



应用 BP 神经网络估算服装铺料长度

张恒¹, 张欣², 贺兴时²

(1. 惠州学院, 广东 惠州 516001; 2. 西安工程大学, 陕西 西安 710048)

摘要 针对传统估算方法存在事后性和经验依赖性等缺点, 提出应用 BP 神经网络来估算铺料长度。该方法避开了先打板, 再排料, 后估算等过程, 直接从订单的信息分析入手, 通过实验从中提取出有关铺料长度的影响因素, 并将其作为输入参数, 建立估算铺料长度的 BP 模型, 实验证明该模型具有较好的预测效果。在实际应用中, 如将企业实际生产的样本输入模型, 通过训练可使估算长度更加接近于企业生产的实际铺料长度, 为实现快速准确地估算面料消耗, 设计出优化的分床裁剪方案提供指导。

关键词 铺料长度; 分床方案; BP 神经网络; 估算模型

中图分类号: TS 941.6 文献标志码: A

Using BP neural network to predict the length of garment marking

ZHANG Heng¹, ZHANG Xin², HE Xingshi²

(1. Huizhou University, Huizhou, Guangdong 516001, China;

2. Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shanxi 710048, China)

Abstract Regarding the defects of a posteriori and experience-depended of traditional method, the research proposed use BP neural network to predict the length of garment marking. In the course of achievement, it starts from the order information analysis directly and picks out which factors are concerning with marking length instead of the process of pattern making & marking, and uses these factors as input parameters to establish a BP artificial neural network model for predicting marking length. The experiments show that the model has good prediction. If provide the actual value of factory production to the BP model in practice, the prediction will be more close to the reality, and may be the construction for factory to estimate the fabric consumption and design optimal cutting plan.

Key words marking length; cutting plan; BP neural network; predict model

目前, 估算铺料长度大都采用 CAD 模拟套排和经验值估算法^[1-4]。模拟套排法是将样片按不同的套排方式反复调入系统进行自动排料, 然后根据软件实时报告的铺料长度, 计算出面料费用。由于套排过程中所有用到的样片需预先制好, 费时且繁琐。何况, 有时候事先只能粗略地知道订单上服装的种类、颜色和数量等。经验值估算法是根据师傅的实际工作经验, 估计特定方案下, 给定布料幅宽时, 针对某一款服装某几个型号同排大概需划皮多长。该法虽然简单直接, 但由于其过于依赖师傅的工作经验, 不易推广。文献[5]通过实验回归计算出有关铺料长度与服装规格长度和规格围度之间的线性模型, 该方法(本文称之为回归方程求解法)介于套排

法和经验值估算法之间, 既免除了估算前打板套排等一系列繁琐过程, 又提高了估算的精度, 降低了对实际经验的依赖程度, 但回归方程一旦确定下来, 各参数权值就不会随着新样本的加入进行自我调整、自我学习, 灵活性和实用性大大降低。本文提出采用 BP 神经网络来估算铺料长度, 经实验模拟证明该方法具有更强的实用性。

1 BP 估算模型的建立

1.1 BP 神经网络

BP 前馈神经网络包括输入层、输出层和至少 1 个隐含层。各层神经元以权值前向连接, 同层节

点互不关联。BP 前馈神经网络的学习分为正向输入和反向传播 2 个过程。正向输入时,输入信号从输入层经隐含层处理后传向输出层,如果在输出层得不到期望的结果,则将误差反向传播。反向传播时,网络根据误差沿路逐一修改各层神经元的连接权值和阈值,重复该过程,直到实际输出与期望输出在预先所设定的范围之内。

以 3 层网络为例。假设 $m、n、l$ 分别为网络输入层、隐含层和输出层的节点个数, W_{ij}^1 为输入单元 i 到隐层单元 j 的权重; W_{jk}^2 为隐层单元 j 到输出单元 k 的权重; h_j 和 O_k 分别为隐含层第 j 个神经元和输出层第 k 个神经元的输出,则有

$$h_j = f^1\left(\sum_{i=1}^m W_{ij}^1 X_i\right), j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$O_k = f^2\left(\sum_{j=1}^n W_{jk}^2 h_j\right), k = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中 $f^1(*)、f^2(*)$ 为激励函数。

任意给定网络初始权值,网络输出与期望输出都将产生一定误差。根据 BP 算法的严格数学理论^[6],对第 p 个样本,定义:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (y_{pj} - O_{pj})^2 \quad (3)$$

