

基于自适应卡尔曼滤波和 深度前馈神经网络的氚源项反演

张金龙 崔威杰 栗再新
(核工业西南物理研究院 成都 610000)

摘要 氘氚聚变反应被认为是能够最先实现商业发电的聚变反应,但氚的使用也带来了放射性安全问题。为探究适用于聚变堆事故后的大气释放氚源项反演的计算方法,本研究将自适应卡尔曼滤波与深度前馈神经网络相结合,建立聚变堆事故后的氚释放源项估计算法,对氚的释放高度及释放率进行反演。对神经网络使用滤波前后的观测值作为输入数据时的预测源强进行分析。结果表明,滤波能有效降低神经网络的预测误差。当监测数据误差为 20% 时,释放高度反演相对误差均值约为 3%,释放率反演相对误差均值约为 4%。

关键词 自适应卡尔曼滤波,深度前馈神经网络,氚源项反演

中图分类号 TL732

DOI: 10.11889/j.1000-3436.2022-0104

引用该文:

张金龙,崔威杰,栗再新.基于自适应卡尔曼滤波和深度前馈神经网络的氚源项反演[J].辐射研究与辐射工艺学报,2023,41(6):060602. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2022-0104.

ZHANG Jinlong, CUI Weijie, LI Zaixin. Inversion of tritium source term based on adaptive Kalman filter and deep feedforward neural network[J]. Journal of Radiation Research and Radiation Processing, 2023, 41(6): 060602. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2022-0104.



Inversion of tritium source term based on adaptive Kalman filter and deep feedforward neural network

ZHANG Jinlong CUI Weijie LI Zaixin

(Southwestern Institute of Physics, Chengdu 610000, China)

ABSTRACT Deuterium (D) and tritium (T) have been regarded as the first-generation fuels for achieving commercial fusion energy. However, the utilization of the radionuclide tritium introduces concerns related to radioactive safety. This study sought to investigate methods for estimating airborne tritium sources following a fusion reactor incident. An algorithm that combines an adaptive Kalman filter with a deep feedforward neural network was developed to determine the tritium release height and rate. By utilizing observed data both pre- and post-filtering as inputs, the neural network's predictions for the tritium release rate were analyzed. The findings indicate that filtering significantly lowers the prediction errors. Considering a 20% monitoring error, the average relative error for the estimated release height is approximately 3% and that for the release rate is approximately 4%.

KEYWORDS Adaptive Kalman filter, Deep feedforward neural network, Tritium source inversion

CLC TL732

第一作者: 张金龙,男,1995年3月出生,现为核工业西南物理研究院硕士研究生,核能科学与工程专业

通信作者: 栗再新,博士,研究员, E-mail: lizx@swip.ac.cn

收稿日期: 初稿 2022-10-19; 修回 2022-11-29

First author: ZHANG Jinlong (male) was born in March 1995. Now he is a graduate student at Southwestern Institute of Physics, majoring in nuclear science and engineering

Corresponding author: LI Zaixin, doctoral degree, professor, E-mail: lizx@swip.ac.cn

Received 19 October 2022; accepted 29 November 2022

聚变堆事故发生后，氚作为一种放射性核素，任其扩散会严重危害公众健康。获取放射性源项（氚）的信息，是确定核事故分级、判断核事故后果及所需采取的应急措施的重要依据。聚变堆的排放烟囱应设有放射性监测系统，但当严重的聚变堆事故发生后，直接测量设备很可能失效，因此，通过外部间接测量获得源项信息尤为重要。聚变堆周围应当配备完善的环境监测系统，其监测功能在事故发生后不会遭到破坏，因此能为氚的源项反演工作提供可靠的数据来源，进而间接地获得源项信息。

如今，大量研究人员投身于核事故源项反演工作中，其中大部分研究人员将数据同化算法与扩散模型相结合，反演方法取得了较大的发展。数据同化主要技术包括变分方法、粒子滤波、层状贝叶斯方法、卡尔曼滤波及由卡尔曼滤波发展出了拓展卡尔曼滤波和集合卡尔曼滤波等^[1]。刘蕴等^[2]基于四维变分资料同化法，采用中尺度大气扩散模型建立针对核事故的源项反演方法，并进行了风洞试验，结果表明，提高风场结构精度及扩散模型适用性能够有效减小误差。郑子豪等^[3]基于粒子滤波与高斯多烟团模型，采用两组检测数据在源项释放率连续多变及检测噪声多变的情况下进行反演，结果误差在±5%附近波动。Astrup等^[4]使用拓展卡尔曼滤波对单烟团的扩散过程进行跟踪，反演了烟团的位置和活度等源项信息，并对沉降模块的不确定度进行了分析，给出了最佳估计值。唐秀秋等^[5]通过将集合卡尔曼滤波与高斯多烟团模型相结合，建立核事故实时释放量计算流程，探究了集成员数、初始值、

