

[经营·管理]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2022.02.017

改进粒子群算法在库存预测中的应用

黄育鹏¹, 何雪明¹, 卢立新¹, 林自东²

(1. 江南大学 机械工程学院, 江苏 无锡 214122; 2. 山东碧海包装材料有限公司, 山东 临沂 276600)

摘要:针对自动化立体仓库库存预测结果存在不准确和时间滞后等问题,课题组提出一种基于改进粒子群算法并结合指数平滑法来构建库存预测模型。分析传统粒子群算法和指数平滑法的原理以及缺点,通过引入附加变量、非线性动态调整惯性权重以及异步变化学习因子的方式,提出一种改进的粒子群算法;并采用4种标准测试函数来验证算法的寻优能力;最后将改进后的算法与平滑指数算法相结合构建预测模型,以某公司生产的导流板实际库存数据为例进行仿真实验,并与常用的几种预测模型进行验证对比。结果表明改进的粒子群算法预测模型的精度更高。该模型能够解决传统预测模型精度不高、适用情况单一等问题,提高企业的库存利用率。

关键词:立体仓库;库存预测;粒子群算法;指数平滑法;异步变化学习因子

中图分类号:TB115

文献标志码:A

文章编号:1005-2895(2022)02-0103-06

Application of Improved Particle Swarm Optimization in Inventory Forecasting

HUANG Yupeng¹, HE Xueming¹, LU Lixin¹, LIN Zidong²

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 241000, China;

2. Shandong Bihai Packing Material Co. Ltd., Linyi, Shandong 276600, China)

Abstract: Aiming at the problems of the inaccuracy and time lag of inventory forecast results in automated stereoscopic warehouse, an inventory forecast model based on improved particle swarm optimization and exponential smoothing method was proposed. Firstly, the principles and disadvantages of traditional particle swarm optimization algorithm and exponential smoothing method were analyzed. Secondly, an improved particle swarm optimization algorithm was proposed by introducing additional variables, nonlinear dynamic adjustment of inertia weight and asynchronous change learning factors. Four standard test functions were used to verify the optimization ability of the algorithm. Finally, the improved algorithm was combined with the exponential smoothing algorithm to build the prediction model. The simulation experiment was carried out by taking the actual inventory data of a deflector produced by a company as an example, and the built prediction model was compared with several commonly used prediction models for validation. The results show that the accuracy of the improved particle swarm optimization prediction model is higher. This model can solve the problems of insufficient accuracy and single application of the traditional prediction model, and improve the inventory utilization rate of enterprises.

Keywords: stereoscopic warehouse; inventory forecast; PSO (Particle Swarm Optimization); exponential smoothing; asynchronous change learning factor

收稿日期:2021-11-23;修回日期:2022-01-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51275210);国家自然科学基金资助项目(51975251);省产学研联创项目(1078081606192480);江苏省食品先进制造装备技术重点实验室自主研究课题资助项目(FMZ2018Y2);“六大人才高峰”(1076010241131350)。

第一作者简介:黄育鹏(1996),男,江苏涟水人,硕士研究生,主要研究方向为企业管理信息系统。E-mail:1363277785@qq.com

库存预测是根据企业的历史库存数据,通过科学的方法和逻辑,对近期库存的水平做出推测,以此来提前应对市场以及客户方面可能出现的突发性问题。有效的库存预测能够为企业降低库存成本,为生产或者采购计划提供依据^[1]。因此库存预测也是个企业重点关注的问题之一^[2-3]。

而预测的方法也有许多,常用的就有灰色预测 (grey prediction, GM)、简单平均 (simple averaging, SA)、加权平均 (weighted average, WA)、简单移动平均 (simple moving average, SMA)、加权移动平均 (weighted moving average, WMA)、指数平滑 (exponential smoothing, ES) 等算法,张林灵等将二次指数平滑模型和灰色马尔科夫模型组合起来,为低值医用耗材的库存准备提供了可靠依据^[4]。李佳民利用简单移动平均法对汽车售后配件需求进行预测,推断未来发展趋势,为汽车服务企业提供参考和借鉴^[5]。张硕等利用加权移动平均法预测某产品未来 3 个月的销售量^[6]。杨博帆等以动态多模型指数平滑法对传感器测量参数进行实时预测^[7]。伍信怡等以指数平滑法模型与季节性差分自回归移动平均模型对通过三峡船闸货运量建立了预测模型^[8]。刘奇等通过改进的蝗虫优化算法构建了一个血站供应的预测模型^[9]。Maguluri 等基于聚类的非线性回归算法构建了一个预测股票价格趋势的数据模型^[10]。Dai 等采用 SOP 以及 GM 算法构建了一个预测股票收益的模型^[11]。

