



火炮发射与控制学报  
*Journal of Gun Launch & Control*  
ISSN 1673-6524, CN 61-1280/TJ

## 《火炮发射与控制学报》网络首发论文

题目：基于组合模型预测火炮初速的研究与应用  
作者：田珂，陈铎  
网络首发日期：2020-10-16  
引用格式：田珂，陈铎. 基于组合模型预测火炮初速的研究与应用. 火炮发射与控制学报. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1280.tj.20201016.1548.002.html>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于组合模型预测火炮初速的研究与应用

田珂, 陈 铎

(中国人民解放军 63850 部队, 吉林 白城 137001)

**摘 要:** 火炮初速决定着在复杂战场环境中能否准确打击敌人, 而准确预测出火炮初速关系到在不经试射的情况下能否成功命中目标。预测火炮初速往往采用某种单一模型, 虽然建模简单但是只能提取出火炮初速中的某一特征, 从而导致预测精度并不理想。针对这种情况, 选取了某型火炮 3 组不同的初速数据进行分析, 提出利用 ARIMA 时间序列模型、GM(1,1)灰色模型及 BP 神经网络模型进行预测, 既能提取出火炮初速中的线性成分又能提取出非线性成分, 同时为了最大限度发挥出单一模型的预测优势, 利用 3 个单一模型建立了组合模型, 并利用实测数据对各个模型预测精度进行了检验。结果表明, 组合模型能更好地发挥出所有模型的预测优势, 预测的精度更高, 更适合作为火炮初速预测的有效模型。

**关键词:** 火炮初速; ARIMA 模型; GM(1,1)模型; BP 神经网络模型; 组合模型

中图分类号: TJ35

文献标识码: A

## Research and Application of Composite Model-Based Prediction of Gun Muzzle Velocity

TIAN Ke, CHEN Duo

(Unit 63850 of PLA, Baicheng 137001, Jilin, China)

**Abstract:** The gun muzzle velocity determines the ability to accurately strike the enemy in a complex battlefield environment, and the accurate prediction of the gun muzzle velocity is related to the success of hitting the target without test firing. A single model is often used to predict gun muzzle velocity. Although the modeling is simple, only a certain feature of gun muzzle velocity can be extracted, so the prediction accuracy is not ideal. To address this situation, three different groups of muzzle velocity data of a certain type of gun were selected for analysis, and it was proposed to use ARIMA time series model, GM (1,1) gray model and BP neural network model for prediction, which can extract both linear and nonlinear components of the muzzle velocity of the gun. And at the same time, in order to maximize the advantages of a single model for prediction, a combination model was established based on three single models, with the prediction accuracy of each model tested by using the measured data. The results show that the combined model can better exploit the prediction advantages of all the models, with higher prediction accuracy, and is more suitable as an effective model for gun muzzle velocity prediction.

**Keywords:** gun muzzle velocity; ARIMA model; GM (1,1) model; BP neural network model ; composite model

现代战场环境中, 能够精确打击敌人成为火炮射击的重要目标, 而这决定于火炮射击精度是否准确。影响火炮射击精度的因素有很多, 火炮初速是火控系统解算或射表计算的重要参数之一, 直接影响火炮系统的命中精度<sup>[1]</sup>。如何在不经

试射的条件下把握短暂的战机准确打击目标, 对火炮初速预测就成为了重要的研究目标。目前预测火炮初速的方法有很多<sup>[2-4]</sup>, 这些单一模型的优点是建模简单, 缺点是只能预测出火炮初速中的某一特征, 预测的精度有限。火炮初速可以看

