

# 基于 BP 神经网络的高精度本地多基准 时钟合成算法研究

张 萌

(中国信息通信研究院技术与标准研究所,北京 100191)

**摘 要:** 解决基于单个原子钟的系统频率准确度难以突破  $10^{-12}$  量级,基于多基准时钟合成算法的系统无法同时显著改善时钟的长期稳定性和短期稳定性,难以满足未来诸多领域超高精度时钟同步需求的问题,本文将多基准时钟合成算法和神经网络算法相结合,提出一种基于误差逆传播算法神经网络(BP 神经网络)的本地多基准时钟合成算法,可以同时改善时钟源的短期和长期稳定性.

**关键词:** BP 神经网络; 机器学习; 多基准时钟合成; 高精度时钟

**中图分类号:** TN911.6      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2019)08-1618-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.08.003

## Research on High-Precision Local Multi Reference Clock Synthesis Algorithm Based on BP Neural Network

ZHANG Meng

(Research Institute of Telecommunications Transmission (RITT), China Academy of  
Information Communications Technology (CAICT), MIIT, Beijing 100191, China)

**Abstract:** The system frequency accuracy based on a single atomic clock is difficult to break through  $10^{-12}$  level, and the system based on multi-reference clock synthesis algorithm can't significantly improve the long-term stability and short-term stability of the clock at the same time, which is difficult to meet the requirements of ultra-high precision clock synchronization in many fields in the future. Combined with neural network algorithm, a local multi-reference clock synthesis algorithm based on back-propagation neural network (BP neural network) is proposed, which can improve the short-term and long-term stability of clock source at the same time.

**Key words:** BP neural network; machine learning; multi reference clock synthesis; high precision clock

### 1 引言

随着车联网、工业互联网、5G 等新技术的高速发展,高精度时钟已日趋重要. 比如车联网领域,为了满足高精度的定位需求,需要建立高精度的时间同步网络,时间源头的性能决定了整个同步网络的性能,也决定了定位精度,例如 10ns 的时间误差就可导致 3m 的位置误差. 工业互联网中存在着大量对时间非常敏感的应用,比如传感器数据、控制指令等,因此工业互联网中时间敏感网络内时间同步误差绝对值要求不高于  $1\mu\text{s}$ . 5G 通信系统中的协同技术对时间同步有严格的要求<sup>[1]</sup>. 3GPP TS36. 104 (2018-03) 对各种无线接入网络场景下的时间同步需求做了明确的规范. 比如对于带内非连续载波聚合场景,时间同步需求为  $3\mu\text{s}$ <sup>[2]</sup>. 不管是高精

度的时间同步需求还是频率同步需求,高质量的频率基准时钟源都是基础. 如何进一步提高频率精度成为业内研究的热点. 一方面可以提高单个时钟源的精度,但是目前通过单原子钟守时技术所达到的频率准确度难以突破  $1 \times 10^{-12}$  量级. 另一种解决方案就是将多个输入基准频率参考,通过加权或多数表决算法,实现非常稳定的超高精度时钟参考.

多基准时钟合成算法的基本思路如图 1 所示. 常见的多基准时钟合成算法包括<sup>[3-5]</sup>: 加权平均算法,小波分解法, Kalman 滤波法等. 加权平均算法可以实现针对某一观察窗口下的特性进行优化,通常可以显著改善长期稳定性,但是对于短期稳定性的改善不明显,而且具有一定的滞后性. Kalman 滤波算法和小波分解法可以显著优化短期稳定性,但不能显著提升长期稳定性.

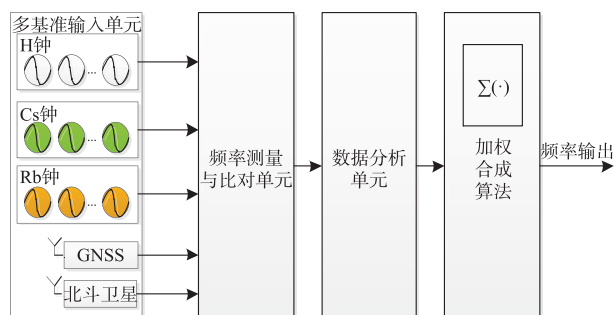


图 1 多基准时钟加权合成系统示意图

本文将多基准时钟合成算法和神经网络算法相结合,提出一种基于误差逆传播算法神经网络(BP 神经网络)<sup>[6-15]</sup>的本地多基准时钟合成算法,主要解决基于单个原子钟的系统频率准确度难以突破  $10^{-12}$  量级,基于多基准时钟合成算法的系统无法同时显著改善时钟的长期稳定性和短期稳定性,难以满足未来诸多领域超高精度时钟同步需求的问题。神经网络算法天然具有强大的映射能力和泛化能力。映射能力可以表达复杂的函数关系,适合求解内部机制复杂的问题。泛化能力是指神经网络对未在训练过程中遇到的数据可以得到合理的输出。利用神经网络进行多基准时钟源合成时无需对所有时钟进行优化学习,仅需选择适当数量的特征样本进行训练学习就能使神经网络具有一定的普适能力。基于以上特点,神经网络被广泛应用于数据分析挖掘、模式识别、数据分类、回归、预测等领域<sup>[16-26]</sup>。本文算法将时钟源组中的时钟源输出信号先进行预处理和滤波,对滤波后的信号计算 Allan 方差、频偏和频漂,根据 Allan 方差计算初始加权系数,将频偏和频漂输入神经网络中,生成修正系数,对加权系数进行修正,用修正后的加权系数对去噪后的时钟信号进行加权输出。本文算法实现的频率基准信号频率准确度在  $10^{-13} \sim 10^{-14}$  量级,优于高品质单个铯钟 1~2 个数量级;并且此算法可以同时改善时钟源的短期和长期稳定性,即频率准确度达到  $10^{-13}$  量级的同时,观察窗口 100s 以下时的频率 Allan 方差也比单个时钟源低 2~3 个数量级。

