

广东工业大学硕士学位论文
(工程硕士)

基于遗传算法及 BP 神经网络的足球比赛结果预测研究

作者姓名：吴金龙

二〇一六年十月二十二日

分类号:

学校代号: 11845

UDC:

密级:

学

号: 2431405072

广东工业大学硕士学位论文

(工程硕士)

基于遗传算法及 BP 神经网络的足球比赛结果预测研究

作者: 吴金龙

指导教师姓名、职称: 林穗副教授

学科(专业)或领域名称: 计算机技术

学 生 所 属 学 院: 计算机学院

论 文 答 辩 日 期:

学位论文独创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文是我个人在导师的指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明，并表示了谢意。本人依法享有和承担由此论文所产生的权利和责任。

论文作者签名：

日期：

学位论文版权使用授权声明

本学位论文作者完全了解学校有关保存、使用学位论文的规定：“研究生在广东工业大学学习和工作期间参与广东工业大学研究项目或承担广东工业大学安排的任务所完成的发明创造及其他技术成果，除另有协议外，归广东工业大学享有或特有”。同意授权广东工业大学保留并向国家有关部门或机构送交该论文的印刷本和电子版本，允许该论文被查阅和借阅。同意授权广东工业大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印、扫描或数字化等其他复制手段保存和汇编本学位论文。保密论文在解密后遵守此规定。

论文作者签名：

日期：

指导教师签名：

日期：

摘要

进入到 21 世纪以来，特别是互联连的异常发展，加上近几年手机投注端的不断推陈出新，博彩业在世界范围内兴旺发达，而在中国更是疯狂，有人说，世界上有两个最好赌的民族，一个是英国，一个是中国。博彩业异常发达的背后则是预测经济的蓬勃发展，更是造就了无数博彩专家。国内外无数的专家和足彩大神通过各种手段对足球比赛的结果进行不间断的预测，基于遗传算法的 BP 神经网络研究其他应用的有很多，本文旨在提高足球比赛预测的准确率。

近年来，国内外众多学者将遗传算法和神经网络结合，利用遗传算法的全局搜索能力来优化神经网络。杨晓红和刘乐善（[9]，1997）利用遗传算法优化异或问题的神经网络结构及其连接权。孙晓光和傅云义等人（[10]，1998）利用遗传算法对热轧带钢精轧机组负荷分配 BP 网络参数进行优化。李敏强和徐博艺等人（[11]，1999）利用遗传算法优化三层 BP 网络的连接权并建立短期地震预报模型，取得很好的效果。李祚泳和彭荔红（[12]，2003）用遗传算法进行了暴雨强度公式参数优化的研究。饶文碧和徐锐等人（[13]，2003）利用遗传算法优化 BP 神经网络权系数的方法，解决了结构损伤模型的识别问题。李发斌和崔鹏等人（[14]，2003）利用遗传算法优化 BP 神经网络的权系数建立分析泥石流活动性的模型。但是目前在预测研究领域，很少见到有关同时优化网络结构和权系数的足球比赛建模研究，并足彩预测中也尚未有人研究利用遗传算法优化 BP 神经网络的权系数及其结构，建立足球比赛预测模型。

本文针对遗传算法的 BP 神经网络研究预测足球比赛的空白进行填补，对影响足球比赛结果的各种因素进行一定的量化，以 1000 场比赛作为训练数据，通过遗传算法优化 BP 神经网络的方法进行预测，以助彩民盲目的投注导致经济损失严重。

关键字:遗传算法 神经网络 足球比赛

English abstract

Into the 21st century, especially the interconnection of abnormal development, plus a new mobile phone betting side constantly in recent years, the gaming industry to flourish in the world scope, while in China it is madness, it is said that the world has two best bet on people, one is British, one is Chinese. Gambling anomaly developed behind is forecasting economic booming development, has created countless gaming experts. Numerous experts at home and abroad and soccer betting the great spirit of the football results through various means continuous prediction, BP neural network based on genetic algorithm research has many other applications, but the study of the football match is blank, the author aims to fill the gap.

In recent years, many scholars at home and abroad to combine genetic algorithm and neural network, using the global search ability of genetic algorithm to optimize neural network. Yan xiaohong and Liu Leshan [9], (1997) using genetic algorithm to optimize xor problem of neural network structure and connection weight. Don sun and Fu Yunyi et al. (1998) [10], by using the genetic algorithm for the finishing mill group of hot rolling steel strip load distribution BP network parameter optimization. Min-qiang li and bo-yi xu et al. (1999) [11], and use genetic algorithm to optimize the connection power of three layers BP network and short-term earthquake prediction model is established, and obtain good effect. Zuo-yong li and Peng Li red (2003) [12], the rainstorm intensity formula parameter optimization using genetic algorithm. Wen-bi rao and Xu Rui et al. (2003) [13], using genetic algorithm to optimize the BP neural network weight coefficient method, solve the identification problem of the structural damage model. Li Fabin and ljubisa tumbakovic et al. (2003) [14], by using the genetic algorithm optimizing the weights of BP neural network to establish analysis model of debris flow activity. But at present in the field of prediction research, rarely seen at the same time optimizing the network structure and weights of the football match modeling study, and predicting soccer betting has yet to someone in the use of genetic algorithm to optimize the weights and the structure of the BP neural network, football match prediction model is established.

Based on genetic algorithm of BP neural network prediction fill the blank of the football match, at the various factors affect the result of the football match a certain quantitative, with 1000 games as the training data, by using the method of genetic algorithm to optimize the BP neural network to forecast, to help its customers blind bets caused serious economic loss.

Key words: genetic algorithm neural network the football match

目录

摘要.....	4
English abstract.....	4
第一章 绪论.....	7
1.1 研究背景.....	7
1.2 研究现状.....	7
1.2.1 国内外研究现状.....	7
1.2.2 研究的思路和方法.....	8
第二章 遗传算法.....	9
2.1 遗传算法.....	9
2.1.1 遗传算法概述.....	9
2.1.2 遗传算法的搜索机制.....	10
2.1.3 基本遗传算法的组成.....	10
2.1.4 编码.....	10
2.1.5 SGA 对于本例的编码.....	10
2.2 遗传算法的收敛性分析.....	10
2.2.1 遗传算法的一般流程.....	11
2.2.2 遗传算法的应用领域.....	12
第三章 BP 神经网络模型.....	13
3.1 概述.....	13
3.1.1BP 算法基本原理.....	13
3.1.2 三层 BP 网络.....	14
3.1.2 激活函数.....	14
3.2 BP 网络的标准学习算法-算法思想.....	15
3.2.1 网络结构.....	16
3.2.2 变量定义.....	16
3.2.3 BP 算法直观解释情况一.....	19
3.2.4 BP 算法直观解释情况二.....	20
3.2.5 MATLAB 中 BP 神经网络的重要函数和基本功能.....	21
第四章 足球比赛预测模型.....	22
4.1 算法流程图.....	22
4.2 算法设计.....	22
4.3 BP 部分.....	23
4.5 遗传算法部分.....	23
4.6 轮盘赌选择又称比例选择算子.....	24
第五章 应用实例及其结果分析.....	25
第六章 结束语.....	26
致 谢.....	27
参考文献.....	27

第一章 绪论

由于我国人口众多，试想一下每个中国人投注于 1 元，就有十三亿人民币，每天足彩资金流转有成百上千亿美元，行成庞大的资金浪潮，特别是对重要的国际赛事和各国联赛造成不小的压力。刚刚过去的 2016 年法国欧洲杯，全世界的彩民一共输了 2900 个亿美元。钱去哪里呢？庄家的口袋里啦？博彩公司的口袋？个人认为是流入博彩公司的口袋，博彩公司把全世界数学最牛的和计算机技术最强的人都招入麾下，设计出一套天衣无缝，无论投注怎么样，博彩公司都可以稳稳当当赚钱抽水的钱。研究此应用，并不是说全买全中，全世界就没有哪个机构或者专家可以做到百分之百中奖，研究此应用，目的是为了让投注者在投注时将资金分配好，通过概率的分析让自己处于不败之地，比如彩民一天投注 10 比赛，把 100 元分成 10 份，只要你有 6 六场是猜中的话，那么你就不会输钱！此应用的意义也是在于此！

1.1 研究背景

基于博彩业在全世界范围内的兴旺发达，特别是亚洲，尤其是在中国内地和港澳地区，而在国内有品种众多的博彩预测业务，无论是互联网，还是手机短信定制，助长了预测业务的飞速发展，但是许多都是挂着名家或者博彩公司内部人员的头衔来进行一种欺骗，导致无数彩民输得倾家荡产，血本无归，其实博彩业是投资的一种，那么投资就是要讲回报率，基于遗传算法优化神经网络正是通过量化赛前数据，以达到一定的准确率为目标，给予彩民一定的参考价值。

