[文章编号] 1003－4684(2024)04-0082-06

基于神经网络的钢纤维橡胶混凝土蠕变研究

李厚民[1]，李子毅[1]，吴克洋[1]，张　岩[2]，黄笑宇[1]，邓维超[1]
(1 湖北工业大学土木建筑与环境学院，湖北 武汉 430068；2 中国核电工程有限公司郑州分公司，河南 郑州 450000)

[摘　要] 为探究不同橡胶替代率和钢纤维掺量对混凝土长期受力性能的影响，通过弯曲蠕变实验对混凝土小梁施加 30%抗折强度的荷载并持续 3 天，结果表明，钢纤维的加入可以显著改善橡胶混凝土的蠕变劲度。同时基于蠕变实验数据，建立 BP 神经网络模型对钢纤维橡胶混凝土的蠕变劲度进行预测，并通过遗传蚁群算法(GA-ACO-BP)对其进行优化，平均绝对百分比误差(MAPE)从 16.28%降低至 3.3%，有效提高了模型的准确性和稳定性。

[关键词] 钢纤维-橡胶混凝土；蠕变劲度；神经网络
[中图分类号]TU528　　[文献标识码] A

橡胶混凝土是一种水泥基复合材料，经过加工的橡胶集料部分替代天然骨料，相较于传统混凝土，表现出更强的韧性和耐久性。Feng 等[1]发现在加入橡胶后，混凝土的整体密度下降，破坏时出现裂而不断等塑性特征，疲劳寿命相较于普通混凝土改善显著，这些优点使得橡胶混凝土在保温、隔音、防冻、抗渗等方面有着丰富的拓展[2]。另一方面，由于橡胶颗粒的憎水性，使得其难以与水泥基质结合[3]，会在早期产生较多微裂缝，加剧了橡胶颗粒周边的应力集中现象。同时橡胶颗粒相较于天然骨料在强度方面具有明显劣势，导致橡胶混凝土抗压强度、剪切强度显著下降[4,5]。混凝土在长期荷载下产生的蠕变会导致构件使用寿命降低，在橡胶混凝土中加入钢纤维能够有效地改善橡胶颗粒导致的强度损失，并进一步增加延性，缓解蠕变变形[6,7]。

计算机技术的发展使得研究人员分析手段更加多元化，遗传算法、蚁群算法等启发式优化算法进一步强化了神经网络的非线性学习能力，并得到了广泛的应用。Shi 等[8]利用神经网络分析了不同加热速率下榉木的热解行为，杨易等[9]则将其应用到汽车风振噪声声品质的评价体系中，替代了传统的声压级评价指标。本文对钢纤维橡胶混凝土长方体试块进行弯曲蠕变实验，并基于以上实验数据，通过橡胶颗粒替代率、钢纤维掺量与荷载作用时间三个维度建立神经网络，同时利用遗传蚁群算法进行优化，形成钢纤维橡胶混凝土蠕变劲度变化规律的分析模型。

1　实验与研究方法

1.1　实验材料

水泥采用 P.O32.5 普通硅酸盐水泥，粗骨料和细骨料分别选用粒径为 5～20 mm 石灰石和最大粒径 5 mm、表观密度为 2542 kg/m^3、细度模数 2.53 的河沙，骨料级配曲线如图 1 所示；减水剂掺量为水泥的 1.8%，使用萘系聚羧酸减水剂，减水率大于 16%；橡胶集料粒径为 5 目(3～4 mm)；钢纤维采用波浪形钢纤维，其长度为 35 mm，抗拉强度大于等于 800 MPa。

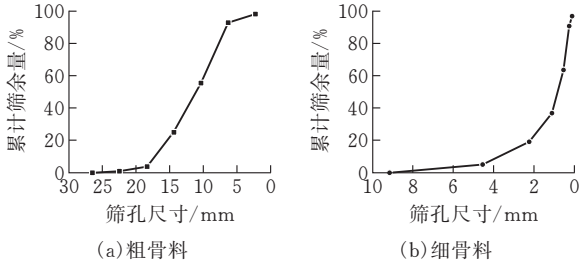


图 1　骨料级配曲线

1.2　实验设计

本实验参照(GBT：50081－2019)(CECS：13－2009)(GB/T232－2010)规范，以橡胶替代率(5%～20%)和钢纤维掺量(0.5%～1.5%)为主要研究对象，制备了四组橡胶混凝土试件、12 组钢纤维橡胶混凝土试块与 1 组对照组，每组按表 1 配合比制备尺寸为 100 mm×100 mm×400 mm 的长方体试块。

