Vol. 60, No. 1 Jan. 2 0 2 0

文章编号: 1000-8608(2020)01-0075-08

# 基于 BP-PSO 联合算法的沥青混合料空隙率反演计算

张 蓓, 李松涛, 钟燕辉\*, 李晓龙, 高燕龙

(郑州大学 水利科学与工程学院,河南 郑州 450001)

摘要:为提高沥青混合料空隙率反演计算效率,提出一种基于 BP 神经网络和 PSO 联合算法的沥青混合料空隙率反演计算方法.通过建立探地雷达电磁波在沥青路面结构层中的传播仿真模型,利用 BP 神经网络对仿真样本进行训练,得到能够反映输入和输出关系的回归曲面.利用 PSO 算法对回归曲面进行寻优,得到最优解.将该联合算法应用于沥青混合料空隙率反演计算中,反演计算结果表明:该联合算法能够在满足计算精度的条件下大幅提高计算效率,证明应用该联合算法反演计算沥青混合料空隙率的可行性和有效性.

关键词: BP 神经网络; PSO 算法; 联合算法; 空隙率; 反演

中图分类号:TP391.9 文献标识码:A doi:10.7511/dllgxb202001011

### 0 引 言

在公路工程中,沥青路面面层直接承受外界 车辆荷载的作用,沥青混合料空隙率的大小直接 影响沥青混合料的长期使用性能[1], 因此,在沥青 路面面层施工过程中,沥青混合料空隙率的控制 对于整个公路工程质量有着至关重要的影响,同 时,在沥青路面面层施工完毕后,对沥青混合料空 隙率的检测必不可少,现行检测多是对钻芯结果 进行分析[2],该种方法不仅费工费时,而且会对道 路结构层造成损坏,检测精度低,检测结果可重复 性差,并且是一种抽样检测的方式,检测结果并不 能代表整个路幅范围内沥青混合料空隙率的整体 状况[3], 因此,有必要采用新的方法对沥青混合料 空隙率进行快速、精确以及无损检测. 探地雷达 (GPR)作为一种电磁无损检测技术,由于其检测 速度快、精度高等特点,已大量应用于道路施工质 量控制以及道路状况评价中[4].目前,探地雷达在 道路无损检测中得到了广泛的应用,特别是在道 路结构层厚度检测方面取得了丰硕的成果[5].

通过对实测探地雷达回波信号分析,获取道路各结构层厚度、压实度和空隙率等关键质量控制指标<sup>[6]</sup>.该计算分析是一个仿真优化的过程,构

建探地雷达电磁波在道路结构层传播的仿真模型,得到电磁波在仿真模型中传播的反射波仿真信号,构建仿真回波信号与实测回波信号之间的适应度函数,并利用优化算法进行寻优,从而得到路面各结构层厚度、压实度和空隙率等关键质量控制指标.通常情况下,使用优化算法来求解反演问题,目标函数每次计算结果是由仿真模型计算得到的随机值<sup>[7]</sup>.目标函数计算的过程带有一定的随机性,因此,在计算过程中往往会有很大的不确定性,需要不断地调用仿真模型进行仿真计算,直至寻优结束.该方法在实际运算过程中计算工作量大,导致计算效率低<sup>[8]</sup>.

为减少该类反演计算过程中的不确定性因素,提高寻优效率,将BP神经网络与粒子群优化(PSO)相结合,提出了一种基于BP神经网络和PSO联合算法的沥青混合料空隙率反演计算方法.利用BP神经网络对非线性数据输入和输出关系的逼近能力,对输入和输出样本数据进行训练,构建输入和输出相关关系的回归曲面;利用PSO算法对神经网络输出回归曲面进行寻优.将该联合算法应用于沥青混合料空隙率检测中,由神经网络输出值替代正演仿真结果,可减少仿真计算次数,提高计算效率.

收稿日期:2019-07-30: 修回日期:2019-11-25.

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018 YFB1600200);国家自然科学基金资助项目(51878624).