1.2 研究现状

1.2.1 国内外研究现状

人们对人工神经网络（ANN）的研究是从 20 世纪 40 年代开始的，经过几十年的发展，ANN 已渗透到智能控制、模式识别、计算机视觉、自适应滤波、自适应信号处理、非线性优化、知识处理、传感技术与生物医学工程等方面，并取得可喜成果。早在 1990 年，和在国际博彩会议上首次提出了以平均每场足球比赛进球率作为预测一只球队下一次比赛结果的数学模型。之后随着足球运动与商业运作的发展，预测足球比赛的方法也在逐步的更新研究。和于 1993、1998、2001 年使用选择模型，利用年以来美国大联盟数据资料来预测分区获得者，科学的预测比赛结果。及提出一个二阶段的模型并假定了足球比赛中各个场次分别在三个完备的影响因素下对比赛的预测，进而分析美国大联盟的胜负。

1.2.2 研究的思路和方法

1.2.2.1 量化赛前数据。

打开: <http://news.bet007.com/analysis/817473.htm>

BET365	初盘	1.44	4.2	6.25	0.875	1	0.975
	终盘	1.72	3.75	4.5	1.075	0.5/1	0.775

1、主客实力对比,以 bet365 为例,欧指初盘转换亚盘为 1 球盘,那间接能证明主队横滨跟客队名古屋实力还是比较悬殊的。根据附表参考数据,我们赋值给主队 1 分。也就是相差一倍的实力

聯賽積分排名																					
[日職聯1]橫濱水手											[日職聯12]名古屋八鯨										
全場	賽	勝	平	負	得	失	淨	得分	排名	勝率	全場	賽	勝	平	負	得	失	淨	得分	排名	勝率
總	30	17	8	5	47	26	21	59	1	56.7%	總	30	11	7	12	42	43	-1	40	12	36.7%
主	15	9	6	0	25	13	12	33	4	60.0%	主	15	8	3	4	23	17	6	27	9	53.3%
客	15	8	2	5	22	13	9	26	1	53.3%	客	15	3	4	8	19	26	-7	13	14	20.0%
近6	6	3	3	0	4	1	3	12		50.0%	近6	6	1	1	4	6	10	-4	4		16.7%
半場	賽	勝	平	負	得	失	淨	得分	排名	勝率	半場	賽	勝	平	負	得	失	淨	得分	排名	勝率

2、主客场战绩对比,主队横滨主场战绩,不败战绩,而客队的客场战绩一对比就相形见绌了,所以明显可以得出主队的主场战绩远好客队客场战绩。根据附表参考数据,我们给主队赋值 1.25 分,也就是说横滨主场比客队强 1.25 倍。

對賽往績															
近 10 場 <input type="checkbox"/> 主客相同 <input checked="" type="checkbox"/> 日職聯 <input checked="" type="checkbox"/> 日皇盃															
類型	日期	主場	比分(半場)	客場	皇冠 <input type="button" value="v"/>		終盤 <input type="button" value="v"/>		平均歐賠 <input type="button" value="v"/>		終盤 <input type="button" value="v"/>		勝負	盤路	大小
					主	盤口	客	主	和	客	主	和			
日職聯	2013-05-11	名古屋八鯨	1-2(0-0)	橫濱水手	0.79	受讓平手/半球	1.12	2.81	3.16	2.35	勝	贏	大		
日皇盃	2012-12-23	名古屋八鯨	0-0(0-0)	橫濱水手	1.19	平手/半球	0.74	2.32	3.21	2.82	平	贏	小		
日職聯	2012-10-27	名古屋八鯨	1-1(0-0)	橫濱水手	1.08	平手/半球	0.83	2.17	3.24	3.07	平	贏	小		
日職聯	2012-06-30	橫濱水手	1-1(0-0)	名古屋八鯨	0.97	平手/半球	0.92	2.44	3.19	2.68	平	輸	小		
日皇盃	2011-12-24	名古屋八鯨	0-0(0-0)	橫濱水手	0.76	半球	1.16	1.82	3.37	3.98	平	贏	小		
日職聯	2011-11-19	橫濱水手	1-2(0-1)	名古屋八鯨	0.95	受讓平手/半球	0.94	2.84	3.22	2.27	負	輸	大		
日職聯	2011-03-05	名古屋八鯨	1-1(0-0)	橫濱水手	0.90	平手/半球	1.00	1.86	3.32	3.91	平	贏	小		
日職聯	2010-09-18	名古屋八鯨	1-1(0-1)	橫濱水手	0.89	平手/半球	1.01	1.85	3.32	3.85	平	贏	小		
日職聯	2010-07-31	橫濱水手	0-2(0-1)	名古屋八鯨	0.87	平手	1.03	2.39	3.18	2.69	負	輸	小		
日職聯	2009-10-17	橫濱水手	2-1(1-1)	名古屋八鯨	0.86	平手/半球	1.04	2.20	3.23	2.98	勝	贏	大		
近 10 場, 勝出 2 場, 平局 6 場, 輸 2 場, 勝率: 20% 贏盤率: 70% 大球率: 30% 買率: 30%															

3、对战战绩
看上图近 10 场交锋, 两队对往战绩持平, 不存在任何一方有心理优势, 那么根据附表参考数据, 我们赋值为 0 分, 也就是双方势均力敌。

近期战绩																			
横濱水手										名古屋八鯨									
近 10 場 日職聯 日皇盃 日聯盃 友誼賽										近 10 場 日職聯 日皇盃 友誼賽 日聯盃									
類型	日期	主場	盤口	客場	比分	半場	勝負	盤路	大小	類型	日期	主場	盤口	客場	比分	半場	勝負	盤路	大小
日職聯	13-10-27	大分三神	-1.25	横濱水手	0-1	0-1	勝	輸	小	日職聯	13-10-27	名古屋八	0.25	大宮松鼠	2-1	0-1	勝	贏	大
日職聯	13-10-19	横濱水手	0.25	藤島三箭	1-0	0-0	勝	贏	小	日職聯	13-10-19	仙台維加	0.25	名古屋八	2-1	0-0	負	輸	大
日皇盃	13-10-16	横濱水手	1.5	櫻木SC	3-1	2-1	勝	贏	大	日職聯	13-10-05	湘南比馬	-0.5	名古屋八	1-1	0-0	平	輸	小
日聯盃	13-10-12	横濱水手	0.5	柏雷素爾	2-0	2-0	勝	贏	小	日職聯	13-09-28	名古屋八	0	川崎前鋒	1-2	0-1	負	輸	大
日職聯	13-10-05	甲府風林	-0.5	横濱水手	0-0	0-0	平	輸	小	日職聯	13-09-21	名古屋八	0.25	FC東京	0-2	0-1	負	輸	小
日職聯	13-09-28	仙台維加	0	横濱水手	0-0	0-0	平	走	小	日職聯	13-09-14	清水心跳	0	名古屋八	2-1	0-0	負	輸	大
日職聯	13-09-21	横濱水手	0.75	清水心跳	1-0	1-0	勝	贏	小	日皇盃	13-09-08	名古屋八(中)	1.5	AC長野	0-2	0-2	負	輸	小

4、近六场状态，近期主队横滨一波四连胜，状态神勇，而客队终于在上一轮取得胜利，终于摆脱持续非负即平的状态，那么横滨的状态明显比客队好很多。根据附表参考数据，我们赋值最近六场的分值是 0.75 分

5、澳彩的舆论指向横滨，似乎告知主队取胜妥妥的。根据附表参考数据，我们赋值为 0.25.