网络关于整个样本的误差测度

$$E = \sum_{p=1}^s E_p \quad (4)$$

式中 s 为样本的数目。若误差超过允许范围,则转向反向传播,并沿路修改权值和阈值,重复该过程,直至达到网络精度要求或超过预设迭代次数,学习停止。为了使网络获得较好的学习效果,往往需要对以上标准的 BP 算法进行优化,比如使用动态因子和学习因子对迭代权进行修正或是改变训练函数都能明显提高网络性能,具体应用时可根据需要选择合适的训练算法^[7]。

1.2 估算模型的结构设计

根据 Kolmogorov 定理^[8],1 个 3 层前馈神经网络可以在任意精度内逼近任意连续映射,因此,在这可设计 1 个 3 层 BP 网络作为铺料长度估算模型的核心。通过训练,使网络所表达的映射能逐步逼近铺料输入、输出之间的函数关系,并能对新鲜的输入做出积极的反馈。

1.2.1 输入与输出节点的确定

文献[5]的研究表明,铺料长度与服装规格长度总和及围度总和具有密切的关系,随着长度总和或围度总和的增大,铺料长度也增大。为了使 BP 网

络的非线性影射能更准确地反映排料信息与铺料长度之间的关系,除了将规格长度总和与围度总和作为输入节点外,另增加以下输入参数。

1)幅宽。相同规格条件下,不同幅宽的布料所具有的排料利用率不同。

2)套排件数。一般情况下, $p_{单排} < p_{同排} < p_{混排}$, 其中 p 表示排料利用率。

3)混排指数。相同件数不同规格的服装进行套排时,排料利用率和铺料长度变化很大,以示区别,本文提出用混排指数表示各规格之间的混排程度,其定义为:将服装所属的规格系列从小到大用数字 1,2,3,⋯表示,找出参与排料的规格所对应的数字 n_1, n_2, \dots, n_i , 规定 $N = \sum_{i=1}^j (n_i - \bar{n})^2$ 为该次排列方式下的混排指数。网络最后采用单节点输出,输出为铺料长度。

1.2.2 隐层节点数的确定

目前,对于隐层节点数的确定,大多数还是以经验公式为依据。本文的模型是采用黄金分割法^[9],公式为

$$A = \begin{cases} m + 0.618(m - n), & m \geq n \\ n - 0.618(n - m), & m < n \end{cases}$$

式中: m 为输入层节点数, n 为输出层节点数。在该网络中 $m = 5, n = 1$, 经计算隐层节点数为 7.4, 即为 7 个或 8 个。最后通过试差法,比较各隐层节点下模型的运行性能和估算质量,确定隐层节点的数目为 7 个。输入层到隐层的激活函数采用 Logsig 型,隐层到输出层的激活函数采用 Purelin 型。

1.3 实验样本

选取款式结构较为复杂的男式西服作为实验样本,规格设计见表 1。

表 1 男式西服规格尺寸表

规格名称	衣长	胸围	袖长	肩宽	袖口
80	72	98	57.5	43.8	13.5
84	74	102	59.0	45.0	14.0
88	76	106	60.5	46.2	14.5
92	78	110	62.0	47.4	15.0
96	80	114	63.5	48.6	15.5

运用 Richpeace 软件进行模拟套排。套排过程中,为了尽可能减少人为因素的影响,对每种设置按软件所提供排料规则的不同,自动套排 4 次,并将它们的平均值作为本次排料下的利用率和铺料长度。表 2 示出在不同幅宽条件下,依据各规格间的不同组合方式,通过等距离抽样法得到的实验数据。