[收稿日期] 2022－07－05
[第一作者] 李厚民(1971－)，男，湖北襄阳人，湖北工业大学副教授，研究方向为工程力学。
[通信作者] 李子毅(1997－)，男，湖北武汉人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为混凝土材料。

表 1　实验编号及配合比　　kg/m³

实验组	样本	水泥	河沙	水	碎石	橡胶	钢纤维	减水剂
普通混凝土	R-0 F-0	430	625	152	1160	0	0	7.74
橡胶混凝土	R-5 F-0	430	594	152	1160	14	0	7.74
	R-10 F-0	430	562	152	1160	28	0	7.74
	R-15 F-0	430	531	152	1160	41	0	7.74
	R-20 F-0	430	500	152	1160	55	0	7.74
钢纤维橡胶混凝土	R-5 F-0.5	430	594	152	1160	14	39	7.74
	R-10 F-0.5	430	562	152	1160	28	39	7.74
	R-15 F-0.5	430	531	152	1160	41	39	7.74
	R-20 F-0.5	430	500	152	1160	55	39	7.74
	R-5 F-1.0	430	594	152	1160	14	78	7.74
	R-10 F-1.0	430	562	152	1160	28	78	7.74
	R-15 F-1.0	430	531	152	1160	41	78	7.74\
	R-20 F-1.0	430	500	152	1160	55	78	7.74
	R-5 F-1.5	430	594	152	1160	14	117	7.74
	R-10 F-1.5	430	562	152	1160	28	117	7.74
	R-15 F-1.5	430	531	152	1160	41	117	7.74
	R-20 F-1.5	430	500	152	1160	55	117	7.74

1.3　实验方法

本实验使用美特斯工业系统 CMT5504-5105 电子万能试验机，将试块加载至抗折强度的 30%后保载 3 d(259200s)，并监测荷载持续期间混凝土试块的形变。图 2 为荷载简化示意图。

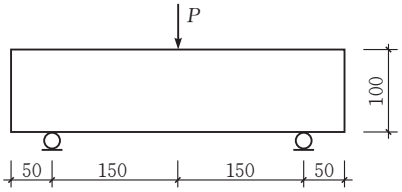


图 2　荷载简化示意图

2　神经网络

2.1　神经网络原理

BP 神经网络由输入层、输出层、隐含层组成，各组成部分之间由权值与激活函数连接。其核心原理为基于模型误差对各变量的权值进行调整，具有强大的适应力和稳定性，但由于梯度下降法的缺陷导致对初始权重过于敏感，从而陷入局部极值[9]。

遗传算法是一种仿生搜索算法，该算法基于基因编码与基因表现型之间的关系，对所求问题的解进行搜索。在算法中解被理解为基因表现型，相应的解由对应的基因编码，一般采用二进制编码将解进行编码化，在算法初始状态，会随机产生若干个个体，均具有不同的编码，计算这些个体的适应度，选择适应度较高的个体进入下一代[10]。

$$F = k\left(\sum_{i=1}^{n} | y_i - o_i |\right)$$

其中 F 代表适应度，n 是网络的输出节点数；y_i 和 o_i 是神经网络第 i 个节点的预测值和预期值，k 是系数。

蚁群算法首先需要对控制参数进行初始化，然后构件所求问题的解空间，将蚁群个体随机分布在解空间各位点中，使用轮盘赌算法选择每个蚁群前往的位点，并记录其行走路径，保证蚁群个体每次都移动到新的位点。经过多次迭代后，蚁群个体位置参数逐渐趋近于统一，当参数间离散性较小时，将所有蚁群个体对应的神经网络的初始权值导入神经网络中，取均方误差最小的一组权值，作为蚁群优化神经网络的解。

$$P_{ij}^{k} = \begin{cases} \dfrac{[\tau_{ij}(t)]^{\alpha} \times [\eta_{ij}(t)]^{\beta}}{\sum\limits_{s \in \mathrm{allow}_k} [\tau_{ik}(t)]^{\alpha} \times [\eta_{ik}(t)]^{\beta}} & j \in \mathrm{allow}_k \\ 0 & j \notin \mathrm{allow}_k \end{cases}$$