扰动值对反演结果的影响。近几年，随着人工神经网络的兴起，因神经网络具有较强的自适应能力、自主学习能力及非线性映射能力而进入了研究人员的视野中。侯闻宇等^[6]基于BP神经网络建立了核事故源项反演算法，并对影响反演精度的参数即隐含层节点数、训练函数、学习率和隐含层数进行了研究。当发生严重的聚变堆事故时，源项释放高度很难进行监测，这会对源项反演的后续工作造成很大的困难。本研究基于高斯多烟团模型生成大量数据以训练深度前馈神经网络，并在模拟数据中加入比例高斯噪声以模拟实际观测数据。使用自适应卡尔曼滤波对监测数据进行滤波，以减少测量误差对反演结果的影响，因为监测点处氚浓度曲线随释放高度不同而不同，采用两监测点的比例关系实现氚释放高度的反演，利用深度前馈神经网络构建氚释放率反演模型。在实际应用中将滤波后的监测数据输入训练好的深度前馈神经网络便可得出相应的反演数据。

1 方法介绍

1.1 深度前馈神经网络

深度前馈神经网络(Deep feedforward neural network, DFNN)由多个人工神经元按一定规律连接而成，其结构包括三部分：输入层、隐含层、输出层^[7]。DFNN的输入层和输出层神经元个数对应输入和输出数据维度，对数据不作处理，中间层可有多层神经元，每个神经元与前一层的所有神经元连接，而层内的神经元之间则没有连接，见图1。

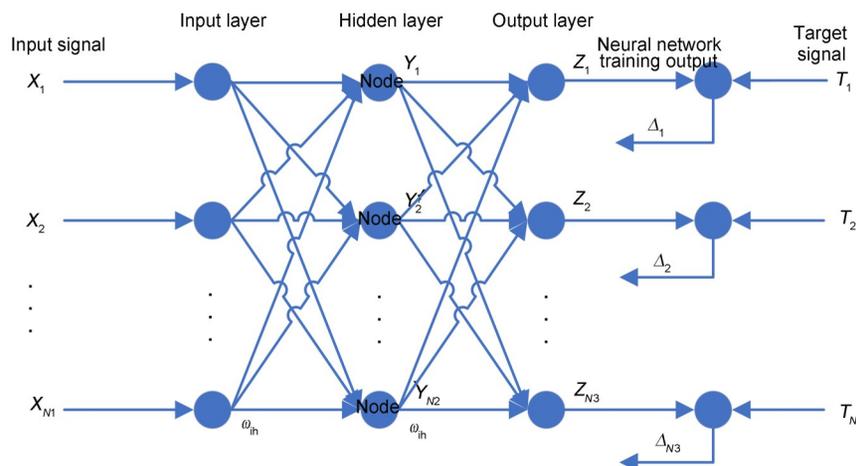


图1 深度前馈神经网络结构图
Fig.1 Deep feedforward neural network structure chart

如图1所示，数据在DFNN中只能单向传递。其中， $X_1 \sim X_{N_1}$ 为输入信号， $Y_1 \sim Y_{N_2}$ 为隐含层节点，隐含层可以为一层或者多层， $Z_1 \sim Z_{N_3}$ 为神经网络训练输出， $T_1 \sim T_N$ 为目标信号。

深度前馈神经网络的训练过程主要包括以下步骤：网络初始化、隐含层输出计算、输出层计算、误差计算、权重更新、阈值更新和迭代结束判断^[8]。

1.2 自适应卡尔曼滤波

自适应卡尔曼滤波是一种将系统辨识与滤波估计有机地结合为一体的滤波方法，其能够在使用测量数据进行滤波时，不断地由滤波本身去判断系统的状态是否发生了变化，通过对模型参数和噪声统计特性进行估计和修正，缩小滤波结果的相对误差。本文采用的ROSE-filter (Rapid ongoing stochastic covariance estimation-filter)是一种使用了自适应计算测量噪声协方差矩阵的拓展卡尔曼滤波模型^[9]。

测量噪声的协方差可以通过式(1)、(2)计算。

$$R_{(i-1)} = \text{Var}(\mathbf{v}_{(i-1)}) = \text{Var}(\mathbf{y}_{(i-1)}) \quad (1)$$

$$R_{(i-1)} = E((\mathbf{y}_{(i-1)} - E(\mathbf{y}_{(i-1)})) \cdot (\mathbf{y}_{(i-1)} - E(\mathbf{y}_{(i-1)}))^T) \quad (2)$$

模型的状态向量更新可以简化为^[9]公式(3)。

$$E(\mathbf{y}_{(i-1)}) = \tilde{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{y}(k) + (I - K \cdot \mathbf{C}_j) \cdot \mathbf{A}_j \cdot \tilde{\mathbf{x}}(k-1) \quad (3)$$

