

# 廊坊地区 GF-6 遥感数据识别道路材质数据集的方法与结果

崔玉萍

中国公路工程咨询集团有限公司, 北京 100097

**摘要:** 基于 GF-6 遥感数据, 对比不同道路材质的光谱特性, 利用机器学习技术, 研发出道路材质识别试验数据集。试验数据集由 4 部分组成: (1) 遥感影像数据集, 包括研究区 GF-6 宽幅 (WFV) 数据和 GF-2 遥感影像数据; (2) 光谱特征指数数据集, 包括光谱差值指数数据集、光谱比值指数数据集、光谱方差指数数据集、光谱归一化指数数据集; (3) 样本数据集, 基于 Google 影像和百度街景数据收集道路材质类型样本; (4) 道路材质识别结果数据集, 道路材质识别精度达到 80.07%, Kappa 系数为 0.70, 满足一定的精度要求。

**关键词:** 道路材质; 机器学习; 高分遥感

**DOI:** <https://doi.org/10.3974/geodp.2022.04.12>

**CSTR:** <https://cstr.science.org.cn/CSTR:20146.14.2022.04.12>

**数据可用性声明:**

本文关联实体数据集已在《全球变化数据仓储电子杂志(中英文)》出版, 可获取:

<https://doi.org/10.3974/geodb.2022.08.10.V1> 或 <https://cstr.science.org.cn/CSTR:20146.11.2022.08.10.V1>。

## 1 前言

在交通强国战略指导下, 我国大力推进交通运输发展, 综合立体交通网加速成型。交通运输快速发展的现状下, 传统技术手段已无法满足当下需求<sup>[1]</sup>, 信息化技术是满足交通运输业智能化、科学化决策和管理需求的有效手段, 提高交通运输行业数字化程度也是新时代交通运输发展的重要途径。

高分遥感技术的快速发展以及技术优势日益突出, 促使其应用在世界范围内迅速扩展和深化, 应用效益越来越明显。目前, 遥感技术已广泛应用于农业、林业、地质、地理、海洋、水文、气象、测绘、环境保护和军事侦察等许多领域。在数字化席卷全球的浪潮下, 党中央、国务院印发的《国家综合立体交通网规划纲要》更是提出了“推动卫星通信技术、新一代通信技术、高分遥感卫星、人工智能等行业应用”。高分遥感技术为交通运输行业数

收稿日期: 2022-10-08; 修订日期: 2022-12-07; 出版日期: 2022-12-24

基金项目: 高分辨率对地观测系统重大专项 (07-Y30B03-9001-19/21, 87-Y50G28-9001-22/23)

\*通讯作者: 崔玉萍 EVU-6053-2022, 中国公路工程咨询集团有限公司, [songzi0906@163.com](mailto:songzi0906@163.com)

数据引用方式: [1] 崔玉萍. 廊坊地区 GF-6 遥感数据识别道路材质数据集的方法与结果[J]. 全球变化数据学报, 2022, 6(4): 607-618. <https://doi.org/10.3974/geodp.2022.04.12>. <https://cstr.science.org.cn/CSTR:20146.14.2022.04.12>.

[2] 崔玉萍. 应用 GF-6 遥感数据识别道路材质方法实验数据集[J/DB/OL]. 全球变化数据仓储电子杂志, 2022. <https://doi.org/10.3974/geodb.2022.08.10.V1>. <https://cstr.science.org.cn/CSTR:20146.11.2022.08.10.V1>.

字化转型提供了契机,由于高分遥感具有时效性强、覆盖范围广、空间分辨率高等优势,使其成为交通运输行业动态采集信息的重要手段,在交通规划、勘察、建设、运营、养护、防灾减灾等全寿命周期发挥了重要作用,对提高交通运输业的信息化水平提供技术支撑<sup>[2]</sup>。

公路作为最普遍、应用最广泛的交通运输方式<sup>[3]</sup>,对于掌握地区不同公路构成及分布具有重要意义。目前我国公路的路面类型主要分为沥青混凝土路面、水泥混凝土路面、沥青贯入式路面或沥青碎石路面、砂石路面、泥结碎石路面和土路路面等。沥青路、水泥路和土路等不同的路面材质,反映出的光谱信息也不同。高分遥感影像有着丰富的光谱信息,基于道路不同材质的光谱、纹理、方向、亮度信息在遥感影像上的差异,可进行公路路面材质进行识别区分。目前,很多学者在道路路面材质遥感提取方面已开展了相关研究工作。

Mintzer 等人利用遥感技术检测了柏油路面的情况,为研究城市交通模式的研究提供了数据支撑<sup>[4]</sup>。Gardner 等人在加利福尼亚获取了机载可见光/红外成像光谱仪拍摄的遥感影像,实现了加利福尼亚路面材质的提取<sup>[5]</sup>。Grote 等利用高精度航拍图像实现了道路的提取,为更新道路数据库提供了准确的数据源<sup>[6]</sup>。Suchand 等基于 TerraSAR 雷达卫星图像,通过 TerraSAR-X 轨道干涉法提取交通道路<sup>[7]</sup>。Buslaev 等通过研究卷积神经网络等深度学习算法,实现了对路网的自动提取<sup>[8]</sup>。