**作者简介:** 田珂 (1987—), 男, 硕士, 工程师, 主要从事武器装备雷达测试技术研究。E-mail:1171575074@qq.com

作以弹序为参数的时间序列，单一模型无法同时提取出火炮初速中的线性成分和非线性成分，导致预测精度不理想。根据 Bates 和 Granger 对组合预测模型的研究，可以把多种预测方法所得到的预测结果进行综合考量，这样能较大限度地利用多种预测方法的样本信息，考虑问题更全面，减少单个预测模型受各种随机因素的影响，进而提高模型预测的精度<sup>[5]</sup>，因此选择利用 ARIMA 模型、GM(1,1)灰色模型与 BP 神经网络模型构建组合模型提高预测火炮初速的精度。

# 1 ARIMA 模型建模

## 1.1 平稳性检验

检验时间序列的平稳性，通常有时序图检验和单位根检验。由于时序图检验平稳性的方法带有一定的主观性，精度不高，所以需要利用 ADF 单位根检验法准确检验平稳性<sup>[6]</sup>。ADF 单位根检验法就是对时间序列构造检验统计量  $t$ ，根据  $t$  对应的概率  $p$  的值与临界统计值进行比较来检验时间序列是否有单位根。临界统计值通常设为 0.05，如果  $p < 0.05$ ，说明原始序列不存在单位根是平稳的；如果  $p \geq 0.05$ ，说明原始序列存在单位根是非平稳的。

## 1.2 白噪声检验

通常用 LB 统计量检验法检验时间序列是否为白噪声序列。给定临界统计值  $\alpha=0.05$ ，如果检验统计量  $t$  对应的概率  $p \geq 0.05$ ，说明原始序列为白噪声序列，如果检验统计量  $t$  对应的概率  $p < 0.05$ ，说明原始序列存在相关性为非白噪声序列。

## 1.3 模型识别

根据平稳非白噪声序列的自相关图 (ACF) 和偏自相关图 (PACF) 的特征就可以确定模型类别，各个模型相关图的特点如表 1 所示。ARMA 称为自回归移动平均模型，AR( $m$ )是自回归过程， $m$  是自回归过程的系数，MA ( $n$ )是移动平均过程， $n$

是移动平均过程的系数，但大多数时间序列都是非平稳的，这时就需要进行差分处理把原始非平稳时间序列转换为平稳时间序列，需要进行差分处理的时间序列模型为 ARIMA( $m,d,n$ )，称为差分自回归移动平均模型，等于是在 ARMA 模型的基础上进行差分处理， $d$  是差分次数。

表 1 ARMA 模型识别原则

模型	自相关系数	偏自相关系数
AR( $m$ )	拖尾	$m$ 阶截尾
MA( $n$ )	$n$ 阶截尾	拖尾
ARMA( $m,n$ )	拖尾	拖尾

## 1.4 模型定阶及模型评价

通常采用 AIC 准则（最小信息准则）和 BIC 准则（舒瓦特信息准则）确定模型阶数，与自相关图和偏自相关图相比，这两种准则能更准确的确定模型阶数，原则上使得 AIC 和 BIC 值最小的模型就是最佳模型。通常采用极大似然估计法来估计时间序列模型的相关参数。要检验所建立的模型是否合理通常用两个指标进行评价：

- 1) 判断模型残差是否是平均值为 0 且方差为常数的正态分布。
- 2) 模型的残差是否满足独立性要求，即模型残差是否是白噪声。

# 2 GM(1,1)灰色模型建模步骤

GM(1,1)模型是应用最为普遍的一种灰色动态预测模型，设有原始序列如下所示：

$$y^{(0)} = (y^{(0)}(1), y^{(0)}(2), \dots, y^{(0)}(n)) \quad (1)$$

判断序列  $y^{(0)}$  的级比是否在区间  $[e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}}]$  之内，如果在该区间之内，说明可以建立 GM(1,1) 灰色预测模型<sup>[7]</sup>，级比计算如下所示：

$$\sigma^k = \frac{y^{(0)}(k-1)}{y^{(0)}(k)} \quad (2)$$

对  $y^{(0)}$  序列作一次累加得到：

$$y^{(1)} = (y^{(1)}(1), y^{(1)}(2), \dots, y^{(1)}(n)) \quad (3)$$

对  $y^{(1)}$  可建立一阶线性微分方程:

$$\frac{dy^{(1)}}{dt} + ay^{(1)} = b \quad (4)$$

求解微分方程, 得到  $y^{(1)}$  预测模型:

$$y^{(1)}(k+1) = \left[ y^{(1)}(0) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}, k=1,2,\dots,n \quad (5)$$