式中： R_i 表示测量噪声协方差； \mathbf{v}_i 表示观测噪声向量； \mathbf{y}_i 表示观测向量； \mathbf{x} 表示状态向量； \mathbf{A}_j 、 \mathbf{C}_j 表示雅各比矩阵； K 表示卡尔曼增益。

1.3 自适应卡尔曼滤波与DFNN相结合的源项反演算法

本文使用自适应卡尔曼滤波算法对聚变堆事故后空气中氙浓度的连续监测数据进行滤波，以减少观测误差对反演结果的干扰，基于DFNN估计氙的释放率。该算法的步骤为：(1)使用基于高斯多烟团模型开发的氙扩散模拟程序生成模拟观测数据；(2)利用自适应卡尔曼滤波算法对模拟观测数据进行滤波，获得滤波后的观测数据；(3)使用滤波后的观测数据，基于不同释放高度下两组观测点浓度比不同，计算获得释放高度的估计值；(4)将释放高度的估计值和滤波后的观测数据合并，获得DFNN的输入数据；(5)将DFNN输入数据输入到训练好的DFNN中，得到氙释放率的估

计值；(6)计算氙释放率。相关流程图如图2所示。

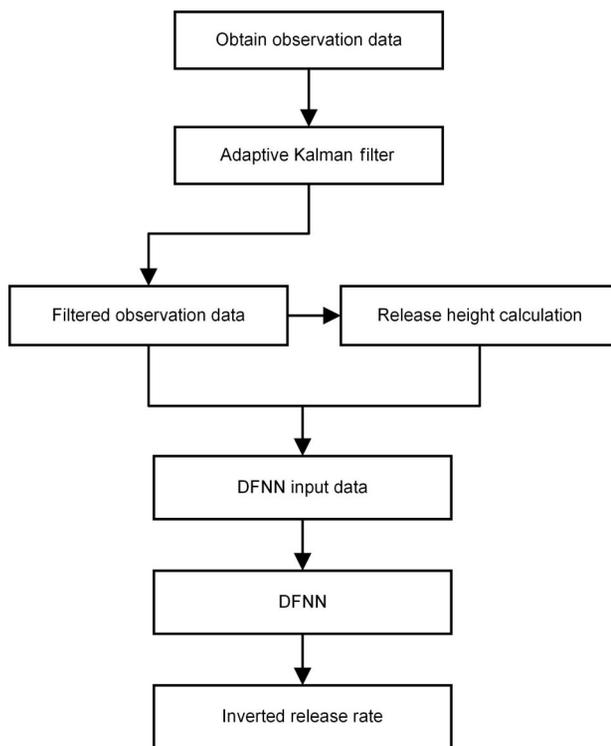


图2 源项反演计算流程图

Fig.2 Flow chart of source term inversion calculation

2 仿真实验

2.1 仿真实验设定

气象条件假设：大气稳定度为D类，风速为5 m/s；风向为东风；无降雨。地理条件假设：地形为平原，以氙释放点在地面的投影为原点，正东方向为x轴，正北方向为y轴，沿铅垂方向向上为z轴，建立空间直角坐标系。距原点正东方向200~600 m每100 m布置一个监测点，600~2 000 m每200 m布置一个监测点，监测点高度为1 m。扩散模型采用高斯多烟团模型，考虑大气中氙的干、湿沉降作用及再蒸发效应修正，扩散参数采用国家标准推荐方法(HJ/T2.2—1993)^[10]，由于扩散时间相对氙的半衰期较短，不考虑氙的放射性衰变过程。假设事故发生后监测点每秒传回监测数据。释放开始后 $t = 600$ s开始进行反演。监测误差假设为20%的高斯白噪声。

因HTO(氙水)的辐射毒性是HT(氙气)的10 000倍(ICRP-119)^[11]，从公众安全角度出发，假设释放出的氙均为HTO。HTO以两种释放高度持

续释放到大气中：以恒定释放高度进行释放， $h=20\text{ m}$ ；以变化高度进行释放 $60\text{ m}-20\text{ m}-60\text{ m}$ （初始释放高度为 60 m ，在 $1\ 500\text{ s}$ 时释放高度变为 20 m ，并在 $2\ 400\text{ s}$ 再次变为 60 m ）。HTO 以三种不同形式持续释放到大气中：以稳定状态进行释放， $Q=1.0\times 10^{17}\text{ Bq/s}$ ；以线性减小状态进行释放， $Q=1.0\times 10^{17}\sim t\times 10^{13}\text{ Bq/s}$ ；以 60 s 为半衰期的衰减规律进行释放， $Q=1.0\times 10^{17}\times (1/2)^{t/600}\text{ Bq/s}$ 。