表2 实验数据表
Tab.2 Experiment data

序号	套排件数	组合方式	规格长度 (衣长+袖长)/mm	规格围度(胸围)/ mm	幅宽/ mm	混排指数	排料利用率/ %	辅料长度/ mm
1	1	R1	129.5	98	800	0.00	65.04	2 682.92
2	1	R1	129.5	98	1 200	0.00	56.79	2 036.31
3	1	R2	133.0	102	1 000	0.00	67.90	2 171.57
4	1	R2	133.0	102	1 400	0.00	67.75	1 549.34
5	1	R3	136.5	106	1 400	0.00	68.93	1 617.09
6	1	R3	136.5	106	1 600	0.00	65.05	1 495.26
7	1	R4	140.0	110	800	0.00	69.56	2 979.34
8	1	R4	140.0	110	1 000	0.00	69.65	2 370.45
9	1	R5	143.5	114	1 200	0.00	65.85	2 203.36
10	1	R5	143.5	114	1 600	0.00	65.69	1 650.80
11	2	R11	259.0	196	800	0.00	73.15	4 766.30
12	2	R12	262.5	200	1 000	0.50	73.22	3 908.67
13	2	R13	266.0	204	1 200	2.00	73.24	3 319.31
14	2	R14	269.5	208	1 400	4.50	72.97	2 957.21
15	2	R15	273.0	212	1 600	8.00	68.76	2 843.03
16	2	R23	269.5	208	800	0.50	72.87	5 220.15
17	2	R24	273.0	212	1 000	2.00	72.95	4 278.86
18	2	R25	276.5	216	1 000	4.50	72.11	4 456.48
19	2	R33	273.0	212	1 200	0.00	72.84	3 555.48
20	2	R34	276.5	216	1 400	0.50	74.25	3 080.31
21	2	R35	280.0	220	1 400	2.00	74.68	3 139.02
22	2	R44	280.0	220	1 600	0.00	71.72	2 856.54
23	2	R45	283.5	224	800	0.00	73.98	5 751.16
24	3	R112	392.0	298	1 400	0.67	74.98	4 022.40
25	3	R114	399.0	316	1 200	6.00	74.83	4 914.17
26	3	R122	395.5	312	1 000	0.67	74.93	5 773.78
27	3	R124	402.5	320	800	4.67	74.95	7 545.46
28	3	R125	406.0	324	1 600	8.67	73.73	3 823.74
29	3	E134	406.0	324	1 400	5.00	73.90	4 411.99
30	3	R144	409.5	328	1 200	6.00	75.90	5 121.44
31	3	R155	416.5	336	1 000	10.67	75.01	6 484.13
32	3	R223	402.5	320	800	0.67	73.81	7 654.36
33	3	R224	406.0	324	1 600	2.67	74.22	3 839.10
34	3	R233	406.0	324	1 400	0.67	73.73	4 416.92
35	3	R235	413.0	332	1 200	4.67	75.26	5 261.37
36	3	R245	416.5	336	1 000	4.67	74.45	6 520.65
37	3	R333	409.5	328	800	0.00	74.28	7 900.66
38	3	R334	413.0	332	1 600	0.67	73.87	4 005.45
39	3	R344	416.5	336	1 400	0.67	73.55	4 688.21
40	3	R355	423.5	344	1 200	2.67	74.90	5 589.35
41	3	R445	423.5	344	1 000	0.67	75.98	6 620.38
42	3	R555	430.5	352	800	0.00	75.19	8 708.01

注:组合方式中的数字代表套排规格,从小到大规模用数字1,2,3,···表示。例如:R245表示规格为84、92和96的服装各一件进行套排。

2 建立BP模型

2.1 网络的训练

将表2中的实验样本随机分成2组,一组作为训练输入,另一组(序号为3、7、10、14、19、23、27、31、35、40)作为新鲜样本对模型进行检验。为改善网络

学习过程中的收敛速度,减少计算误差,训练前将输入数据进行归一化处理,利用式(5)将输入数据组压缩在(0.1,0.9)范围内。

$$Z' = \frac{(0.9 - 0.1)(Z - 0.95Z_{\min})}{1.05Z_{\max} - 0.95Z_{\min}} + 0.1 \quad (5)$$

式中: Z 、 Z' 分别为归一化处理前后的值; Z_{\min} 、 Z_{\max} 为归一化数据组里的最小值和最大值。具体应用

时,可以利用上式的反函数进行反归一化处理。最后,利用 MatLab 软件对网络进行训练,其中误差变化曲线如图 1 所示。可以看出,网络经过 82 次迭代后很快达到精度要求,这与模型选择 trainlm 为训练函数有很大关系。大量分析表明基于 L-M 的优化算法比起一般算法具有更好的收敛速度和训练误差^[10]。

