

# 协同SAR与光学遥感的城市地下供水管网漏点探测研究

何沐, 陈坤, 姚智博, 罗枫, 罗明圣, 樊海刚, 冯树波

中铁二院工程集团有限责任公司, 四川 成都

收稿日期: 2026年5月24日; 录用日期: 2026年6月16日; 发布日期: 2026年6月26日

## 摘要

针对城市地下供水管网漏损识别中传统地面检测效率受限、区域覆盖不足等问题, 本文以北京五环内城区为研究区, 联合Sentinel-1雷达与Sentinel-2光学遥感影像, 针对植被覆盖条件下的反演土壤含水量及地下水管漏点探测进行研究。首先, 基于AIEM模型定量分析裸土后向散射系数与土壤含水量及雷达入射角的关系, 构建土壤含水量估计模型; 其次, 引入水云模型并结合NDWI估算植被含水量, 构建植被覆盖条件下的表层土壤含水量半经验反演模型; 在此基础上, 利用PCA与SVM相结合的方法对疑似漏点进行识别与分类。结果表明: 基于3景Sentinel-1 SAR影像、3景Sentinel-2光学影像及738个有效样本建立的模型能够较好表征研究区土壤水分空间分异特征, 其中VV极化建模效果优于VH极化; 模型内部验证相关系数为0.6398, 均方根误差为0.0677。在疑似漏点POI中, 共有64个POI成功检出漏点, 预测精确率达到74.4%。本研究论证了基于SAR与光学遥感协同的土壤含水量反演方法能够为城市地下供水管网漏损识别提供有效的技术支撑, 对城区地下管线的大范围快速筛查具有一定的工程应用价值。

## 关键词

合成孔径雷达, 卫星探漏技术, 土壤含水量反演

# Research on Synergistic SAR and Optical Remote Sensing for Leak Detection in Urban Underground Water Supply Pipeline Networks

Mu He, Kun Chen, Zhibo Yao, Feng Luo, Mingsheng Luo, Haigang Fan, Shubo Feng

China Railway Eryuan Engineering Group Co., Ltd., Chengdu Sichuan

Received: May 24, 2026; accepted: June 16, 2026; published: June 26, 2026

文章引用: 何沐, 陈坤, 姚智博, 罗枫, 罗明圣, 樊海刚, 冯树波. 协同 SAR 与光学遥感的城市地下供水管网漏点探测研究[J]. 土木工程, 2026, 15(6): 90-101. DOI: 10.12677/hjce.2026.156159

## Abstract

To address the limitations of conventional ground-based approaches for urban underground water supply pipeline leakage detection, particularly their low efficiency and insufficient regional coverage, this study selected the urban area within Beijing's fifth ring road as the study area and integrated Sentinel-1 data with Sentinel-2 optical remote sensing data to investigate surface soil moisture inversion under vegetation cover and leak detection in underground water pipelines. First, the AIEM model was employed to analyze the response relationships among bare-soil backscattering coefficients, soil moisture, and radar incidence angle, thereby establishing a soil moisture inversion model for bare-soil conditions. Then, a semi-empirical inversion model for surface soil moisture under vegetation cover was developed by incorporating the water-cloud model and estimating vegetation water content using the normalized difference water index (NDWI). On this basis, a combined PCA-SVM approach was applied to identify and classify suspected leakage points. The results show that the model, developed using three Sentinel-1 SAR scenes, three Sentinel-2 optical scenes, and 738 valid samples, can effectively characterize the spatial variability of soil moisture in the study area, with VV polarization outperforming VH polarization in model construction. Internal validation yielded a correlation coefficient of 0.6398 and a root mean square error of 0.0677. Among suspected point-of-interest (POI) locations, leakage was successfully detected in 64 POIs, corresponding to a prediction accuracy of 74.4%. These findings demonstrate that the synergistic use of SAR and optical remote sensing for soil moisture inversion provides effective technical support for leakage identification in urban underground water supply pipeline networks and shows certain engineering application value for large-scale and rapid screening of urban subsurface pipeline systems.

## Keywords

Synthetic Aperture Radar (SAR), Satellite Leakage Detection Technology, Soil Moisture Content Inversion

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

受水资源基础条件和人口承载压力的双重制约,我国人均水资源占有量整体偏低[1]。水资源的浪费及利用效率低下,进一步加剧了我国水资源紧缺的现状。地下供水管道的渗漏不仅导致大量水资源损失,还加剧了缺水地区的供水压力[2][3]。与此同时,我国对水资源管理的要求日益严格,供水管网漏损率的控制标准不断提升。地下自来水管长期承受较大压力,易引发爆管,形成地下空洞,进而导致路面塌陷和地基下沉等地质灾害[4]。因此,对地下自来水管渗漏实施广域、快速且高精度的监测与定位,可以为管线维护与修复提供可靠依据,并在降低经济损失的同时减少安全事故发生的风险。

目前,地下供水管道渗漏的识别主要依赖地面检测手段,但面对城市供水管网的大范围普查,这类方法在效率与成本之间难以兼顾[5],高昂的人力和资金投入限制了其广泛应用,导致管网跑、冒、滴、漏问题的系统化管理仍存在较大难度。随着遥感技术的发展,尤其是合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)在管线漏损探测中的应用,为城市供水管网监测提供了新的技术手段[6][7]。SAR遥感具有大范围观测能力和电磁波穿透性,可通过探测土壤含水量变化间接识别管网渗漏区域。结合地下管道泄漏特征和埋深信息,利用SAR数据进行大尺度土壤含水量反演,可有效筛选出疑似高渗漏区域,实现对城市供