国内学者利用高光谱、多光谱、LiDAR 等不同类型遥感数据对路面材质做了研究。余宇晨等利用地物光谱仪,获取沥青道路、混凝土、裸土和草地等不同路面材质的高光谱数据,并计算了光谱均值、一阶微分、二阶微分、倒数后对数等,对比分析四种不同材质的光谱特征曲线,得出取倒数后对数方法对识别道路路面材质类型效果最优的结论<sup>[9]</sup>。金续等利用高光谱遥感的方法,分析路面在不同波段光谱反射吸收特征,研究沥青路面老化过程中的光谱响应变化规律,以此来判断路面老化程度<sup>[10]</sup>。陆频频等获取了水泥混凝土道路、沥青道路、砖路和泥路等典型道路的高光谱数据野外观测数据,研究区分不同道路类型的最佳波段<sup>[11]</sup>。张映雪等将多光谱和高光谱结合应用于路面材质的识别,基于高分一号多光谱影像,结合实地测量的高光谱数据,识别了京承高速路的路面材质<sup>[12]</sup>。高利鹏等在用高分辨率影像提取路面材质时,通过机载 LiDAR 数据避免了建筑物阴影、低矮植被群的影响<sup>[13]</sup>。

公路路面面层结构要素是判读公路等级的重要因子,对于掌握地区不同公路构成及分布具有重要意义<sup>[14]</sup>。而随着“四好农村路”、“精准扶贫”等工作建设和开展以及交通运输脱贫攻坚三年行动计划的提出,进行公路路面类型提取已成为不可缺少的一步<sup>[15]</sup>。及时、客观、准确和全面的农村公路路面面层结构要素数据能够用为道路规划提供客观数据支撑,具有重要意义。利用高分 6 号卫星新增的黄光波段光谱信息、高分 2 号卫星高分辨率特性,可识别农村公路路面的不同材质(如土路等),形成完整的数据集,可在公路路面信息识别采集上进行运用。本研究基于高分遥感技术的特性,研发道路材质识别数据集的制作方法,并对结果进行精度验证,形成一整套支撑道路规划的数据集。

## 2 数据集元数据简介

《应用 GF-6 遥感数据识别道路材质方法实验数据集》<sup>[16]</sup>的名称、作者、地理区域、数据年代、空间分辨率、数据集组成、数据出版与共享服务平台、数据共享政策等信息见表 1。

表1 《应用 GF-6 遥感数据识别道路材质方法实验数据集》元数据简表

条 目	描 述
数据集名称	应用 GF-6 遥感数据识别道路材质方法实验数据集
数据集短名	GF_RoadMaterial
作者信息	崔玉萍 EVU-6053-2022, 中国公路工程咨询集团有限公司, songzl0906@163.com
地理区域	河北省廊坊市
数据年代	2020 年
空间分辨率	0.8 m
数据格式	.dat、.shp、.xlsx
数据量	3.69 GB (压缩后 1.62 GB)
数据集组成	遥感影像数据、光谱特征指数数据、样本数据、道路材质识别结果数据
基金项目	高分综合交通遥感应用示范系统(二期)(07-Y30B03-9001-19/21)
出版与共享服务平台	全球变化科学研究数据出版系统 <a href="http://www.geodoi.ac.cn">http://www.geodoi.ac.cn</a>
地址	北京市朝阳区大屯路甲 11 号 100101, 中国科学院地理科学与资源研究所
数据共享政策	全球变化科学研究数据出版系统的“数据”包括元数据(中英文)、通过《全球变化数据仓储电子杂志(中英文)》发表的实体数据集和通过《全球变化数据学报(中英文)》发表的数据论文。其共享政策如下:(1)“数据”以最便利的方式通过互联网系统免费向全社会开放,用户免费浏览、免费下载;(2)最终用户使用“数据”需要按照引用格式在参考文献或适当的位置标注数据来源;(3)增值服务用户或以任何形式散发和传播(包括通过计算机服务器)“数据”的用户需要与《全球变化数据学报(中英文)》编辑部签署书面协议,获得许可;(4)摘取“数据”中的部分记录创作新数据的作者需要遵循 10% 引用原则,即从本数据集中摘取的数据记录少于新数据集总记录量的 10%,同时需要对摘取的数据记录标注数据来源 <sup>[17]</sup>
数据和论文检索系统	DOI, CSTR, Crossref, DCI, CSCD, CNKI, SciEngine, WDS/ISC, GEOSS

### 3 数据源与处理

所用遥感数据主要包括:GF-6 WFV 数据、GF-2 数据、Google 影像以及百度街景数据。其中,GF-6 WFV 和 GF-2 数据来源于中国资源卫星应用中心<sup>[18]</sup>,主要用于道路路面材质类型的识别;Google 影像和百度街景数据辅助于道路材质类型样本的收集。GF-6 和 GF-2 数据的卫星参数如表 2 所示。