本研究充分调研了国内外有关氚环境迁移行为的实验与理论的最新进展，参考德国卡尔斯鲁

厄核研究中心(KIT)针对事故工况下 HT、HTO 的释放所开发的陆生生态迁移模型 UFOTRI (Unfallfolgenmodell für tritiumfreisetzungen)^[12-13] 开发了 ACCTRI (Accident for Tritium)。ACCTRI 可运用当地气象数据，计算烟团的扩散过程。将程序运行结果与 UFOTRI 进行比对，对比结果如图 3 所示。结果表明，该程序能对事故氚释放情况下空气中和地表沉积的氚浓度有一定的预测效果。本文使用 ACCTRI 程序生成模拟观测数据，作为神经网络学习数据。

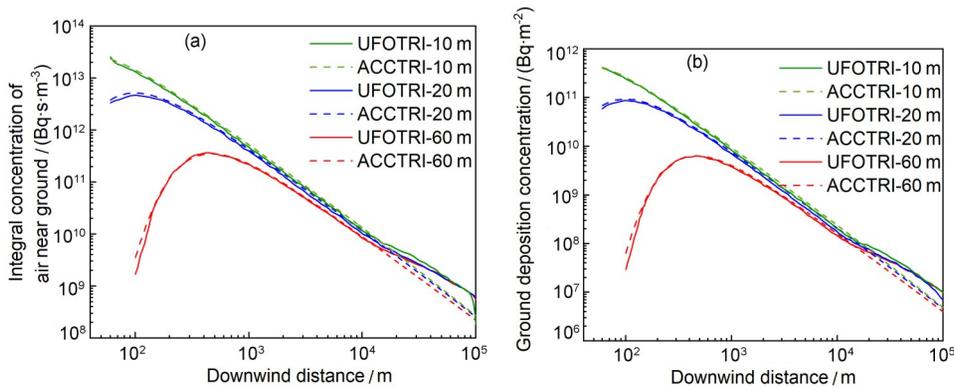


图3 ACCTRI与UFOTRI在中性条件下的对比:(a)下风向近地面空气积分浓度;(b)下风向地面沉积浓度(彩色见网络版)
Fig. 3 Comparison results between UFOTRI and ACCTRI: (a) the integral concentration of air near the ground in the downwind direction under neutral condition; (b) the ground deposition concentration in the downwind direction under neutral conditions (color online)

ACCTRI以高斯多烟团模型为基础，在 t 时刻，地面此时的瞬时活度浓度主要与源项释放率、释放时间有关，受大气稳定度、风场特性、有效释放高度、混合层高度、氚再蒸发效应(空气中的氚通过干、湿沉积效应向土壤中转移，在土壤表层发生物理化学反应，会部分再蒸发到土壤中^[14])等的影响。高斯多烟团模型基础方程如公式(4)。

$$c(x,y,z) = \sum_i^k \frac{Q_i}{(2\pi)^{3/2} \sigma_x \sigma_y \sigma_z} \cdot \exp\left[-\frac{(x-x_i)^2}{2\sigma_x^2}\right] \cdot \exp\left[-\frac{(y-y_i)^2}{2\sigma_y^2}\right] \cdot \left\{ \exp\left[-\frac{(z-z_i)^2}{2\sigma_z^2}\right] + \exp\left[-\frac{(z+z_i)^2}{2\sigma_z^2}\right] \right\} \quad (4)$$

式中： $c(x,y,z)$ 为坐标 (x,y,z) 处的空气浓度， Bq/m^3 ； Q_i 为第 i 个烟团中的污染物浓度， Bq ； σ_x 、 σ_y 、 σ_z 为烟团中浓度在 x 、 y 、 z 方向上分布的标准

差，本程序中取 $\sigma_x=\sigma_y$ ； (x_i,y_i,z_i) 为第 i 个烟团的中心坐标。

2.2 高度反演原理

使用ACCTRI程序生成释放高度分别为 20 m 、 40 m 、 60 m 、 80 m 的下风向近地面空气积分浓度曲线，如图4所示。

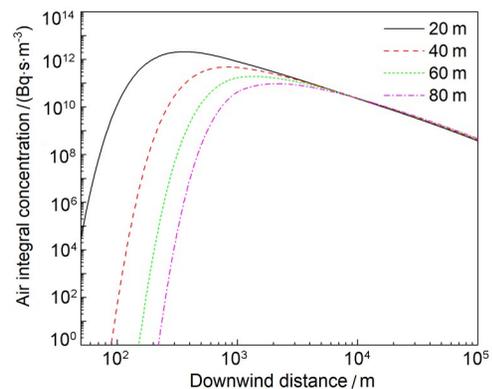


图4 不同释放高度氚浓度下风向近地面空气积分浓度曲线
Fig. 4 Downwind direction near ground air integral tritium concentration of different release heights

当氚的释放高度不同时，氚在大气中的扩散所导致的下风向氚积分浓度不同，选取下风向数个监测数据，两两监测数据求取比值，利用这些比值生成插值函数，以此函数反演源项释放高度。