水管网漏损的快速、精准识别。

尽管已有研究表明 SAR 遥感在土壤含水量反演和地下管网探测中具有潜力，但在城市复杂环境下，植被覆盖、管道埋深和地形变化对漏点识别的影响仍较大，相关方法在精度和适用性方面尚存在提升空间 [7] [8]。因此，本研究旨在构建适用于城市区域的土壤含水量反演模型，并结合机器学习分类方法对地下供水管网漏点进行识别 [9] [10]。通过多源遥感数据融合与半经验模型优化，不仅可以实现对高渗漏区域的快速筛选，也为城市管网维护提供可操作的技术参考，从而对节约水资源和保障供水安全具有重要意义。

## 2. 研究区与数据

### 2.1. 实验区域

为了验证所构建土壤含水量反演模型在地下供水管网漏点检测中的适用性，本文选取北京五环内城区作为研究区域(见图 1，红色标示部分)。该区域地势相对平坦，地理范围为东经 116.20°~116.55°、北纬 39.75°~40.02°。受管材老化、施工质量不均以及维护水平有限等多种因素影响，北京城区地下供水管网的漏损问题较为严重，为模型验证提供了适宜的实验条件。

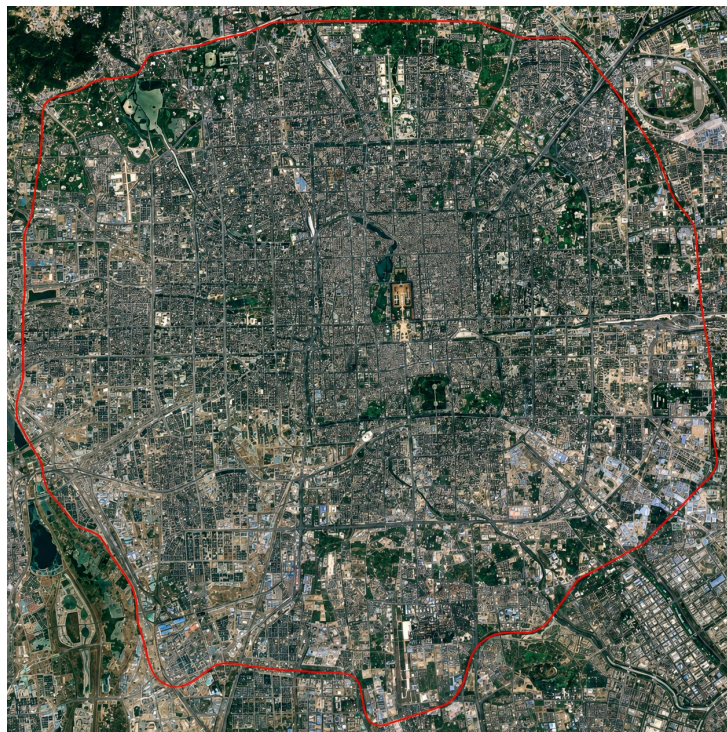
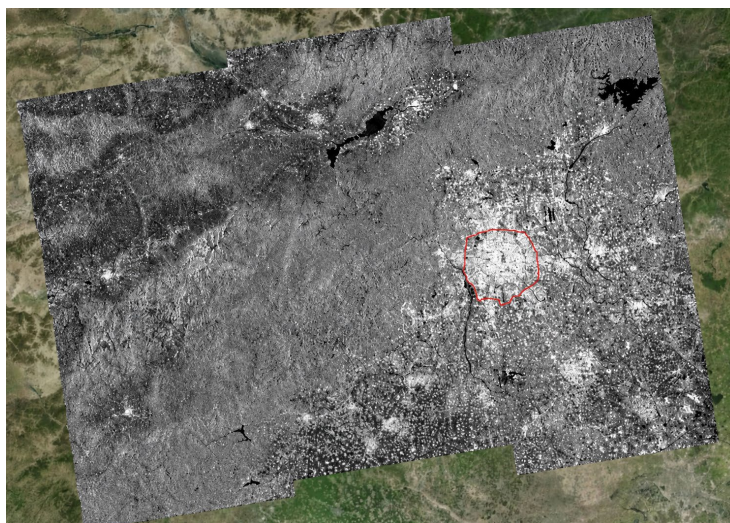


Figure 1. Schematic diagram of Beijing's fifth ring road area

图 1. 北京五环区域示意图

### 2.2. 雷达特征构建

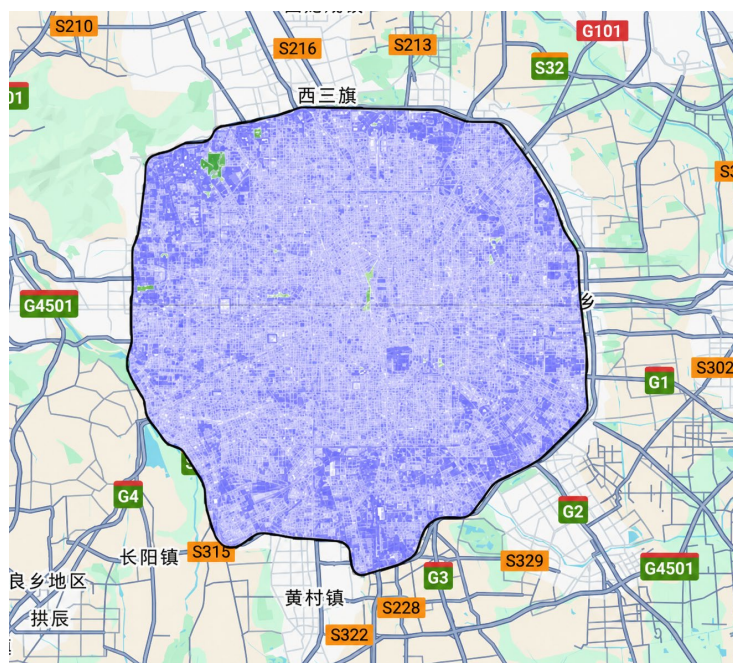
针对北京五环内研究区域，本文选取了三景 Sentinel-1 宽幅 SAR 数据，拍摄时间分别为 2023 年 4 月 7 日、4 月 19 日和 5 月 1 日(覆盖范围见图 2)。原始数据经过多视处理和地理编码，以去除几何畸变并实现空间定位。随后，分别提取了裸土和植被的后向散射系数，得到总后向散射信号。在此基础上，引入裸土后向散射模型，并构建考虑植被覆盖的地表散射模型，从而在保证空间精度的前提下，有效分离地表与植被散射信息，为后续土壤含水量反演及地下管网漏点检测提供可靠基础数据。