#### 3.1 遥感影像预处理

遥感影像成像时,由于多种原因,遥感影像存在一定的几何畸变、大气消光、辐射量失真等现象。这些畸变和失真现象会影响道路路面材质识别。获取的高分二号、六号卫星数据均为 L1 级初步产品,需进行预处理环节,以纠正图像获取过程中产生的变形、扭曲、模糊和噪音等失真现象。高分六号、高分二号属于多光谱影像,预处理过程包括几何配准、正射校正、大气校正与辐射校正等环节,预处理后,方可满足影像识别道路材质的需求。遥感影像预处理的步骤已经是非常成熟的技术,此文中不再进行赘述。

表2 GF-6和GF-2数据的卫星参数表

卫星参数	GF-6				GF-2	
	高分相机 (PMS)		宽幅相机 (WFV)		高分相机 (PMS)	
光谱范围	全色	0.45–0.90 $\mu\text{m}$			全色	0.45–0.90 $\mu\text{m}$
	B1(蓝波段)	0.45–0.52 $\mu\text{m}$	B1(蓝波段)	0.45–0.52 $\mu\text{m}$	B1(蓝波段)	0.45–0.52 $\mu\text{m}$
	B2(绿波段)	0.52–0.60 $\mu\text{m}$	B2(绿波段)	0.52–0.60 $\mu\text{m}$	B2(绿波段)	0.52–0.59 $\mu\text{m}$
	B3(红波段)	0.63–0.69 $\mu\text{m}$	B3(红波段)	0.63–0.69 $\mu\text{m}$	B3(红波段)	0.63–0.69 $\mu\text{m}$
	B4(近红外)	0.76–0.90 $\mu\text{m}$	B4(近红外)	0.76–0.90 $\mu\text{m}$	B4(近红外)	0.77–0.89 $\mu\text{m}$
			B5(红边 I)	0.69–0.73 $\mu\text{m}$		
			B6(红边 II)	0.73–0.77 $\mu\text{m}$		
			B7(紫波段)	0.40–0.45 $\mu\text{m}$		
			B8(黄波段)	0.59–0.63 $\mu\text{m}$		
分辨率	全色	2 m	全色	/	全色	1 m
	多光谱	8 m	多光谱	$\leq 16$ m	多光谱	4 m
幅宽	$\geq 90$ km		$\geq 800$ km		45 km	

### 3.2 基于光谱解混的影像融合处理

本文选用高分六号遥感卫星数据为多光谱中分辨率宽幅相机 (WFV) 拍摄, 分辨率为 16 m, 高分二号遥感卫星影像数据空间分辨率为 0.8 m。道路呈细长条线性的特点, 本文利用光谱解混的方法对高分六号和高分二号进行了融合处理, 保留高分六号 8 个波段特征的同时, 提高了影像空间分辨率。光谱解混的影像融合基本原理是: 首先对 GF-6 多光谱数据和高分辨率 GF-2 全色数据进行解混, 得到多光谱影像光谱基矩阵, 多光谱影像空间系数矩阵, 全色影像光谱基矩阵, 全色影像系数矩阵, 之后通过将优化求解的多光谱影像光谱基矩阵与全色影像系数矩阵相乘得到 1 m 分辨率 8 波段融合数据。本文参考张蕴灵等人的光谱解混方法<sup>[19]</sup>, 详细过程不再赘述。

## 4 道路材质数据集生产方法

### 4.1 研究区

研究区选择廊坊市东部某区域作为试验区 (如图 1), 该试验区交通道路类型齐全, 百度街景数据基本完全覆盖。廊坊市位于河北省中部偏东, 北临首都北京, 东交天津, 南接沧州, 西连保定, 总面积 6,429 km<sup>2</sup>。廊坊地处北京、天津和雄安新区“黄金三角”核心腹地, 是以北京为核心的世界级城市群重要节点城市。截至 2021 年底, 廊坊市拥有国道 857 km, 省道 497 km, 县道 778 km, 乡道 1,793 km, 专用公路 42 km, 村道 7,489 km。全市公路通车总里程 1.146 万 km, 公路密度为 178 km/100 km<sup>2</sup>, 居全省第一。

### 4.2 技术路线

基于 GF-6 WFV 数据和 GF-2 数据融合得到包含 8 波段的高分辨率数据, 结合计算得到的 4 种道路光谱指数以及光谱一阶导数, 利用百度街景获取的道路材质类型样本数据集, 采用 BP 神经网络回归预测各指标波段对道路路面材质类型识别的重要性, 筛选出最佳波段组合, 基于 SVM 分类方法识别出道路路面材质类型。具体技术路线如图 2 所示。