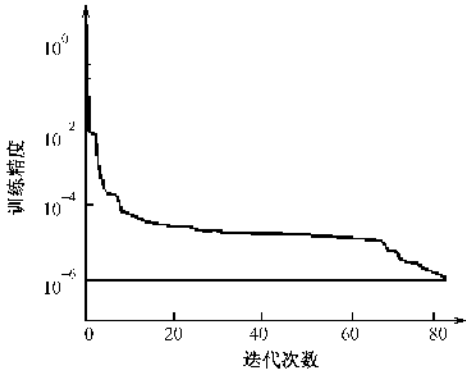


图 1 误差变化曲线

Fig.1 Curve of training results in errors

2.2 BP 模型的验证

应用建立的 BP 模型预测辅料长度,将表 1 中未参加训练的数据,序号为 3、7、10、14、19、23、27、31、35、40 的新鲜样本作为检验输入,经仿真得到相应辅料长度的估算值,与新鲜样本数据相比较,具体见图 2~3。图 2 中实线表示 BP 模型的预测输出,虚线表示期望输出。图 3 示出对预测结果的回归分析,其中 $R^2 = 0.996$,表明 BP 模型对辅料长度具有较好的预测能力,达到实验要求。

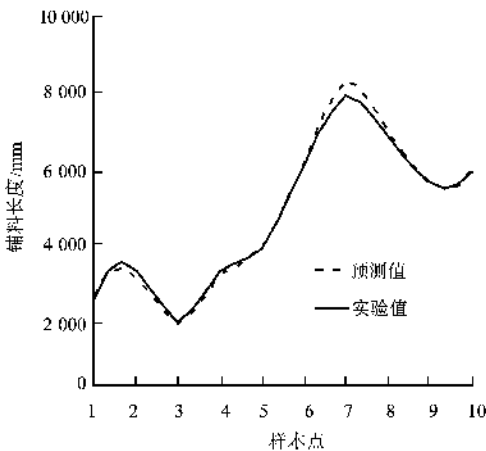


图 2 网络所得预测曲线与实际曲线比较

Fig.2 Curve contrast between BP predicting and experiment data

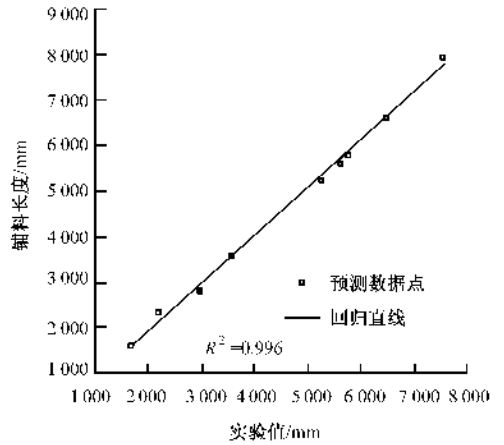


图 3 BP 模型的样本预测结果

Fig.3 Results of predicting with BP model

2.3 模型对比

为了对比该模型的预测效果,将样本信息作多元线性回归,得到回归模型($R^2 = 0.952$),如表 3 所示。利用该回归模型对相同的新鲜样本进行预测,预测结果见表 4。通过比较不难发现,用多元回归法预测的辅料长度与期望值相差较大,最大偏差达到 41.31%,而用本文建立的 BP 模型预测,最大偏差为 7.058%,平均相对偏差为 0.267%,从预测的精度和稳定性方面都要比回归方法要好。

表 3 回归模型概况

Tab.3 Result of logistic analysis

回归模型	复相关系数	复相关系数平方	调整复相关系数平方	估算值的标准误差
1	0.976 ^a	0.952	0.943	441.308 4

注: 回归方程为: $Y = 4 871.387 - 3 568.517 X_1 + 28.651 X_2 - 12.781 X_3 - 3.689 X_4 - 32.366 X_5$ ($R^2 = 0.952$)。Y 为辅料长度, X_1 为套排件数, X_2 为规格长度, X_3 为规格围度, X_4 为幅宽, X_5 为混排指数。

3 结语

在建模过程中无需事先为样本数据建立精确的数学模型,只需通过对训练样本的学习,自动获得从输入到输出并能反映它们内在联系的影射机制。同时,BP 神经网络所具有的强信息处理能力、良好的容错性和自学习、自适应能力也是本文模型建立的依据。通过实验,说明利用 BP 神经网络估算辅料长度的方法是可行的,在预算精度方面明显优于多元回归方法。