### 1 计算理论基础

道路结构层材料介电特性的差异是探地雷达应用的先决条件[ $^{19}$ ]. 介质的介电特性描述介质与电场之间的相互作用,通常由介电常数  $\varepsilon$ 、电导率  $\sigma$  以及磁导率  $\mu$  来描述[ $^{10}$ ]. 其中介电常数  $\varepsilon$  是表征介质介电特性重要的参数之一,其反映处于电场中介质储存电荷的能力. 复合介质的介电常数以真空介电常数  $\varepsilon$ <sub>0</sub> (8. 854×10<sup>-12</sup> F/m)为参考值,仿真计算中采用介质的相对介电常数.介质的介电常数与真空介电常数比值称为介质的复介电常数,相对介电常数计算如式(1)所示:

$$\varepsilon_{r} = \frac{\varepsilon}{\varepsilon_{0}} = \varepsilon_{r}' - j\varepsilon_{r}'' \tag{1}$$

由上式计算可以看出,介质的相对介电常数是一个量纲一化复数; $\epsilon'_r$ 为相对介电常数的实部,该参数主要反映介质对电磁波的存储效应, $\epsilon'_r$ 对外电场在介质中的传播产生主要的影响,同时也会影响电磁波在电介质中的传播速度; $\epsilon''_r = \delta/\omega$ ,为相对介电常数的虚部,该参数主要反映介质对电磁波的损耗特性.

常用的沥青路面材料,大多属于非磁性材料<sup>[11]</sup>,因此在实际计算中将介质磁导率  $\mu$  简化为 1. 由于电导率  $\sigma$  对电磁波传播特性的影响已经隐藏在介电常数的虚部中,相对介电常数是路面材料介电特性重要的参数之一<sup>[12]</sup>. 在进行仿真计算过程中,对于大部分的路面材料,通常认为是无损介质,因此,在实际仿真计算中多采用相对介电常数实部  $\epsilon'_{\ell}$ .

沥青混合料是由骨料、沥青和空气等三相介质组成的多相复合介质,多相复合介质的介电常数可以由组成复合介质各单相介质的介电常数以及各单相介质所占的体积比描述[18],称为复合介质的介电常数模型. 描述多相介质介电特性的介电常数模型很多,具有代表性的有 L-R 模型,如式(2)所示,其中 c 取值为 $-1\sim1$ ; Rayleigh 模型如式(3)所示.

$$(\boldsymbol{\varepsilon}_{\mathrm{m}})^{c} = \sum_{i=1}^{n} f_{i}(\boldsymbol{\varepsilon}_{i})^{c}$$
 (2)

$$\frac{\varepsilon_{\rm m} - 1}{\varepsilon_{\rm m} + 2} = \sum_{i=1}^{n} f_i \frac{\varepsilon_i - 1}{\varepsilon_i + 2} \tag{3}$$

其中  $\epsilon_m$  为介质的介电常数,  $f_i$  为第 i 组分占混合物的体积比;  $\epsilon_i$  为第 i 组分的介电常数.

Rayleigh 模型广泛应用于描述复合介质的介

电特性<sup>[14]</sup>,因此,本文的研究以 Rayleigh 模型为基础,通过 Rayleigh 模型求解沥青混合料的空隙率. 沥青混合料介电常数的 Rayleigh 模型由式 (4)表示.

$$\frac{\mathbf{\varepsilon}_{ac} - 1}{\mathbf{\varepsilon}_{ac} + 2} = f_{g} \frac{\mathbf{\varepsilon}_{g} - 1}{\mathbf{\varepsilon}_{g} + 2} + f_{l} \frac{\mathbf{\varepsilon}_{l} - 1}{\mathbf{\varepsilon}_{l} + 2} + f_{a} \frac{\mathbf{\varepsilon}_{a} - 1}{\mathbf{\varepsilon}_{a} + 2}$$
(4)

式中: $\varepsilon_{ac}$ 为沥青混合料的相对介电常数, $\varepsilon_{g}$ 、 $\varepsilon_{l}$ 、 $\varepsilon_{a}$ 分别为组成沥青混合料中骨料、沥青和空气的相对介电常数, $f_{g}$ 、 $f_{l}$ 、 $f_{a}$  分别为骨料、沥青和空气在沥青混合料中所占的体积比.

沥青混合料的空隙率  $e = f_a \times 100\%$ . 在沥青混合料中,由于  $f_g + f_1 + f_a = 1$ ,并且空气的相对介电常数  $\epsilon_a = 1$ ,在组成沥青混合料的各组分中,骨料和沥青的相对介电常数可以通过试验仪器测定,因此,只要通过计算得到  $f_g$ 、 $f_1$  的值,就可以得到沥青混合料的空隙率.