6、主客场因素，一般我们认为主队有主场优势，包括球迷，舟车劳顿，场地等，所以我们赋值时会给 0.25 分。

第二章 遗传算法

2.1 遗传算法

遗传算法是模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的计算模型。20 世纪 60 年代末期到 70 年代初期，主要由美国 Michigan 大学的 John Holland 教授和他的同事、学生们研究形成了一个较完整的遗传算法理论和方法。遗传算法的主要特点是群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换，搜索不依赖于梯度信息，它尤其适用处理传统搜索方法难以解决的复杂和非线性问题，可广泛用于组合优化、机器学习、自适应控制、规划设计和人工生命等科学领域。经过 30 余年的发展，遗传算法的理论研究和应用在许多领域都取得了丰硕的成果，特别是近年来世界范围的进化计算热潮，智能计算已成为许多应用学科研究的重要方向。从 1985 年在美国卡耐基梅隆大学召开的第一届国际遗传算法会议(International Conference on Genetic Algorithms:ICGA’ 85),到 1997 年 5 月 IEEE 的 Transactions on Evolutionary Computation 创刊,遗传算法作为具有系统优化、适应和学习的高性能计算和建模方法的研究渐趋成熟。

2.1.1 遗传算法概述

遗传算法是由美国的 J. Holland 教授于 1975 年在他的专著《自然界和人工系统的适应性》中首先提出的，它是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机

化搜索算法。

2.1.2 遗传算法的搜索机制

遗传算法模拟自然选择和自然遗传过程中发生的繁殖、交叉和基因突变现象，在每次迭代中都保留一组候选解，并按某种指标从解群中选取较优的个体，利用遗传算子(选择、交叉和变异)对这些个体进行组合，产生新一代的候选解群，重复此过程，直到满足某种收敛指标为止。

基本遗传算法 (Simple Genetic Algorithms, 简称 SGA, 又称简单遗传算法或标准遗传算法), 是由 Goldberg 总结出的一种最基本的遗传算法, 其遗传进化操作过程简单, 容易理解, 是其它一些遗传算法的雏形和基础。

2.1.3 基本遗传算法的组成:

- (1) 编码 (产生初始种群)
- (2) 适应度函数
- (3) 遗传算子 (选择、交叉、变异)
- (4) 运行参数

2.1.4 编码

GA 是通过某种编码机制把对象抽象为由特定符号按一定顺序排成的串。正如研究生物遗传是从染色体着手, 而染色体则是由基因排成的串。SGA 使用二进制串进行编码。

函数优化示例

求下列一元函数的最大值:

$$f(x) = x \cdot \sin(10\pi \times x) + 2.0$$

$x \in [-1, 2]$, 求解结果精确到 6 位小数。

2.1.5 SGA 对于本例的编码

由于区间长度为 3, 求解结果精确到 6 位小数, 因此可将自变量定义区间划分为 3×10^6 等份。又因为 $2^{21} < 3 \times 10^6 < 2^{22}$, 所以本例的二进制编码长度至少需要 22 位, 本例的编码过程实质上是 将区间 $[-1, 2]$ 内对应的实数值转化为一个二进制串 (b21b20...b0)。

2.2 遗传算法的收敛性分析

遗传算法要实现全局收敛, 首先要求任意初始种群经有限步都能到达全局最优解, 其次算法必须由保优操作来防止最优解的遗失。与算法收敛性有关的因素主要包括种群规模、选择操作、交叉概率和变异概率。

通常，种群太小则不能提供足够的采样点，以致算法性能很差；种群太大，尽管可以增加优化信息，阻止早熟收敛的发生，但无疑会增加计算量，造成收敛时间太长，表现为收敛速度缓慢。

选择操作使高适应度个体能够以更大的概率生存，从而提高了遗传算法的全局收敛性。如果在算法中采用最优保存策略，即将父代群体中最佳个体保留下来，不参加交叉和变异操作，使之直接进入下一代，最终可使遗传算法以概率 1 收敛于全局最优解。

交叉操作作用于个体对，产生新的个体，实质上是在解空间中进行有效搜索。交叉概率太大时，种群中个体更新很快，会造成高适应度值的个体很快被破坏掉；概率太小时，交叉操作很少进行，从而会使搜索停滞不前，造成算法的不收敛。

变异操作是对种群模式的扰动，有利于增加种群的多样性。但是，变异概率太小则很难产生新模式，变异概率太大则会使遗传算法成为随机搜索算法。

遗传算法本质上是对染色体模式所进行的一系列运算，即通过选择算子将当前种群中的优良模式遗传到下一代种群中，利用交叉算子进行模式重组，利用变异算子进行模式突变。通过这些遗传操作，模式逐步向较好的方向进化，最终得到问题的最优解。

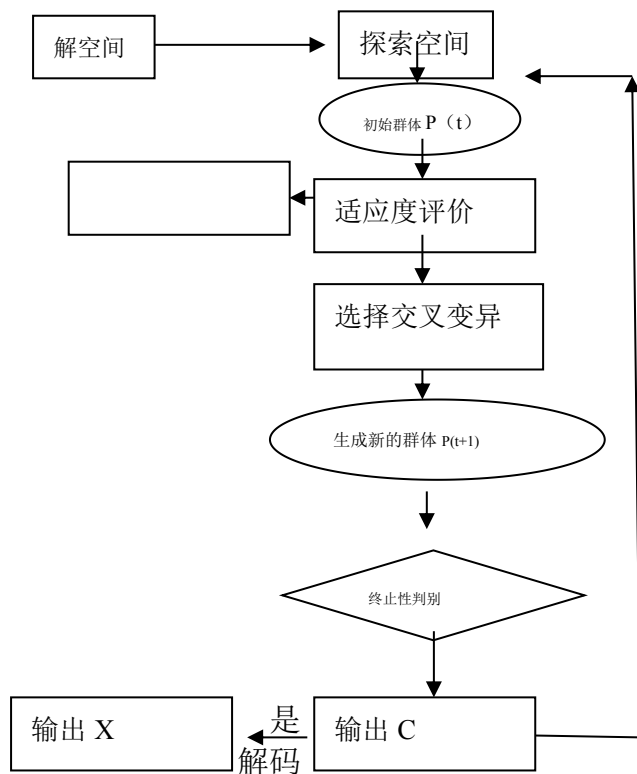
2.2.1 遗传算法的一般流程

与自然界的生物进化过程相类似，遗传算法的运算过程也是一个反复迭代的过程，第 t 代群体记做 $P(t)$ ，经过一代遗传和进化后，得到第 $t+1$ 代群体，它们也是由 M 个个体组成的群体，记做 $P(t+1)$ 。这个群体不断地经过遗传和进化操作，并且每次都按照优胜劣汰的规则，将适应度值较高的个体更多地遗传到下一代。这样最终在群体中将会得到一个优良的个体 C ，它所对应的表现型 X 将达到或接近于问题的最优解 X^* 。

遗传算法的主要计算过程如下：

- ①对问题的可行解进行染色体编码。
- ②产生初始种群。
- ③对种群内的各个个体进行适应度评价。
- ④根据个体的适应度进行选择操作，然后交叉、变异产生新的群体。
- ⑤返回到③，对该组群体解码进行新的评价。
- ⑥若当前解满足要求或进化过程中达到一定的进化代数，计算结束，否则转③，继续

遗传算法的基本流程：



2.2.2 遗传算法的应用领域

- | | |
|----------|----------|
| (1) 组合优化 | (2) 函数优化 |
| (3) 自动控制 | (4) 生产调度 |
| (5) 图像处理 | (6) 机器学习 |
| (7) 人工生命 | (8) 数据挖掘 |

随着问题规模的增大，组合优化问题的搜索空间也急剧扩大，有时在计算机上用枚举法很难甚至不可能求出其最优解。实践证明，遗传算法已经在求解旅行商问题、背包问题、装箱问题、布局优化、网络路由等具有 NP 难度的组合优化问题上取得了成功的应用。

弹药装载问题 (Ammunition Loading Problem, 简称 ALP)，就是在满足各类通用弹药运输规程和安全性的前提下，如何将一批通用弹药箱装入军用运输工具，使得通用弹药的装载效率达到最大值的问题。

在弹药装载中，考虑到模拟退火算法的基本思想是跳出局部最优解，将模拟退火思想引入遗传算法，应用改进型遗传算法和模拟退火算法相结合，构建自适应遗传模拟退火算法 (AGSAA)，从而综合了全局优化和局部搜索的特点，为解决弹药装载这一组合优化问题提供了新的思路。

AGSAA 采用二进制编码方式，每一个二进制位对应一个待装弹药箱，若为 1，表示该弹药箱装入运输工具，为 0 则不装。

AGSAA 采用弹药装载的启发式算法来解码，解码后最终确定装入运输工具的弹药箱。适应度函数主要考虑两个方面，即载重率和积载率，对这两个因素加权，来计算适应度函数值。

- (1) 定位规则 (Locating rule)

定位规则是指用来确定当前待装弹药箱在运输工具剩余装载空间中摆放位置的规则。

(2) 定序规则 (Ordering rule)

定序规则是指用来确定弹药箱放入运输工具装载空间先后顺序的规则。

AGSAA 的选择算子采用轮盘赌选择算子，并结合最优保存策略；变异算子采用基本位变异算子；同时，在变异运算之后，增加退火算子，以增强算法的局部搜索能力；交叉概率和变异概率为自适应概率，以提高种群的进化效率。

由于 AGSAA 是采用将弹药箱的编号排列成串来进行编码的，如果个体交叉采用传统方式进行，就有可能使个体的编码产生重复基因（即一个弹药箱编号在一个个体中出现两次以上），从而产生不符合条件的个体，因此，AGSAA 采用的是部分映射交叉算子。