**Figure 2.** Coverage of SAR data  
**图 2.** SAR 数据覆盖情况

### 2.3. 解算光学影像植被指数

为了获取研究区域的植被信息并支持土壤含水量反演，本文使用与 SAR 数据时间相对应的 Sentinel-2 光学影像进行分析。在数据处理前，首先对 Sentinel-2 数据进行了辐射校正和大气校正，以减少大气散射和传感器误差对反射率的影响。随后，根据植被水分敏感波段，计算了归一化差分植被指数(normalized difference water index, NDWI)，用于表征植被冠层水分含量(见图 3)。NDWI 指数通过近红外波段与短波红外波段的反射率差异反映植被水分状态，对冠层水分的变化响应敏感，因此能够在尺度下准确估计植被体积含水量。



**Figure 3.** Schematic diagram of optical imaging vegetation indices  
**图 3.** 光学影像植被指数示意图

### 3. 研究方法

为实现对城市地下供水管网漏点的高效识别,本研究构建了基于多源遥感数据的土壤含水量反演与漏点识别方法体系。研究流程包括:(1)获取 Sentinel-1 SAR 数据与 Sentinel-2 光学影像,提取裸土与植被的后向散射系数及植被指数;(2)结合 AIEM 模型与水云模型,构建半经验土壤含水量估计模型,实现表层土壤水分的定量估算;(3)基于反演结果构建分类特征集,采用主成分分析(principal components analysis, PCA)进行降维处理,再将处理后的特征输入支持向量机(support vector machine, SVM)分类器进行训练,以识别和分类疑似漏点,并通过兴趣点(point-of-interest, POI)筛选及缓冲区构建实现高渗漏区域的空间定位。该方法体系实现了从原始遥感数据到漏点识别的全流程闭环,为城市地下管网快速、精准的监测提供了科学依据。

#### 3.1. 裸土后向散射系数建模

针对研究区地形地貌复杂且存在植被覆盖的实际情况,考虑到 SAR 后向散射系数与土壤水分之间具有较强的非线性关系,本文首先对裸土条件下后向散射系数与土壤含水量之间的响应关系进行了建立与模拟[11]。由于所采用的 Sentinel-1 SAR 数据入射角范围为  $29^{\circ}\sim 45^{\circ}$ ,因此选取固定入射角条件开展分析,并将土壤含水量输入范围设定为  $0.05\sim 0.5\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ,步长取  $0.05\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。下图 4 为模拟的后向散射系数与土壤湿度之间的关系。如图所示,当入射角为  $30^{\circ}$  时,  $R^2$  达到 0.9979;此外,在不同雷达入射角下,裸土后向散射系数与土壤含水量之间在显著性上表现出明显的对数关系。

为揭示裸土后向散射系数对 Sentinel-1 入射角变化的响应特征,本文建立并模拟了二者之间的关系模型。设定土壤含水量输入范围为  $0.05\sim 0.45\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ,间隔为  $0.1\text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ;将 Sentinel-1 入射角范围设置为  $29^{\circ}\sim 40^{\circ}$ ,并以  $2^{\circ}$  为步长进行分析。下图 5 为模拟的后向散射系数与雷达入射角之间的关系。结果表明,在不同土壤含水量条件下,裸土后向散射系数与入射角拟合方程的决定系数均接近或高于 0.99,说明两者存在显著相关关系。

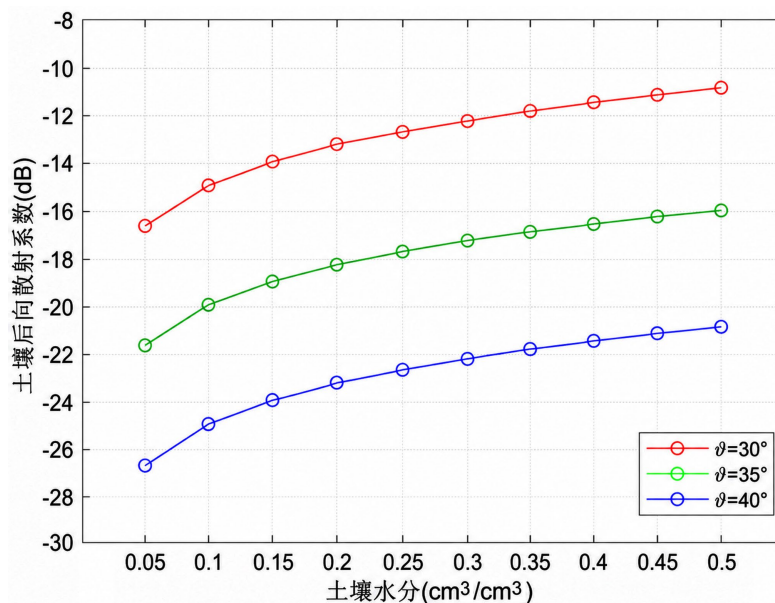
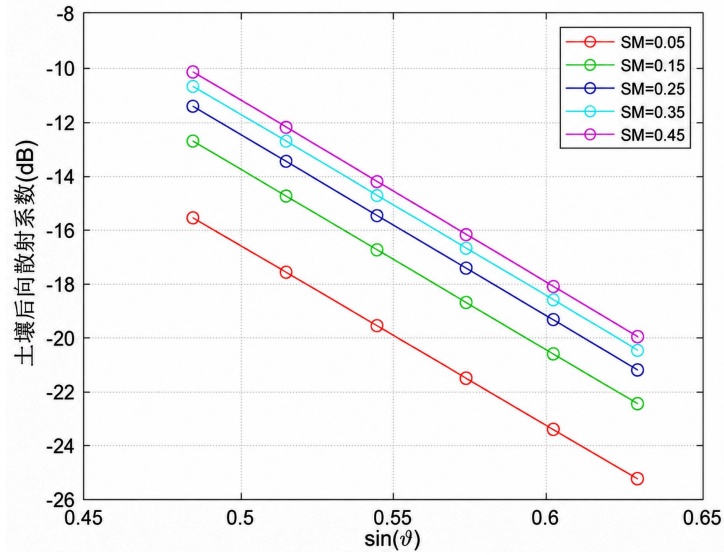