课题组采用粒子群算法并对其进行改进,以改善其早熟的问题,增强全局搜索能力。结合三次指数平滑法构建库存预测模型,通过求解最佳平滑系数,使该系数能够自适应地调整以匹配当前历史数据,预测下一期的库存值。并通过某汽车零部件公司生产的一种导流板 6 个月的实际库存数据来验证该预测模型的可行性。

1 粒子群和指数平滑算法原理及缺点

1.1 粒子群算法原理及缺点

粒子群算法 (PSO) 是 1995 年, Eberhart 博士和 Kennedy 博士在对鸟群捕食进行观察时,发现鸟群在捕食时存在一定的规律,进而提出了 PSO 这一群智能寻优算法。该算法中所有的粒子都被认为是在解空间

(即解的范围) 中的一个可行解,而每个粒子都会被一个速度 v 来决定他们飞行方向和速度,并且每个粒子都会知道自己当前寻找到的最好的位置 (p_{best}), 以及目前整个群体中找到的最好的位置 (g_{best})。就这样,在不断迭代更新中,每个粒子通过向 p_{best} 和 g_{best} 方向靠拢来更新自己在解空间中的位置,直到满足退出要求, 以此得到最后的最优解。粒子位置的更新公式为:

$$v_{id}^{t+1} = w \cdot v_{id}^t + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_{gd}^t - x_{id}^t); \quad (1)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1}。 \quad (2)$$

式中: t 为当前迭代次数; w 为惯性权重用来调整粒子的飞行距离; c_1, c_2 为学习因子,表示当前粒子自我学习和社会学习的影响程度; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数; p_{id}^t 为 t 次第 i 个粒子的个体极值; p_{gd}^t 为 t 次第 i 个粒子的全局极值; x_{id}^t 为 t 次第 i 个粒子的位置。

PSO 算法的主要流程如下:

- 1) 初始化粒子群,包括每个粒子的 x (粒子位置) 和 v (粒子速度);
- 2) 计算每个粒子的适应度值 F ;
- 3) 将当前粒子的 F 和个体极值 p_{best} 比较,如果 $F < p_{\text{best}}$, 则用 F 替换掉 p_{best} ; (假设评价指标是适应度越小越好);
- 4) 对每个粒子,用它的适应度值 F 和全局极值 g_{best} 比较,如果 $F < g_{\text{best}}$ 则用 F 替换 g_{best} ;
- 5) 根据式(1)和式(2)更新粒子的速度 v 和位置 x ;
- 6) 如果满足结束条件 (到达最大循环次数) 退出, 否则返回步骤 2)。

粒子群算法存在的缺点主要有: 过于早熟, 容易陷入局部最优解。

1.2 指数平滑算法原理及缺点

指数平滑法 ES 是由布朗提出的一种时间序列分析预测方法,该方法实际上是一种特殊的移动加权平均法,他每一期的指数平滑值都是当前的实际观察值与前期指数平滑值的加权。以数学公式来表达即为:

$$y_k = \alpha x_{k-1} + (1 - \alpha) y_{k-1}。 \quad (3)$$

式中: y_k 为第 k 期的预测值; x_{k-1} 为第 $k-1$ 期的实际观察值; y_{k-1} 为第 $k-1$ 期的预测值; α 为平滑系数,该系数越大则代表当前的实际值对预测值的影响较大,

反之较小。

指数平滑法分为一次、二次和三次指数平滑法。一次主要用于比较平稳的数值序列,二次主要用于呈线性趋势的数值序列,三次则用于波动较大,有明显趋势性以及季节性的数值序列。文中采用三次指数平滑法,并且为调整该方法预测值的滞后性,将放弃传统的以 $(x_{k-1} - y_{k-1})^2$ 产生的误差平方和(SSE)作为评价指标,将 $(x_{k-2} - y_{k-1})^2$ 产生的误差平方和作为评价指标。