交叉前：

8	7		4	3		1	2	6	5
1	2		5	7		8	3	4	6

交叉后：

8	3		6	7		1	2	4	5
1	7		6	2		8	3	4	5

第三章 BP 神经网络模型

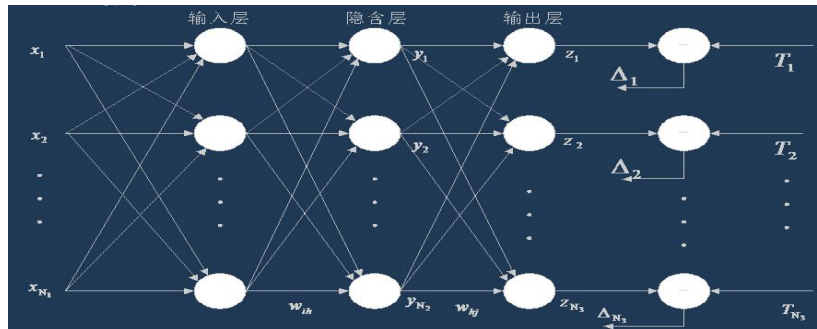
3.1 概述

Rumelhart, McClelland 于 1985 年提出了 BP 网络的误差反向后传 BP (Back Propagation) 学习算法

3.1.1 BP 算法基本原理

利用输出后的误差来估计输出层的直接前导层的误差，再用这个误差估计更前一层的误差，如此一层一层的反传下去，就获得了所有其他各层的误差估计。

3.1.2 三层 BP 网络



3.1.2 激活函数

必须处处可导

一般都使用 S 型函数

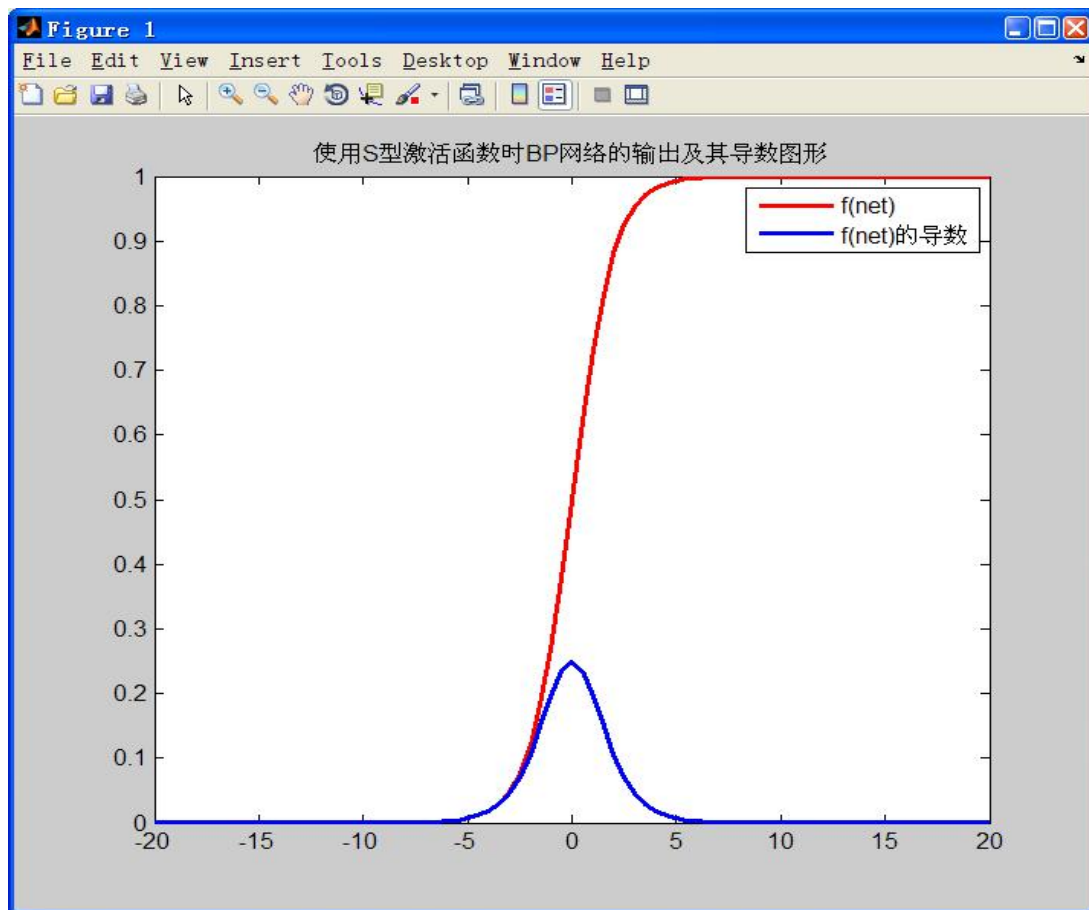
使用 S 型激活函数时 BP 网络输入与输出关系

输入 $net = x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n$

$$\text{输出 } y = f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}}$$

输出的导数

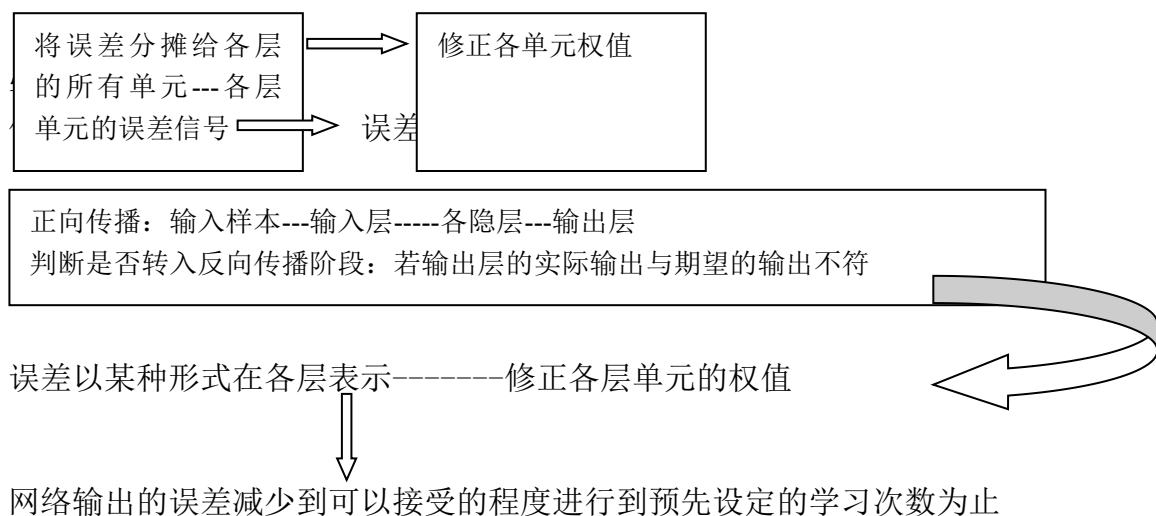
$$f'(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}} - \frac{1}{(1 + e^{-net})^2} = y(1 - y)$$



根据 S 型激活函数的图形可知, 对神经网络进行训练, 应该将 net 的值尽量控制在收敛比较快的范围内

3.2 BP 网络的标准学习算法-算法思想

将输出误差以某种形式通过隐层向输入层逐层反传



3.2.1 网络结构

输入层有 n 个神经元, 隐含层有 p 个神经元,
输出层有 q 个神经元

3.2.2 变量定义

输入向量: $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$

隐含层输入向量: $hi = (hi_1, hi_2, \dots, hi_p)$

隐含层输出向量: $ho = (ho_1, ho_2, \dots, ho_p)$

输出层输入向量: $yi = (yi_1, yi_2, \dots, yi_q)$

输出层输出向量: $yo = (yo_1, yo_2, \dots, yo_q)$

期望输出向量: $do = (d_1, d_2, \dots, d_q)$

输入层与中间层的连接权值: w_{ih}

隐含层与输出层的连接权值: w_{ho}

隐含层各神经元的阈值: b_h

输出层各神经元的阈值: b_o

样本数据个数: $k=1, 2, \dots, m$

激活函数: $f(\cdot)$

误差函数:
$$e = \frac{1}{2} \sum_{o=1}^q (d_o(k) - yo_o(k))^2$$

第一步, 网络初始化

给各连接权值分别赋一个区间 $(-1, 1)$ 内的随机数, 设定误差函数 e , 给定计算精度值 和最大学习次数 M 。

第二步, 随机选取第 k 个输入样本及对应期望输出

$x(k) = (x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k))$

$d_o(k) = (d_1(k), d_2(k), \dots, d_q(k))$

第三步, 计算隐含层各神经元的输入和输出

$$hi_h(k) = \sum_{i=1}^p w_{ih} x_i(k) - b_h \quad h=1, 2, \dots, p$$

$$ho_h(k) = f(hi_h(k)) \quad h=1, 2, \dots, p$$

$$yi_o(k) = \sum_{h=1}^p w_{ho} ho_h(k) - b_o \quad o=1, 2, \dots, q$$

$$yo_o(k) = f(yi_o(k)) \quad o=1, 2, \dots, q$$

第四步，利用网络期望输出和实际输出，计算误差函数对输出层的各神经元的偏导数

$$\begin{aligned} & \delta_o(k) \\ \frac{\partial e}{\partial w_{ho}} &= \frac{\partial e}{\partial yi_o} \frac{\partial yi_o}{\partial w_{ho}} \quad \frac{\partial yi_o(k)}{\partial w_{ho}} = \frac{\partial (\sum_h^p w_{ho} ho_h(k) - b_o)}{\partial w_{ho}} = ho_h(k) \\ \frac{\partial e}{\partial yi_o} &= \frac{\partial (\frac{1}{2} \sum_{o=1}^q (d_o(k) - yo_o(k))^2)}{\partial yi_o} = -(d_o(k) - yo_o(k)) yo'_o(k) \\ &= -(d_o(k) - yo_o(k)) f'(yi_o(k)) = -\delta_o(k) \end{aligned}$$

$$\delta_o(k)$$

$$\frac{\partial e}{\partial w_{ho}} = \frac{\partial yi_o}{\partial w_{ho}} \frac{\partial yi_o}{\partial w_{ho}}$$