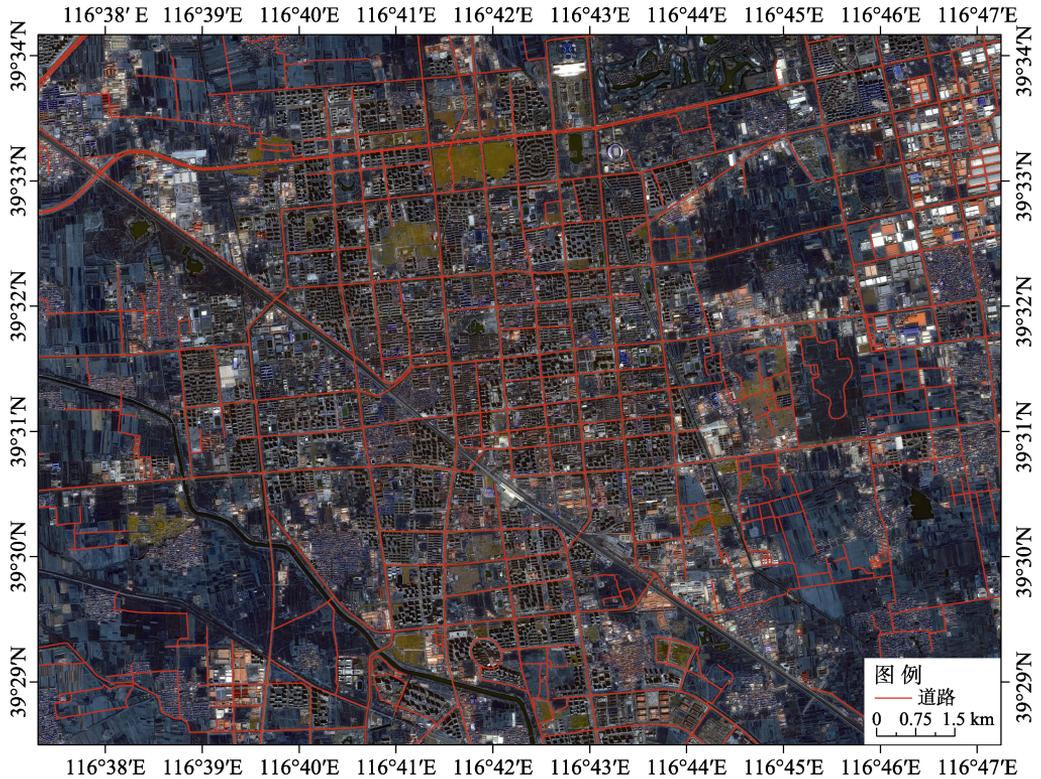


图 1 实验区域位置图

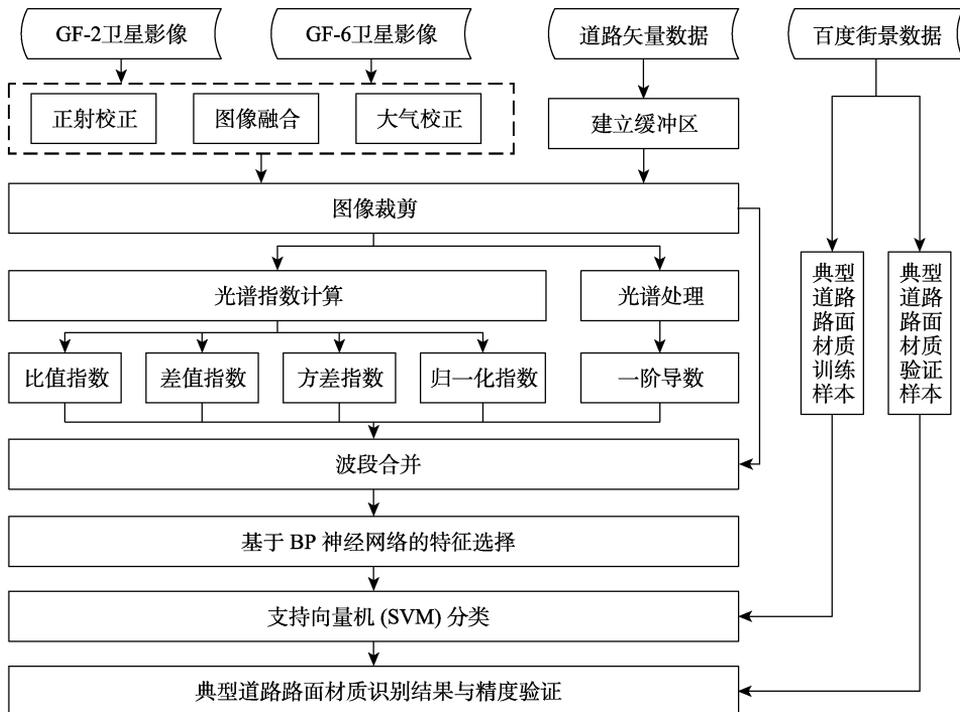


图 2 数据研发技术流程图

### 4.3 道路材质数据集生产原理

#### 4.3.1 光谱特征指数计算

根据前人的研究,路面的光谱特征指数作为波段参与路面材质识别,可增强不同材质类型道路的光谱特征<sup>[20]</sup>,有助于提高识别结果的准确度。本文利用近红外波段和蓝光波段的运算,构建不同的光谱特征指数,两者的反射率之差可构建光谱差值指数(公式1),两者的反射率之比构建光谱比值指数(式2),两者的反射率之比的方差构建光谱方差指数(式3),两者反射率归一化值构建光谱归一化指数(式4)。

