 龙口市海岸带时空动态变化过程分析

海岸带是海陆交互作用地带，其变化方式复杂多样，为了更好的分析研究，本文引入地学信息图谱概念，建立海岸带动态变化信息图谱，以此来分析研究区 20 年来的演变特点，包括各种岸线的进退变化和近海陆域土地利用/土地覆被的动态变化。

4.1 龙口市海岸带变化信息图谱的构建

地学信息图谱，陈述彭于 1998 年首次提出 [85]，是应用地学分析的系列多维图解来描述现状，显示地球系统及各要素和现象的空间形态结构与时空变化规律，以及对地理过程的反演与预测[86]，是一种图形表现形式与分析手段。近年