第五步，利用隐含层到输出层的连接权值、输出层的和隐含层的输出计算误差函数对隐含层各神经元的偏导数。

$$\frac{\partial e}{\partial w_{ho}} = \frac{\partial e}{\partial y_{i_o}} \frac{\partial y_{i_o}}{\partial w_{ho}} = -\delta_o(k) h_{o_h}(k)$$

$$\frac{\partial e}{\partial w_{ih}} = \frac{\partial e}{\partial h_{i_h}(k)} \frac{\partial h_{i_h}(k)}{\partial w_{ih}}$$

$$\frac{\partial h_{i_h}(k)}{\partial w_{ih}} = \frac{\partial (\sum_{i=1}^n w_{ih} x_i(k) - b_h)}{\partial w_{ih}} = x_i(k)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial e}{\partial h_{i_h}(k)} &= \frac{\partial (\frac{1}{2} \sum_{o=1}^q (d_o(k) - y_{o_o}(k))^2)}{\partial h_{o_h}(k)} \frac{\partial h_{o_h}(k)}{\partial h_{i_h}(k)} \\ &= \frac{\partial (\frac{1}{2} \sum_{o=1}^q (d_o(k) - f(y_{i_o}(k)))^2)}{\partial h_{o_h}(k)} \frac{\partial h_{o_h}(k)}{\partial h_{i_h}(k)} \\ &= \frac{\partial (\frac{1}{2} \sum_{o=1}^q ((d_o(k) - f(\sum_{h=1}^p w_{ho} h_{o_h}(k) - b_o))^2)}{\partial h_{o_h}(k)} \frac{\partial h_{o_h}(k)}{\partial h_{i_h}(k)} \\ &= -\sum_{o=1}^q (d_o(k) - y_{o_o}(k)) f'(y_{i_o}(k)) w_{ho} \frac{\partial h_{o_h}(k)}{\partial h_{i_h}(k)} \\ &= -(\sum_{o=1}^q \delta_o(k) w_{ho}) f'(h_{i_h}(k)) \square -\delta_h(k) \end{aligned}$$

第六步，利用输出层各神经元的输出和隐含层各神经元的输出来修正连接权值。

$$\Delta w_{ho}(k) = -\mu \frac{\partial e}{\partial w_{ho}} = \mu \delta_o(k) ho_h(k)$$

$$w_{ho}^{N+1} = w_{ho}^N + \eta \delta_o(k) ho_h(k)$$

第七步，利用隐含层各神经元的 和输入层各神经元的输入修正连接权。

$$\Delta w_{ih}(k) = -\mu \frac{\partial e}{\partial w_{ih}} = -\mu \frac{\partial e}{\partial hi_h(k)} \frac{\partial hi_h(k)}{\partial w_{ih}} = \delta_h(k) x_i(k)$$

$$w_{ih}^{N+1} = w_{ih}^N + \eta \delta_h(k) x_i(k)$$

第八步，计算全局误差

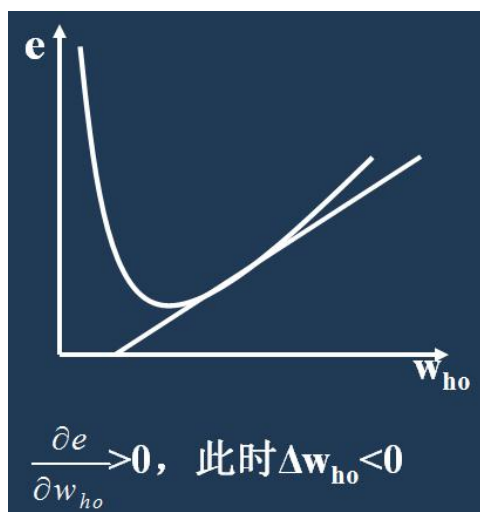
$$E = \frac{1}{2m} \sum_{k=1}^m \sum_{o=1}^q (d_o(k) - y_o(k))^2$$

第九步，判断网络误差是否满足要求。当误差达到预设精度或学习次数大于设定的最大次数，则结束算法。否则，选取下一个学习样本及对应的期望输出，返回到第三步，进入下一轮学习。

3.2.3 BP 算法直观解释情况一

直观表达

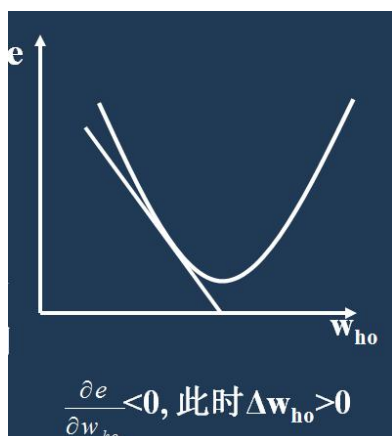
当误差对权值的偏导数大于零时，权值调整量为负，实际输出大于期望输出，权值向减少方向调整，使得实际输出与期望输出的差减少。



3.2.4 BP 算法直观解释情况二

直观表达

当误差对权值的偏导数小于零时，权值调整量为正，实际输出少于期望输出，权值向增大方向调整，使得实际输出与期望输出的差减少。



MATLAB 中 BP 神经网络的重要函数和基本功能

函 数 名	功 能
newff()	生成一个前馈BP网络
tansig()	双曲正切S型(Tan-Sigmoid)传输函数
logsig()	对数S型(Log-Sigmoid)传输函数
traingd()	梯度下降BP训练函数

3.2.5 MATLAB 中 BP 神经网络的重要函数和基本功能

newff()

功能 建立一个前向 BP 网络

格式 `net = newff(PR, [S1 S2...SN1], {TF1 TF2...TFN1}, BTF, BLF, PF)`

说明 `net` 为创建的新 BP 神经网络; `PR` 为网络输入取向量取值范围的矩阵; `[S1 S2...SN1]` 表示网络隐含层和输出层神经元的个数; `{TF1 TF2...TFN1}` 表示网络隐含层和输出层的传输函数, 默认为 'tansig'; `BTF` 表示网络的训练函数, 默认为 'trainlm'; `BLF` 表示网络的权值学习函数, 默认为 'learngdm'; `PF` 表示性能数, 默认为 'mse'。

MATLAB 中 BP 神经网络的重要函数和基本功能

tansig()

功能 正切 sigmoid 激活函数

格式 `a = tansig(n)`

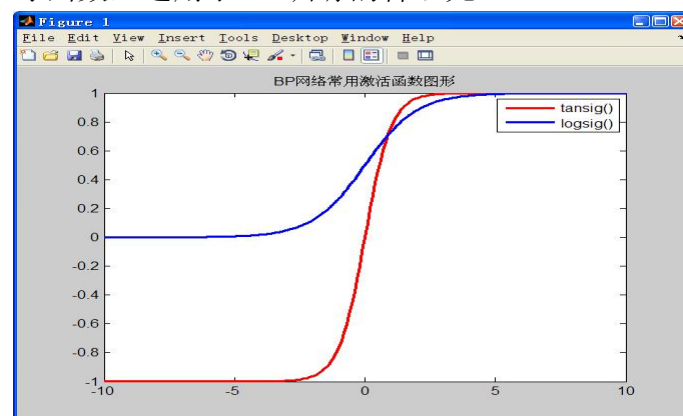
说明 双曲正切 Sigmoid 函数把神经元的输入范围从 $(-\infty, +\infty)$ 映射到 $(-1, 1)$ 。它是可导函数, 适用于 BP 训练的神经元。

logsig()

功能 对数 Sigmoid 激活函数

格式 `a = logsig(N)`

说明对数 Sigmoid 函数把神经元的输入范围从 $(-\infty, +\infty)$ 映射到 $(0, 1)$ 。它是可导函数, 适用于 BP 训练的神经元。