三次指数平滑法的计算公式为:

$$S_t^{(1)} = \alpha \cdot x_t + (1 - \alpha) S_{t-1}^{(1)}; \quad (4)$$

$$S_t^{(2)} = \alpha \cdot S_t^{(1)} + (1 - \alpha) S_{t-1}^{(2)}; \quad (5)$$

$$S_t^{(3)} = \alpha \cdot S_t^{(2)} + (1 - \alpha) S_{t-1}^{(3)}。 \quad (6)$$

式中: $S_t^{(1)}$, $S_t^{(2)}$ 和 $S_t^{(3)}$ 为 t 时期的一、二和三次平滑值; x_t 是所取得的 t 时期的历史出库数据。

预测 n 期数值的公式为:

$$Y_{t+n} = a_t + b_t n + c_t n^2。 \quad (7)$$

式中 a_t , b_t 和 c_t 为第 t 期的预测参数。

其中: $a_t = 3S_t^{(1)} - 3S_t^{(2)} + S_t^{(3)}$;

$$b_t = \frac{\alpha}{2 \cdot (1 - \alpha)^2} \cdot [(6 - 5\alpha) S_t^{(1)} - 2(5 - 4\alpha) S_t^{(2)} + (4 - 3\alpha) S_t^{(3)}];$$

$$c_t = \frac{\alpha^2 \cdot (S_t^{(1)} - 2S_t^{(2)} + S_t^{(3)})}{2 \cdot (1 - \alpha)^2}。 \quad (8)$$

指数平滑法的缺点主要是平滑系数一经确定就是固定值,无法更改,后期预测精度会下降。

2 PSO 算法的改进

2.1 非线性动态惯性权重

在 PSO 算法中,惯性权重 w 是一个极其重要的调整参数。 w 较大时能够使得算法具有较大的全局搜索能力, w 较小时能够提升算法的局部搜索能力。常见的 w 变化方式主要有线性递减权重法和随机权重法

等。课题组引入正割三角函数来自适应地改变 w , 公式如下:

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \cdot \left[\sec \left(\left(\frac{t}{T} \right)^2 \cdot \frac{\pi}{3} \right) - 1 \right]。 \quad (9)$$

式中: $w_{\max}$ 为惯性权重最大值, $w_{\min}$ 为惯性权重最小值, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数。

随着迭代次数的不断增加, w 会有最大值不断非线性减小到最小值,以此达到非线性调整 w 的目的。

2.2 变学习因子策略

学习因子 c_1, c_2 一般为固定常数,且通常取的值为 2,本研究中学习因子采用异步变化的形式,使得在算法迭代初期,粒子能够拥有较大的自我学习能力和较小的社会学习能力,以此来增强全局搜索能力;后期则相反,粒子具有较小的自我学习能力和较大的社会学习能力,以此来使得解能够收敛,公式如下:

$$c_1 = 1.5 - \tan \left[\left(\frac{t}{T} \right)^2 \cdot \frac{\pi}{2} - \frac{\pi}{4} \right];$$

$$c_2 = 1.5 + \tan \left[\left(\frac{t}{T} \right)^2 \cdot \frac{\pi}{2} - \frac{\pi}{4} \right]。 \quad (10)$$

2.3 粒子位置更新策略

通常粒子的更新公式如式(2)所示,课题组引入海鸥算法(SOA)中避免碰撞的一个变量 A ,以此来增强粒子的多样性,公式如下:

$$A = f_c - (t \cdot f_c / T)。 \quad (11)$$

式中 f_c 为控制因子,设为 2。

则位置更新公式如下:

$$x_{id}^{t+1} = A \cdot x_{id}^t + v_{id}^{t+1}。 \quad (12)$$

2.4 算法性能测试

课题组使用 4 种常用的算法性能测试函数,通过与原始 PSO 算法、SOA 算法对比,来验证改进后算法的性能。测试函数表如表 1 所示。

表 1 测试函数表

Table 1 Test function table

函数	表达式	定义域	理论值
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	0
Schwefel2.22	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$[-10, 10]$	0
Rastrigin	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)]$	$[-5.12, 5.12]$	0
Ackley	$f_4(x) = -20e^{(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n}(\sum_{i=1}^n x_i^2)})} - e^{(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i))} + 20 + e$	$[-32, 32]$	0