2.3 评价模型

在本文中，为评估所用模型的性能，使用的统计标准见公式(5)~(8)。

相关系数(R):

$$R = \frac{Cov(X_i, Y_i)}{\sqrt{Var[X_i]Var[Y_i]}} \quad (5)$$

均方根误差(RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{N}} \quad (6)$$

平均绝对百分比误差(MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{X_i - Y_i}{X_i} \right| \times 100\% \quad (7)$$

威尔莫特一致性指数(WIA):

$$WIA = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (|Y_i - \bar{X}| + |X_i - \bar{X}|)^2}, \quad 0 \leq WIA \leq 1 \quad (8)$$

式中： X 为真值； Y 为反演值；当相关系数(R)和威尔莫特一致性指数(WIA)接近于1，而均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(MAPE)相对真值较低时模型更加准确。

3 反演结果分析

3.1 算法有效性分析

监测数据往往含有测量误差及其他的随机干扰，如何利用这些含有干扰的数据尽可能准确地计算出氚释放源项的数据是源项反演工作的重点，滤波便是从含有干扰的接收信号中提取有用信号的技术。本研究采用 R 、RMSE、MAPE、WIA对是否使用自适应卡尔曼滤波的源项反演结果进行有效性分析，分析结果如表1所示。

表1中20 m恒定高度释放与恒定释放率释放的情况下， $Var(X) = 0$ ，无法计算相关系数。可以看出，滤波后高度反演值和释放率反演值的 R 更接近于1，表明真值与反演值相关程度更高；WIA更接近于1，表明滤波后模型的泛化性能更强；RSME、MAPE均远小于无滤波的情形，表明反演值与真值之间的偏离程度更低，滤波后的反演结果更准确。

表1 评价模型计算结果
Table 1 Calculation results of evaluation model

评价指标 Evaluation indicators	高度反演 Height inversion		氚释放率反演 Tritium release rate inversion			
	20 m	60 m-20 m-60 m	恒定源项 Constant source term	线性变化源项 Linear variation source term	半衰期衰减变化源项 Half-life decay source term	
无滤波 Without filtering	R	-	0.989 904	-	0.964 895	0.982 862
	RMSE	0.088 487	0.140 538	5.25×10^{14}	4.07×10^{14}	2.04×10^{14}
	MAPE	0.003 642	0.002 643	2.18×10^{13}	1.61×10^{13}	6.54×10^{12}
	WIA	0.994 758	0.997 715	0.992 684	0.992 702	0.993 736
滤波 Filtering	R	-	0.990 576	-	0.992 771	0.998 435
	RSME	0.013 982	0.134 966	2.32×10^{14}	2.36×10^{14}	6.54×10^{13}
	MAPE	0.000 559	0.001 278	8.42×10^{12}	1.01×10^{13}	2.25×10^{12}
	WIA	0.999 872	0.998 573	0.999 999	0.997 540 3	0.999 487 7

其中以释放高度会发生变化(60 m-20 m-60 m)、释放率恒定为例，其相对误差分布对比如图5所示。未经滤波直接进行氚释放率反演的相对均值为7.62%，相对误差中位数6.00%，滤波后再进行氚源项反演的相对误差均值为

2.94%，相对误差中位数为1.83%。

综上所述，通过自适应卡尔曼对观测结果进行滤波，再采用深度前馈神经网络反演氚释放率相较直接采用深度前馈神经网络进行反演，可有效降低反演误差。

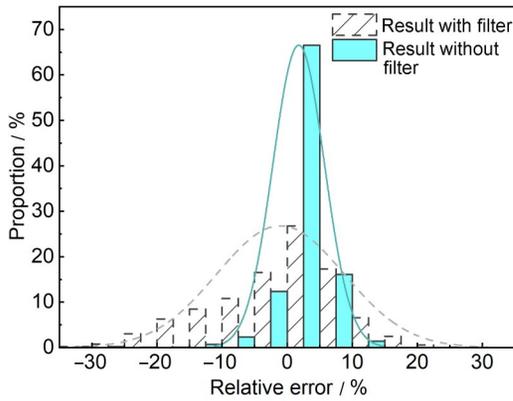


图5 直接反演与滤波后再进行反演相对误差分布对比
Fig. 5 Comparison of relative error distribution between direct inversion and inversion after filtering

3.2 氙释放高度反演结果分析

两种不同高度释放的反演结果和相对误差分布情况如图6所示。第一种情况是释放高度为

20 m, 从图6(a)、(b)可以看出, 反演值在真值附近波动, 计算可得误差均值为0.98%, 误差中位数为0.83%; 第二种情况是初始释放高度为60 m, 在1 500 s时释放高度变为20 m, 并在2 400 s再次变为60 m, 从图6(c)、(d)可以看出, 滤波值在真值附近波动, 计算可得误差均值为1.22%, 误差中位数为0.22%。