# 2 计算模型

#### 2.1 时域有限差分法

时域有限差分法(finite difference time domain,FDTD)是常用的仿真模拟电磁波传播的计算方法<sup>[15]</sup>,其主要计算思路是对电磁波在电场以及磁场上的分量在空间以及时间维度上进行交替抽样离散,同时将 Maxwell 旋度方程进行离散差分,在时域推进求取空间电磁场,具有概念清晰、随时间步推进计算、节约运算和存储空间、计算程序通用性强、能够在开域和闭域上计算电磁场等优点,得到广泛应用<sup>[16]</sup>.

Maxwell 旋度方程为

$$\nabla \times H = \frac{\partial D}{\partial t} + J \tag{5}$$

$$\nabla \times E = -\frac{\partial B}{\partial t} - J_{m} \tag{6}$$

式中:H 为磁场强度(A/m),D 为电通量密度(C/m²),J 为电流密度(A/m²),E 为电场强度(V/m),B 为磁通量密度(Wb/m²), $J_m$  为磁流密度(V/m²).

将 Maxwell 旋度方程变换为二维电磁场的直角分量,选择 TM 波进行推导,假设  $\sigma_m = 0$ ,其中  $\sigma_m$  为磁损耗,进行差分得到差分方程的显式递推公式如式 $(7)\sim(9)$ 所示:

$$H_x^{(n+1)/2}\left(i,j+\frac{1}{2}\right) = C_p(m)H_x^{(n-1)/2}\left(i,j+\frac{1}{2}\right) -$$

$$C_{q}(m) \frac{E_{z}^{n}(i,j+1) - E_{z}^{n}(i,j)}{\Delta y}$$

$$(7)$$

$$H_{y}^{(n+1)/2} \left( i + \frac{1}{2}, j \right) = C_{p}(m) H_{y}^{(n-1)/2} \left( i + \frac{1}{2}, j \right) + C_{q}(m) \frac{E_{z}^{n}(i+1,j) - E_{z}^{n}(i,j)}{\Delta x}$$

$$(8)$$

$$E_{z}^{n+1}(i,j) = C_{a}(m) E_{z}^{n}(i,j) + C_{b}(m) \left\{ \left[ H_{y}^{(n+1)/2} \left( i + \frac{1}{2}, j \right) - H_{y}^{(n+1)/2} \left( i - \frac{1}{2}, j \right) \right] / \Delta x \right\} - C_{b}(m) \left\{ \left[ H_{y}^{(n+1)/2} \left( i, j + \frac{1}{2} \right) - H_{y}^{(n+1)/2} \left( i, j - \frac{1}{2} \right) \right] / \Delta y \right\}$$

$$\Rightarrow C_{b}(m) = \left( 1 - \frac{\sigma(m) \Delta t}{2\varepsilon(m)} \right) / \left( 1 + \frac{\sigma(m) \Delta t}{2\varepsilon(m)} \right), C_{p}(m) = 1, C_{q}(m) = \Delta t / \mu(m).$$

#### 2.2 道路结构层电磁波传播仿真模型

本文采用时域有限差分法仿真模拟电磁波在 道路结构层中的传播过程,建立了电磁波在道路 结构层中传播的仿真模型,如图 1 所示.



图1 仿真模型

Fig. 1 Simulation model

通过在不同坐标位置赋值不同的电磁参数实现各种道路结构层模型的设置.针对不同的道路结构层模型,初始化电磁场,在激励源位置添加雷克子波激励源,该激励源类型能够模拟真实探地雷达入射信号,同时结合超吸收边界条件,随时间迭代步长在整个道路结构层模型中计算电磁场,最终在接收端得到电磁波在道路结构层模型中传播的反射波.通过仿真计算得到电磁波反射波,如图 2 所示.