Figure 4. Logarithmic relationship model between soil moisture content and the backward scattering coefficient under bare soil conditions

图 4. 裸土条件下土壤含水量与后向散射系数对数关系模型



**Figure 5.** Linear relationship between the backward scattering coefficient and the angle of incidence under bare soil conditions  
**图 5.** 裸土情形下后向散射系数与入射角的线性关系

综合上述模拟结果可知，裸土后向散射系数与土壤含水量之间呈现显著的对数关系，而与雷达入射角之间则表现出较强的线性相关性。考虑到后续还需进一步引入植被散射效应开展建模，为降低模型复杂度并提高参数表达的清晰性，有必要简化裸土条件下的土壤含水量反演模型。因此，裸土状态下后向散射系数与雷达入射角及土壤含水量之间的关系式见公式(1)：

$$\sigma_{soil}^0 = k_0 + k_1 \sin \theta + k_2 \ln M_s \quad (1)$$

### 3.2. 水云模型

为描述植被覆盖地表的雷达散射响应特征，本文引入水云模型(water cloud model, WCM)对总后向散射信号进行分解[12]。该模型认为，传感器接收到的回波主要来源于两个部分：其一为植被冠层对入射电磁波产生的直接散射；其二为电磁波穿透植被层到达地表后，经土壤散射并在穿过冠层传播衰减后返回的散射信号。

Attema 等在提出水云模型时，对植被 - 地表相互作用过程进行了简化处理，将植被层视作由离散散射单元构成的介质[13]，并忽略高阶多次散射的影响，仅保留主要散射贡献项。基于上述假设，植被覆盖地表的总后向散射系数  $\sigma_{total}^0$ ，为植被覆盖地表的总后向散射系数  $\sigma_{veg}^0$  和土壤散射项  $\sigma_{soil}^0(\theta)$  之和，公式如下所示：

$$\sigma_{total}^0(\theta) = \sigma_{veg}^0(\theta) + \tau^2(\theta)\sigma_{soil}^0(\theta) \quad (2)$$

$$\sigma_{veg}^0(\theta) = A \times vwc \cos \theta [1 - \tau^2(\theta)] \quad \sigma_{veg}^0(\theta) = A \times vwc \cos \theta [1 - \tau^2(\theta)] \quad (3)$$

$$\tau^2(\theta) = \exp(-2Bvwc \sec \theta) \quad (4)$$

式中： $\sigma_{total}^0(\theta)$  为总后向散射系数； $\sigma_{veg}^0(\theta)$  和  $\sigma_{soil}^0(\theta)$  分别对应植被层散射项与地表散射项； $vwc$  表征植被含水量； $\tau^2(\theta)$  代表植被的双层衰减因子； $\theta$  为雷达入射角； $A$  和  $B$  则为依据实测样本拟合获得的经验系数。

雷达入射角参数可通过地理编码处理获得。由于 Sentinel-1 产品提供的入射角主要针对理想平坦地表，而北京地形平缓，直接使用可能导致一定误差。因此，本文采用经过地形校正的本地入射角作为水

云模型的输入参数。

参数  $A$  代表植被密度水平, 裸土情况下其值最低, 植被越茂密; 参数  $B$  则代表植被结构特征, 主要与冠层形态及入射电磁波频率有关。在不同极化方式中, VV 极化较 VH 极化更适用于土壤含水量反演, 因为前者受植被覆盖影响较小, 能够更有效表征地表散射响应。从机理上看, VV 极化对应垂直发射和垂直接收, 电磁波穿透冠层的能力相对更强; 相比之下, VH 极化更易受植被散射干扰, 从而削弱土壤后向散射信息的表达。

在水云模型参数体系中, 植被含水量对后向散射特征的特征具有重要作用。传统实测方法通常依赖野外采样及室内烘干称重, 虽然能够获得较准确的结果, 但在大尺度研究中存在效率低、成本高的问题。为适应区域化反演需求, 本文利用光学遥感信息对植被含水量进行间接估算, 并采用归一化差异植被水分指数 NDWI 作为主要表征量, 据此建立植被指数与植被含水量之间的经验转换关系, 其计算公式为:

$$\text{NDWI} = (R_{\text{NIR}} - R_{\text{SWIR}}) / (R_{\text{NIR}} + R_{\text{SWIR}}) \quad (5)$$

式中,  $R_{\text{NIR}}$  表示近红外波段反射率,  $R_{\text{SWIR}}$  代表短波红外反射率, NDWI 指数  $R_{\text{SWIR}}$  可选择 1640 nm 获取, 选取对应 Sentinel-2 的第 11 波段。基于近红外和短波红外波段构建的 NDWI 对植被水分状态响应明显, 因此适合用于反演植被含水量。