3.2.6 基于遗传算法的 BP 神经网络

近年来, 国内外众多学者将遗传算法和神经网络结合, 利用遗传算法的全局搜索能力来优化神经网络建立预报模型。杨晓红和刘乐善利用遗传算法优化异或问题的神经网络结构

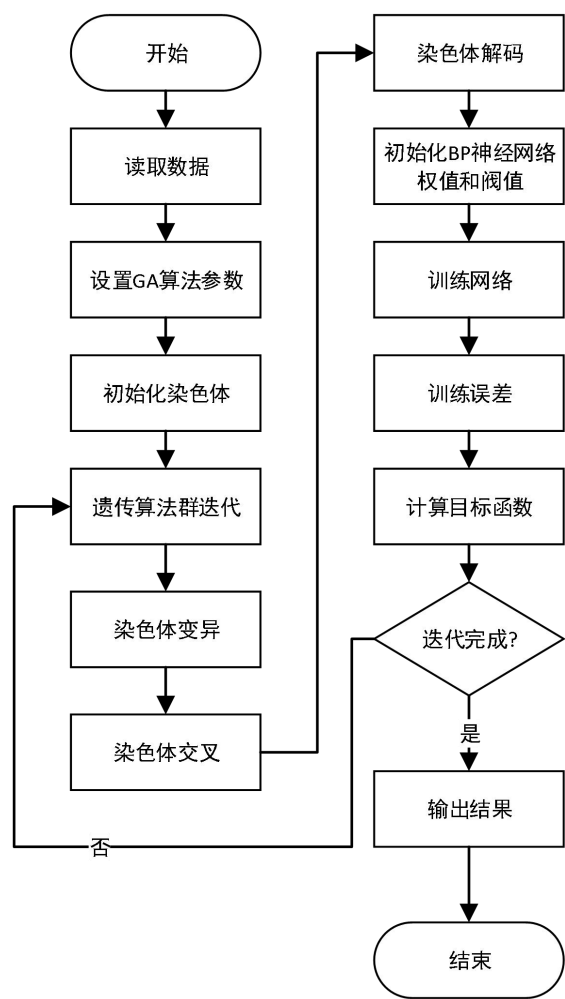
及其连接权[9]。孙晓光和傅云义等人利用遗传算法对热轧带钢精轧机组负荷分配 BP 网络参数进行优化[10]。李敏强和徐博艺等人利用遗传算法优化三层 BP 网络的连接权并建立短期地震预报模型, 取得很好的效果[11]。李祚泳和彭荔红用遗传算法进行了暴雨强度公式参数优化的研究[12]。饶文碧和徐锐等人利用遗传算法优化 BP

神经网络权系数的方法, 解决了结构损伤模型的识别问题[13]。李发斌和崔鹏等人利用遗传算法优化 BP 神经网络的权系数建立分析泥石流活动性的模型[14]。但是目前在预测研究领域, 很少见到有关同时优化网络结构和

权系数的预报建模研究,并且在足球比赛预测中也尚未有人研究利用遗传算法优化BP神经网络的权系数及其结构,建立足球比赛预测模型。

第四章 足球比赛预测模型

4.1 算法流程图

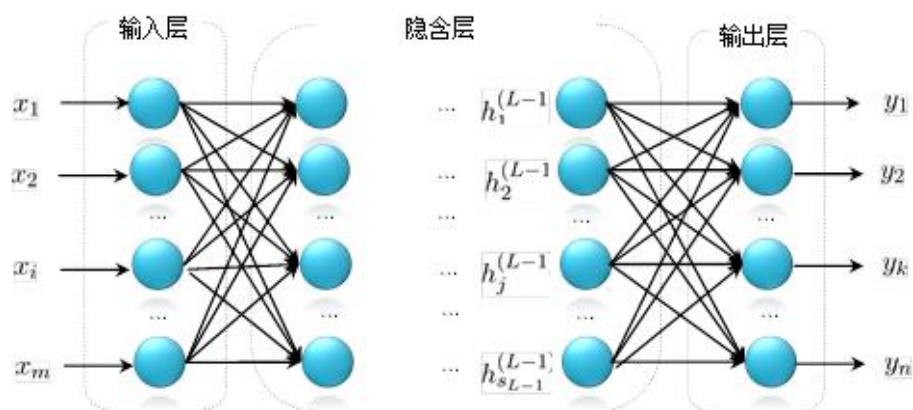


4.2 算法设计

算法主要分为2个模块,一个是BP神经网络部分,一个是遗传算法部分。BP神经网络在本课题中作为预测器使用,遗传算法在本课题中用于优化预测器的参数,也即优化BP神经网络各层的权值和阈值。

4.3 BP 部分

BP 算法是一种非常有效的多层神经网络算法，是当前应用最广泛的神经网络学习方法，具有信息数据前向传递，误差数据后向传播的特点，在训练过程中，各个神经网络权值和阈值不断得到修正，使网络输出与目标输出不断逼近，从而得到一个逼近数据内在规律的网络结构与参数。



BP 神经网络的一般结构图

4.4 运行流程：

- (1) 读取数据
- (2) 设置训练集和测试集
- (3) 归一化处理数据
- (3) 设置神经网络参数
- (4) 训练 BP 神经网络
- (5) 测试 BP 神经网络
- (6) 输出结果

以主客实力对比、主客场战绩对比、对战往绩、近六场状态和舆论导向作为 BP 神经网络的输入数据，而比赛结果作为 BP 神经网络的输出数据，通过以上的流程，训练出逼近数据集内在规律的一个 BP 神经网络，以此可以在得到一个新的各项相关指标的情况下，通过 BP 神经网络的预测输出，得到该样本的比赛结果，为我们的评估提供可靠的判断依据。

4.5 遗传算法部分

0 编码方法：

n 个点则编码长度为 n ，基因为 $1-n$ 的实数按顺序排列

如 $n=5$ ，则一个染色体可表示为 $[5.2, 2.11, 4.435, 1.598, 2.456]$

1. 变异单点变异

$[5.2, 2.11, 4.435, 1.598, 2.456] \rightarrow [5.2, 0.8, 4.435, 1.598, 2.456]$

2. 交叉两点交叉

交换基因片段，

[5. 2, 2. 11, 4. 435, 1. 598, 2. 456]

[2. 3, 3. 12, 1. 42, 2. 48, 1. 2]

交叉后

[5. 2, 3. 12, 1. 42, 2. 48, 2. 456]

[2. 3, 2. 11, 4. 435, 1. 598, 1. 2]

步骤:

(1) 随机产生两个位点

(2) 把两个染色体两个位点之间的基因片段进行交换

3 选择

4.6 轮盘赌选择又称比例选择算子

基本思想：个体被选中的概率与其适应度函数值成正比。

设群体大小为 n ，个体 i 的适应度为 F_i ，则个体 i 被选中遗传到下一代群体的概率为：

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^n F_i}$$

4.7 工作过程

设想群体全部个体的适当性分数由一张饼图来代表（见图 1）。

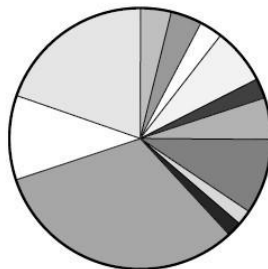


图 1

群体中每一染色体指定饼图中一个小块。块的大小与染色体的适应性分数成比例，适应性分数愈高，它在饼图中对应的小块所占面积也愈大。为了选取一个染色体，要做的就是旋转这个轮子，直到轮盘停止时，看指针停止在哪一块上，就选中与它对应的那个染色体。