参数设置:

1) 原始 PSO。粒子数目 $N = 50$, 最大迭代次数 $M = 1\,000$, 空间维数 $D = 30$, 惯性权重 $w = 0.5$, $c_1 = c_2 = 1.5$ 。

2) SOA。种群规模 $N = 50$, 最大迭代次数 $M = 1\,000$, 空间维数 $D = 30$, 螺旋参数 $v_{sp} = u = 1$, 频率 $f_c = 2$ 。

3) 改进 PSO。粒子数目 $N = 50$, 最大迭代次数 $M = 1\,000$, 空间维数 $D = 30$, 惯性权重 $w_{\max} = 0.9$, $w_{\min} = 0.4$ 。

对每个标准函数的适应度值测试 20 次后取平均值, 平均值越接近表 1 中的理论值 0 则表示效果越好, 结果如表 2 所示。

表 2 测试函数结果

Table 2 Test function results

函数	算法	平均值
Sphere	PSO	2.696E+03
	SAO	3.273E-29
	改进 PSO	1.193E-48
Schwefel2.22	PSO	2.257E+01
	SAO	6.606E-19
	改进 PSO	4.370E-26
Rastrigin	PSO	1.456E+02
	SAO	2.842E-15
	改进 PSO	0.000E+00
Ackley	PSO	1.178E+01
	SAO	1.996E+01
	改进 PSO	8.882E-16