## 2 算法原理及实现

### 2.1 时钟源噪声模型

实际的时钟源由于幅度和相位不可避免地会受随机扰动的影响,会导致实际钟面读数与理想钟面读数存在时间偏差。时钟的时间偏差可以表示为确定性分量和随机性分量的叠加,即:

$$TA(t) = x_0 + y_0 t + \frac{1}{2} D t^2 + \varepsilon_x(t) \quad (1)$$

该式中,前三项对应确定度分量,其中  $x_0$  为初始时间偏差,  $y_0$  为频偏系数,  $D$  为频漂系数,具体取值与时钟类型

相关。  $\varepsilon_x(t)$  对应时间偏差的随机性分量,不能采用确定的时间函数来描述,只能从统计意义上进行分析,主要包括频率随机游走噪声、频率闪烁噪声、频率白噪声、相位闪烁噪声和相位白噪声等。由于随机性分量的存在,实际时钟的输出是一种非平稳信号,通常用最大时间间隔误差 MTIE 和 Allan 方差  $\sigma_y$  表述其稳定性<sup>[27]</sup>。

### 2.2 时钟噪声模拟

为实现不同种类时钟噪声的分析比对,本文首先对时钟噪声进行了理论模拟。根据 Power Law 的噪声理论<sup>[28,29]</sup>,时钟的随机性变量部分可以看作上述五类随机噪声的线性叠加,即

$$\begin{aligned} n(t) &= n_{-2}(t) + n_{-1}(t) + n_0(t) + n_1(t) + n_2(t) \\ &= \sum_{\alpha=-2}^2 n_{\alpha}(t) \end{aligned} \quad (2)$$

$\alpha = -2, -1, 0, 1, 2$  依次分别对应频率随机游走噪声、频率闪烁噪声、频率白噪声、相位闪烁噪声和相位白噪声。其功率谱密度函数可以表示为

$$S_y(f) = \sum_{\alpha=-2}^2 h_{\alpha} f^{\alpha} \quad (3)$$

任意一种  $f^{\alpha}$  的噪声都可以看作是  $f^{\alpha+1}$  噪声经过一个 1/2 阶积分器的输出结果。1/2 阶积分器可以表示为

$$H_{1/2}(f) = \frac{1}{\sqrt{2\pi i} \times f} \quad (4)$$

因此利用相位白噪声在频域经过 1/2 阶积分器再进行傅里叶逆变换就可以得到时域的相位闪烁噪声,依次类推对相位白噪声重复进行上述操作就可以得到其他几种噪声。图 2 展示了采用上述方法产生的 5 类噪声的理论模拟结果。

对于不同种类的时钟源,这 5 类噪声的功率谱不同。根据 5 类噪声功率谱密度对 5 类噪声进行线性叠加,可得到不同种类的时钟源的噪声模型,结合实验中测到的频偏和频漂系数,根据式(3)可以模拟出不同时钟源的输出特性。表 1 给出一些时钟源的实验测量计算的噪声功率谱系数。

### 2.3 算法实现

本文算法的基本流程如图 3 所示,首先从本地  $N$  个原子钟或者 GNSS 接收机中获得时钟信号  $TA_i(t)$ 。对  $N$  个时钟源进行预处理,去掉钟源中的性能异常时钟,比如输出噪声或者频偏过大的时钟源。然后对时钟源进行滤波去噪处理,目的是改善时钟源的短期稳定性。对预处理后的时钟源输出信号  $TA_i'(t)$  进行二次拟合,计算其频偏系数  $y_{0i}$  和频漂  $D_i$ ,计算 100s 观察窗口下的 Allan 方差  $\sigma_i$ 。利用 Allan 方差计算每个时钟的初始加权系数  $\mu_i^0$ ,即:

$$\mu_i^0 = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{\sigma_i}} \quad (5)$$