式 (5) 是由  $y^{(0)}$  累加得来的, 对其进行累减得到  $y^{(0)}$  的预测模型如下所示:

$$y^{(0)}(k+1) = (e^{-a} - 1) \left[ y^{(0)}(n) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} ; k=1,2,\dots,n \quad (6)$$

通常用后验差检验方法评价 GM(1,1) 模型预测结果的好坏, 主要根据检验结果中的后验差比值  $C$  和小误差概率  $P$  这两个数值来检验。具体检验标准如表 2 所示。

表 2 GM(1,1) 预测结果评价表

$P$	$C$	模型精度
$>0.95$	$<0.35$	好
$>0.80$	$<0.50$	合格
$>0.70$	$<0.65$	勉强合格
$\leq 0.70$	$\geq 0.65$	不合格

### 3 BP 神经网络模型建模步骤

BP 神经网络是最常用的人工神经网络, 是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络, 由输入层、隐含层、输出层构成, 每层由若干个节点组成, 每一个节点代表一个神经元, 上一层与下一层通过权值链接, 典型的 BP 神经网络通常为含有一个隐含层的 3 层网络结构。BP 神经网络算法的学习过程分为信号的正向传播与误差的逆向传播。

1) 正向传播是指输入信号从输入层进入网络经过隐含层的处理后传向输出层。

2) 如果输出层的实际值与期望值不相符或者误差太大, 则进入误差的逆向传播过程, 将输出误差经隐含层传播到输入层并修改权值与阈值。

3) 信号的正向传播与误差的逆向传播导致权值和阈值的修改过程是循环往复进行的, 这个过程一直持续到输出的误差逐渐减少到可接受的程度或达到设定的学习次数为止, BP 神经网络具有非常强的自适应和推广概括能力, 特别适用于求解内部机制复杂的问题, 适合用于火炮初速预测, 一个 3 层 BP 神经网络模型可以实现从输入到输出的任意非线性映射<sup>[8]</sup>。

### 4 组合模型建模及模型评价

由于火炮初速是一种特殊的时间序列, 既含有稳定的不变规律又具有一定的随机性, 即同时包含线性特征和非线性特征, 而 ARIMA 模型和 GM(1,1) 模型都属于线性预测, 能够提取出火炮初速中的线性特征, BP 神经网络模型属于非线性映射模型, 能够提取出火炮初速中的非线性特征, 所以为了充分发挥各个模型的优势, 最大限度提升预测精度, 利用 ARIMA 模型、GM(1,1) 模型与 BP 神经网络模型建立组合模型, 既具有线性预测能力又具有非线性预测能力。组合预测模型就是先利用每个模型对时间序列进行预测, 然后对单项预测结果使用适当的方式进行加权平均, 最后把加权平均值作为最终预测结果的一种方法, 具体原理是利用单项预测方法的误差平方和计算出权系数, 再乘以单项预测值就得到组合模型预测的结果, 具体数学原理如式 (7) 和 (8) 所示<sup>[5]</sup>:

$$y_t = \sum_{j=1}^m \varphi_j y_{tj} = \varphi_1 y_{t1} + \varphi_2 y_{t2} + \dots + \varphi_j y_{tj} \quad (7)$$

$$\varphi_j = \frac{e_j^{-1}}{\sum_{j=1}^m e_j^{-1}} \quad (8)$$

式中:  $y_t$  为组合模型第  $t$  期实际预测值;  $t=1,2,\dots,n$ ;  $\varphi_j$  为第  $j$  个模型的权系数;  $y_{tj}$  为第  $j$  个模型第  $t$  期的单个预测值;  $e_j$  为第  $j$  个模型的误差平方和。