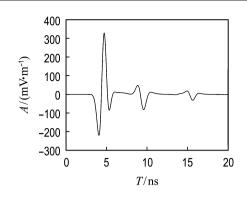


图 2 电磁波反射波

Fig. 2 Reflected wave of the electromagnetic wave

## 3 BP-PSO 联合算法

BP 神经网络具有非线性的映射能力[17],整 个神经网络具有柔性的网络结构,BP 神经网络的 中间层数以及各层的神经元个数可根据具体情况 设定[18]. 使用 BP 神经网络对已知数据进行学习 和训练,能够在任意精度上逼近输入和输出相关 关系的连续函数[19],适用于建立预测模型以及目 标函数逼近[20]. 粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法是一种群体智能优化算 法,其求解的过程是从随机解出发. PSO 算法在 计算过程中具有良好的全局搜索能力,通过迭代 更新粒子的速度和位置信息来不断进化到全局最 优[21]. PSO 算法结构简单且运行效率高,该算法 易实现、求解精度高、收敛速度快,但在使用 PSO 算法进行反演目标寻优的过程中,所需要仿真优 化的适应度函数是一个黑箱模型,需要不断调用 仿真模型进行计算求得. 因此,在使用 PSO 算法 进行仿真反演计算的过程中,需要不断调用仿真 模型进行仿真计算,在寻优过程中很大一部分计 算精力用于仿真模型计算的过程, BP-PSO 联合 算法的基本思路:通过前期的仿真计算,建立仿真 模型样本库,使用 BP 神经网络算法对已知数据 进行训练和学习,得到基于已知数据输入和输出 相关关系的回归曲面,如果该回归曲面的精度足 够高,满足反演计算要求,则利用 PSO 算法对 BP 神经网络训练所生成的回归曲面进行寻优,快速 并准确地找到回归曲面的全局最优点,该全局最 优点可认为是该仿真模型的最优解. BP-PSO 联 合算法的实现流程如图 3 所示.

(1)随机生成输入值样本库.根据待仿真计算 参数取值范围,随机生成一定数量的输入值参数,

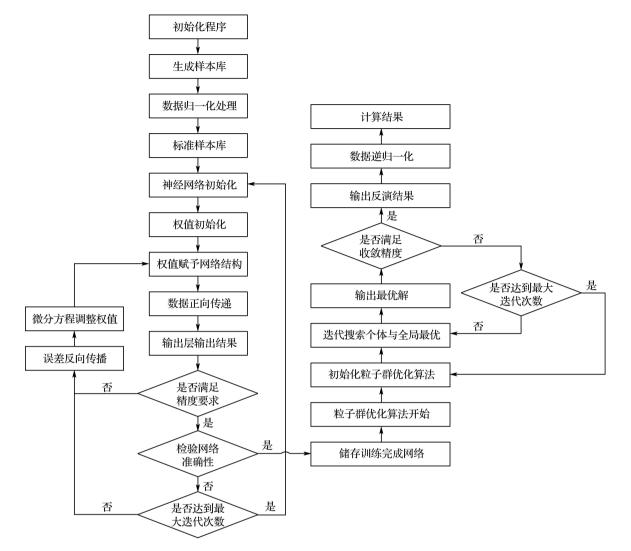


图 3 BP-PSO 联合算法实现流程

Fig. 3 Implementation process of BP-PSO joint algorithm

组成输入值样本库,作为 BP 神经网络训练的输入值.

- (2)仿真样本计算. 将步骤(1)中随机生成的 输入值样本库代入仿真模型中进行计算,得到仿 直计算结果.
- (3)计算仿真结果期望值. 构建仿真结果与实际结果之间的函数关系,计算期望值,该期望值即为 BP 神经网络的输出值.
- (4)构建训练样本库. 将样本库中的数据归一化;输入值与所对应的输出值一同构成 BP 神经网络的训练样本库,将样本库中的输入和输出参数进行归一化处理,得到标准样本库.
  - (5)初始化参数,构建 BP 神经网络结构.
- (6)使用 BP 神经网络对标准样本库进行训练. 从训练样本库中随机选择 j%的样本进行学

习和预测,使用剩余的(100-j)%样本检验输出网络模型的准确性.

- (7)输出 BP 神经网络训练结果. 当达到算法 所设定的最大迭代次数或者精度满足要求时,输 出训练结果,否则返回步骤(5).
  - (8)BP 神经网络训练结束.
  - (9)初始化参数,构建粒子群优化(PSO)算法.
- (10)对 BP 神经网络输出结果进行寻优,计 算粒子适应度以及寻找  $P_{\text{best}}$ 和  $G_{\text{best}}$ .
- (11)输出最优解. 当达到算法所设定的最大 迭代次数或者精度满足要求时,输出最优解,否则 返回步骤(8).
  - (12)PSO 算法寻优结束.
- (13)将寻优结果逆归一化. 将输出的最优解 转化为实际数值.