各测试函数迭代效果如图 1~4 所示。

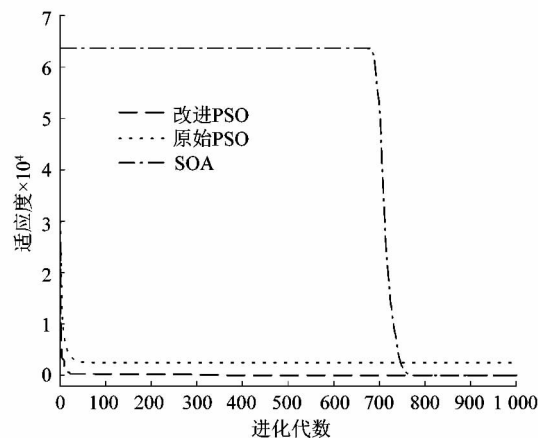


图 1 Sphere 的最优个体适应度

Figure 1 Optimal individual fitness of Sphere

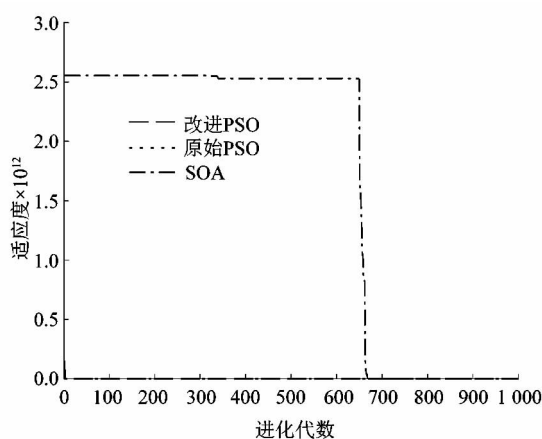


图 2 Schwefel2.22 的最优个体适应度

Figure 2 Optimal individual fitness of Schwefel2.22

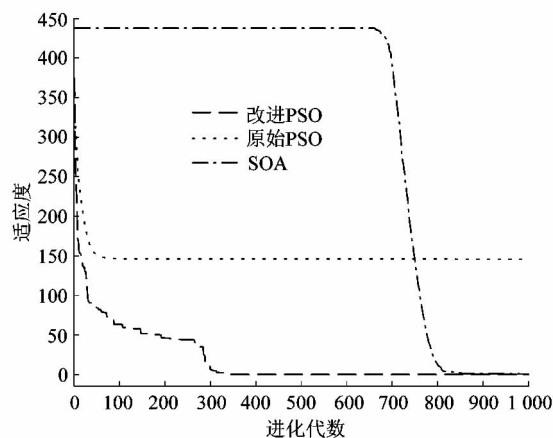


图 3 Rastrigin 的最优个体适应度

Figure 3 Optimal individual fitness of Rastrigin

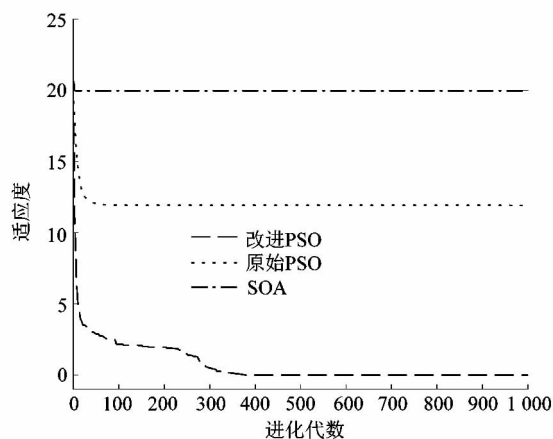


图 4 Ackley 的最优个体适应度

Figure 4 Optimal individual fitness of Ackley

通过效果图 1~4,以及测试出来的平均值可知改进后的 PSO 算法在精度、搜索能力以及收敛能力都比原始 PSO 以及 SOA 算法要好。

3 基于改进 PSO 算法的预测模型构建

3.1 参数选取

课题组选取的改进 PSO 算法的参数为:种群规模为 100,最大迭代次数为 300,空间维数为 1 维, $w_{\max} = 0.9$, $w_{\min} = 0.8$ 。

三次指数平滑法的初始值参数选取主要有 2 种方式。

1) 当历史的数据项较多时($t > 12$),忽略初始值对后期预测值的影响,此时初始平滑值应为:

$$S_t^{(1)} = S_t^{(2)} = S_t^{(3)} = y_1. \quad (13)$$

2) 当历史数据项较少时($t \leq 15$),为减少初始值的选定对后期预测值的影响,于是将前 3 期的平滑值改为:

$$S_t^{(1)} = S_t^{(2)} = S_t^{(3)} = \frac{y_1 + y_2 + y_3}{3}. \quad (14)$$

课题组选取的是第 2 种方式。

平滑系数 α 的取值范围一般为 0.0~0.8,主要用于表 3 的 3 种序列情况。

表 3 不同 α 的分类

Table 3 Different α range classification

α 的范围	适用序列
0.1~0.2	波动幅度小,平稳序列
0.2~0.6	线性变化序列
0.6~0.8	波动幅度大,非线性序列

课题组选取 α 的范围为 0.2~0.8。

3.2 预测模型的步骤

课题组利用改进后的粒子群算法寻优能力,以误

差平方和最小作为评价目标,来自适应调整 α 的值,让其能够不断适应当前的数据波动情况。

步骤 1:在 0.2~0.8 范围内初始化粒子,个数为 100。

步骤 2:将每个粒子的值作为平滑系数 α 以及历史库存数据代入三次指数平滑算法中根据式(4)~(8)和式(14)中计算预测值并将误差平方和返回作为当前粒子的评价函数 F 。

步骤 3:将当前的 F 与 p_{best} 和 g_{best} 比较,更新 p_{best} 和 g_{best} 的值。

步骤 4:更新粒子的 x 和 v 。

步骤 5:再返回步骤 2 继续迭代更新,直到达到最大迭代次数,输出预测值。

4 实际测试及结果分析

4.1 实际测试

课题组选取 2020 年 1 月至 3 月某公司生产的一种导流板的库存数据作为历史观察数据进行分析,库存数据如表 4 所示。

表 4 1~3 月库存数据表

Table 4 Inventory data from January to March

月份	库存/件
1	2 370
2	2 940
3	1 740

根据文中建立的预测模型,将这 3 个月的数据代入模型中进行计算,并将通过本研究改进的模型得出的数据与常用的灰色预测(GM)、简单平均、加权平均、简单移动平均、加权移动平均以及原始三次指数平滑方法进行比较,得到预测结果如表 5 所示,误差平方和如表 6 所示。