$$SDI = NIR - Blue \quad (1)$$

$$SRI = \frac{Blue}{NIR} \quad (2)$$

$$SVI = \text{Variance} \left( \frac{Blue}{NIR} \right) \quad (3)$$

$$SNI = \frac{NIR - Blue}{NIR + Blue} \quad (4)$$

#### 4.3.2 基于 BP 神经网络的最佳波段选择

得到光谱特征指数后,计算原始影像各波段的一阶导数,并与遥感影像8个波段进行波段合并共得到20个波段的数据。通过目视的方法从百度街景中选择沥青道路、水泥道路、土路的样本,再从合并后的影像数据中获取样本的光谱特征信息。为提高道路材质识别的准确性,需对众多波段进行重要性排序,进而对能够很好区分道路材质识别的最佳波段进行选择。本文应用BP神经网络(Back-Propagation Network)进行最佳波段选择,BP神经网络是一种可以用于数据预测和分类的模型<sup>[20]</sup>,即将样本数据的波段信息输入到BP神经网络模型中,可计算得到不同波段对道路材质的贡献量,也就是重要程度。贡献量较高的几个波段可作为道路材质识别的最佳波段组合。

#### 4.3.3 支持向量机

对影像完成最佳波段选择后,根据不同材质的样本,对影像进行分类,得到沥青道路、水泥道路、土路的分类结果。本文选择的分类方法是支持向量机(Support Vector Machine, SVM),该方法是由Cortes和Vapnik于1995年首先提出的,是一个二分类模型,在解决小样本、非线性识别问题中具有明显优势,因此,在遥感影像分类中SVM具有明显的优越性,应用也较为广泛。本文利用SVM方法实现对道路材质的快速识别。

#### 4.3.4 道路路面材质类型识别

SVM的遥感影像分类方法是面向像素级别的,得到的分类结果也是像素级的形式。因此,基于SVM的道路材质识别结果存在破碎化现象。一般情况下,一条道路是同一种材质,通过众数可解决破碎化问题。首先,本文基于道路中心线矢量数据构建道路的缓冲区(3个像素),目的是为了避免其他地物的影响。对识别结果统计路面类型的众数进行统计,例如,某条道路的众数为表示沥青道路的属性值,代表该条道路为沥青道路,统计的众数就为该条道路的路面类型属性值。

### 4.4 数据集精度验证方法

精度验证是指遥感影像识别的结果与实际结果的对比,确定识别过程的精确程度。常

用的精度评价方法是混淆矩阵（也称误差矩阵），通过  $n$  行  $n$  列矩阵的形式计算识别精度，主要包括：精确率（Precision）、召回率（Recall）、总体分类精度（Overall Accuracy）和 Kappa 系数。

假设识别结果和真实结果的关系如表 3 所示：

表 3 识别结果和真实结果的假设关系表

假设关系	预测-正例	预测-反例
真实-正例	TP-真正例	FN-假反例
真实-反例	FP-假正例	TN-真反例

(1) 精确率：分类正确的正样本个数占分类器分成的所有正样本个数的比例。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

(2) 召回率：分类正确的正样本个数占正样本个数的比例。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

(3) 总体分类精度：分类正确的样本个数占所有样本个数的比例。

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (7)$$

(4) Kappa 系数：表示被评价分类比完全随机分类产生错误减少的比例。

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} \times x_{+i})} \quad (8)$$

式中， $TP$  表示被模型分类正确的正样本； $FN$  表示被模型分类错误的正样本； $FP$  表示被模型分类错误的负样本； $TN$  表示被模型分类正确的负样本； $N$  表示样本总个数； $x_{ii}$  表示  $i$  行和  $i$  列（主对角线）上的值； $r$  表示误差矩阵的行数； $x_{i+}$  和  $x_{+i}$  分别表示第  $i$  行的和与第  $i$  列的和。

## 5 数据结果与验证

### 5.1 数据集组成

数据集由 4 个文件夹组成：

- (1) 遥感影像数据集，包括研究区 GF-6 宽幅（WFV）数据和 GF-2 遥感影像数据；
- (2) 光谱特征指数数据集，包括光谱差值指数数据集、光谱比值指数数据集、光谱方差指数数据集、光谱归一化指数数据集；
- (3) 样本数据集，基于 Google 影像和百度街景数据收集道路材质类型样本；
- (4) 道路材质识别结果数据集。

### 5.2 数据结果

(1) 数据融合结果

GF-6 宽幅数据（WFV）分辨率优于 16 m，分辨率比较低，不能直接用于道路路面类

型识别,实验通过GS融合方法将GF-6 WFV数据和同期的GF-2数据进行融合,得到高分辨率融合数据(如图3所示)。在融合之前对GF-6 WFV和GF-2数据进行辐射校正、大气校正以及正射校正预处理,去除大气层的影响和云雾的干扰,得到融合后的数据能够反映出地表的反射率。融合后的数据包括8个波段,分辨率为1 m,既保证了数据的高空间分辨率特性,同时也增加了两个红边波段、紫波段以及黄波段,满足道路路面材质的识别,道路纹理清晰,目视效果良好。