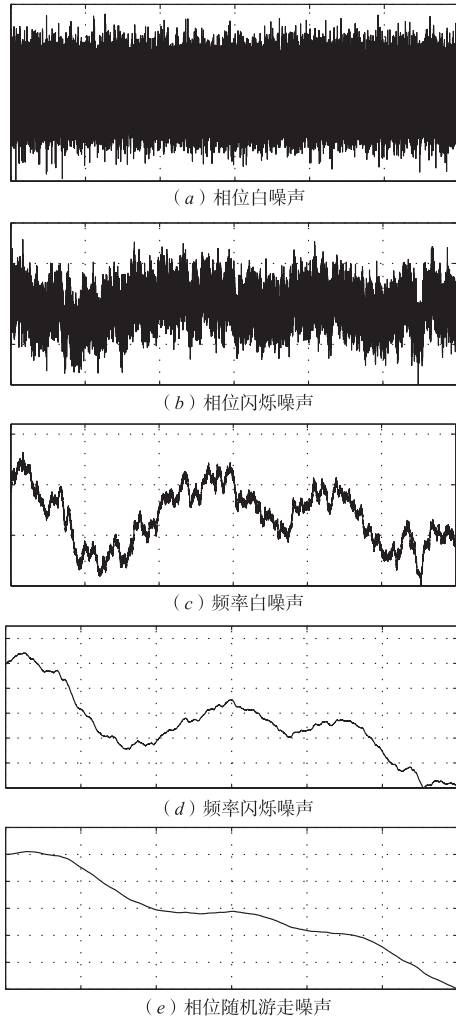


图2 五类噪声模拟结果

表1 不同原子钟特性参数

原子钟类型	频偏系数 (ppb)	频漂系数 (ppb/day)	噪声功率谱密度				
			$h_{-2}$	$h_{-1}$	$h_0$	$h_2$	$h_2$
H 钟	$n \times e-4$	$n \times e-6$	$n \times e-36$	/	$n \times e-24$	$n \times e-27$	$n \times e-24$
Cs 钟	$n \times e-4$	$n \times e-6$	/	$n \times e-28$	$n \times e-23$	$n \times e-26$	$n \times e-23$
Rb 钟	$n \times e-1$	$n \times e-4$	$n \times e-30$	$n \times e-25$	$n \times e-22$	/	/

其中  $w_{out}^k$  和  $\theta_{out}$  分别为第  $k$  个输入  $Y^k$  的权值和偏置。

以上是 BP 神经网络的建立过程. 建立过程中激活函数和训练算法的选择极为重要, 关系到训练效率和学习的结果. 在本文中, 隐含层的激活函数选择双曲正切函数. 首先其输出范围在  $-1 \sim +1$  之间, 便于输出层加权求和. 其输出以 0 为中心对称分布, 可以降低所需的迭代次数, 收敛速度较快, 有效提升计算效率. 更重要的是双曲正切函数作为一种非线性的激活函数, 随着训练的不断加深, 可以构造出较为复杂的函数关系, 充分利用神经网络的泛化学习能力, 得到更优的结果. 本文中的训练算法选用了 Levenberg-Marquardt 算法, 对于中等规模的 BP 神经网络有最快的收敛速度. 由于其

因为该加权系数是根据 100s 观察窗口下的 Allan 方差计算的, 因此在此加权系数中主要对合成时钟的短期稳定度进行优化, 并未考虑长期稳定度 (频偏和频漂系数) 对系统的贡献. 本文算法将根据频偏和频漂系数利用 BP 神经网络对该加权系数进行修正. 具体步骤是将每个时钟的频偏系数  $y_{0i}$  和频漂系数  $D_i$  输入到 BP 神经网络中, 输出一个修正系数  $c_i$ , 用该修正系数对计算出的加权系数进行修正, 得到修正的加权系数  $\mu_i^c$ , 根据下式对  $N$  台本地时钟源进行加权合成, 即

$$TA(t) = \sum_{i=1}^N \mu_i^c TA_i'(t) \quad (6)$$

由此可见本文算法的核心是 BP 神经网络分类器的建立以及选用一组训练时钟对神经网络分类器进行训练, 最终应用神经网络分类器对多基准时钟组进行分类加权合成.

神经网络由若干人工神经元组成, 如图 4 所示, 神经元之间由连接权值  $w_{kh}$ 、偏置  $\theta_k$  和激活函数  $f(x)$  连接. 本文算法中选用了三层神经网络: 输入层、隐含层和输出层. 输入层包含两个神经元, 输入的两个参数分别是时钟的频偏系数  $y_{0i}$  和频漂系数  $D_i$ , 激活函数为  $f_1(x) = x$ . 隐含层选用了 20 个神经元, 每个神经元包含两个输入, 一个输出. 激活函数选用双曲正切函数, 即:

$$f_2(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (7)$$

输出层包含一个神经元, 20 个输入和 1 个输出  $Y_{out}$ ,  $Y_{out}$  对修正系数  $c_i$ , 用于对加权系数的一种修正, 其表达式为

$$Y_{out} = \sum_{k=1}^{20} w_{out}^k Y_k - \theta_{out}, c_i = \begin{cases} 1, & \text{if } Y_{out} > 0 \\ -1, & \text{if } Y_{out} < 0 \end{cases} \quad (8)$$

避免了直接计算赫赛矩阵, 从而减少了计算量. 建立神经网络后就要对该网络进行训练, 优化其输出特性, 训练神经网络的过程就是通过不断优化各层  $w_{kh}$  和偏置  $\theta$  的值使得系统输出达到最优. BP 神经网络作为一种有导师学习网络, 需要事先输入训练样本, 根据网络的实际输出与期望输出间的差别来调整网络参数. 首先我们选用  $M$  个训练时钟对神经网络进行训练. 对第  $m$  个训练时钟的输出  $TA_{ir}^m$  进行滤噪, 得到滤噪后的信号  $TA_{ir}^{m'}$ . 计算频偏  $y_{ir}^m$  和频漂  $D_{ir}^m$  以及 Allan 方差  $\sigma_{ir}^m$ , 利用式 (5) 计算初始化权值  $\mu_{ir}^{m0}$ . 假设第  $m$  台训练时钟的修正系数为  $c_{ir}^m$ , 对初始权值进行修正得到修正后的权值  $\mu_{ir}^{mc} = c_{ir}^m$