其中 P_{ij}^{k} 代表对于蚂蚁 k 来说每个路径被选择的概率，ij 分别为路径的起点和终点，$\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻由 i 到 j 的信息素浓度，$\eta_{ij}(t)$ 是启发函数，表示 t 时刻蚂蚁从 i 转移到 j 的期望程度，allow_k 是尚未访问过的节点的集合。

GA-BP 相较于 BP 神经网络具有更佳的发散能力和更快的收敛速度，但局部搜索能力较弱，ACO-BP 具有优秀的局部搜索能力，然而在前期由于信息素的匮乏，大大降低了求解效率[11]，由此可将二者优势互补。本文使用遗传算法对蚁群算法进行优化，旨在借助遗传算法的全局索解能力与变异能力，避免蚁群算法陷入自锁与局部极值中。优化的基本原理为：1)将蚁群算法个体作为遗传算法染色体，相应的蚁群个体位点参数作为遗传算法基因型。2)将

蚁群个体位点对应的初始权值带入 BP 神经网络，计算均方误差，以均方误差为指标衡量遗传个体的适应度，均方误差越小，适应度越大。3)选取适应度高的蚁群个体，进行遗传与交叉。

2.2 神经网络模型有效性

为了评估模型的有效性和预测准确性，使用了三种统计性能指标：决定系数（R^2）、均方误差（MSE）、均方根误差（$RMSE$），定义如下：

$$R^2 = 1 - \frac{\Sigma (y_i - \hat{y}_i)^2}{\Sigma (y_i - \bar{y})^2}$$

$$MSE = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} (\hat{y}_i - y_i)^2}$$

其中 y_i 是实验数据，$\bar{y}$ 是实验数据的平均值，$\hat{y}$ 是模型拟合的数据，m 是数据的个数，较低的 $RMSE$ 和 MSE 值以及较高的 R^2 值代表模型具有良好预测能力和更高的性能。

3 结果与讨论

3.1 实验结果

蠕变劲度是反映混凝土蠕变性能的重要参数之一，它描述了混凝土在应力作用下缓慢且永久的变形，是固体材料在收到低于屈服强度的应力长时间作用下的结果。其公式如下：

$$S(t) = \sigma / \varepsilon(t)$$

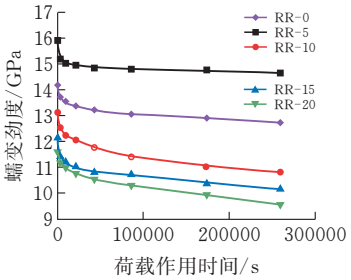
其中 $S(t)$ 代表固体材料在荷载作用 t 时刻后的蠕变劲度，σ 代表荷载应力大小，$\varepsilon(t)$ 代表固体材料在 t 时刻下的应变。本文以同配合比钢纤维橡胶混凝土抗折强度的 30%作为弯曲蠕变试验应力，各试验组蠕变应力如表 2 所示。

表 2 钢纤维橡胶混凝土蠕变应力

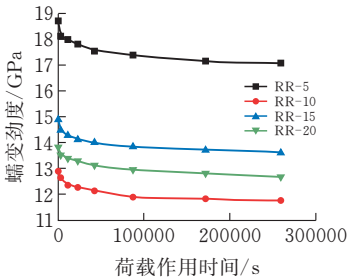
样本	蠕变应力/MPa	样本	蠕变应力/MPa
F-0R-5	1.03	F-1R-5	1.10
F-0R-10	0.89	F-1R-10	0.95
F-0R-15	0.89	F-1R-15	1.01
F-0R-20	0.90	F-1R-20	1.21
F-0.5R-5	1.13	F-1.5R-5	1.29
F-0.5R-10	0.95	F-1.5R-10	1.38
F-0.5R-15	0.94	F-1.5R-15	1.56
F-0.5R-20	1.29	F-1.5R-20	1.29
NC	1.06		