(14)计算完成,得到计算结果.

# 4 沥青混合料空隙率仿真计算

在道路施工以及施工后的质量检测过程中, 沥青混合料的空隙率、压实度是主要的质量控制 指标. 若沥青混合料空隙率过大,压实度较小,则 会导致沥青路面面层过早出现车辙、开裂等病害, 严重影响路面的使用状况. 因此,需要发挥探地雷 达的无损检测能力,对新修沥青混合料空隙率进 行无损和快速检测,通过实测雷达波对沥青混合 料空隙率的仿真反演计算是其中的关键步骤.

#### 4.1 特征提取

沥青路面面层材料通常是由固体骨料、液体沥青和空气3部分组成,即由固相、液相、气相组成的多相复合材料,而沥青混合料压实度理论上是由固相、液相、气相3种单相介质的体积率所决定的,因此,只要获得组成沥青混合料的三相体积率,就能通过计算得到沥青混合料的三相体积率作为沥青混合料压实度的特征值,作为沥青混合料空隙率仿真计算的参数,使用构建的仿真模型对不同的参数进行仿真计算,得到电磁波在不同参数条件下的电磁波仿真回波信号,计算仿真回波信号与待计算回波信号间的幅值误差,获得所对应的期望值.

#### 4.2 算法参数设置

本文的研究中,首先建立一个单隐含层 BP神经网络,将沥青混合料的 3 个组成部分作为 BP神经网络的输入对象,仿真分析结果与待反演回波信号比较所得到的期望值作为 BP神经网络的输出值. 因此,BP神经网络的输入神经元为 3,输出神经元为 1. 根据 BP神经网络隐含层神经元的计算公式,隐含层的神经元  $k=\sqrt{3+1}+\partial,\partial\subseteq(1,10)$ ,取 $\partial=5$ ,则 k=7. 选择 log-sigmoid 函数隐含层以及输出层的传递函数,其余的参数设置:最大训练次数为 10 000次,期望输出误差为0.001,学习速率为0.2. BP神经网络的终止条件:一是输出的期望误差满足要求,二是达到最大训练次数. 当两个条件满足其一时,BP神经网络算法终止.

使用 PSO 算法对 BP 神经网络输出的回归 曲面进行寻优,在该计算中,PSO 算法计算量小, 因此参照基本 PSO 算法参数设置[22]. PSO 算法 参数设置如下:关键特征值为沥青混合料的沥青体积比、骨料体积比和空气体积比. 因此, PSO 算法维数设置为 3, 初始粒子数为 10, 最大迭代次数为 50, 学习因子  $c_1 = c_2 = 0.5$ , 惯性权重 w 采用线性关系权重, 如式(10)所示:

$$w = (s_{\text{max}} - s) / s_{\text{max}} \tag{10}$$

其中 s 代表当前迭代次数. PSO 算法的迭代终止条件:一是寻优过程构建的适应度函数达到所设定的收敛精度,二是寻优过程中迭代次数达到所设置的最大迭代次数. 当两个条件满足其一时, PSO 算法终止.

#### 4.3 理论考评

为了验证 BP-PSO 联合算法的有效性,使用时域有限差分法建立了3种不同类型的路面结构仿真模型,通过设置沥青混合料各组分参数,构建沥青混合料均匀模型,其中沥青混合料中空气所占的体积比即为沥青混合料的空隙率,同时也是该模型中待反演计算参数.理论模型参数设置如表1所示.

表 1 理论模型参数 Tab.1 Theoretical model parameters

序号	沥青体积率/%	骨料体积率/%	空隙率/%
1	10	84	6
2	11	81	8
3	12	78	10

使用仿真模型计算得到3组反射波形用于联合算法的理论考评.通过构建电磁波传播仿真模型,在参数设定范围内,使用仿真模型随机计算生成探地雷达电磁波传播信号500组作为BP-PSO联合算法训练和学习的样本数据库,在对样本数据进行归一化处理后,使用BP神经网络对标准样本数据库进行训练和学习,输出能够反映输入和输出之间相关关系的回归曲面,利用PSO算法对回归曲面进行寻优.

