

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.10.007

一种战场物资消耗自适应预测模型

杜秋¹, 苏喜生¹, 高良², 许子君¹

(1. 军事经济学院军需系 武汉 430035; 2. 军事经济学院襄樊分院, 湖北 襄阳 441000)

摘要: 为解决战场物资消耗这一复杂非线性问题, 在分析传统消耗预测方法的基础上, 设计一套战场物资消耗量的自适应预测模型, 对卡尔曼滤波的自适应机制进行详细探讨, 并通过算例对自适应预测模型进行检验。结果表明: 该模型能有效克服由于战场的不确定因素对物资消耗预测所带来的影响, 在一定阈值范围内, 控制预测值和实际值的误差, 实现对战场物资消耗量相对准确的预测。

关键词: 卡尔曼滤波; 战场物资消耗; 预测模型; 自适应

中图分类号: TJ06 **文献标志码:** A

Research on A Self-Adaptive Forecast Model of Material Consumption in Battlefield

Du Qiu¹, Su Xisheng¹, Gao Liang², Xu Zijun¹

(1. Quartermaster Department, Military Economy Academy, Wuhan 430035, China;

2. Xiangfan Branch, Military Economy Academy, Xiangfan 441000, China)

Abstract: To solve the complex non-linear problem of material consumption in battlefield, a new self-adaptive forecast model of material consumption in battlefield is established in this paper, based on the analysis of traditional forecasting method, and the self-adaptive mechanism based on Kalman filter is discussed in detail, which is tested by an instance. The result shows that the model can achieve a relatively accurate prediction by overcoming the impact of uncertainties in battlefield, and the error between predictive value and actual value can be controlled within a certain threshold.

Keywords: Kalman filter; material consumption in battlefield; forecast model; self-adaptive

0 引言

随着现代预测理论与预测方法的不断发展及其在军事领域中的广泛应用, 使得我们可以在定性思考的基础上, 对战场物资消耗进行精确的、量化地描述, 建立更加科学的战时物资消耗预测机制和模型^[1]。但目前关于战场物资消耗预测的研究还比较少, 仅有的研究也主要局限在定性分析方面。

传统的消耗预测方法主要有统计分析法、指数平滑法、神经网络法等^[2-3]。它们的共同缺点主要是: 一是过度依赖经验数据, 由于信息化战场的复杂多变性, 每一场战争的物资消耗情况并不一定会有相似性, 这样预测出来的结果容易与实际消耗量出入较大; 二是缺乏自适应机制对模型进行实时修正, 物资消耗预测一旦出现偏差将难于进行及时修正^[4]。因此, 笔者设计了一套应用卡尔曼滤波进行自适应控制的战场物资消耗预测模型, 以解决上述问题。

1 战场物资消耗量自适应预测模型

1.1 建立预测模型

战场物资消耗是一个非线性的复杂问题。对于复杂非线性问题, 可以采用非线性方程线性化的思

路分阶段解决。将贯穿作战全过程的物资消耗分成不同的阶段, 在允许一定误差的情况下, 可以把短时间内的物资消耗看成一个匀速增长的线性过程。当物资消耗大于一定误差时进行修正, 进入下一个线性过程。

假设在较短阶段中物资消耗速度为匀速增长, 可建立低阶的物资消耗模型

$$x_{k+1} = x_k + V_k \Delta t \quad (k \geq 0) \quad (1)$$

其中: V_k 为第 $k+1$ 次数据上报与第 k 次数据上报间的物资消耗速度, 有:

$$V_k = \Delta x / \Delta t = (x_{k+1} - x_k) / \Delta t$$

通过不断上报数据, 模型依靠采集的实际消耗数据建立线性增长的物资消耗曲线, 表现出战场中随着作战时间持续物资消耗不断增长的特点, 采集数据次数越多, 间隔越短, 模型与实际消耗情况就越接近。但在实际战场环境中, 难以保证数据传输实时畅通, 未获取实际消耗数据时, 只有通过预测的方式获取与较接近实际的数据。