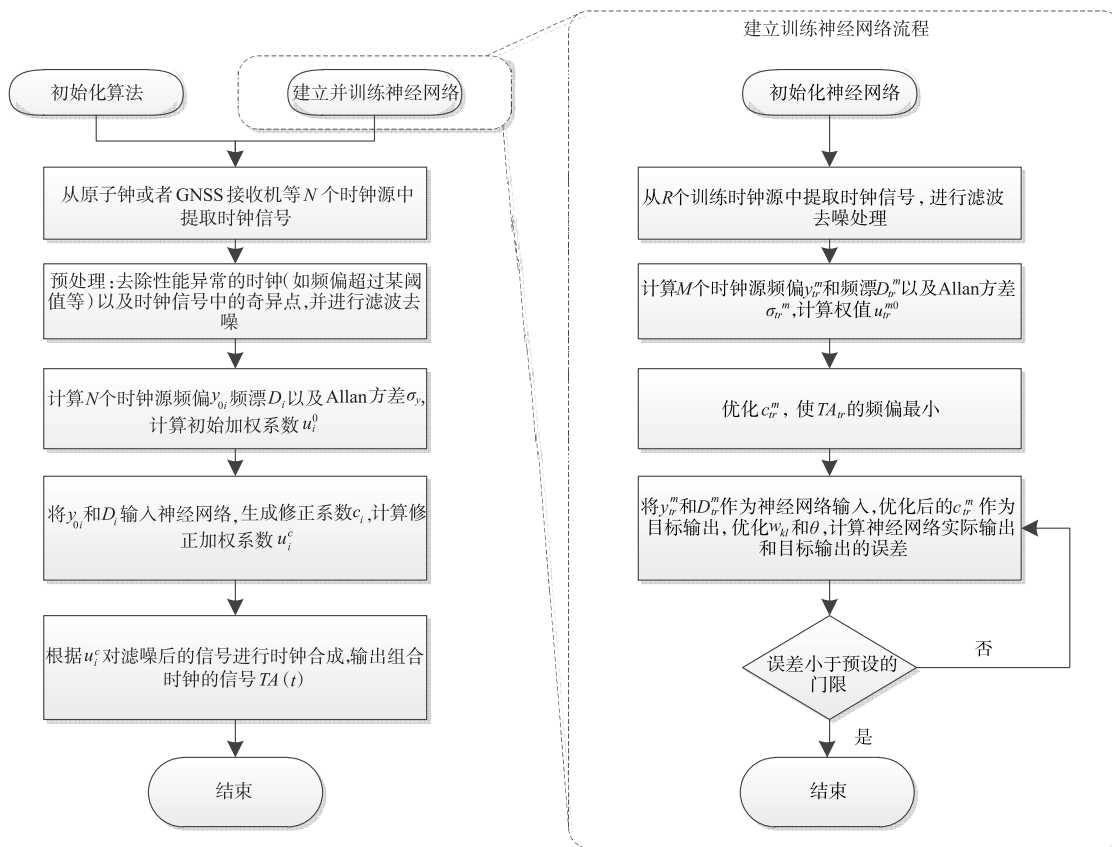


图 3 基于BP神经网络多基准时钟合成算法流程

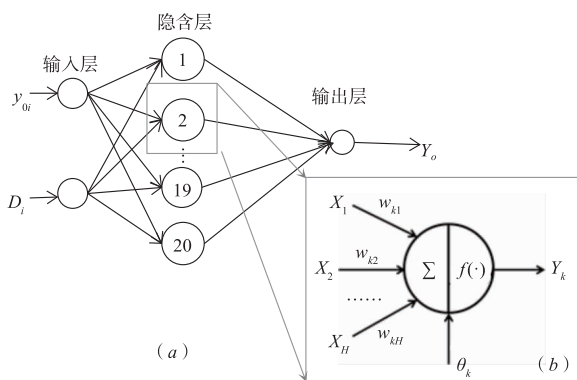


图 4 神经网络及神经元结构示意图

$\mu_{ir}^{m0}$ . 本文中利用模拟退火算法对  $c_{ir}^m$  进行优化,使得合成时钟输出  $TA_{ir}(t) = \sum_{m=1}^M \mu_{ir}^{mc} TA_{ir}^{m'}(t)$  的目标函数  $g(c_{ir}^m) = [TA_{ir}(T) - TA_{ir}(0)]/T$  最小,其中  $T$  为采样周期,本文中取  $T = 120000s$ ,如图 5(a)所示.将这一组  $c_{ir}^m$  作为神经网络的理想输出,对神经网络进行训练,训练过程就是通过优化  $w_{kl}$  和  $\theta$  使得  $(y_{ir}^m, D_{ir}^m)$  作为输入下,神经网络的实际输出与理想输出  $c_{ir}^m$  的偏差小于预设的门限,完成神经网络的训练. BP 神经网络作为一种前馈神经网络,如图 5(b)所示,在优化训练的过程中首先初始

化一组随机值作为各层的权值和偏置,前向运行神经网络得到该权值和偏置下的输出值,计算与理想输出值的偏差.将该偏差对各层神经元的偏导数逆向传播到各层神经元,作为一个调节系数对连接权值和偏置进行调整,层层递进,最终到达输入层.不断重复上述过程使得神经网络的输出误差达到设置的阈值.利用训练得到的神经网络根据图 3 的计算流程就可以实现本地多基准时钟合成.