举例：

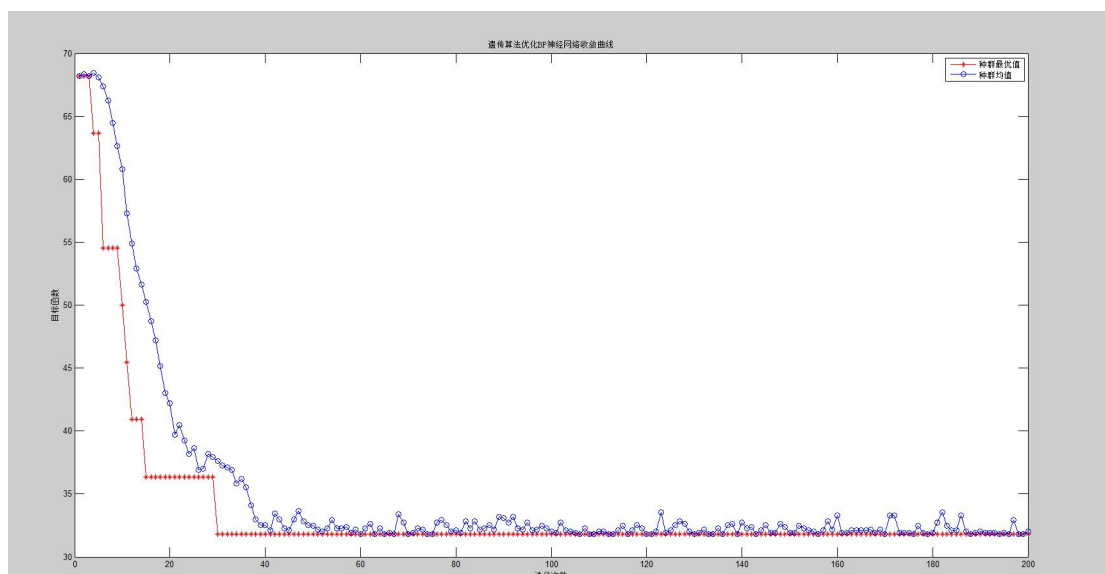
表 2.3 轮盘赌选择法的选择概率计算

个体	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
适应度	2.0	1.8	1.6	1.4	1.2	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.1
选择概率	0.18	0.16	0.15	0.13	0.11	0.09	0.07	0.06	0.03	0.02	0.0
累积概率	0.18	0.34	0.49	0.62	0.73	0.82	0.89	0.95	0.98	1.00	1.00

第五章 应用实例及其结果分析

本文以 2015-2016 赛季五大联赛英超、德甲、西甲、意甲、法甲的比赛作为训练数据，通过遗传算法诱惑神经网络的运行后得出以下三个示意图。

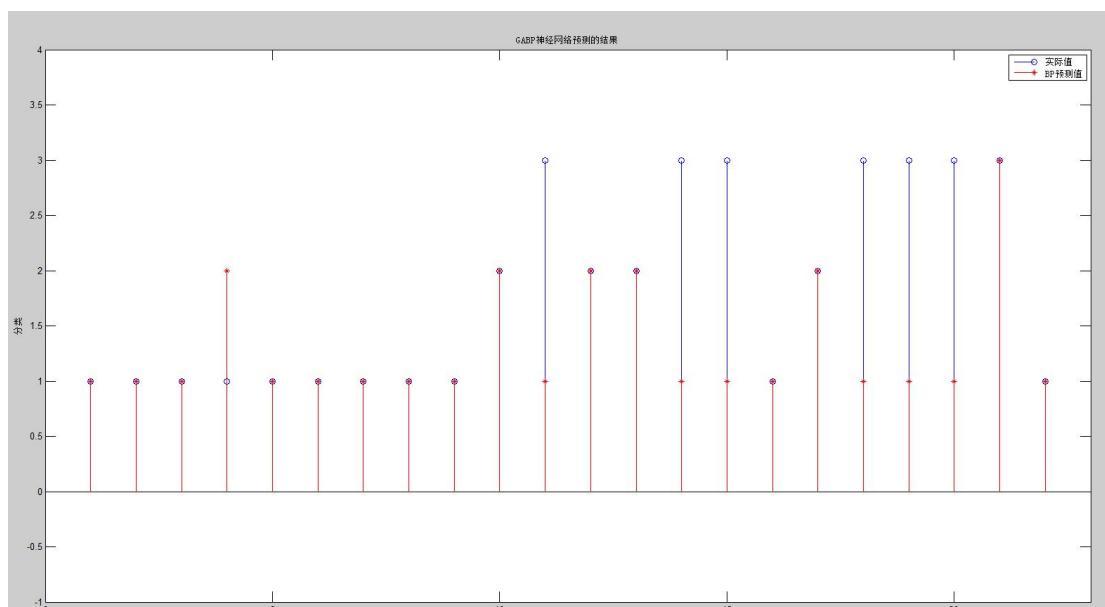
图一：



这是遗传算法优化 BP 神经网络的目标函数迭代曲线

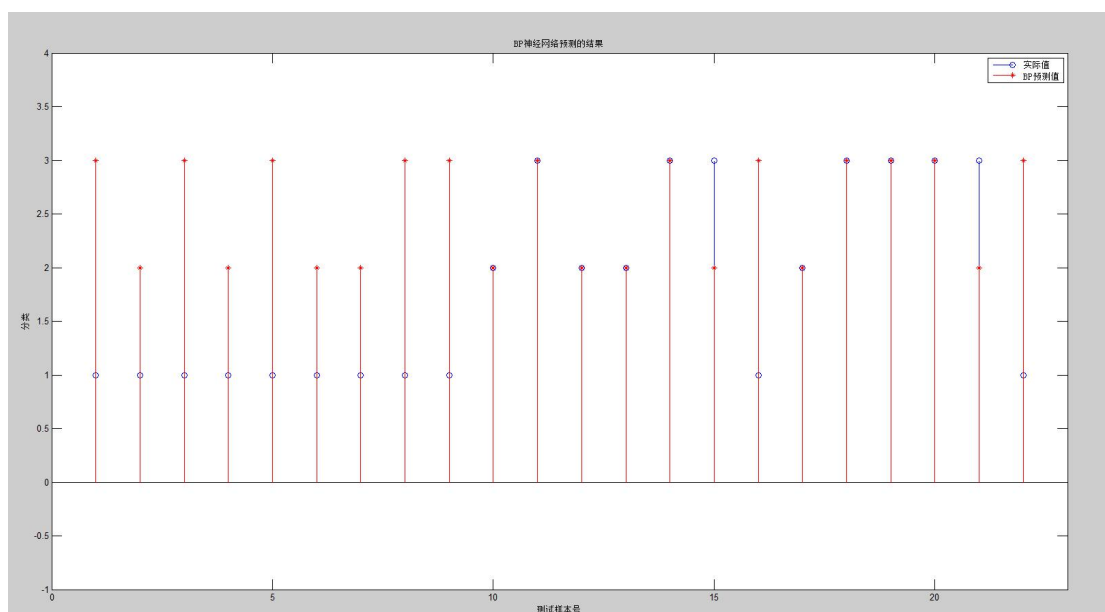
我们的目标函数是最小化预测错误率, 因此目标函数越小越好

曲线不断下降说明遗传算法优化有效, 曲线最后平稳了, 说明算法收敛了。



图二：遗传算法优化 BP 神经网络预测的结果(红色星号)和实际结果(蓝色圆圈)的比较

普通 BP 神经网络预测的结果(红色星号)和实际结果(蓝色圆圈)的比较



图三：图上重合的点表示预测成功，不重合表示预测失败，重合越多的预测效果越好，从这两个图上看，显然遗传算法优化 BP 神经网络预测的结果更好

第六章 结束语

本文针对 BP 神经网络在足球比赛预测建模研究中，网络的初始权值、网络的结构以及网络的学习参数，动量因子难以确定，往往是通过反复训练来确定网络的结构和各种参数，这样会导致在应用中出现过拟合问题，严重影响网络的泛化能力，极大限制神经网络在

实际足球业务中的应用。利用遗传算法的全局搜索能力来优化三层

BP 神经网络的连接权和网络结构，并在遗传进化过程中采取保留最佳个体的方法，建立基于遗传算法的 BP 神经网络预测模型一。同时考虑到遗传算法在进化过程中能以较大概率搜索到全局最优解存在的区域，在遗传算法搜索到最优解附近时，却无法精确地确定最优解的位置，为此本文进一步采用从进化后的结果中，再次利用训练样本挑选最佳网络权系数和网络结构，建立基于遗传算法的 BP 神经网络预报模型二。这为我们利用神经网络方法进行预测建模研究，提供了新的思路，进一步拓展了神经网络方法在大气科学领域的应用。经过本文较深入的研究，得到如下结论：

1. 利用遗传算法诱惑神经网络的办法来研究足球比赛预测是可行的，通过大量的反复的比赛测试得出，本应用的准确率可以达百分之七十，给予长期彩民一定的参考的价值。
- 2、该方法在进行独立样本的测时，基于遗传算法的 BP 网络模型一和二预测能力，都随着训练样本的增加，预测的精度会有所提高。体现出随学习样本增加，它的“学习”能力增强的特点。
- 3、本文在利用遗传算法优化 BP 神经网络隐节点（网络结构）的过程中，也检验分析了神经网络方法在实际应用中，隐节点个数最有可能在输入节点个数附近

变化（即比输入节点数略多或者略少）的经验性结论。

致 谢

我的硕士论文是在林穗副教授的精心指导和热情帮助下完成的，两位导师正直宽厚的为人、渊博的学识、敏锐的思维、严谨的治学态度和耐心的教诲使我受益非浅，在此向林穗表示衷心的感谢！

在硕士学习期间，得到刘竹松、林穗、刘广聪、王帮海老师的教导、帮助和启发，使我受益非浅，借此机会也对他们表示衷心的感谢。

借此机会，我深深地感谢我的爱人、亲人、老师和同学在我三年的学习中，是他们的理解、支持、关爱和帮助使我顺利完成学业。

作者

2004 年 3 月

参考文献

1. Hinton, G. E., & Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 313(5786), 504-507.
2. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 1097-1105).
3. Dahl, G. E., Yu, D., Deng, L., & Acero, A. (2012). Context-dependent pre-trained deep neural networks for large-vocabulary speech recognition. *Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on*, 20(1), 30-42.
4. Le, Q. V. (2013, May). Building high-level features using large scale unsupervised learning. In *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on* (pp. 8595-8598). IEEE.
5. Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Graves, A., Antonoglou, I., Wierstra, D., & Riedmiller, M. (2013). Playing atari with deep reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv:1312.5602*.