表4 BP模型与回归模型预测辅料长度结果对比

Tab.4 Marking length contrast between results from BP model and logistic model

序号	实验值/ mm	BP模型			回归模型		
		预测值/mm	绝对误差/mm	相对误差/%	预测值/mm	绝对误差/mm	相对误差/%
3	2 171.57	2 324.85	1 53.28	7.058	2 728.12	556.55	- 25.629
7	2 979.34	2 812.07	- 167.27	- 5.614	3 768.72	789.38	- 26.495
10	1 650.80	1 586.35	- 64.45	- 3.904	968.92	- 681.88	41.306
14	2 957.21	2 861.30	- 95.91	- 3.243	2 804.00	- 153.21	5.181
19	3 555.48	3 569.30	13.82	0.389	3 838.85	283.37	- 7.970
23	5 751.16	5 799.87	48.71	0.847	5 768.66	17.50	- 0.304
27	7 545.46	7 953.02	407.56	5.401	6 685.43	- 860.03	11.398
31	6 484.13	6 588.45	104.32	1.609	6 359.05	- 125.08	1.929
35	5 261.37	5 243.63	- 17.74	- 0.337	5 664.04	402.67	- 7.653
40	5 589.35	5 615.49	26.14	0.468	6 182.98	593.63	- 10.621

理论上讲,根据本文所选择的估算参数,对于不同的辅料方案,只要符合生产条件,都可以进行很好的估算。如果给模型提供有关企业实际生产的样本输入,通过训练可以将专业人员的优秀排料经验数字化,使得估算值更加接近企业生产的实际辅料长度,为企业快速准确地估算面料消耗,设计出最优化的分床裁剪方案提供理论上的指导。 **FZXB**

参考文献:

- [1] 蒋晓文.服装裁剪方案优化系统的研究[J].四川丝绸,2000(2):41-44.
JIANG Xiaowen. Study on optimizing system of garment cutting plan [J]. Sichuan Silk, 2000(2): 41-44.
- [2] 李引枝.服装布料利用与损失的研究[J].现代纺织技术,1999(试刊):39-41.
LI Yinzhi. Study on its utilization and loss of garment fabric [J]. Advanced Textile Technology, 1999 (publish test): 39-41.
- [3] 范成林,龚时华,杨新宇.计算机辅助排样(CAN)在服装设计裁剪中的应用[J].计算机应用,2002,22(8):89-91.
FAN Chenglin, GONG Shihua, YANG Xinyu. The application of computer aided nesting on garments designing and cutting [J]. Journal of Computer Application, 2002, 22(8): 89-91.
- [4] 邱芹,张雪莲,韩延军.针织服装裁剪如何提高坯布利用率[J].山东纺织科技,2004(3):27-28.
QIU Qin, ZHANG Xuelian, HAN Yanjun. How to improve fabric utilization ratio for knitting wear cutting [J]. Shandong Textile Science & Technology, 2004(3): 27-

28.

- [5] 徐继红,张文斌.度身定制制服裁剪方案归并方法的理论研究[J].天津工业大学学报,2004,23(2):24-27.
XU Jihong, ZHANG Wenbin. Study on incorporation method of cutting-plan of custom-made garment [J]. Journal of Tianjin Polytechnic University, 2004, 23(2):24-27.
- [6] 蒋宗礼.神经网络导论[M].北京:高等教育出版社,2001:47-52.
JIANG Zongli. Introduction to Artificial Neural Networks[M]. Beijing: Higher Education Press, 2001: 47-52.
- [7] 韩力群.神经网络理论的设计及应用[M].北京:化学工业出版社,2002:48-51.
HAN Liqun. Design and Application of Artificial Neural Networks Theory [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2002: 48-51.
- [8] 王士同.神经模糊系统及其应用[M].北京:北京航空航天大学出版社,1998:12-34.
WANG Shitong. Fuzzy-neural Networks System and its Application [M]. Beijing: BUAA Press, 1998:12-34.
- [9] 戚德虎,康继昌.BP神经网络的设计[J].计算机工程与设计,1998,19(2):48-50.
QI Dehu, KANG Jichang. On design of the BP neural network [J]. Computer Engineering and Design, 1998, 19(2): 48-50.
- [10] 许东,吴铮.基于MatLab 6.X系统分析与设计:神经网络[M].2版.西安:西安电子科技大学出版社,2002:186-194.
XU Dong, WU Zheng. Analysis and Design of Neural Network System Based on MatLab 6.X [M]. 2nd Edition. Xi'an: Xidian University Press, 2002:186-194.