F 为钢纤维，R 为橡胶，NC 为普通混凝土。

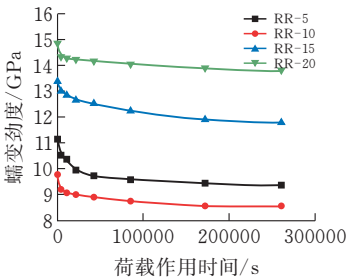
荷载作用时间对混凝土的蠕变劲度有着重要影响，在受载初期，橡胶颗粒在裂缝面上起到类似小弹簧的作用，通过自身形变吸收部分能量，从而延缓裂缝蔓延[12]。由图 3 可见，混凝土在荷载作用早期由于应变快速增大导致材料的蠕变劲度显著下降，当橡胶颗粒的应变储备耗尽后，材料的蠕变劲度变化趋于稳定。橡胶的加入导致材料的刚度损失相当明显，使得整体蠕变劲度低于素混凝土，当橡胶掺量为 20%时，试块的蠕变劲度平均损失 20.4%。同时，相较于素混凝土，10%、15%和 20%橡胶掺量的混凝土在受力初期和后期的蠕变劲度落差较大，这是由于橡胶的加入明显改善了混凝土的塑性性能，在受力过程中阻止了微裂缝的扩展，使得试件表现出明显的延性破坏特征[13]，然而橡胶掺量为 5%的橡胶混凝土相较于素混凝土蠕变劲度平均提升12.7%，这是因为较低的橡胶掺量可以优化混凝土的空间骨架，部分消散应力集中现象，增强了混凝土的整体密实度，使得混凝土内部应力分布更均匀[14]。



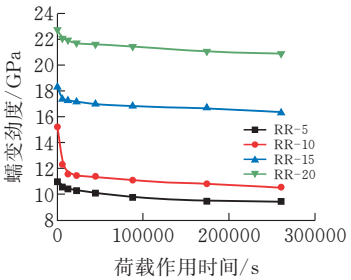
(a)0 钢纤维掺量



(b)0.5%钢纤维掺量



(c)1.0%钢纤维掺量



(d)1.5%钢纤维掺量

图 3 钢纤维橡胶混凝土蠕变劲度曲线

钢纤维的加入显著增强了橡胶混凝土的蠕变性能，减小了其在长期荷载作用下的形变，5%、10%细骨料替代率橡胶混凝土在纤维掺量 0.5%、1%时强度提高不明显，本文认为导致钢纤维在低橡胶替代率混凝土中作用不明显是由于混凝土内应力分布不均匀导致的。但当纤维掺量达到 1.5%时，15%、20%细骨料替代率橡胶混凝土强度则随着钢纤维掺量的提高逐步提高，其中 1.5%钢纤维 20%橡胶测试组的表现最好，蠕变劲度相较于素混凝土平均提升高达 62.7%。这说明在橡胶和钢纤维掺量较高时，混凝土内部的应力分布较为均匀，此时钢纤维的桥联特性可以与橡胶颗粒的特征协同作用，共同改善混凝土的蠕变能力[15]。

3.2　神经网络模型

3.2.1　神经网络参数设置　为验证本文所提出的人工神经网络的有效性和准确性，使用遗传蚁群算法对 BP 神经网络进行改进。并与改进前的模型进行对比。从以上述蠕变实验中获取的数据按 3∶1 划分为训练集和测试集，数据信息包括不同的橡胶和钢纤维掺量、荷载作用时间和蠕变劲度。隐含层节点数是 BP 神经网络的重要参数，过少会导致影响神经网络的学习能力，不足以提取输入元素之间的内在规律，无法对数据之间的非线性关联建立模型；过多会削弱神经网络的泛化能力，从而导致过拟合[16]。根据经验，本文神经网络应当在 3 至 12 层之间，首先基于神经网络训练集的均方误差来确定隐含层数量，使用不同隐含层数量来测试 BP 神经网络，每组重复三次取平均值，以训练集的均方误差作为 BP 神经网络隐含层最佳数量的判断依据。