(a) 融合前影像图



(b) 融合后影像图

图3 融合前后的GF-6 WFV卫星影像

## (2) 光谱指数结果

通过光谱指数计算公式,得到光谱差值指数、光谱比值指数、光谱方差指数以及光谱归一化指数的光谱特征图(如图4所示)。四类光谱指数特征图基于蓝波段和近红外波段计算得到,增强不同材质类型道路的光谱特征,同时指数计算可以消除影像本身的差异以及系统误差。光谱指数的增加能够补充原始数据的光谱特征,提高道路路面类型识别的精度。需要说明的是,在比值指数的计算过程中存在近红外波段反色率为0的情况,此时将这些数值所在的区域比值指数都设置为特殊值9,999。

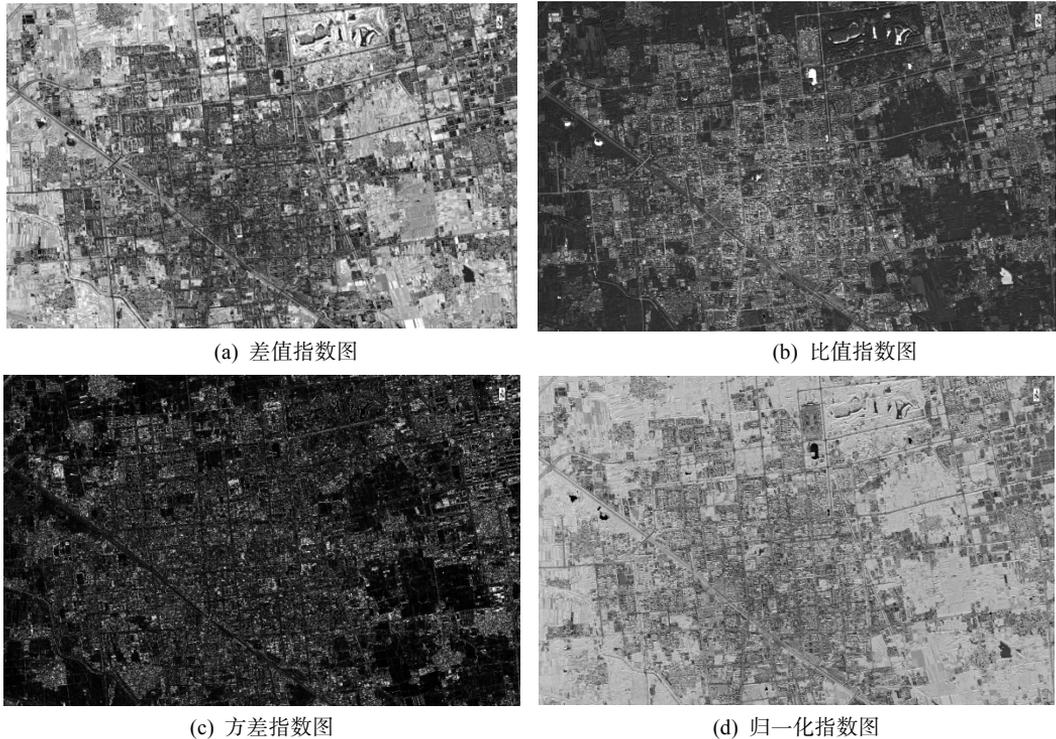


图4 道路路面材质识别光谱指数图

### (3) 波段特征选择

实验采用 BP 神经网络模型，结合获取的道路路面类型样本数据建立易于区分路面材质类型的波段重要性（贡献度）模型，模型结果如图 5 所示。由图可知，参与整个模型总共有 20 个波段，分别为原始数据的 8 个波段、4 个光谱指数波段以及原始数据的一阶导数 8 个波段（其中，Red\_deriv 代表红波段导数、NIR\_deriv 代表近红外波段导数、SNI 代表归一化光谱指数、SRI 代表比值光谱指数、Red\_edge2\_deriv 代表红边 II 波段导数、NIR 代表近红外波段、Red\_edge1\_deriv 代表红边 I 波段的导数、Red\_edge2 代表红边 II 波段、Red 代表红波段、Purple 代表紫波段、Red\_edge1 代表红边 I 波段、Blue 代表蓝波段、Yellow 代表黄波段、Blue\_deriv 代表蓝波段导数、Yellow\_deriv 代表黄波段导数、Green 代表绿波段、Purple\_deriv 代表紫波段导数、Var 代表方差光谱指数、Green\_deriv 代表绿波段导数、SDI 代表差值光谱指数）。按照参与的重要程度将波段进行排序，前 6 个波段的特征重要性占比均超过 5%；按照特征重要性逐个添加波段，计算模型的精度，发现当添加至第 8 个波段，模型的精度最高，因此实验采用重要程度值较大的前 8 个波段进行道路路面类型识别，8 个波段分别是：红波段导数、近红外波段导数、归一化光谱指数、比值光谱指数、红边 II 波段导数、NIR 代表近红外波段、红边 I 波段的导数、红边 II 波段。