在1 500 s和2 400 s附近, 高度反演值和实际释放高度出现了较大偏差, 主要由于测量点与坐标原点间存在着空间距离, 当1 500 s释放的烟团中心到达测量点前, 后续的烟团已经对监测点的监测数据造成影响, 故在1 500 s处高度反演值先于释放高度真值减小, 同理, 在2 400 s处高度反演值后于释放高度真值增加, 导致在这两个时间点附近的测量误差增大, 持续时间均在10 s左右。综上所述, 该方法能够有效追踪释放高度的变化, 能够较为准确地反演出源项的释放高度。

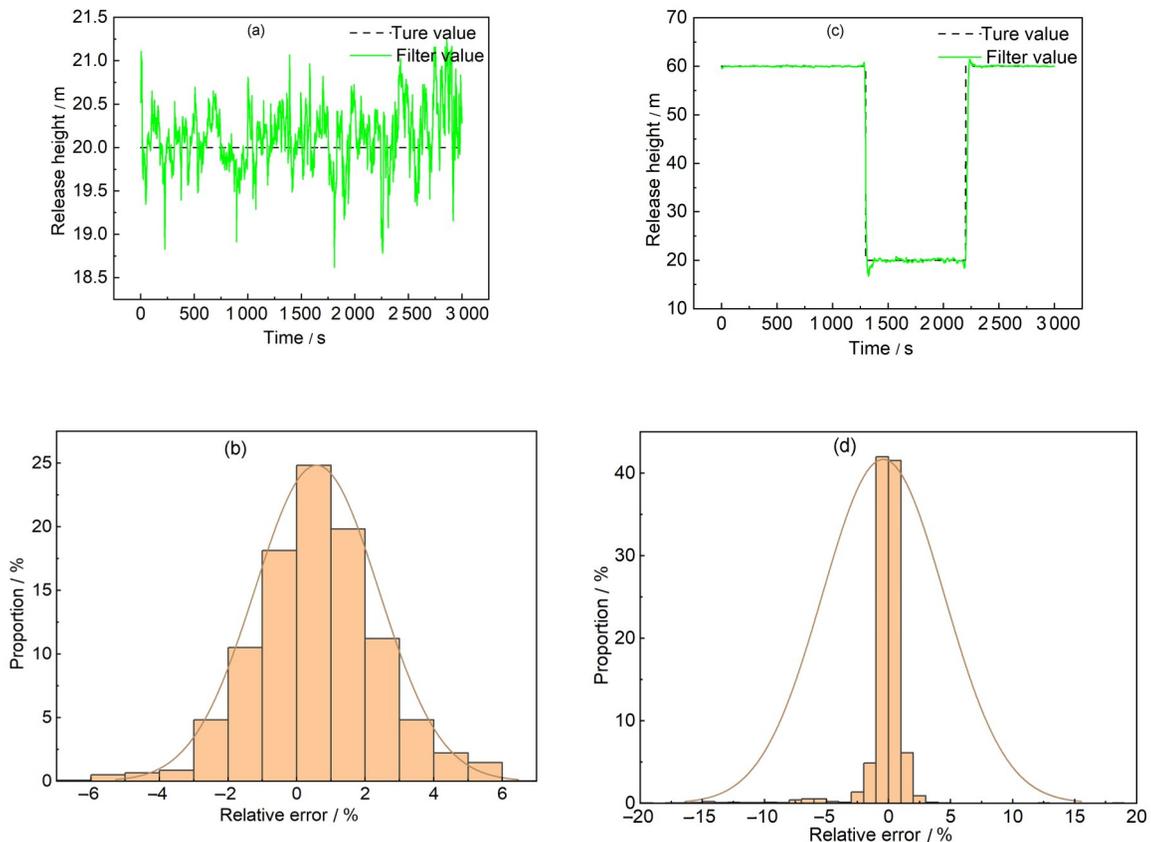


图6 (a)20 m释放高度反演结果;(b)20 m释放高度反演结果误差分布情况;(c)60 m-20 m-60 m变化释放高度反演结果;
(d)60 m-20 m-60 m变化释放高度反演结果误差分布情况
Fig.6 (a) Inversion results of 20 m release height; (b) error distribution of inversion results of 20 m release height; (c) inversion results of 60 m-20 m-60 m release height; (d) error distribution of inversion results of 60 m-20 m-60 m release height

3.3 氚释放率反演结果分析

当高度未知的情况下，三种释放状态（释放率恒定不变、释放率线性减小、释放率按半衰期衰减变化）的氚源项反演值与它们相对于真值的误差情况如图7所示。根据图7(a)、(c)、(e)可以看出，反演值均在真值附近波动，相对误差分布如