6. Graves, A., Wayne, G., & Danihelka, I. (2014). Neural Turing Machines. *arXiv preprint arXiv:1410.5401*.
 7. Weston, J., Chopra, S., & Bordes, A. (2014). Memory networks. *arXiv preprint arXiv:1410.3916*.
 8. Baotian Hu, Zhengdong Lu, Hang Li, Qingcai Chen. Convolutional Neural Network Architectures for Matching Natural Language Sentences. NIPS' 14, 2042–2050, 2014.
 9. Mingxuan Wang, Zhengdong Lu, Hang Li, Qun Liu. Syntax-based Deep Matching of Short Texts. IJCAI' 15, 2015.
 10. Lifeng Shang, Zhengdong Lu, Hang Li. Neural Responding Machine for Short Text Conversation. ACL-IJCNLP' 15, 2015.
 11. Fandong Meng, Zhengdong Lu, Mingxuan Wang, Hang Li, Wenbin Jiang, Qun Liu. Encoding Source Language with Convolutional Neural Network for Machine Translation. ACL-IJCNLP' 15, 20–30, 2015.
 12. Baotian Hu, Zhaopeng Tu, Zhengdong Lu, Hang Li, Qingcai Chen. Context-Dependent Translation Selection Using Convolutional Neural Network. ACL-IJCNLP' 15, 536–541, 2015.
 13. Mingxuan Wang, Zhengdong Lu, Hang Li, Wenbin Jiang, Qun Liu. GenCNN: A Convolutional Architecture for Word Sequence Prediction. ACL-IJCNLP' 15, 1567–1576, 2015.
 14. Fandong Meng, Zhengdong Lu, Zhaopeng Tu, Hang Li, Qun Liu. A Deep Memory based Architecture for Sequence-to-Sequence Learning, arXiv:1506.06442, 2015.
 15. Lin Ma, Zhengdong Lu, Lifeng Shang, Hang Li. Multimodal Convolutional Neural Networks for Matching Image and Sentence, ICCV' 15, 2015.
 16. Han Zhao, Zhengdong Lu, Pascal Poupart, Self-Adaptive Hierarchical Sentence Model. IJCAI 2015: 4069–4076, 2015.
 17. LeCun, Yann, Yoshua Bengio, & Geoffrey Hinton (2015). Deep Learning. Nature 521.7553: 436–444.
 18. 钟海萍. 原对偶遗传算法与蚁群算法的一种融合算法[D]. 暨南大学 2013
 19. 李志添. 模糊遗传算法与资源优化配置的预测控制[D]. 华南理工大学 2015
 20. 孙境. 基于遗传算法的投资组合研究[D]. 内蒙古农业大学 2012
-

- 21、陈晓霞. 基于遗传算法的热工系统建模与控制器参数优化[D]. 华北电力大学 2013
- 22、潘云龙. 基于遗传算法的地铁智能排班系统设计与实现[D]. 华南理工大学 2013
- 23、刘明飞. 半监督交互式遗传算法的研究与应用[D]. 山东师范大学 2013
- 24、回艳玲. 移动通信网络优化中的遗传算法及其应用[D]. 北京邮电大学 2013
- 25、饶碧波. 基于改进遗传算法的桁架拓扑优化设计[D]. 南昌航空大学 2012
- 26、李延梅. 一种改进的遗传算法及应用[D]. 华南理工大学 2012
- 27、李鼎. 热力学遗传算法的研究与应用[D]. 广西大学 2012
- 28、陈建国, 舒辉, 余平祥. 随机返工及重加工情形下的 Job-Shop 调度问题[J]. 工业工程. 2015(05)
- 29、林虹虹. 基于 PARETO 的改进遗传在多目标模型的研究[J]. 科技创新导报. 2015(27) [3] 马卫民, 杨文娟, 徐博. 带受限位移约束的遗传算法及飞机调度应用研究[J]. 工业工程与管理. 2015(05)
-
- 30、阳琼芳, 孙如祥. 粒子群与遗传算法的混合算法[J]. 华侨大学学报(自然科学版). 2015(06) [5] 李国庆, 尹洪胜. 采用遗传算法的网络优化技术[J]. 华侨大学学报(自然科学版). 2015(06)
- 31、安华, 张雄. 基于遗传算法的 SVC 非均等差错保护算法研究[J]. 太原科技大学学报. 2015(06) [7] 张世龙, 赵罂, 薛美荣, 李娜. 基于遗传算法的烟草输送机振槽排样优化算法[J]. 机电产品开发与创新. 2015(06)
- 32、张兢, 杨超, 曾建梅, 李冠迪. 基于遗传算法与支持向量机的 EMD 改进算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学). 2015(11) [9] 胡智鹏. 基于遗传算法的一种改进交叉路口信号灯实时控制优化方法[J]. 山东工业技术. 2015(24)
- 33、冯艳红, 孙庚, 于红. 基于改进遗传算法的渔港规划问题研究[J]. 辽宁科技大学学报. 2015(05)
-
- 34、张伟, 李守智, 高峰等. 几种智能最优化算法的比较研究. Proceedings of the 24th Chinese Control Conference, Guangzhou, P.R. China July 15-18, 2005:1316~1320
- 35、马玉明, 贺爱玲, 李爱民. 遗传算法的理论研究综述. 山东轻工业学院学报,

2004, 18(3):77~80

36、Andreas Bortfeldt, Hermann Gehring. A Hybrid Genetic Algorithm for The Container Loading Problem. European Journal of Operational Research, 2001(131):143~161.

37、D.Y.He, J.Z.Cha. Research on Solution to Complex Container Loading Problem Based on Genetic Algorithm. The First International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Beijing-China, 2002:78~82

38、C.Pimpawat, N.Chaiyaratana. Using A Co-Operative Co-Evolutionary Genetic Algorithm to Solve A Three-Dimensional Container Loading Problem. The Second International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Mongkut-Thailand, 2003:1197~1204

39、王春水, 肖学柱, 陈汉明. 遗传算法的应用举例. 计算机仿真 2005, 22(6):155~157

40、姚文俊. 遗传算法及其研究进展. 计算机与数字工程, 2004, 32(4):41~43

41、吉根林. 遗传算法研究综述. 计算机应用与软件, 2004, 21(2):69~73

42、高艳霞, 刘峰, 王道洪. 改进型遗传算法及其应用研究. 上海大学学报, 2004(10):249~253

附表:

状态计算		
场次	胜	平
第一场	6	3
第二场	4	2
第三场	3	1
第四场	3	1
第五场	2	1
第六场	1	1

基本实力情况	
两球半	4.5
两球/两球半	4
两球	3.5
球半/两球	3
球半	2.5
一球/球半	2
一球	1.5
半球/一球	1
半球	0.5
平手/半球	0
平手低水	-0.5
平手中水	-0.75
平手高水	-1
受让平手/半球	-1.5
受让半球	-2
受让半球/一球	-2.5
受让一球	-3
受让一球/球半	-3.5
受让球半	-4
受让球半/两球	-4.5
受让两球	-5

对往战绩计算用数据

轮次	0.25 让分	0.5	0.75	1	1.25	1.5	1.75	2	2.2 5	2.5
10	4	6	8	10	13	16	18	20	23	26
11	4	7	9	11	15	18	20	22	26	29
12	4	7	10	12	16	19	22	24	28	31
13	5	8	11	13	17	21	24	26	30	34
14	5	8	11	14	18	22	25	28	32	36
15	5	9	12	15	20	24	27	30	35	39
16	5	9	13	16	21	25	29	32	37	41
17	6	10	14	17	22	27	30	34	39	44
18	7	11	15	18	24	29	33	36	42	47
19	7	11	15	19	25	30	34	38	44	49
20	7	12	16	20	26	32	36	40	47	52
21	8	13	17	21	28	34	38	42	49	55
22	8	13	18	22	29	35	40	44	51	57
23	8	14	19	23	30	37	42	46	53	60
24	8	14	19	24	31	38	43	48	55	62
25	9	15	20	25	33	40	45	50	58	65