### (4) 识别结果

为了提高道路路面类型的识别精度，基于道路中心线建立道路缓冲区（5 m），剔除缓冲区外的地物干扰，只在道路缓冲区内进行路面材质类型的识别。基于目视获取的水泥道路、沥青道路和土路道路的样本数据，利于 SVM 方法识别出道路路面类型。道路路面类型提取结果和实际结果如图 6 所示，在研究区域内，沥青道路路面比较宽，提取结果最好，

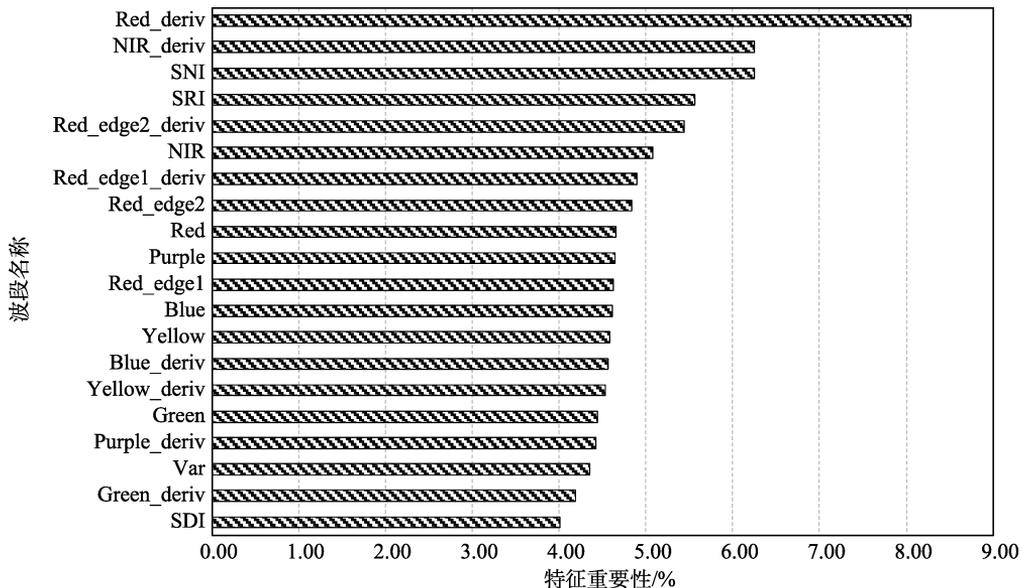


图5 BP神经网络模型波段特征重要性对比图

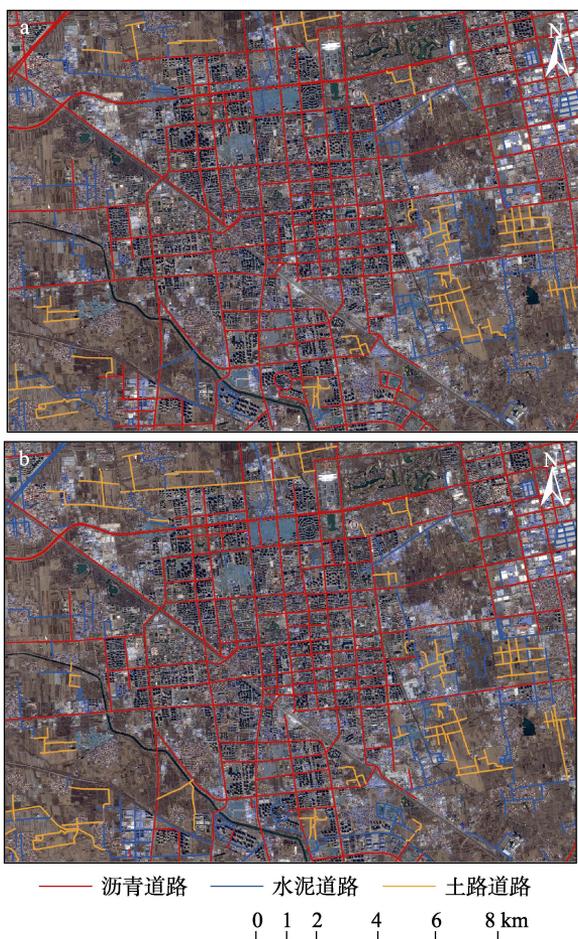


图6 道路路面类型识别结果与真实结果对比图 (a.实际结果; b.识别结果)

道路连通性比较强；水泥道路和土路道路路面较窄，提取的路面类型连通性较弱，周围地物也会对道路路面类型识别有一定的影响。

### 5.3 数据验证应用

基于 GF-6 WFV 与 GF-2 融合数据的道路路面材质识别结果中，研究区中总共选择道路 271 条，通过目视解译获取每一条道路路面材质类型的信息，即路面材质类型验证样本。采用混淆矩阵进行实验结果的验证，结果如表 4 所示。道路路面材质类型识别结果的总体精度为 80.07%，Kappa 系数为 0.70。在整个道路路面识别精度方面，沥青道路路面类型识别的精确率最高，精确率达到 92.65%，水泥道路路面类型识别的精确率最低，精确率为 75.00%；水泥道路路面类型识别的召回率最高，召回率为 79.65%，沥青道路路面类型识别的召回率最低，召回率为 75.00%。整体的道路路面类型识别结果较为准确，精度也满足一定的要求，该方法可用于大范围的道路路面材质类型识别工作。