在每次获取的实际数据基础上, 将最新数据与预测的阈值对比, 如果误差在阈值范围内, 则继续以现有参数进行预测, 当误差超过阈值后, 更新预

收稿日期: 2011-06-16; 修回日期: 2011-07-14

作者简介: 杜秋(1984—), 男, 江西人, 博士研究生, 从事军队后方专业勤务研究。

测起点与参数, 进行新的预测。如图 1。

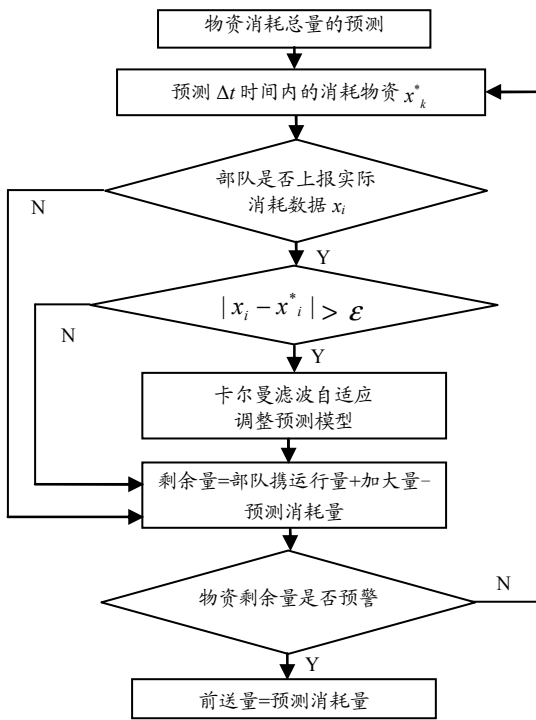


图 1 物资消耗预测过程

设 $k+1$ 次上报数据 x_{k+1} , 数据未上报之前, 可根据现有实际数据生成 $k+1$ 次的预测 $x_{k+1}^* = x_k + V_k^* \Delta t$ 。

当预测值与实际值间的差别大于阈值 ε , 即 $|x_{k+1}^* - x_{k+1}| > \varepsilon$ 时, 以实际值 x_{k+1} 修正预测模型, 通过自适应方式获取 V_{k+1}^* , 在 $k+2$ 次预测时

$$x_{k+2}^* = x_{k+1}^* + V_{k+1}^* \Delta t \quad (2)$$

而差别小于阈值 ε 时, 则仍然以原有预测模型进行下一步的预测。在 $k+2$ 次预测时仍然采用 $k+1$ 次预测值 x_k , 采集的实际数据将保存为自适应的数据样本

$$x_{k+2}^* = x_k + V_k^* (t_{k+2} - t_k) \quad (3)$$

这种预测方式可在数据量较少的情况进行有效预测, 较符合战场实际条件。预测的结果虽然有一定误差, 但只要选择合适的阈值, 可以将误差控制在可接受范围之内, 而且模型的计算量较小, 有利于快速获取结果用于下一步的决策。

不同类别的物资对于作战的影响不同, 不同物资的消耗速度也不尽相同, 因此需要为不同类别物资选择不同的阈值 ε 和统计时间间隔 Δt , 当预测消耗与实际消耗的误差达到阈值或报告时间间隔达到统计时间后向上级报告, 而不是每时每刻上报消耗

情况, 从而减少对网络带宽的占用。

1.2 自适应机制

当预测消耗量与实际消耗量的误差超过阈值时, 通过卡尔曼滤波对模型进行自适应调整, 使预测消耗速度与实际消耗速度相符。

卡尔曼滤波是一种递推线性最小方差估计技术, 它采用递推形式, 在以前某时刻状态估值的基础上, 根据当前时刻的测量值, 递推得到当前时刻的状态估值^[5]。

模型 (1) 可定义矢量 x_k 为:

$$x_k = [X_k, V_k]^T$$

预测模型的状态方程为:

$$x_{k+1} = \Phi_{k+1|k} x_k + \Gamma_{k+1|k} d_k$$

式中: $\Phi_{k+1,k} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $\Gamma_{k+1,k} = \begin{bmatrix} \Delta t \\ 0 \end{bmatrix}$ 。其中: $\Delta t = t_k - t_{k-1}$;

d_k 是物资的消耗速度干扰。

预测模型的观测方程为: $y_k = H_k x_k + g_k$

其中: $H_k = [1 \ 0]$; g_k 是在 k 次预测时实际反馈值的测量误差; d_k 、 g_k 为相互间独立的白噪音, 其统计特性为:

$$E[d_k] = 0 \quad E[d_k^2] = Q_k$$

$$E[g_k] = 0 \quad E[g_k^2] = R_k$$

Q_k 为速度误差的方差值。可用 $k-1$ 时刻的速度误差的平方近似表示。

$$Q_k = \left(\frac{z_{k-1} - y_{k-1}}{\Delta t} \right)^2$$

其中 z_k 为 k 时刻的物资消耗实际值。

R_k 为消耗量误差的方差值, 可用 $k-1$ 时刻的消耗量误差的平方近似表示。

$$R_k = (z_{k-1} - y_{k-1})^2 \quad E[\text{wkgk}] = 0$$

状态一步预测: $\hat{x}_{k|k-1} = \Phi_{k|k-1} \hat{x}_{k-1}$

一步预测误差方差阵:

$$P_{k|k-1} = \Phi_{k|k-1} P_{k-1} \Phi_{k|k-1}^T + \Gamma_{k|k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k|k-1}^T$$

滤波增益矩阵: $K_k = P_{k|k-1} H_k^T [H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k]^{-1}$

状态最优估计:

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_k - H_k \hat{x}_{k|k-1})$$

估计误差方差阵: $P_k = [I - K_k H_k] P_{k|k-1}$

速度修正值: $V_k^* = (\hat{x}_k - X_{k-1}) / \Delta t$

\hat{x}_k 即为通过 k 次预测和实际数据反馈后对预测模型自适应后对 k 次预测的估计值, 根据 $\hat{v}_{k-1} = (\hat{X}_k - X_{k-1}) / \Delta t$, 可得出 $k+1$ 次预测模型为:

$$x_{k+1}^* = x_k + V_k^* \Delta t \quad (4)$$

其中 x_{k+1}^* 为 $k+1$ 步预测值; x_k 为第 k 步实际值; V_k^* 为考虑实际值 x_k 后的适应值。

2 算例分析

2.1 情景描述

参战人数 P 为 15000 人, 粮食标准 S 为 0.8 kg/人, 储备量 $H=2$ 日份=1.6 kg/人, 单日损耗率 4%。

假设每天上报的实际消耗值如表 1。

表 1 上报消耗值

时间/d	消耗量/t	累计消耗量/t	时间/d	消耗量/t	累计消耗量/t
1	12.5	12.5	8	20.0	126
2	12.8	25.3	9	18.5	144
3	13.0	38.3	10	21.0	165
4	13.4	51.7	11	6.0	171
5	12.8	64.5	12	8.0	179
6	20.0	84.5	13	7.0	186
7	21.0	105.5			

在实际运行中, 实际值的获得是比较滞后的, 这里主要是为了讨论卡尔曼滤波对预测模型的修正效果, 所以首先设定实际值是给定的。

粮食预测消耗量:

$$x_1 = 0.8 \times 15\,000 + 1\,600 \times 15\,000 \times 0.04 = 12\,960 \text{ kg} = 12.96 \text{ t}$$

由于这是一天的消耗量, 得 $v_1 = x_1 / \Delta t = 12\,960 \text{ kg} / \text{d} = 12.96 \text{ t/d}$ 。

1) 建立预测模型: $x_{k+1} = x_k + v_k \Delta t$;

2) 阈值 $\epsilon = 4 \text{ t}$;

3) 根据预测模型 $x_{k+1} = x_k + v_k \Delta t$ 算出预测消耗量 $x_0=0$; $x_1=12.96$; $x_2=x_1+v_1 \cdot \Delta t=25.9$; $x_3=38.9 \dots$ 。

2.2 基于卡尔曼滤波的自适应预测效果

1) 建立卡尔曼滤波方程

预测模型的状态方程为: $x_{k+1} = \Phi_{k+1|k} x_k + \Gamma_{k+1|k} d_k$, 其中矢量 x_k 定义为: $x_k = [X_k, V_k]^T$ 。

2) 确定初始值

将物资消耗量作为随机变量, 则可得零时刻的初值为:

$$x_0 = 0; v_0 = 0; E[x_0] = 0; E[v_0] = 0; E[x_0 v_0] = 0$$

并设 $P_0 = \begin{bmatrix} p_{11} & 0 \\ 0 & p_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}$

其中 $R_0=5$; $Q_0=5$; 另有: $H_k = [1 \ 0]$ 。

$$\Phi_{k+1,k} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \Gamma_{k+1,k} = \begin{bmatrix} \Delta t \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

根据卡尔曼滤波方程递推计算得:

当 $k=6$ 时, 因为 $|z_6 - x_6| = 6.8 > \epsilon$, 对模型进行

修正, $x_6 = z_6$, 根据递推算算法进一步计算 $k=7$ 时的最优估计值:

$$\hat{x}_7 = \begin{bmatrix} 103.4 \\ 12.2 \end{bmatrix}$$

其中 z_i 为第 i 天实际累计消耗量。

修正后的速度 $\hat{v}_6 = (\hat{X}_7 - z_6) / \Delta t = (103.4 - 84.5) / 1 = 18.9$, \hat{X}_7 为向量 \hat{x}_7 的第一个值, 也就是最优消耗量估计值。进一步递推计算得:

当 $k=12$ 时, 因为 $|z_{12} - x_{12}| = 12.0 > \epsilon$, 对模型进行修正, $x_{12} = z_{12}$, 根据递推算算法进一步计算 $k=13$ 时的最优估计值:

$$\hat{x}_{13} = \begin{bmatrix} 177.7 \\ 12.2 \end{bmatrix}$$

修正后的速度 $\hat{v}_{12} = (\hat{X}_{13} - z_{12}) / \Delta t = 6.0$ 。进一步递推计算, 得出卡尔曼滤波后的预测消耗量与实际消耗量的对照图如图 2。

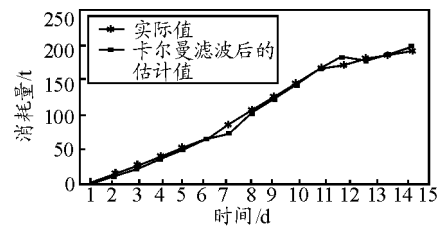


图 2 卡尔曼滤波对照图

从图 2 可以看出, 经过几次递推计算消耗量估计值已经非常接近实际值了, $k=7$ 时实际消耗曲线发生跳变, 消耗速度明显快于前期消耗速度, 但经过几次滤波后估计值曲线慢慢又逼近了实际值, ($k=11$ 时, 实际消耗量为 165 t, 估计消耗量都为 165.5 t), 在 $k=12$ 时实际消耗曲线再一次发生跳变, 实际消耗速度明显变缓, 但经过几次滤波后估计曲线还是再一次逼近了实际值。