选取 3 组不同火炮初速数据来分析验证各个模型预测火炮初速精度的高低, 3 组初速数据分



别记为 DATA1、DATA2 和 DATA3, DATA1 和 DATA3 分别共有 29 发初速数据, 分别将 DATA1 和 DATA3 的第 1~25 发作为训练数据, 第 26~29 发作为测试数据, 每个训练数据建模预测出一发初速, 再把下一发初速的真实值带入训练数据再预测下一发, 最后分别得到 DATA1 和 DATA3 的第 26~29 发初速数据的预测值, 通过与各自的第 26~29 发真实值进行比较, 判断各个模型预测精度的高低。DATA2 共有 65 发初速数据, 把 DATA2 的第 1~55 发初速作为训练数据, 第 56~65 发初速作为测试数据, 每个训练数据建模预测出一发初速数据, 再把下一发的真实值带入训练数据再预测下一发, 最后得到 DATA2 第 56~65 发初速数据的预测值, 与真实值进行比较, 判断模型预测精度的高低, 先以 DATA1 为例来分析各个模型建模预测的过程。

#### 4.1 ARIMA 模型实验验证

DATA1 第 1~29 发数据的时序关系如图 1 所示。从图 1 中可知 DATA1 第 1~25 发数据并没有在某一固定常数上下浮动, 而是随着时间在做随机波动, 有轻微单调向上的趋势。

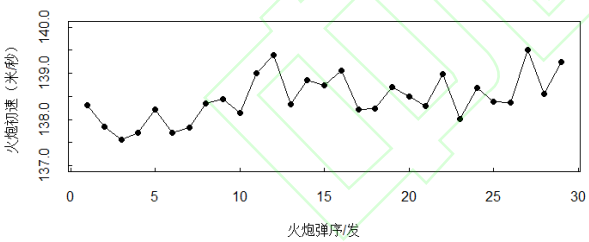


图 1 DATA1 第 1~29 发初速时序图

利用 Rstudio 软件检验 DATA1 第 1~25 发数据的单位根得到的  $t$  统计量为 0.304, 对应的  $p$  值为 0.7045, 大于临界统计值 0.05, 所以 DATA1 第 1~25 发数据是非平稳的。经过检验确定 DATA1 第 1~25 发数据为一阶差分平稳非白噪声序列, 满足建立时间序列模型的前提条件。检验 DATA1 第 1~25 发数据一阶差分后的自相关图和偏自相关图均呈现出拖尾的现象, 所以建立的模型类别

为  $ARIMA(m,d,n)$ 。

为了准确确定模型阶数, 利用 BIC 信息准则确定出在  $m = 1 \sim 5$ ,  $n = 1$  时模型最优, 因此对  $ARIMA(1,1,1)$ 、 $ARIMA(2,1,1)$ 、 $ARIMA(3,1,1)$ 、 $ARIMA(4,1,1)$ 、 $ARIMA(5,1,1)$  进行对比, 使得 BIC 值和 AIC 值最小的模型就是最佳预测模型<sup>[9]</sup>, 对比结果如表 3 所示。可以确定  $ARIMA(1,1,1)$  就是最佳预测模型。利用极大似然估计的方法估计出模型  $ARIMA(1,1,1)$ <sup>[9]</sup> 的参数为  $(-0.163\ 3, -0.538\ 1)$ , 分别为自回归过程的系数和移动平均过程的系数。

表 3 模型对比

模型	AIC	BIC
ARIMA(1,1,1)	144.11	147.64
ARIMA(2,1,1)	144.37	149.09
ARIMA(3,1,1)	145.04	150.93
ARIMA(4,1,1)	145.69	152.76
ARIMA(5,1,1)	147.15	155.40