针对耦合 AIEM、水云模型和半经验反演模型, 本文结合国内外已有研究, 对植被含水量采用如下方式进行提取:

$$\text{vwc}_{\text{NDWI}_{1640}} = 7.84\text{NDWI}_{1640} + 0.6 \quad (6)$$

基于上述公式, 采用 NDWI 估算植被含水量, 并将其输入水云模型, 以证明植被冠层对总后向散射信号的直接作用。在此基础上, 耦合 AIEM 模型所建立的裸土后向散射系数、雷达入射角与土壤含水量关系, 最终形成研究区不同时间段植被覆盖条件下的表层土壤含水量反演模型。

### 3.3. 土壤含水量反演

在水云模型框架下, 本文将植被指数 NDWI 所反映的植被含水量 vwc 系统地纳入模型参数体系, 用于量化植被冠层对雷达后向散射信号的贡献。同时, 结合 AIEM 模型中裸土后向散射系数与土壤含水量及雷达入射角  $\sin\theta$  的响应关系, 实现对裸土与植被散射效应的耦合建模。

基于上述耦合机制, 本文构建了适用于城市植被覆盖区的表层土壤含水量半经验反演模型。在模型构建过程中, 通过泰勒展开对高阶项进行适度简化, 获得可操作的反演公式(式(7)), 其中 VV 或 VH 极化后向散射系数作为主要输入, 植被体积含水量通过  $\text{NDWI}_{1640}$  指数间接估算, 并结合局部入射角及经验拟合参数完成土壤含水量的定量反演。

$$\begin{aligned} \ln M_s = & k_0 + k_1\sigma^0 + k_2 \sin\theta + k_3\sigma^0\text{vwc} \sec\theta + k_4\sigma^0\text{vwc}^2 \sec^2\theta \\ & + k_5\text{vwc}^2 + k_6\text{vwc}^3 \sec\theta + k_7\text{vwc}^4 \sec^2\theta + k_8\text{vwc}^5 \sec^3\theta \end{aligned} \quad (7)$$

式中,  $\sigma^0$  代表 Sentinel-1 双极化方式下的后向散射系数,  $M_s$  为土壤含水量( $\text{cm}^3/\text{cm}^3$ )。  $\theta$  为雷达局部入射角,  $k_0 \sim k_8$  为回归拟合获得的经验参数。

针对研究区, 本研究获取三景 Sentinel-1 SAR 数据及三景 Sentinel-2 光学影像, 通过预处理形成 738 个有效样本; 采用最佳拟合策略构建土壤含水量反演模型, 同时利用均方根误差与相关系数对模型精度进行评价。此外, 本文提取了 Sentinel-1 VV 和 VH 两种极化方式下的  $\sigma^0$ , 并结合 Sentinel-2 不同波段计算得到的植被指数( $\text{NDWI}_{1640}$   $\text{NDWI}_{2130}$ ), 同时引入 2023 年中国 1 km 分辨率逐日全天候地表土壤水分数据集中的地面点位土壤含水量数据。基于公式((3)~(6)), 构建了植被覆盖条件下的表层土壤含水量半经验反演模型, 为后续地下水供水管网漏点识别提供了可量化的基础数据。

建模结果表明,在不同极化方式下,后向散射系数对土壤含水量的表征能力存在差异,其中VV极化优于VH极化。具体来看,VV极化对应模型的决定系数为0.4093,高于VH极化的0.3896,说明VV极化后向散射系数与土壤含水量之间具有更好的相关性。从散射机理分析,VH极化采用垂直发射、水平接收方式,更易受到植被冠层散射的影响;相比之下,VV极化采用垂直发射、垂直接收方式,能够更有效表征地表回波特征,从而保留更多与地表目标相关的信息。

在综合比较不同极化方式后向散射系数与植被指数建模效果的基础上,本文选取最优参数组合作为植被区域土壤含水量反演模型的输入变量,最终采用VV极化后向散射系数与植被指数 $NDWI_{1640}$ 进行模型构建,并基于样本点数据利用最优拟合方法 $k_0 \sim k_8$ 完成参数求解。

### 3.4. 漏点识别模型构建

本文首先采用主成分分析对原始特征数据进行降维处理,在尽量保留主要信息的前提下,将高维特征有效映射至低维空间,从而减少数据冗余与噪声干扰,并提升计算效率[14]。随后,将经PCA处理后的特征输入支持向量机分类器进行训练(见图6),以优化模型训练与分类性能。针对空间样本可能存在的非线性可分特征,SVM通过核函数将样本映射至高维特征空间,从而挖掘数据潜在的非线性结构并获得更加精确的分类边界[15],为地下供水管网漏点识别提供了可靠的特征分类方法。

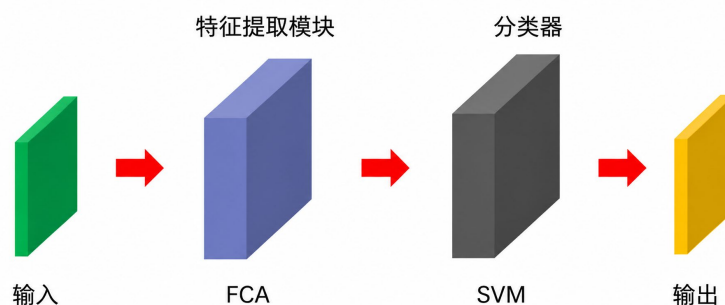


Figure 6. Network architecture of the algorithmic model  
图6. 算法模型网络结构

### 3.5. 精度验证

利用样本点的土壤含水量数据和模拟的土壤含水量数据对构建的植被覆盖的土壤含水量模型进行精度验证[16],计算样本点的土壤水分值与遥感反演的模拟值之间的相关系数(R)与均方根误差(RMSE),计算公式如下:

(1) 相关系数

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n [(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (8)$$

(2) 均方根误差

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (M_s^i - M_R^i)^2} \quad (9)$$

式中,  $M_s^i$  表示样本点土壤含水量实测值,  $M_R^i$  表示对应的土壤含水量反演值,  $n$  表示样本数量。

## 4. 实验结果分析

### 4.1. 土壤含水量反演模型构建与分析

经预处理后, Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据分别用于提取地表后向散射信息与植被特征参数, 并在此基础上进行土壤含水量反演分析。依据 3.3 章节模型, 本文选取 Sentinel-1 遥感影像中的 VV 极化后向散射系数及对应本地入射角, 同时结合同期 Sentinel-2 影像反演得到的植被含水量参数, 对北京市研究区的表层土壤含水量进行定量估算。反演结果如图 7 所示, 直观反映了研究区域内土壤水分的空间分布特征, 为后续地下供水管网漏点识别提供了可靠的数据基础。

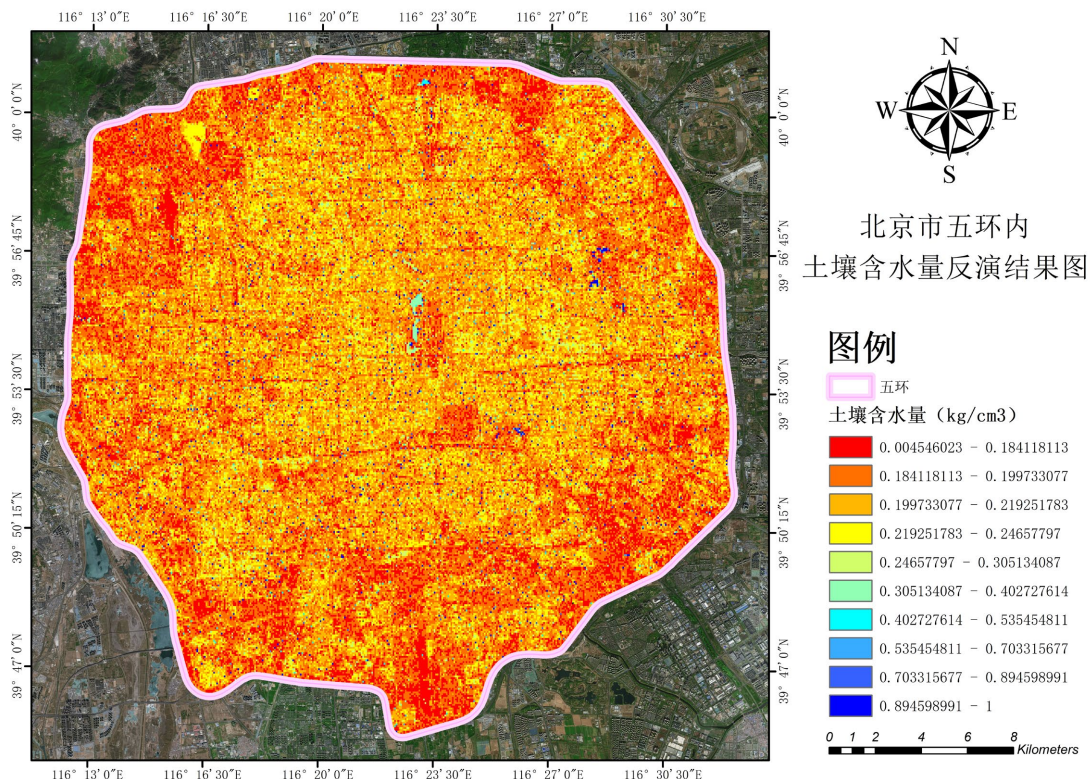


Figure 7. Inverse distribution map of soil moisture content in Beijing  
图 7. 北京市土壤含水量反演分布图

### 4.2. 漏点分类与 SVM 模型性能

基于 SAR 土壤含水量反演结果构建了分类特征集, 并将样本划分为漏点与非漏点两类, 其分类结果如图 8 所示。其中, 蓝点表示非漏点样本, 红点表示漏点样本, 黑色线条为分类超平面。从整体分布情况来看, 两类样本表现出良好的可分性, 说明模型在特征区分方面具有较高的有效性。在测试集上的性能评价结果见表 1。精确率、F1 分数和准确率均保持在 0.9 以上, 表明模型不仅具备较高的分类性能, 同时具有良好的可解释性, 为基于土壤含水量的地下供水管网漏点识别提供了可靠的算法基础。