如图 4 所示，当隐含层为 9 层时训练集均方误差的平均值最低为 0.003 44，故本文中 BP 神经网络采取 3-9-1 的结构。

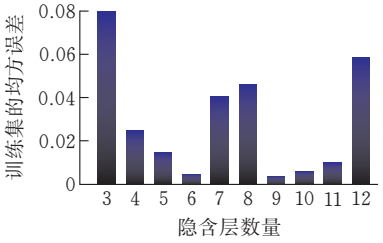


图 4　BP 神经网络隐含层数量测试

通过将遗传算法中的交叉、变异操作融入蚁群算法，以丰富蚁群的种群多样性，减少不同个体之间的干扰，使个体具有更高的独立性。交叉、变异的概率是遗传蚁群算法的重要参数之一，过低会导致种群丰富度不足，求解空间较为狭隘，易陷入局部最优解，为平衡计算效率，每次迭代中 60%的个体将得以保留并进入下一层，另外 40%则被引入遗传算法子步骤。

3.2.2　神经网络性能验证　针对一个特定问题进行多次优化往往得到不同的结果，为验证神经网络的稳定性，本文将不同的模型分别运行 5 次，以判断模型在多次运行中是否能得到相似的结果。

如表 3 所示，BP 神经网络在 5 次运行结果中有 2 次 R^2 的结果较小，低于 0.9，说明模型精确度较低，且多次结果之间离散较大，而 GA-ACO-BP 的 5 次结果均高于 0.97，可以稳定的拟合实验结果；同时，GA-ACO-BP 的 *MSE*、*RMSE* 和 *MAPE* 的平均值相较于 BP 神经网络有着显著的降低，这说明了经过优化后的神经网络具有更高的拟合精度。

表 3　神经网络性能验证

模型	BP				GA-ACO-BP			
	R^2	*MSE*	*RMSE*	*MAPE*/%	R^2	*MSE*	*RMSE*	*MAPE*/%
1	0.978	9.311	3.051	19.62	0.976	0.42737	0.654	3.90
2	0.911	6.696	2.588	13.11	0.99	0.46998	0.686	4.08
3	0.828	17.056	4.130	26.14	0.991	0.1751	0.419	2.51
4	0.962	2.051	1.432	9.01	0.988	0.22462	0.474	2.72
5	0.851	5.007	2.238	13.51	0.987	0.26987	0.519	3.27
平均	0.906	8.024	2.688	16.28	0.986	0.313	0.550	3.30

如图 5 所示，BP 神经网络虽然可以大致描述钢纤维橡胶混凝土蠕变劲度的变化规律，误差却较为明显，且误差率具有较高的离散性，这是由于 BP 神经网络对于被随机赋予的初始权重十分敏感，这导致了即使是同一组数据训练下的多个 BP 神经网络也会陷入不同的局部极值，使求得的结果具有较大的随机性。

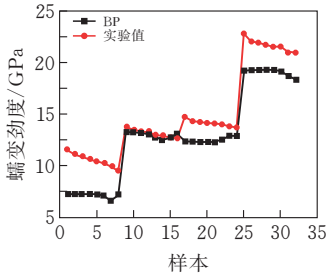


图 5　BP 神经网络预测结果

由图 6 可知，经过遗传蚁群算法优化的神经网络相较于 BP 神经网络在准确度上有着显著的提升，平均误差百分比为 2.5%，且不同样本之间的误差率趋于稳定，能够良好地拟合实验数据。