绘制  $ARIMA(1,1,1)$  模型残差的直方密度图和残差 QQ 图, 分别如图 2、3 所示, 残差用统计指标 residuals 表示, m1 代表所建立的模型, 残差直方密度图横坐标代表残差分布的区间大小, 纵坐标代表每个区间残差分布的密度大小。从直方密度图可以看出模型残差基本上服从均值为零方差为常数的正态分布。残差 QQ 图用来检验残差是否服从正态分布, 纵坐标代表残差实际分位点 (实际分布情况), 横坐标代表残差理论分位点 (标准正态分布的分位点), 圆圈表示残差实际分位点与理论分位点配对形成的散点数据, 直线是根据实际分位点与理论分位点绘制的正态分布参考线, 如果残差服从正态分布, 那么图中主要的散点数据应该分布在直线附近, 图 3 显示大多数数据点分布在一条直线上, 所以残差的正态性通过了检验<sup>[10]</sup>。为了排除主观性, 更准确地检验残差正态性, 利用 Shapiro-Wilk 检验法对

$m1\$residuals$  的正态性进行检验。检验结果中的  $p$  值反映  $m1\$residuals$  服从正态分布的概率,  $p$  值越大, 说明  $m1\$residuals$  服从正态分布的概率越大,  $p$  值越小, 说明  $m1\$residuals$  服从正态分布的概率越小, 通常与临界统计值  $\alpha=0.05$  进行比较, 如果  $p>0.05$ , 说明残差服从正态分布, 否则不服从正态分布。利用 Shapiro-Wilk 检验法对  $m1\$residuals$  的正态性检验结果显示  $t$  统计量的值为 0.971, 对应  $p$  值为 0.683 大于临界统计值 0.05, 进一步确定残差  $m1\$residuals$  服从正态分布。检验  $m1\$residuals$  的独立性,  $t$  统计量对应的  $p$  值为 0.868 6, 显著大于临界值 0.05, 表明残差  $m1\$residuals$  是独立的, 即  $m1\$residuals$  满足白噪声的要求, 所以 ARIMA(1,1,1)模型通过了检验, 可以用作预测模型。

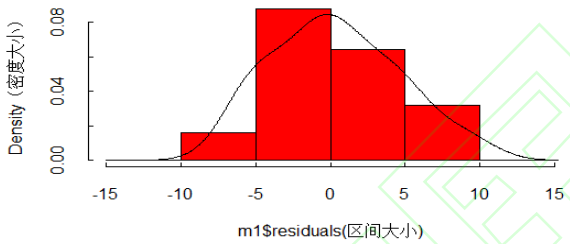


图2 残差直方密度图

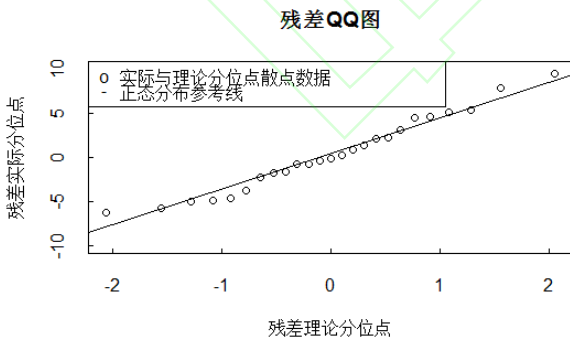


图3 残差 QQ 图

利用上述建模方法, 分别将 DATA1 第 1~26 发、第 1~27 发、第 1~28 发数据作为样本数据建模预测, 最后总共得到 DATA1 第 26~29 发初速数据的真实值与预测值的关系

如图 4 所示, 通过计算得到预测值与真实值的平均相对误差为 0.320%, 基本上满足火炮初速预测的精度要求<sup>[4]</sup>, 所以利用 ARIMA 模型预测火炮初速的方法是可行的。