### 3 模拟结果

为验证上述算法的优化效果,本文基于 MATLAB (R2011a) 平台进行结果模拟.利用上述算法原理,首先对神经网络进行建立和训练.训练样本选取了模拟产生的 500 台时钟源的输出信号,包括 180 台氢原子钟、139 台铷原子钟、180 台铯原子钟和一个 GNSS 接收机,时钟类型覆盖了通信网络中常用的时钟源类型.图 6 展示了网络的输出误差随迭代次数逐渐减小的曲线,模拟实验中设置的目标阈值为  $10^{-9}$ ,当迭代到 1823 次时,网络的输出误差达到目标阈值,自动跳出循环,返回网络参数(各层神经元的连接权值和偏置),根据返回的网络参数构建神经网络.

因为本文模拟本地多基准时钟合成,而目前本地

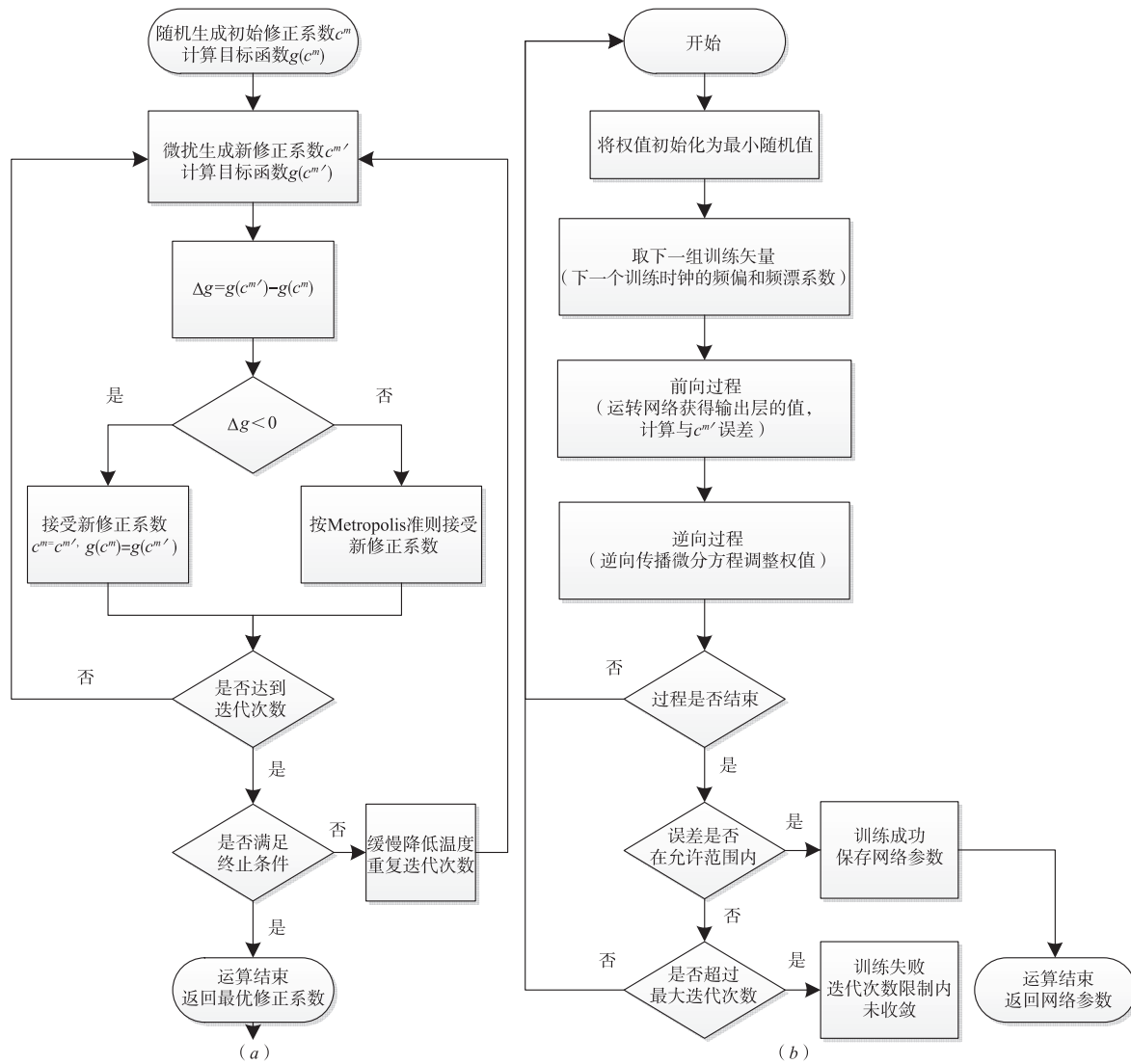


图 5 神经网络训练流程

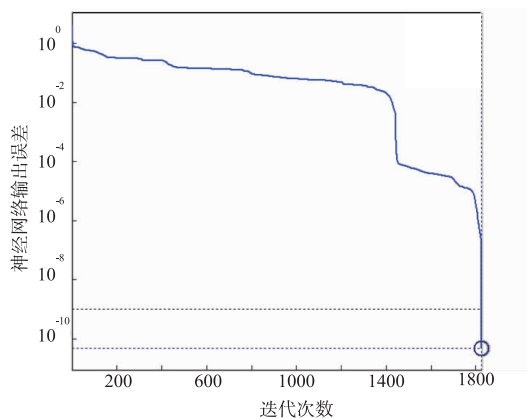


图 6 神经网络输出误差随迭代次数变化曲线

实验室时钟组的数目一般为十几台到几十台. 比如中国科学院国家授时中心 (NTSC) 作为对国际原子时计算贡献最大的四个实验室之一, 目前采用 30 台铯原子

钟和 4 台氢原子钟用于守时. 因此我们在实验中模拟 NTSC 实验室的时钟组的 34 台原子钟 (30 台铯原子钟和 4 台氢原子钟) 用于本地多基准时钟源合成. 实验中所有的时钟源 (包括训练样本和测试时钟) 都是根据 2.2 节中介绍的原理进行模拟的. 为验证本算法的普适性, 本文所有的测试时钟源和训练样本的 500 台钟无重合, 即频偏系数、频漂系数和噪声模型均有差异. 图 7 展示了模拟计算结果. 由模拟结果图 7(a) 可以看出, 合成后的时钟信号的频率准确度小于  $10^{-13}$  量级, 远远优于时钟组中的任意一台时钟源, 也比传统算法的合成结果 ( $\sim 10^{-12}$ ) 优化了一个数量级; 图 7(b) 给出了时钟的 Allan 方差的计算结果, 从图中可以清晰的看出, 当观察窗口小于 100s 时, 修正后的时钟输出比单个时钟源和传统算法的时钟输出均降低了 2~4 个数量级, 表明修正后的组合时钟输出的短期稳定性也大幅度提