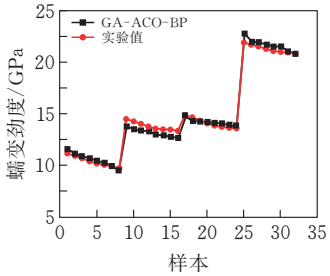


图 6 GA-ACO-BP 预测结果

相较于传统的遗传算法，遗传蚁群算法在求解效率上有着明显的优势。适应度对函数进化方向有着重要的影响，也是决定运行效率的关键因素。如图 7 所示，遗传蚁群算法在第 18 次迭代后即可达到最佳适应度 0.148，而遗传算法则经历了 109 次迭代后仍旧未能取得较好的收敛精度，适应度仅为 1.968，预测误差值相较于 BP 神经网络有略微改进；从进化曲线上看，遗传算法的迭代过程中经历了多次进化，这说明其在多个求解空间内有着更高的动能，但在精确度上难以收敛，最终导致效率不足，而遗传蚁群算法经历了一次较大幅度进化即达到了最佳值，展现了更好的迭代速率；由此可见蚁群算法弥补了遗传算法在局部搜索能力上的不足，二者的结合显著提升了模型的整体效率。

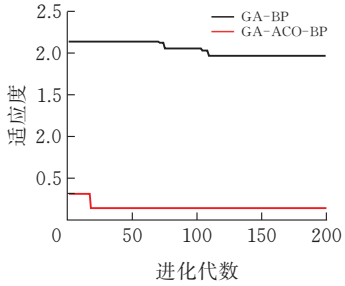


图 7 适应度曲线

4 结论

为克服使用单一的遗传算法或蚁群算法导致的缺陷，本文建立了一种混合算法，遗传算法被用于避免陷入局部最优解，同时汲取了蚁群算法的高收敛效率和准确性。以钢纤维橡胶混凝土作为研究对象，设计了不同钢纤维掺量和橡胶体积替代率的混凝土试块，通过弯曲蠕变实验，探究了橡胶和钢纤维在混凝土塑性受力下的作用机理，得出以下结论：

1)未掺入钢纤维时，5%的橡胶替代率会强化混凝土的刚度，主要是由于橡胶颗粒填充了孔隙，提高混凝土的整体密实度，改善应力集中现象，延缓了微裂缝的蔓延；而更高的替代率则会导致试件的刚度整体减小，塑性变形能力增强。

2)较低的钢纤维掺量由于分布不均匀难以有效改善橡胶混凝土在持续荷载作用下抵抗变形的能力，而当钢纤维掺量达到 1.5%时，钢纤维的桥连作用可以与橡胶颗粒的特点协同，共同提升混凝土的蠕变劲度，且橡胶掺量越高效应越显著。

3)GA-ACO-BP 拥有良好的预测精度和迭代效率，混合优化算法弥补了 BP 神经网络因初始权重导致的误差，同时能够强化 GA-BP 的局部检索能力，模型可以有效反映钢纤维橡胶混凝土随受力时间的蠕变劲度变化规律。

[参 考 文 献]

[1] 冯文贤，刘锋，郑万虎，等. 橡胶混凝土疲劳性能的试验研究 [J]. 建筑材料学报，2012，15(04)：469-473.

[2] 刘艳荣，葛树奎，韩瑜. 废旧轮胎橡胶粉改性水泥基材料研究概况 [J]. 材料导报，2014，28(S2)：422-426.

[3] KHALOO A R，DEHESTANI M，RAHMATABADI P. Mechanical properties of concrete containing a high volume of tire-rubber particles [J]. Waste Management，2008，28(12)：2472-2482.

[4] 胡艳丽，高培伟，李富荣，等. 不同取代率的橡胶混凝土力学性能试验研究 [J]. 建筑材料学报，2020，23(01)：85-92.

[5] ASSAGGAF R，MASLEHUDDIN M，AL-OSTA M A，et al. Properties and sustainability of treated crumb rubber concrete [J]. Journal of Building Engineering，2022，51：104250.

[6] 李厚民，张岩，舒展，等. 钢纤维改性橡胶混凝土的蠕变特性试验研究 [J]. 混凝土，2016 (03)：51-55.

[7] 赵秋红，董硕，朱涵. 钢纤维-橡胶/混凝土单轴受压全曲线试验及本构模型 [J]. 复合材料学报，2021，38(07)：2359-2369.