表 5 预测结果

Table 5 Forecast results

月份	导流板/件							
	实际值	改进模型	GM	SA	WA	SMA	WMA	原始模型
4	1 574	1 477	2 153	2 426	2 298	2 340	2 157	1 881
5	1 380	1 468	1 699	2 156	2 091	1 657	1 542	1 470
6	1 339	1 318	1 413	2 000	1 913	1 477	1 346	1 382

表 6 误差平方和
Table 6 Sum of squares of errors

方法	误差/件			误差平方和
	4 月	5 月	6 月	
改进模型	97	-88	21	17 594
GM	-579	-319	-74	442 478
SA	-852	-776	-661	436 921
WA	-724	-711	-574	329 476
SMA	-766	-277	-138	682 529
MWA	-583	-162	-7	366 182
原始模型	-307	-90	-40	103 949

4.2 结果分析

通过实际测试可知:通过改进的粒子群算法来不断搜索迭代,课题组构建的预测模型以最小的误差平方和为评价指标,寻找出最适合当前数据的平滑系数 α ,其相较原始预测模型以及常用的预测模型精度更高,更加贴近实际值,对于这种波动较大的库存预测更具优势。

5 结论

课题组针对企业自动化立体仓库库存预测结果不准确、具有时间滞后性的问题,提出了一种新的预测方法:通过将改进 PSO 算法与三次指数平滑法相结合构建能够自适应改变平滑系数的预测模型,使企业的产品库存预测精度提高。实验结果表明:

1) 通过引入非线性动态惯性权重 w ,学习因子 c_1, c_2 以及 SOA 算法中的避免碰撞变量 A ,增强了 PSO 算法前期的全局搜索能力、后期收敛能力以及粒子的多样性。

2) 结合三次指数平滑法,通过自适应的调整平滑系数 α ,构建了一个库存预测模型,通过与其他常用的预测模型对比,构建的预测模型数值更加精确,为预测这种波动性较大的数据提供了参考。

参考文献:

- [1] 雷斌,赵蕊,王卫红,等. 库存需求预测方法研究综述[J]. 统计与决策,2021,37(3):60.
- [2] 王济干,薛婷婷,樊传浩. 基于需求预测的库存决策研究综述与展望[J]. 管理现代化,2018,38(1):121.
- [3] 倪冬梅,赵秋红,李海滨. 需求预测综合模型及其与库存决策的集成研究[J]. 管理科学,2013,16(9):74.
- [4] 张林灵,郑焜. 基于组合预测模型的低值医用耗材库存需求预测[J]. 中国医疗装备,2021,36(8):121.
- [5] 李佳民. 基于简单移动平均法的汽车售后配件需求预测研究[J]. 中国商论,2019(14):234.
- [6] 张硕,刘坤,李希畅. 新零售产品的精准需求预测[J]. 中国集体经济,2021(19):55.
- [7] 杨博帆,张琳,张博,等. 动态多模型指数平滑法融合的在线预测方法[J]. 系统工程与电子技术,2020,42(9):2015.
- [8] 伍信怡,南航,史富存,等. 基于指数平滑法模型的三峡船闸货运量预测研究[J]. 中国水运,2021,21(5):14.
- [9] 刘奇,陈红梅,罗川. 基于改进的蝗虫优化算法的红细胞供应预测方法[J]. 计算机科学,2021,48(2):228.
- [10] MAGULURI L P, RAGUPATHY R. A cluster based non-linear regression framework for periodic multi-stock trend prediction on real time stock market data [J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications,2020,11(9):537-551.
- [11] DAI Z F, ZHOU H T. Prediction of stock returns: sum-of-the-parts method and economic constraint method[J]. Sustainability,2020,12(2):541.

轻工业杭州机电设计研究院有限公司 轻工装备事业部

节能碎浆机



双辊挤浆机



涂布机



中浓泵及中浓漂白系统



主要服务内容：专业设备制造及服务、设备成套和工程总承包。
主要服务范围：制浆造纸设备、纸板及涂布装备、特种纸专业装备及复合材料生产装备。

www.hmei.com.cn

ISSN 1005-2895