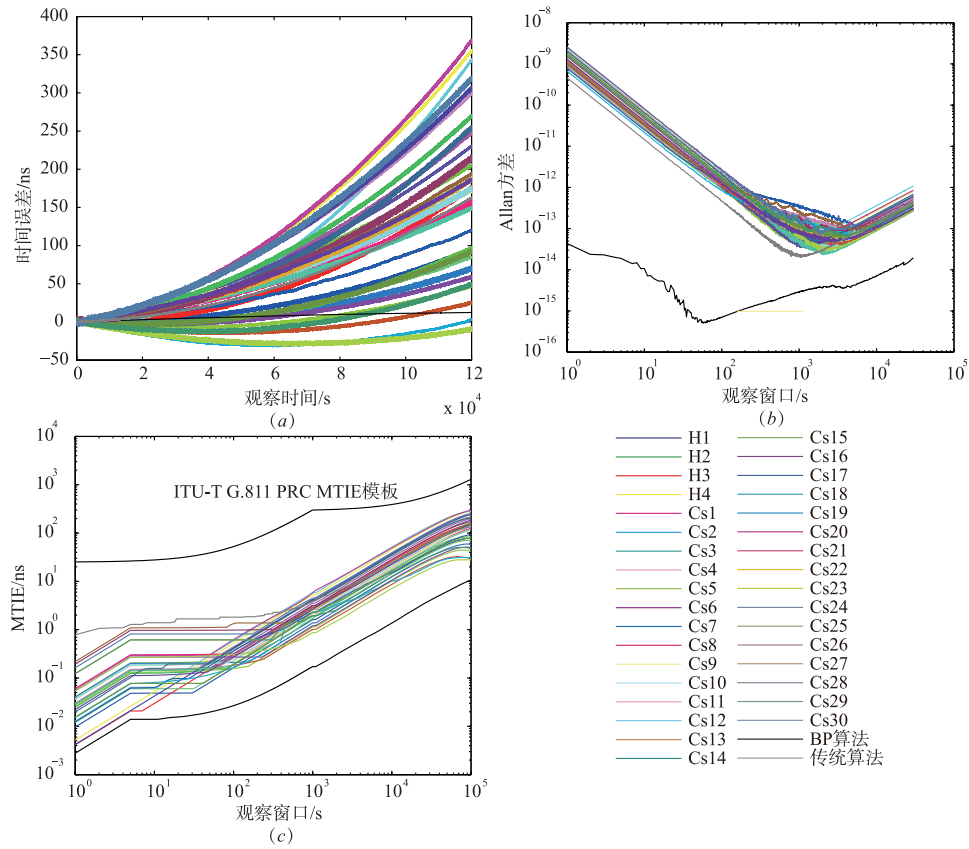


图 7 34台时钟源加权合成输出特性模拟结果

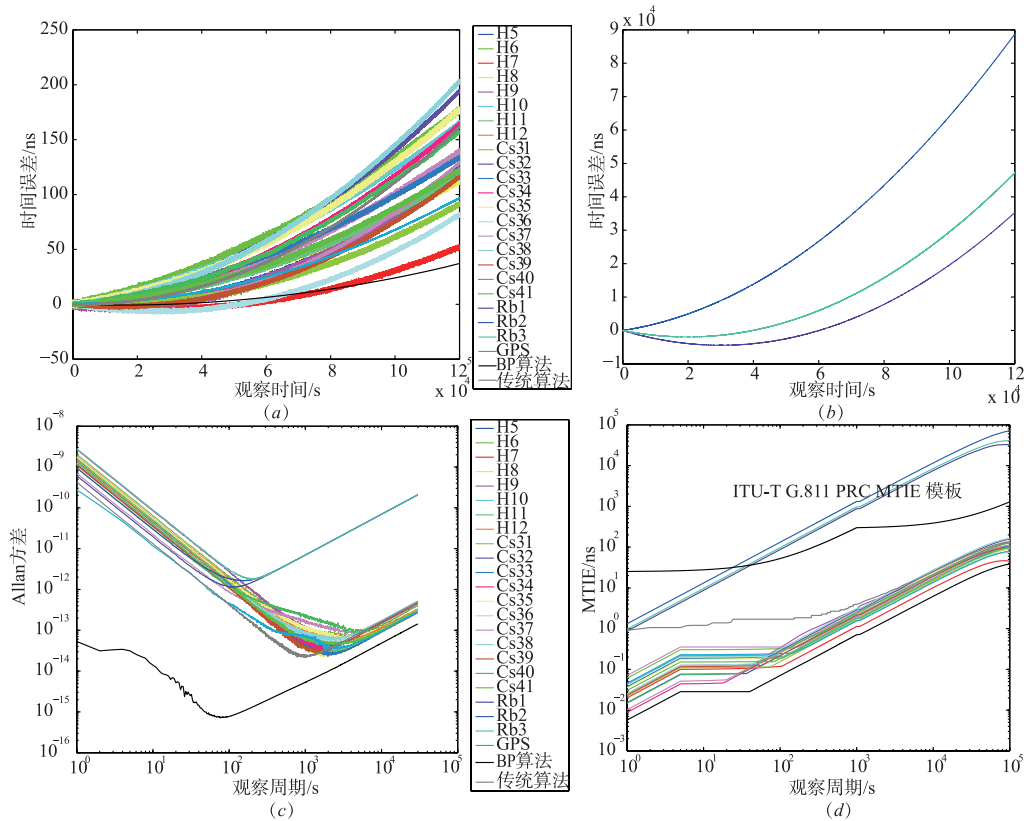


图 8 23台时钟源加权合成输出特性模拟结果

升,有效地抑制了时钟的噪声分量.图 7(c)给出了合成时钟输出的 MTIE 曲线,可以看出修正后的组合时钟输出比 ITU-T G. 811 标准中对一级基准时钟源的要求还要小 3~4 个数量级,也优于单个时钟源的输出特性.

为了验证算法对于不同时钟类型均适用,本文又对 11 台铯原子钟、8 台氢原子钟、3 台铷原子钟和一台 GPS 接收机组成的钟组进行了模拟计算,类型基本覆盖了通信网络中常用的时钟源类型,结果如图 8 所示.从结果中也可以看出合成时钟的频率准确度在  $10^{-13}$  量级,Allan 方差、MTIE 与单个时钟源和传统加权算法相比均有显著提升.值得指出的是,单独的铷原子钟是不满足 ITU-T G. 811 中的 MTIE 模板要求的,因此不能独立作为一级基准时钟源.但是合成的时钟输出比模板要求要小 3~4 个数量级,满足一级基准时钟源的要求.