[8] SHI L，GONG J，ZHAI C. Application of a hybrid PSO-GA optimization algorithm in determining pyrolysis kinetics of biomass [J]. Fuel，2022，323：124344.

[9] 杨易，高骏，谷正气，等. 基于 GA-BP 的汽车风振噪声声品质预测模型 [J]. 机械工程学报，2021，57(24)：241-249.

[10] WANG H，ZHANG Z，LIU L. Prediction and fitting of weld morphology of Al alloy-CFRP welding-rivet hybrid bonding joint based on GA-BP neural network [J]. Journal of Manufacturing Processes，2021，63：109-120.

[11] 冯霞，郝慧敏. GA-ACO 算法用于 IMX 系统测试数据自动生成 [J]. 北京邮电大学学报，2016，39(05)：99-103.

[12] 亢景付，任海波，张平祖. 橡胶混凝土的抗裂性能和弯

曲变形性能［J］. 复合材料学报，2006，(06)：158-162.
[13] QIN G，SHEN Z，YU Y，et al. Effect of silicone rubber of a waste composite insulator on cement mortar properties[J]. Materials (Basel)，2019，12(17)：2796.
[14] 龚亦凡，陈萍，张京旭，等. 废弃橡胶颗粒对再生骨料砂浆技术性能改良［J］. 硅酸盐学报，2021，49(10)：2305-2312.
[15] 赵秋红，董硕，朱涵，等. 钢纤维橡胶混凝土循环受压应力-应变关系［J］. 建筑材料学报，2022(08)：25.
[16] HADZIMA-NYARKO M，NYARKO E K，ADEMOVIĆN，et al. Modelling the influence of waste rubber on compressive strength of concrete by artificial neural networks[J]. Materials，2019，12(04)：561.

Research on the Mechanical Properties of Steel Fiber Rubber Concrete Based on Artificial Neural Network

LI Houmin[1]，LI Ziyi[1]，WU Keyang[1]，ZHANG Yan[2]，HUANG Xiaoyu[1]，DENG Weichao[1]
(1 *School of Civil Engin.*，*Architecture and Environment*，*Hubei Univ.of Tech.*，*Wuhan* 430068，*China*；
2 *China Nuclear Power Engineering Co.*，*Ltd Zhengzhou Branch*，*Zhengzhou* 450000，*China*)

Abstract：In order to investigate the effects of different rubber replacement rates and steel fiber admixture on the long term stress performance of concrete，a load of 30% flexural strength was applied to concrete beams by bending creep experiments for 3 days，and the results showed that the addition of steel fiber could significantly improve the creep stiffness of rubber concrete. Meanwhile，based on the creep experimental data，a BP neural network model was established to predict the creep stiffness of steel fiber rubber concrete，and it was optimized by genetic ant colony algorithm (GA-ACO-BP)，and the Mean absolute percentage error was reduced from 16.28% to 3.3%，which effectively improved the accuracy and stability of the model.

Keywords：steel fiber rubber concrete；creep stiffness；neural network

［责任编校：裴　琴］

(上接第 75 页)

Preparation of Monodisperse Porous Polystyrene Microspheres By Shaker Method

WANG Nan，ZHANG Gaowen
(*Hubei Provincial Key Laboratory of Green Materials for Light Industry*，
Hubei Univ. of Tech.，*Wuhan* 430068，*China*)

Abstract：In this paper，the shaker method，with polyvinylpyrrolidone as dispersant，water and absolute ethanol as reaction medium，azo diisobutyronitrile initiator，by dispersing polymerization to prepare monodisperse polystyrene microspheres，and through a two-step swelling method were used to prepare porous polymer microspheres. The factors affecting the particle size，monodispersity and morphology of microspheres were studied. The results show that the batch preparation of monodisperse polystyrene microspheres can be achieved by simple shaker method. The particle size of the microspheres can be controlled at 2～3 μm，and the microspheres have good monodispersity and spherical morphology. Obvious pore structure was observed in the microspheres prepared by two-step swelling method.

Keywords：shaker method；dispersion polymerization；polystyrene microspheres；microsphere morphology

［责任编校：张　众］