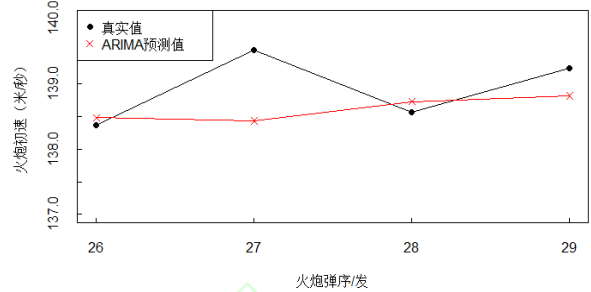


图4 DATA1 第 26~29 发真实值与 ARIMA 预测值关系

#### 4.2 GM(1,1)模型实验验证

经过检验发现 DATA1 第 1~25 发初速的级比都处于区间  $[0.9259611, 1.079959]$  之中, 因此 DATA1 第 1~25 发初速数据符合 GM(1,1)模型的建模要求, 灰色预测结果显示后验差比值  $C=0.5030753$ , 预测精度概率  $P$  值为 0.9974713, 模型拟合精度为勉强合格<sup>[11]</sup>, 可以建立 GM(1,1)灰色预测模型, 经过建模预测就得到了 DATA1 第 26 发初速数据的预测值, 利用同样的建模预测方法, 分别再把 DATA1 第 1~26 发、第 1~27 发、第 1~28 发数据作为训练数据, 经过建模预测最终就得到 DATA1 第 26~29 发初速数据的预测值, 真实值与预测值的关系如图 5 所示, 预测值与真实值的平均相对误差为 0.336%。

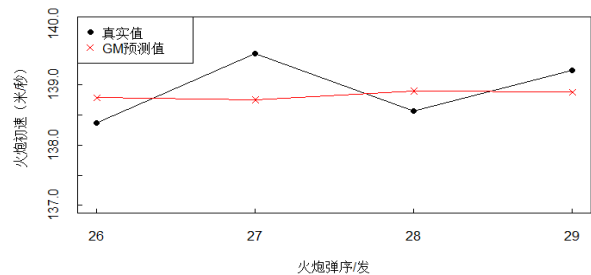


图5 DATA1 第 26~29 发真实值与 GM 预测值关系

#### 4.3 BP 神经网络模型实验验证

利用 3 层 BP 神经网络建模预测, 把 DATA1 第 1~25 发数据作为训练数据建立 BP 神经网络预

测模型,把 DATA1 第 26~29 发数据作为测试数据检验所建模型预测的准确性。针对训练数据而言,按照每 4 发数据作为输入信号第 5 发数据作为输出信号构建 BP 神经网络模型,得到输出信号与输入信号的关系为  $s(v)=[s(v-4),s(v-3),s(v-2),s(v-1)]$ ,公式左边为输出信号,右边为输入信号,这样 DATA1 第 1~25 发训练数据就构建成了行数为 21、列数为 5 的数据集,第 1~4 列为输入信号,第 5 列为输出信号<sup>[5]</sup>。因此可以确定 BP 神经网络模型的输入层的节点数  $r=4$ ,输出层节点数  $l=1$ ,中间层的节点数  $u$  按照经验式 (8) 确定:

$$u = \sqrt{r+l} + e \quad e \in [1,10] \quad (9)$$

经过反复计算确定中间层的节点数  $u=6$ ,误差精度设为 0.001,最大训练次数设为 2000,最终经过 66 次训练算法完美收敛,这时把 DATA1 第 22~25 发数据作为输入信号带入到建立好的 BP 神经网络模型中,可以得到第 26 发初速数据的预测值。采用同样的方法,分别将 DATA1 的第 1~26 发、第 1~27 发、第 1~28 发数据作为训练数据建立 BP 神经网络模型,可以得到第 27~29 发初速数据的预测值,最终第 26~29 发真实值与预测值的关系如图 6 所示,预测值与真实值的平均相对误差为 0.603%。