目前本文仅对提出算法基于 MATLAB 平台做了可用性的验证,并未对算法的运行效率、运行时间做进一步的优化.但 500 台训练时钟的运行时间约 800s 相较于采样周期 120000s 来说已足够小,并不会影响算法的执行.

本地时钟合成时,时钟组的数量是有限的.如果期望进一步通过增加时钟数量来提升合成时钟的精度并且达到全网同步,可以采用异地时钟加权.本文的算法思路同样可以适用于异地时钟的加权运算,不过异地时钟的噪声不能简单的套用式(1)和式(2),需要在本地时钟噪声的基础上,考虑传送误差,包括线路温度周期变化引入的误差、偏振模色散、色度色散引入的误差、线路光放大器的噪声积累等等.在此基础上建立新的噪声模型,放入神经网络进行训练,进行异地多基准时钟的合成.这部分工作将在后续的工作中逐步开展.

#### 4 结论

神经网络天然具有强大的映射能力和泛化能力.本文充分利用神经网络算法的优势,将多基准时钟合成算法和神经网络算法相结合,提出一种基于 BP 神经网络的多基准时钟合成算法,将频偏和频漂系数作为神经网络的输入,对 Allan 方差加权系数进行修正,利用修正加权系数对本地多基准时钟源进行加权合成.本文算法充分利用神经网络的优势,并且兼顾合成时钟输出的短期稳定性和长期稳定性.

