

# 自适应滤波

数字自适应滤波器：根据输入信号自动调整自身参数，改变输入信号的频谱。

在  $n$  时刻，有：

- $N$  阶滤波器的参数 ( $N \times 1$  向量)：  $\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{N-1}(n)]^T$
- 滤波器的输入 ( $N \times 1$  向量)：  $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$
- 滤波器的输出 (标量)：  $y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
- 期望输出 (标量)：  $d(n)$
- 误差信号 (标量)：  $e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$

## 维纳滤波

维纳滤波器 (Wiener filter) 的目标函数定义为均方误差，因此维纳滤波器又被称为最小二乘滤波器或最小平方滤波器。其目标函数为：

$$\begin{aligned} J(\mathbf{w}) &= E\{e^2(n)\} \\ &= E\{[d(n) - y(n)]^2\} \\ &= E\{d^2(n)\} + E\{y^2(n)\} - 2E\{d(n)y(n)\} \\ &= E\{d^2(n)\} + E\left\{\left(\sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i)\right)^2\right\} - 2E\left\{\sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i)d(n)\right\} \end{aligned}$$

即维纳滤波器通过最小化均方误差，求解滤波器的参数。目标函数对滤波器参数求导，令导数为 0，即可解得对应的滤波器参数。

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial w_j(n)} &= \frac{\partial \left( E\{d^2(n)\} + E\left\{\left(\sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i)\right)^2\right\} - 2E\left\{\sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i)d(n)\right\} \right)}{\partial w_j(n)} \\ &= \frac{\partial E\left\{\left(\sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i)\right)^2\right\}}{\partial w_j(n)} - \frac{\partial 2E\left\{\sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i)d(n)\right\}}{\partial w_j(n)} \\ &= 2E\left\{\left(\sum_{i=0}^{N-1} w_i(n)x(n-i)\right)x(n-j)\right\} - 2E\{x(n-j)d(n)\} \\ &= 2 \sum_{i=0}^{N-1} E\{x(n-i)x(n-j)\}w_i(n) - 2E\{x(n-j)d(n)\} \end{aligned}$$

即：

$$\begin{aligned} \frac{J(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}(n)} &= 2E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}(n) - E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} \\ &= 2(\mathbf{R}\mathbf{w} - \mathbf{r}) \end{aligned}$$

令导数为 0，解得  $\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}$

由于要求输入信号  $\mathbf{x}(n)$  真实的自相关矩阵，需要得到半无限时间区间内的全部观察数据的条件很难满足，同时它也不能用于噪声为非平稳的随机过程的情况，对于向量情况应用也不方便。因此，维纳滤波在实际问题中应用不多。

## LMS

自适应滤波器根据目标函数决定如何更改滤波器的系数，从而减小下一次迭代的成本。

用瞬时梯度，代替数学期望：

$$\begin{aligned}\hat{\nabla} &= \frac{\partial |d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)|^2}{\partial \mathbf{w}} \\ &= -2(d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n)) \mathbf{x}(n) \\ &= -2e(n) \mathbf{x}(n)\end{aligned}$$

因此，标准时域LMS算法的更新公式为：

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu \mathbf{x}(n)e(n)$$

- 维纳滤波：对于每个时刻，维纳滤波器根据所有历史信号，重新计算最优的滤波器参数。
- LMS 滤波：对于每个时刻，LMS 滤波器根据当前时刻的信号，更新当前时刻的滤波器参数。对于非平稳信号，也能动态地跟踪信号的变化。

## 例子

### 系统辨识

计算房间的冲激响应 (得到的冲激响应函数，可以用来给音频加混响)：

- N 阶滤波器模拟房间的冲激响应： $\mathbf{w}(n)$
- 输入信号： $\mathbf{x}(n)$
- 滤波器的输出： $y(n)$
- 期望输出 (即经过房间后接收到的真实信号)： $d(n)$

当滤波器参数收敛后，滤波器的输出  $y(n)$  就会逼近期望输出  $d(n)$ ，滤波器即可看成是房间冲激响应的近似。

### 预测

信号的当前值用作自适应滤波器的期望输出，信号的历史值作为滤波器的输入。

- 输入信号： $\mathbf{x}(n-1)$
- 期望输出： $d(x) = x(n)$

当滤波器参数收敛后，输入  $\mathbf{x}(n)$  即可得到下一时刻的预测值  $x(n+1)$ 。

### 噪声消除

在噪声环境中，目标信号为  $\mathbf{s}(n)$ ，滤波器接收到的信号有：

- $\mathbf{s}(n) + \mathbf{n}_0(n)$
- $\mathbf{n}_1(n)$

其中  $\mathbf{n}_0(n)$  和  $\mathbf{n}_1(n)$  是与目标信号无关的环境噪声。由于传感器位置的不同,  $\mathbf{n}_0(n)$  和  $\mathbf{n}_1(n)$  不完全相同, 但是它们是相关的。因此需要设计滤波器, 根据  $\mathbf{n}_1(n)$  把  $\mathbf{n}_0(n)$  虑掉。

- 输入信号:  $\mathbf{n}_1(n)$
- 期望输出:  $d(n) = s(n) + n_0(n)$
- 滤波器参数:  $\mathbf{w}(n)$
- 滤波器的输出:  $y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{n}_1(n)$
- 误差信号:  $e(n) = s(n) + n_0(n) - y(n)$

均方误差为:

$$\begin{aligned} J(\mathbf{w}) &= E\{e^2(n)\} \\ &= E\{[s(n) + n_0(n) - y(n)]^2\} \\ &= E\{s^2(n)\} + E\{(n_0(n) - y(n))^2\} - 2E\{s(n)(n_0(n) - y(n))\} \end{aligned}$$

由于  $s(n)$  与  $\mathbf{n}_0(n), \mathbf{n}_1(n)$  无关, 所以  $s(n)$  与  $y(n)$  也无关, 则  $E\{s(n)(n_0(n) - y(n))\} = 0$ , 得:

$$\min E\{e^2(n)\} = E\{s^2(n)\} + \min E\{(n_0(n) - y(n))^2\}$$

当滤波器参数收敛后, 滤波器的输出  $y(n)$  则会逼近  $n_0(n)$ 。因为  $e(n) = s(n) + n_0(n) - y(n)$ , 所以:

$$\min E\{(n_0(n) - y(n))^2\} = \min E\{(e(n) - s(n))^2\}$$

上式表明, 在最小均方误差的意义下,  $y(n)$  最接近  $n_0(n)$ , 等效于  $e(n)$  最接近  $s(n)$ 。误差信号即为抵消噪声分量后的目标信号, 直接输出误差信号即可。

## 参考文献

[1] 维纳滤波 <https://zh.wikipedia.org/wiki/%E7%BB%B4%E7%BA%B3%E6%BB%A4%E6%B3%A2>

[2] 衡霞, and 刘志镜. "基于自适应滤波的语音增强和噪声消除." 微机发展 14.1 (2004): 96-98.