Table 1. Performance of the SVM model  
表 1. SVM 模型性能表现

精确率	召回率	F1 分数	准确率
0.9068	0.829	0.9078	0.9146

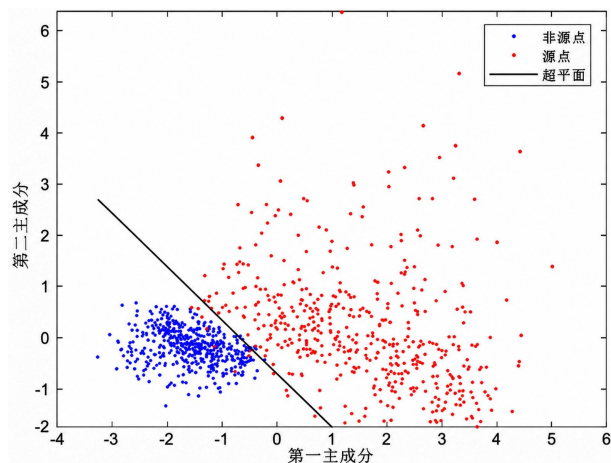


Figure 8. SVM classification results map

图 8. SVM 分类结果图

### 4.3. POI 筛选与疑似漏水区域分析

结合北京市地下供水管网的实际分布资料，本文将模型预测结果中位于管线周边的异常点识别为初步 POI，用于指示潜在高渗漏位置，并以每个 POI 为圆心构建半径 120 米的缓冲区，定义其为疑似漏水区域。基于雷达卫星成像参数、算法解译精度及坐标转换误差等因素设置缓冲区，以确保空间覆盖与实际管线位置高度匹配。为验证模型预测的可靠性，结合现有实地检测数据对 POI 进行核查，共获取 86 处有效 POI 区域。通过分析这些 POI 的空间分布与预测结果，结果显示模型能够有效识别潜在高渗漏区域，为城市地下管网的漏点定位提供科学依据和可操作的技术参考，其空间分布如图 9 所示。

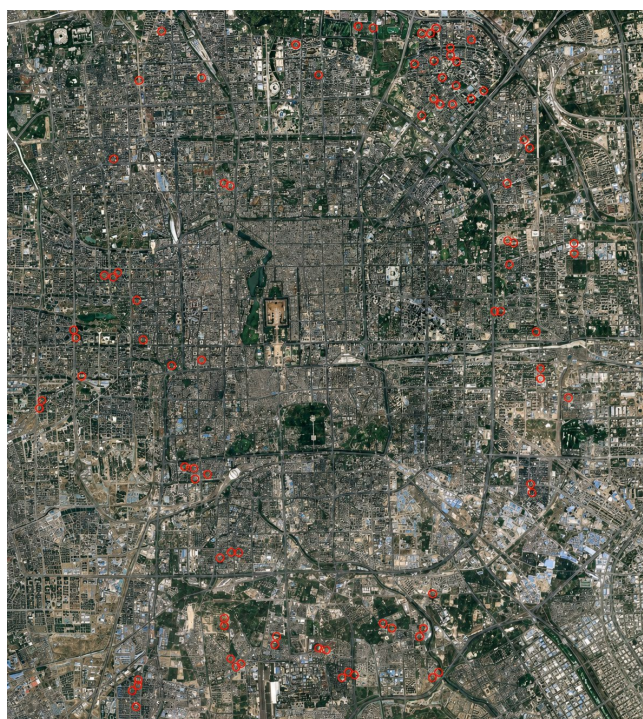


Figure 9. Distribution map of 86 valid POIs in Beijing

图 9. 北京可查 86 个有效 POI 分布图

根据土壤含水量反演结果，本文在北京市研究区初步识别出 64 处 POI 分布位置。将这些预测结果与实地可核查的 86 处有效 POI 进行对比分析，发现模型在核查区域内的预测准确率达到 74.4%，显示出较高的漏点识别能力。预测的 64 处分布如图 10 所示，空间分布特征与实际高渗漏区域高度契合，进一步验证了基于土壤含水量反演的漏点识别方法在城市地下管网监测中的有效性和应用潜力。该结果不仅体现了模型在复杂城市环境下的可操作性，也为后续管网维护和漏损管理提供了科学依据。

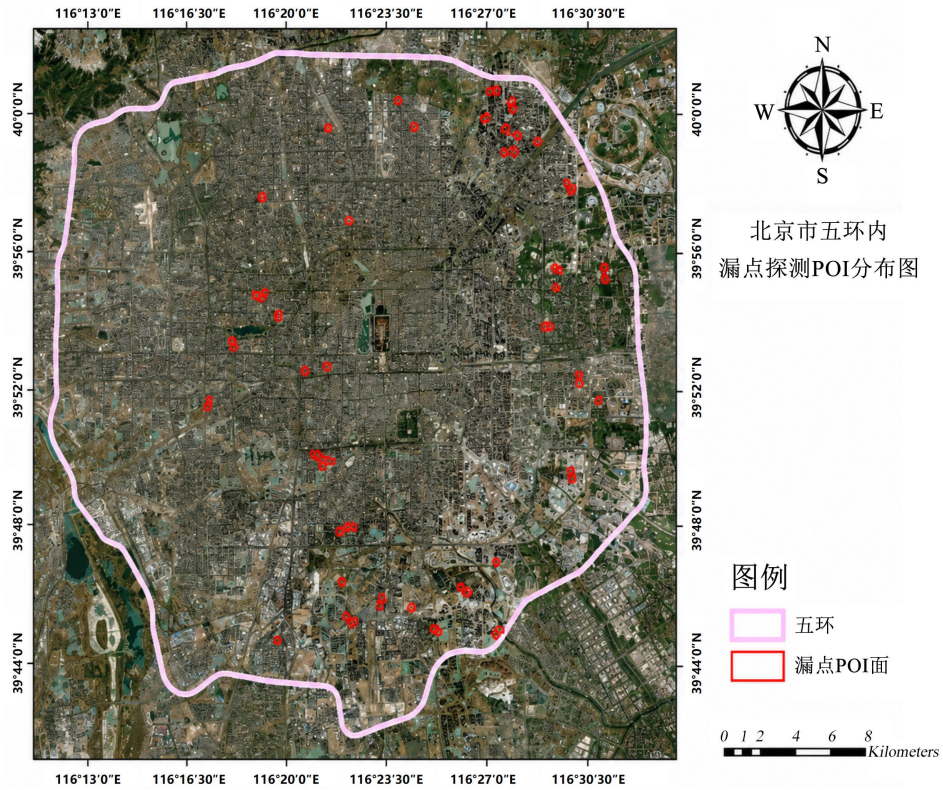


Figure 10. Map of POI distribution for leak detection within Beijing's fifth ring road  
图 10. 北京市五环内漏点探测 POI 分布图