图 4~6 分别为 BP 神经网络训练过程输出误差变化曲线,神经网络的输出结果,以及 PSO 算法对 BP 神经网络输出的回归曲面进行寻优过程中适应度的变化曲线.

同时采用典型 PSO 算法对上述 3 种不同类型的沥青混合料空隙率进行反演分析, BP-PSO 联合算法反演计算结果与 PSO 算法反演计算结果如表 2、3 所示.

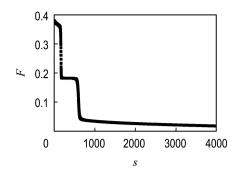


图 4 BP 神经网络训练过程

Fig. 4 Training process of BP neural network

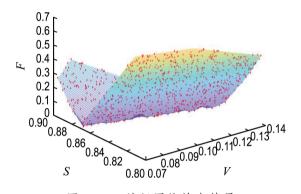


图 5 BP 神经网络输出结果

Fig. 5 Output result of BP neural network

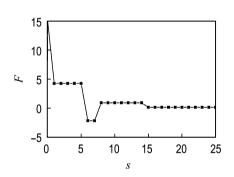


图 6 PSO 寻优过程

Fig. 6 Optimization process of PSO

表 2 BP-PSO 反演计算结果

Tab. 2 Results of BP-PSO inversion calculation

序号	真实值/%	计算值/%	误差/%	反演用时/s
1	6	6.28	4.67	33
2	8	7.63	4.63	35
3	10	9.64	3.60	29

表 3 PSO 反演计算结果

Tab. 3 Results of PSO inversion calculation

序号	真实值/%	计算值/%	误差/%	反演用时/s
1	6	5.81	3.17	379
2	8	8.27	3.38	396
3	10	9.68	3.20	332

从表 2、3 中可以看出,将 BP-PSO 联合算法的反演计算结果和典型 PSO 算法的反演计算结果与真实值进行对比,BP-PSO 联合算法反演误差在 5%以内,典型 PSO 算法反演误差在 4%以内.BP-PSO 联合算法的计算过程分为两个关键步骤:一是 BP 神经网络的训练,二是 PSO 算法的寻优过程.BP 神经网络对样本的训练结果会有一定的误差,该误差传递至 PSO 算法的寻优过程,误差的叠加造成 BP-PSO 联合算法的反演精度略低于 PSO 算法,但反演精度整体满足要求,且 BP-PSO 联合算法反演所需时长为典型 PSO算法的 1/10 左右,在很大程度上减少了反演用时,提高了仿真反演计算效率.

#### 5 结 语

本文通过构建 BP-PSO 联合算法来实现沥青混合料空隙率的仿真计算,利用 BP 神经网络的预测以及函数逼近能力,生成能够反映输入和输出关系的回归曲面;然后利用 PSO 算法的全局搜索能力,对回归曲面进行寻优,寻优结果即为仿真反演计算结果.通过构建探地雷达电磁波在道路结构层中传播的仿真模型,使用 BP 神经网络构建训练样本库和仿真反演参数与其适应度之间的回归曲面,最后使用 PSO 算法对回归曲面进行寻优,得到仿真计算结果.将 BP-PSO 联合算法计算结果与传统 PSO 算法计算结果对比,联合算法能够在满足计算精度的前提下提高计算效率,证明应用该联合算法在仿真计算沥青混合料空隙率的可行性和有效性,该联合算法能够为道路各结构层关键参数的智能、自动识别提供新的解决思路.

# 参考文献:

[1] 郭乃胜, YOU Z P, 谭忆秋, 等. 基于 CT 技术的沥青混合料空隙率预测方法 [J]. 中国公路学报, 2016, **29**(8): 12-22, 42.

GUO Naisheng, YOU Z P, TAN Yiqiu, et al. Prediction method on volume of air voids of asphalt mixtures based on CT technique [J]. China Journal of Highway and Transport, 2016, 29(8): 12-22,42. (in Chinese)

[2] 罗 蓉,柳子尧,黄婷婷,等. 冻融循环对沥青混合 料内水气扩散的影响[J]. 中国公路学报,2018, 31(9):20-26,64.

LUO Rong, LIU Ziyao, HUANG Tingting, et al. Effect of freezing-thawing cycles on water vapor [3]

diffusion in asphalt mixture [J]. China Journal of Highway and Transport, 2018, 31(9): 20-26,64. (in Chinese)

苛,罗要飞,李文龙. 沥青混合料施工均匀性的

研究进展及展望 [J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2018, **42**(5): 788-793.