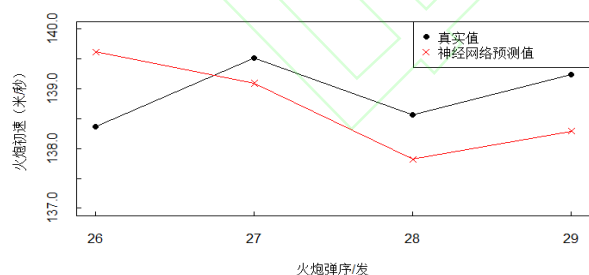


图 6 DATA1 第 26~29 发真实值与神经网络预测值关系

#### 4.4 组合预测模型及实验验证

通过组合模型的建模原理可以计算出利用 DATA1 第 1~25 发数据建立组合模型时,ARIMA、GM(1,1)、BP 神经网络模型的权系数分为 (0.924 6, 0.067 9, 0.007 5),因此分别把 DATA1 的第

1~25 发、第 1~26 发、第 1~27 发、第 1~28 发作为样本数据,利用组合模型进行预测,得到 DATA1 第 26~29 发真实值与各个模型预测值的关系如图 7 所示,组合模型的预测值与真实值的平均相对误差为 0.232%。

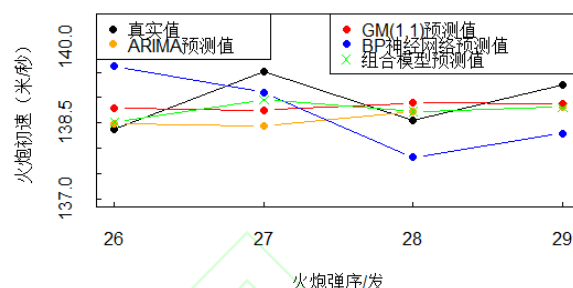


图 7 DATA1 第 26~29 发真实值与各模型预测值关系

采用同样的方法对 DATA2 和 DATA3 进行建模预测,DATA2 第 1~65 发初速的时序图如图 8 所示,经过建模预测得到 DATA2 第 56~65 发初速真实值与各模型预测值的关系如图 9 所示,其中 ARIMA 模型的平均相对误差为 0.309%,GM 模型的平均相对误差为 0.312%,BP 神经网络模型的平均相对误差为 0.482%,组合模型的平均相对误差为 0.262%。DATA3 第 1~29 发初速的时序图如图 10 所示,建模预测得到 DATA3 第 26 发~29 发真实值与各模型预测值的关系如图 11 所示,其中 ARIMA 模型的平均相对误差为 0.129%,GM 模型的平均相对误差为 0.221%,BP 神经网络模型的平均相对误差为 0.259%,组合模型的平均相对误差为 0.063%。