图7(b)、(d)、(f)所示。计算可得，当释放率恒定不变时，平均误差为2.94%，误差中位数为1.83%；当释放率线性减小时，平均误差为4.55%，误差中位数为3.12%；当释放率按600 s的半衰期减小时，平均误差为4.20%，误差中位数为3.19%。

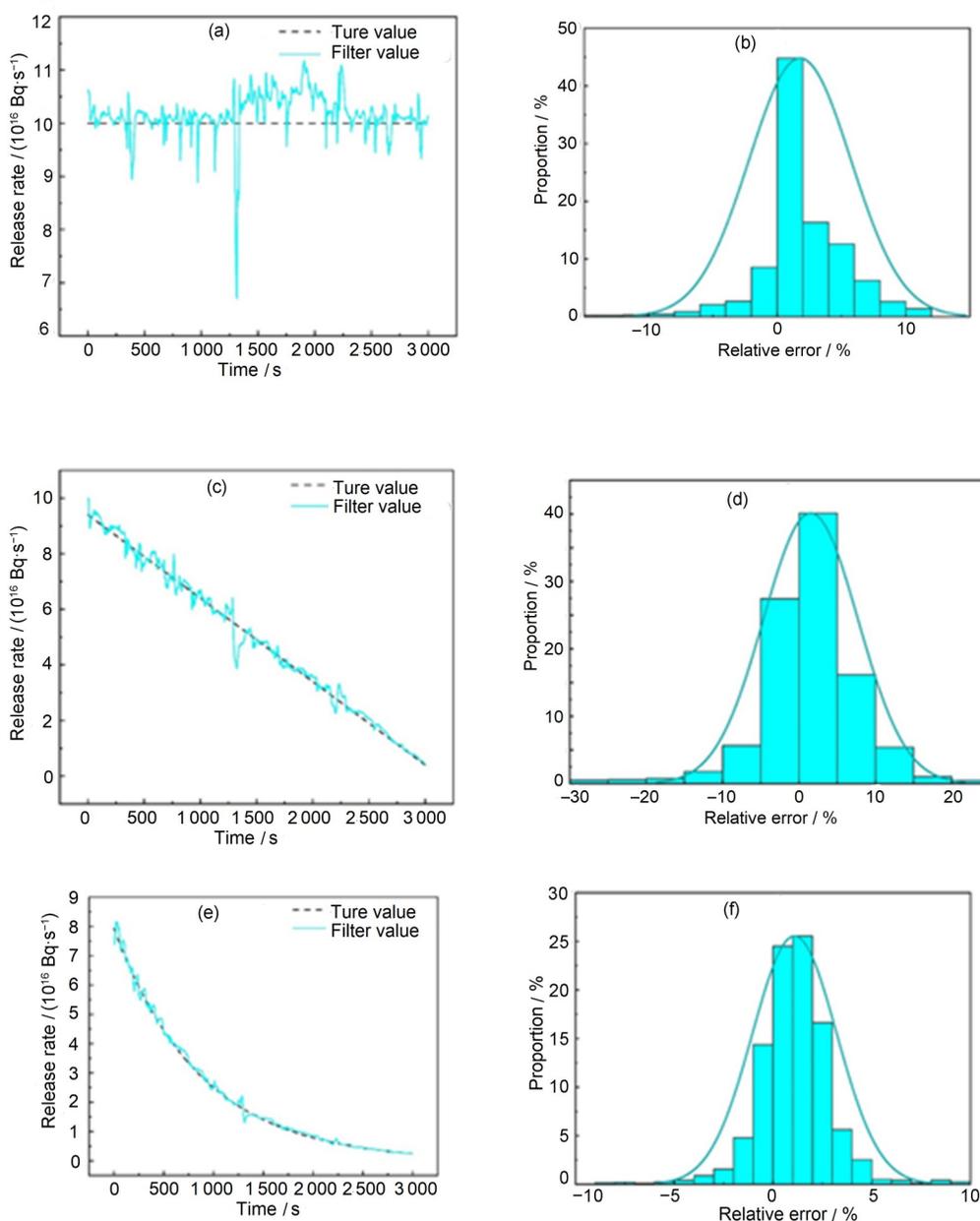


图7 氚释放率反演结果:(a)、(b)释放率恒定不变;(c)、(d)释放率线性减小;(e)、(f)释放率半衰期衰减
Fig. 7 Inversion results of tritium release rate with constant release rate (a) and (b); linear decrease of release rate (c) and (d); half-life decay of release rate (e) and (f)

4 结论

本研究为得到良好性能的聚变堆事故氚源项

反演算法，基于自适应卡尔曼滤波方法对观测值进行滤波，反演出氚释放高度，将滤波后的观测

值、氚释放高度和大气信息的条件带入深度前馈神经网络构建的氚释放率反演模型, 最终反演出氚释放率。反演后采用相关系数(R)、威尔莫特一致性指数(WIA)、均方根误差(RMSE)、平均绝对百分比误差(MAPE)对氚源项反演结果进行验证。反演结果表明, 自适应卡尔曼滤波与深度前馈神经网络相结合能有效降低噪声对反演精度的影响, 其与传统深度前馈神经网络相比, 相对误差降低了大约4%, 滤波后的深度前馈神经网络能够有效反演出源项的高度及释放率变化情况, 综合相对误差小于5%。此算法针对多种释放场景也有类似的反演结果, 故此方法原则上可用于核事故早期的源项反演计算。