ZHANG Ke, LUO Yaofei, LI Wenlong. Research progress and prospect on construction uniformity of asphalt mixture [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering),

2018, **42**(5): 788-793. (in Chinese)

- [4] 张爱江,吕祥锋,周宏源,等. 地质雷达快速检测城市道路路基病害应用研究[J]. 公路, 2017, 12: 270-274.

  ZHANG Aijiang, LYU Xiangfeng, ZHOU Hongyuan, et al. Application of ground penetrating
  - Hongyuan, et al. Application of ground penetrating radar in the detection of the subgrade defect of urban road [J]. **Highway**, 2017, **12**: 270-274. (in Chinese)

    KHAMZIN A K, VARNAVINA A V.
- [5] KHAMZIN A K, VARNAVINA A V, TORNASHOV E V, et al. Utilization of airlaunched ground penetrating radar (GPR) for pavement condition assessment [J]. Construction and Building Materials, 2017, 141: 130-139.
- [6] 凌天清,崔立龙,陈巧巧,等. 基于路面雷达测定沥青混合料压实度及空隙率研究综述 [J/OL]. 地球物理学进展, 2019 (2019-03-06) [2019-05-21]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 2982. P. 20190304.1131.184.html. LING Tianqing, CUI Lilong, CHEN Qiaoqiao, et
  - LING Tianqing, CUI Lilong, CHEN Qiaoqiao, et al. A review: the research of using ground penetrating radar to measure compactness and volume of air voids of asphalt mixture [J/OL]. Progress in Geophysics, 2019 (2019-03-06) [2019-05-21]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 2982. P. 20190304. 1131. 184. html. (in Chinese)

蔡迎春,王复明,康海贵. 路面材料介电特性的遗传

- 反演方法应用研究 [J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2010, **34**(3): 542-544,549.

  CAI Yingchun, WANG Fuming, KANG Haigui.
  Research and application of back calculation for pavement permittivity by genetic algorithm [J]. **Journal of Wuhan University of Technology** (**Transportation Science & Engineering**), 2010, **34**(3): 542-544,549. (in Chinese)
- [8] 吴诗辉,刘晓东,邵 悦,等. 一种基于神经网络的 仿真优化方法 [J]. 系统仿真学报,2018,30(1):36-44.

- WU Shihui, LIU Xiaodong, SHAO Yue, et al. Optimization via simulation based on neural network [J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(1); 36-44. (in Chinese)
- [9] 孟美丽. 基于频率和温度的混凝土与沥青混合料介电模型研究 [D]. 郑州: 郑州大学, 2014.
  MENG Meili. Study on dielectric model including the frequency and temperature of concrete and asphalt mixture [D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2014. (in Chinese)
- [10] 卢 超,刘化学,刘 强. 介电常数在沥青混合料压实度测试中的应用探讨 [J]. 路基工程,2012,4:98-100,104.

  LU Chao, LIU Huaxue, LIU Qiang. Discussion on application of dielectric constant in compactness detection of asphalt mixture [J]. Subgrade Engineering, 2012,4:98-100,104. (in Chinese)
- [11] AL-QADI I L, LENG Z, LAHOUAR S, et al. Inplace hot-mix asphalt density estimation using ground penetrating radar [J]. Transportation Research Record, 2010, 2152: 19-27.
- [12] AL-QADI I L, XIE Wei, ROBERTS R. Optimization of antenna configuration in multiple frequency ground penetrating radar system for railroad substructure assessment [J]. NDT & E International, 2010, 43(1): 20-28.
- [13] PEDRET RODÉS J, PÉREZ-GRACIA V, MARTÍNEZ-REGUERO A. Evaluation of the GPR frequency spectra in asphalt pavement assessment [J]. Construction and Building Materials, 2015, 96: 181-188.
- [14] 罗 蓉,杨 洋,于晓贺,等. 沥青混合料介电特性与密度关系研究 [J]. 土木工程学报,2018,51(12):133-139.