表 4 精度验证结果统计表

道路（条）	识别结果				召回率（R）	
	沥青道路	水泥道路	土路道路	总计		
实际结果	沥青道路	63	20	1	84	75.00%
	水泥道路	5	90	18	113	79.65%
	土路道路	0	10	64	74	77.11%
	总计	68	120	83	271	
精确率（P）	92.65%	75.00%	86.49%			
总体精度 OA=80.07%						
Kappa 系数：0.70						

## 6 讨论与结论

基于 GF-6 WFV 数据和 GF-2 数据，通过 GS 算法融合得到高分辨率数据（0.8m 分辨率），并计算影像的光谱差值指数、比值指数、方差指数、归一化指数以及影像的一阶导数；结合百度街景数据目视解译出道路路面材质类型的样本数据集，通过 BP 神经网络预测路段特征重要性，筛选出最佳波段组合，采用 SVM 方法实现道路路面材质类型的识别，有如下结论：

- 1) 融合后的数据具有多波段、高空间分辨率的特性，满足道路路面类型的识别。
- 2) 基于 BP 神经网络的最佳波段组合为：红波段导数、近红外波段导数、归一化光谱指数、比值光谱指数、红边 II 波段导数、NIR 代表近红外波段、红边 I 波段的导数、红边 II 波段 8 个波段。
- 3) 道路路面材质总体识别精度为 80.07%，Kappa 系数为 0.70，数据集满足一定的精度要求。

**利益冲突声明：**本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

## 参考文献

- [1] 张轮. 现代交通信息网络与通信技术[M]. 上海: 同济大学出版社, 2007.
- [2] Manzo, C., Mei, A., Salvatori, R., *et al.* Spectral modelling used to identify the aggregates index of asphalted surfaces and sensitivity analysis [J]. *Construction & Building Materials*, 2014, 61: 147–155.
- [3] 付超. 大数据时代公路勘测设计面临的机遇和挑战[D]. 西安: 长安大学, 2016.
- [4] Minter, O. W. Manual of remote sensing second interpretations and applications [S]. American society of photogrammetry, falls church VA, 1983, 2: 1955–2109
- [5] Gardner, M., Roberts, D. A., Funk, C., *et al.* Road extraction from AVIRIS using spectral mixture and Q-tree filter techniques [C]. Technical Report, University of California, Santa Barbara, National Consortium on Remote Sensing and Transportation: Infrastructure, May, 2001.
- [6] Grote, A., Heipke, C. Road extraction for update of road databases in suburban areas [J]. *Remote Sensing and Spatial Information Science*, 2008, XXXVII-B3b: 563–568.
- [7] Suchandt, S., Runge, H., Breit, H., *et al.* Automatic extraction of traffic flows using TerraSAR-X along-track interferometry [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2010, 48(2): 807–819.
- [8] Buslaev, A., Seferbekov, S., Iglovikov, V., *et al.* Fully Convolutional Network for Automatic Road Extraction from Satellite Imagery [C]. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2018.
- [9] 余宇晨, 林辉, 孙华. 主要道路路面材料高光谱特征分析[J]. 中南林业科技大学学报, 2014, 34(11): 120–139.
- [10] 金续, 张显峰, 罗伦等. 公路路面光谱特征分析与沥青路面老化遥感监测方法初探[J]. 地球信息科学学报, 2017, 19(05): 672–681.
- [11] 陆频频, 戴激光, 施先忠. 基于高光谱遥感的四种典型道路光谱特征分析[J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(05): 141–144.
- [12] 张映雪, 徐威, 王勇等. 基于光谱特征的路面材料区分度分析[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2017, 14(04): 1–9.
- [13] 高利鹏. 基于机载 LiDAR 和高分辨率遥感影像的道路提取研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2014.
- [14] 张晓冰, 程日盛, 汪丽娟. 我国高速公路沥青路面厚度现状调查分析[J]. 河南交通科技, 1999(1): 3–5.
- [15] 李小鹏. 补齐短板建好“四好农村路”[J]. 中国公路, 2017, (17): 20–25.
- [16] 崔玉萍. 应用 GF-6 遥感数据识别道路材质方法实验数据集[J/DB/OL]. 全球变化数据仓储电子杂志, 2022. <https://doi.org/10.3974/geodb.2022.08.10.V1>. <https://cstr.science.org.cn/CSTR:20146.11.2022.08.10.V1>.
- [17] 全球变化科学研究数据出版系统. 全球变化科学研究数据共享政策 [OL]. <https://doi.org/10.3974/dp.policy.2014.05> (2017年更新).
- [18] 中国资源卫星应用中心. <http://www.cresda.com/CN/>.
- [19] 张蕴灵, 傅宇浩, 任凯等. 多源遥感数据融合的道路材质精细识别[J]. 公路, 2021.
- [20] 肖国峰, 张蕴灵, 杨璇等. 基于 GF-2 遥感影像的典型道路路面类型识别[J]. 公路, 2020, 65(10): 8.