作者贡献声明 张金龙负责论文初稿撰写, 论文审阅与修订, 实际调查研究与项目管理; 实验仿真模拟和实验结果分析; 崔威杰负责研究内容总体设计和模型测试; 栗再新负责研究方法指导。全体作者均已阅读并同意最终的文本。

参考文献

- 1 马建文, 秦思娴. 数据同化算法研究现状综述[J]. 地球科学进展, 2012, 27(7): 747-757.
MA Jianwen, QIN Sixian. Recent advances and development of data assimilation algorithms[J]. *Advances in Earth Sciences*, 2012, 27(7): 747-757.
- 2 刘蕴, 方晟, 李红, 等. 基于四维变分资料同化的核事故源项反演[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2015, 55(1): 98-104. DOI: 10.16511/j.cnki.qhdxxb.2015.01.017.
LIU Yun, FANG Sheng, LI Hong, *et al.* Source inversion in nuclear accidents based on 4D variational data assimilation[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2015, 55(1): 98-104. DOI: 10.16511/j.cnki.qhdxxb.2015.01.017.
- 3 郑子豪, 陈春花, 朱婧娴, 等. 基于粒子滤波算法的源项反演及不确定性分析[J]. 辐射研究与辐射工艺学报, 2022, 40(4): 040602. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2022-0024.
ZHENG Zihao, CHEN Chunhua, ZHU Jingxian, *et al.* Research on source term inversion and uncertainty analysis based on particle filter algorithm[J]. *Journal of Radiation Research and Radiation Processing*, 2022, 40(4): 040602. DOI: 10.11889/j.1000-3436.2022-0024.
- 4 Astrup P, Turcanu C, Puch R O, *et al.* Data assimilation in the early phase: Kalman filtering RIMPUFF[R]. Roskilde, Denmark: Riso National Laboratory, 2004: 78-89.
- 5 唐秀欢, 李华, 包利红. 核事故实时释放量集合卡尔曼滤波反演算法研究[J]. 原子能科学技术, 2014, 48(S1): 415-420.
TANG Xiuhuan, LI Hua, BAO Lihong. Inversion algorithm for nuclear accident instantaneous release quantity based on ensemble Kalman filter[J]. *Atomic Energy Science and Technology*, 2014, 48(S1): 415-420.
- 6 侯闻宇, 凌永生, 赵丹, 等. BP神经网络反演核事故源项中重要参数的研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2015, 47(5): 778-784. DOI: 10.16356/j.1005-2615.2015.05.024.
HOU Wenyu, LING Yongsheng, ZHAO Dan, *et al.* Important parameters in inversion of nuclear accident source term based on BP neural network[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2015, 47(5): 778-784. DOI: 10.16356/j.1005-2615.2015.05.024.
- 7 Pati Y C, Krishnaprasad P S. Analysis and synthesis of feedforward neural networks using discrete affine wavelet transformations[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1993, 4(1): 73-85. DOI: 10.1109/72.182697.
- 8 Blum A L, Rivest R L. Training a 3-dose neural networks is NP-complete[J]. *Neural Networks*, 1992, 5(1): 117-127.
- 9 Yang Y, Gao W. An optimal adaptive Kalman filter[J]. *Journal of Geodesy*, 2006, 80: 177-183.
- 10 国家环境保护总局环境工程评估中心. 环境影响评价技术导则与标准汇编[M]. 北京: 中国环境科学出版社, 2005.
Environmental Engineering Assessment Center of the State Environmental Protection Administration compilation of technical guidelines and standards for environmental impact assessment[M]. Beijing: China Environmental Science Press, 2005.
- 11 Eckerman K, Harrison J, Menzel H G, *et al.* ICRP publication 119: compendium of dose coefficients based on ICRP publication 60[J]. *Annals of the ICRP*, 2013, 42(4): e1-e130. DOI: 10.1016/j.icrp.2013.05.003.
- 12 Raskob W. UFOTRI: program for assessing the off-site consequences from accidental tritium releases[R]. Germany: Institute of Technology Karlsruhe, 1990.
- 13 Raskob W. Description of the new version 4.0 of the tritium model UFOTRI including user guide[R]. Germany: Institute of Technology Karlsruhe, 1993.
- 14 聂保杰. 聚变堆放射性核素的环境迁移与公众后果研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.
NIE Baojie. Research on radionuclides environmental migration and public consequences of fusion reactor[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2017.