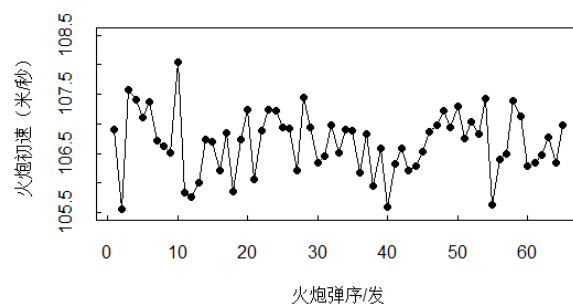


图 8 DATA2 第 1~65 发初速时序图

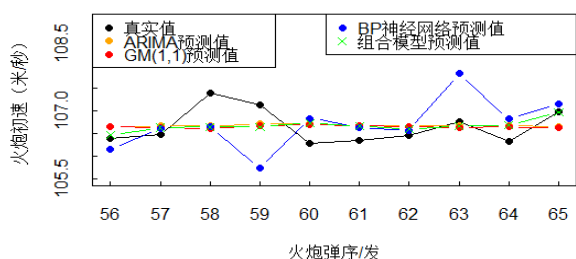


图9 DATA2 第56~65发真实值与各模型预测值关系图

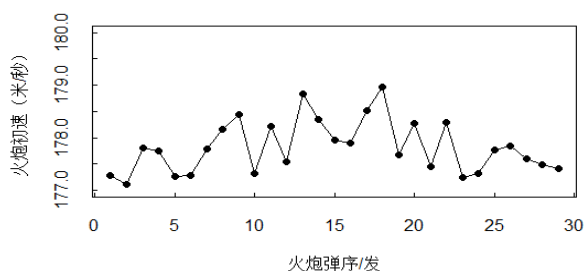


图10 DATA3 第1~29发初速时序图

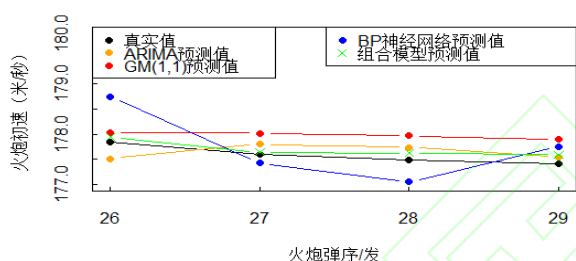


图11 DATA3 第26~29发真实值与各模型预测值关系

从以上预测过程及误差结果可以看出,针对3组不同的火炮初速而言,ARIMA模型、GM(1,1)灰色模型以及BP神经网络模型预测的精度高低也不一样,但是组合模型预测的初速数据的平均相对误差始终小于所有单个模型,这是因为组合模型最大限度的发挥出了3个模型的优势,预测出了火炮初速中的线性特征和非线性特征,预测的火炮初速数据精度更高,更加准确可信。

## 5 结束语

分别利用ARIMA模型、GM(1,1)模型及BP神经网络模型及其组合模型对3组不同的火炮初速进行预测分析,从预测结果可以看出所有模型都通过了检验,预测的数据也基本满足火炮初速

的精度要求,同时对误差结果进行了对比分析,发现组合模型预测的火炮初速的平均相对误差小于所有单个模型,说明利用ARIMA模型、GM(1,1)灰色模型与BP神经网络模型建立的组合模型能有效提高预测火炮初速的精度,预测的结果也更加准确可信。

## 参考文献

- [1] 舒延春.舰炮测速雷达的初速预测精度分析[J].舰船电子工程, 2014, 34(3): 80-83.
- [2] 梁世超,邱文坚.自行加榴炮的初速预测方法[J].火炮发射与控制学报, 2000(4): 6-11.
- [3] 张胜民,刘云赋.一种基于“GM(1,1)”模型的火炮初速灰预测方法[J].指挥控制与仿真, 2007, 29(5): 67-69.
- [4] 卢金柱,鲁小强.火炮射击初速灰色预测方法研究[J].舰船电子工程, 2010, 30(11): 34-36.
- [5] 单锐,王淑花,李玲玲,等.基于ARIMA、BP神经网络与GM的组合模型[J].辽宁工程技术大学学报, 2012, 31(1): 118-122.
- [6] 尧姚,陶静,李毅.基于ARIMA-BP组合模型的民航旅客运输量预测[J].计算机技术与发展, 2015, 25(12): 147-151.
- [7] 董志勇,刘洋.火炮初速灰色预测建模与精度分析[J].探测与控制学报, 2008, 30(增刊1): 108-110.
- [8] 王国辉,张宝栋,李向荣.基于遗传算法的BP神经网络火炮身管烧蚀磨损量预测[J].火炮发射与控制学报, 2019, 40(4): 6-10.
- [9] 常国珍,曾珂,朱江.用商业案例学R语言数据挖掘[M].北京:电子工业出版社, 2017, 424.
- [10] 洪锦魁,蔡桂宏.R语言——迈向大数据之路[M].北京:清华大学出版社, 2016, 359-361.
- [11] 程敬春,杨宛章,张刘洁.运用GM(1,1)模型对新疆农机总动力发展状况预测[J].新疆农机化, 2012(1): 26-28.