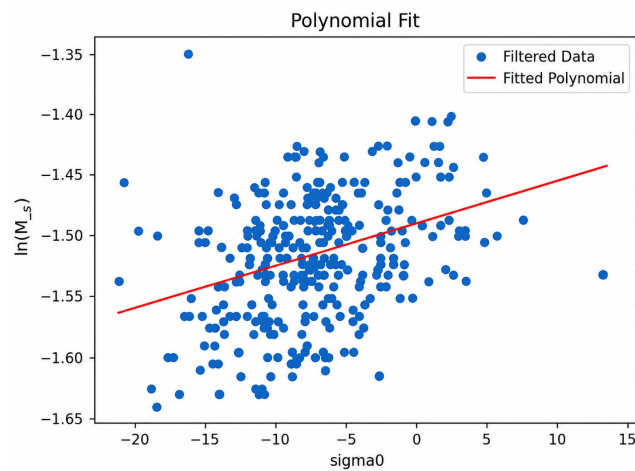


Figure 11. Relationship map between observed values and soil moisture content  
图 11. 观测值与土壤含水量之间的关系图

由图 11 可见, 模型反演得到的表层土壤含水量与实测样本观测值呈现良好的对应关系, 反映出模型在空间变化趋势上的有效性。定量分析显示, 二者的相关系数达到  $0.6398 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ , RMSE 为 0.0677, 表明模型能够较准确地捕捉样本点的土壤水分特征。该结果证明, 所构建的半经验反演模型在样本集内部具备较好的拟合能力, 并表现出一定的精度可靠性, 为进一步基于反演土壤含水量开展地下供水管网漏点识别提供了坚实的数据支持和方法依据。

## 5. 结论

本文以北京五环内城区为研究区, 基于 Sentinel-1 数据与 Sentinel-2 光学遥感影像, 建立适用于植被覆盖条件的表层土壤含水量反演模型。本研究利用 AIEM 模型分析了 SAR 后向散射系数、土壤含水量及雷达入射角之间的响应关系, 从而构建裸土条件下的土壤含水量反演模型; 结合 Sentinel-2 多波段信息估算植被含水量, 并在水云模型框架下完成植被覆盖条件下的表层土壤含水量反演; 在此基础上, 进一步采用 PCA 与 SVM 相结合的方法开展地下水管漏点识别。结果表明, 在预测得到的 86 个疑似漏点中, 共有 64 个成功检出漏点, 预测准确率达到 74.4%。研究结果表明, 基于土壤含水量反演的城市地下管线探漏方法具有较好的应用潜力, 可为城区地下供水管线漏损识别提供一定的技术参考。

## 参考文献

- [1] 王浩, 王建华. 中国水资源与可持续发展[J]. 中国科学院院刊, 2012, 27(3): 352-358.
- [2] 丁亮. 南方地区农村供水管网漏损控制的应用研究[J]. 给水排水, 2018, 44(6): 115-118.
- [3] 郭金鹏, 齐铁昆, 刘彦辉. 北方某城市供水管道破损分析及预防措施研究[J]. 给水排水, 2023, 49(5): 150-155.
- [4] 王帅超. 城市地下管道渗漏引起的路面塌陷机理分析与研究[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 郑州大学, 2017.
- [5] 王众娇, 马洪坤, 潘拓, 等. 卫星在管线探漏的应用探讨[J]. 山西建筑, 2020, 46(21): 159-161.
- [6] 王雪峰. 城市供水管网卫星探漏技术应用及效果研究[J]. 城镇供水, 2022(4): 59-65.
- [7] 佟恽维, 周红卫, 唐国晴, 等. 供水管网卫星探漏适用性研究[J]. 给水排水, 2023, 49(6): 128-133.
- [8] Hosseini, M. and Saradjian, M.R. (2014) Soil Moisture Estimation in a Vegetated Area Using Combination of AIRSAR and Landsat5-Tm Images. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 42, 719-726. <https://doi.org/10.1007/s12524-014-0365-9>
- [9] He, B., Xing, M. and Bai, X. (2014) A Synergistic Methodology for Soil Moisture Estimation in an Alpine Prairie Using Radar and Optical Satellite Data. *Remote Sensing*, 6, 10966-10985. <https://doi.org/10.3390/rs61110966>
- [10] Le, X., Yu, H. and Wang, Y. (2023) An Interpretable Neural Network Algorithm for Leaking Detection in the Urban Water and Sewer Pipeline Network, Tianjin, China. *IGARSS 2023-2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Pasadena, 16-21 July 2023, 2053-2056. <https://doi.org/10.1109/igarss52108.2023.10282972>
- [11] 郎丰铠, 何苏颖, 邱奥深, 等. 高砾石地表全极化 SAR 土壤水分反演方法[J]. 测绘学报, 2024, 53(11): 2189-2200.
- [12] 何泽, 李世华. 水稻雷达遥感监测研究进展[J]. 遥感学报, 2023, 27(10): 2363-2382.
- [13] Attema, E.P.W. and Ulaby, F.T. (1978) Vegetation Modeled as a Water Cloud. *Radio Science*, 13, 357-364. <https://doi.org/10.1029/RS013i002p00357>
- [14] 张博强, 刘昌华, 杨茂伟, 等. 基于分类主成分分析的耕地质量空间异质性分层方法[J]. 农业机械学报, 2026, 57(6): 176-186+310.
- [15] 罗单, 杨健, 马辉, 等. 基于沙土不同土壤含水量的南疆棉田“干播湿出”出苗水调控研究[J]. 中国农学通报, 2025, 41(30): 34-45.
- [16] 李梦杰, 王延仓, 张亮, 等. 基于多源遥感数据定量反演土壤含水量研究[J]. 现代农业研究, 2025, 31(9): 64-69.