  LUO Rong, YANG Yang, YU Xiaohe, et al. Study on the relationship between dielectric properties and density of asphalt mixture [J]. China Civil Engineering Journal, 2018, 51(12):133-139. (in Chinese)
- [15] 蔡迎春,王复明,刘 俊. 路面材料介电常数非均匀模型雷达电磁波模拟 [J]. 大连理工大学学报, 2009, **49**(4): 571-575.
  - CAI Yingchun, WANG Fuming, LIU Jun. Ground penetrating radar electromagnetic waves simulation of pavement model with pavement material's inhomogeneous dielectric parameter [J]. **Journal of Dalian University of Technology**, 2009, **49**(4): 571-575. (in Chinese)

- [16] 王敏玲,王洪华. 探地雷达波动方程数值模拟方法研究进展综述 [J]. 地球物理学进展, 2018, 33(5): 1974-1984.
  - WANG Minling, WANG Honghua. Review of wave equation numerical simulation methods for ground penetrating radar [ J ]. **Progress in Geophysics**, 2018, **33**(5): 1974-1984. (in Chinese)
- [17] 曹智军. BP 神经网络技术在滚动轴承故障诊断中的应用研究 [J]. 煤矿机械, 2019, **40**(1): 146-148.
  - CAO Zhijun. Application of BP neural network in rolling bearing fault diagnosis [J]. **Coal Mine Machinery**, 2019, **40**(1): 146-148. (in Chinese)
- [18] 邵宏宇,孟 琦,赵 楠,等. 基于 BP 神经网络的产品性能满意度预测分析 [J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2019, **52**(9): 932-940. SHAO Hongyu, MENG Qi, ZHAO Nan, et al. Prediction and analysis of product performance satisfaction based on backpropagation neural network [J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2019, **52**(9): 932-940. (in Chinese)
- [19] 金 晶,李宗昊,朱 亮,等. BP 神经网络在铁路建设风险评估中的应用 [J]. 铁道工程学报, 2019, 3: 103-109.
  - JIN Jing, LI Zonghao, ZHU Liang, et al. Application of BP neural network in risk evaluation

- of railway construction [J]. **Journal of Railway Engineering Society**, 2019, **3**: 103-109. (in Chinese)
- [20] 赵祥鸿,暴景阳,欧阳永忠,等. 利用 BP 神经网络剔除多波束测深数据粗差 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(4): 518-524.
  - ZHAO Xianghong, BAO Jingyang, OUYANG Yongzhong, et al. Detecting outlier of multibeam sounding with BP neural network [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2019, 44(4): 518-524. (in Chinese)
- [21] 李昌华,毕成功,李智杰. 基于改进 PSO 算法的人群疏散模型 [J/OL]. 系统仿真学报,2019(2019-04-17) [2019-05-21]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11.3092. V. 20190416.1308.027. html.
  LI Changhua, BI Chenggong, LI Zhijie. Crowd evacuation model based on improved PSO algorithm [J/OL]. Journal of System Simulation, 2019 (2019-04-17) [2019-05-21]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3092. V. 20190416.1308.027. html. (in Chinese)
- [22] 李 丽,牛 奔. 粒子群优化算法 [M]. 北京: 冶金工业出版社,2009.
  - LI li, NIU ben. **Particle Swarm Optimization Algorithms** [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2009. (in Chinese)

# Inversion calculation of void ratio of asphalt mixture based on BP-PSO joint algorithm

ZHANG Bei, LI Songtao, ZHONG Yanhui\*, LI Xiaolong, GAO Yanlong

( School of Water Conservancy and Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China )

Abstract: In order to improve the inversion calculation efficiency of the asphalt mixture void ratio, an inversion calculation of asphalt mixture void ratio based on BP neural network and PSO joint algorithm is proposed. By establishing the propagation simulation model of ground penetrating radar electromagnetic wave in the structural layer of asphalt pavement, the BP neural network is used to train the simulation samples, and the regression surface that can reflect the relationship between input and output is obtained. PSO algorithm is used to calculate and obtain the optimal solution of the regression surface; the joint algorithm is applied to the inversion calculation of asphalt mixture void ratio, and the results show that: This joint algorithm can greatly improve the efficiency of calculation under the condition of guaranteeing the accuracy of calculation, proving the feasibility and effectiveness of the joint algorithm on inversion calculation efficiency of the asphalt mixture void ratio.

Key words: BP neural network; PSO algorithm; joint algorithm; void ratio; inversion