#### 参考文献

- [1] LI H, HAN L, DUAN R, et al. Analysis of the synchronization requirements of 5g and corresponding solutions [J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2017, 1(1): 52-58.
- [2] 李芳, 胡昌军, 徐云斌, 赵文玉. 5G 承载需求和技术方案分析(上篇)[J]. 通信世界, 2018(21): 45-47.
- [3] Li Fang, Hu Changjun, Xu Yunbin, Zhao Wenyu. Analysis of 5G bearer requirements and technical solutions (Part I) [J]. Communications World, 2018(21): 45-47. (in Chinese)
- [4] 伍贻威. 卫星导航系统时间尺度的研究与应用[D]. 国防科学技术大学, 2011.
- [5] 林福国, 胡昌军, 田宇, 等. 国内外时间和频率标准最新进展[J]. 现代电信科技, 2015(6): 16-20.
- [6] Lin Guofu, Hu Changjun, Tian Yu, et al. The new development of the standard of frequency synchronization and time synchronization [J]. Modern Science & Technology of Telecommunication, 2015(6): 16-20. (in Chinese)
- [7] 王莉萍, 徐亮. 时频计量体系守时系统与原子时算法 [J]. 上海计量测试, 2017, 44(5): 33-35.
- [8] Wang Liping, Xu Liang. Exploration of time keeping system and atomic time algorithm in time and frequency measurement system [J]. Shanghai Measurement and Testing, 2017, 44(5): 33-35. (in Chinese)
- [9] Cong S, Xiang W. Design and selection of construction, parameters and training method of BP network [J]. Computer Engineering, 2001, (10): 36-38.
- [10] Deng J, Lee C F, Ge X. Application of BP network and genetic algorithm to displacement back analysis of rock slopes [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics & Engineering, 2001, (1): 1-5.
- [11] Luo C H. Realization of BP network based on neural network tool kit in MATLAB [J]. Computer Simulation, 2004, 21(5): 109-112.
- [12] Yao Yibo, Wang Jiliang. Research on raising "BP" network training speed [J]. Heilongjiang Electronic Technology, 2002. (1): 4-6.
- [13] Zhong Y, Wang B W. BP network sequence prediction model based on genetic algorithm [J]. Systems Engineering & Electronics, 2002, 24(4): 9-11.
- [14] Hua H Y, Zhong X Z. A self-adaptive learning algorithm for BP network [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2000, 20(1): 93-98.
- [15] Ju J, Zhuo R. Convenient realization of BP networks on MATLAB [J]. Journal of Xinjiang Petroleum Institute, 1999, (2): 42-46.
- [16] Zuo Y B, Zhang H C. An improved rapid algorithm for BP network [J]. Journal of Beijing Institute of Machinery, 2005, 20(1): 31-34.
- [17] Wang H, He X. Study of improving generalization of BP network [J]. Systems Engineering & Electronics, 2001 (3): 85-87, 101.
- [18] Huang L, Huang J, Wang W. The sustainable development assessment of reservoir resettlement based on a BP neural

- network[J]. International Journal of Environmental Research & Public Health,2018,15(1):146.
- [16] 梁燕红. 基于改进 BP 神经网络的关联挖掘模型设计[J]. 现代电子技术,2018,41(2):163-165.  
Liang Y, University Y N. Design of association mining model based on improved BP neuralnetwork[J]. Modern Electronics Technique,2018,41(2):163-165. (in Chinese)
- [17] 韩亚军. 基于神经网络的相空间重构短期风速发电功率在线预测[J]. 装备制造技术,2018,(4):26-29,44.  
Han Y J. Phasespace reconstruction online prediction of short-term wind speed power generation based on BP neural network of wind farms[J]. Equipment Manufacturing Technology,2018,(4):26-29,44. (in Chinese)
- [18] Liu C,Zhou J. An improved algorithm of BP neural network and its application[J]. China Computer & Communication,2018,8(11):60-61,64.
- [19] 蔡冰清,徐思雅,亓峰,等. 基于 SA-BP 神经网络算法的光接入网络通道质量评估方法[J]. 电信科学,2018,34(4):162-172.  
Cai Bingqing, XU Siya, QI Feng, et al. A SA-BP neural network algorithm based channel quality evaluation method in optical access network[J]. Telecommunications Science,2018,34(4):162-172. (in Chinese)
- [20] 张会清,石晓伟,邓贵华,等. 基于 BP 神经网络和泰勒级数的室内定位算法研究[J]. 电子学报,2012,40(9):1876-1879.  
Zhang Huiqing, Shi Xiaowei, Deng Guihua, et al. Research on indoor location technology based on back propagation neural network and Taylor series [J]. Acta Electronica Sinica,2012,40(9):1876-1879. (in Chinese)
- [21] 张亚军,刘宗田,周文. 基于深度信念网络的事件识别[J]. 电子学报,2017,45(6):1415-1423.  
Zhang Yajun, Liu Zongtian, Zhou Wen. Event recognition based on deep belief network [J]. Acta Electronica Sinica,2017,45(6):1415-1423. (in Chinese)
- [22] HARDY, Nicholas F, et al. A model of temporal scaling correctly predicts that motor timing improves with speed [J]. Nature Communications,2018,9(1):4732.
- [23] KONG, Yunchuan; YU, Tianwei. A deep neural network model using random forest to extract feature representation for gene expression data classification [J]. Scientific Reports,2018,8(1):16477.
- [24] Cao J, Chen L, Wang M, et al. A parallel adaboost-back-propagation neural network for massive image dataset classification [J]. Scientific Reports,2016,6(1):38201.
- [25] 张峰,钟宝江. 基于兴趣目标的图像检索[J]. 电子学报,2018,46(8):1915-1923.  
Zhang Feng, Zhong Baojiang. Image retrieval based on interested objects [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(8):1915-1923. (in Chinese)
- [26] 赵耀霞,吴桐,韩焱. 基于卷积神经网络的复杂构件内部零件装配正确性识别[J]. 电子学报,2018,46(8):1983-1988.  
Zhao Yaoxia, Wu Tong, Han Yan. Identifying the correctness of fit of internal components based on convolutional neural network [J]. Acta Electronica Sinica,2018,46(8):1983-1988. (in Chinese)
- [27] Riley W J. Handbook of frequency stability analysis [J]. NIST Special Publication 1065,2007,(1065):1-123.
- [28] Rutman J, Walls F L. Characterization of frequency stability in precision frequency sources [J]. Proceedings of the IEEE,1991,79(7):952-960.
- [29] Kroupa V. Noise properties of PLL systems [J]. IEEE Transactions on Communications, 1982, 30(10):2244-2252.

#### 作者简介



张 萌 男,1989 年出生于北京. 中国信息通信研究院技术与标准研究所工程师. 研究方向为时钟同步、分组传送、量子信息.  
E-mail: zhangmeng@ ritt. cn