

用细胞神经网络实现盲均衡的一种新方法¹

赵建业 余道衡

(北京大学电子系 视觉与听觉信息处理实验室 北京 100871)

摘 要 本文提出并讨论了用细胞神经网络实现通信信号盲均衡的可能性,并基于对盲均衡算法的分析推出了相应细胞神经网络模板的设计方法,针对存在多径干扰的二值信号处理问题进行了计算机仿真,结果证明了这一想法是合理的。

关键词 盲均衡, 细胞神经网络, 模板设计法

中图分类号 TN-052

1 引 言

细胞神经网络^[1,2](Cellular Neural Network, 以下简记为 CNN)自从被提出以来,已经在图像处理、文字识别等领域得到广泛的应用^[3]。但作为一种非常容易实现的神经网络,细胞神经网络的生命力在于如何不断的找到其新的应用。在这种情况下,许多研究者将注意力转移到细胞神经网络在一维信号处理的应用上。对于一维信号的处理,可以充分的利用一些传统的自适应算法的研究结果,较为合理的设计出一些具有自适应能力的模板。在目前已发表的用细胞神经网络处理均衡问题的相关文献中,均需要知道信道特性^[4,5]。用细胞神经网络处理无法确知信道特性的盲均衡问题尚未见文献报道。CNN 算法具有收敛速度快、稳定性好、易于实现等优势,因此我们在本文中尝试用细胞神经网络解决通信信号的盲均衡问题,充分发挥 CNN 算法的优势。相应地也为盲均衡算法找到一个新的实现方法。

盲均衡算法自从 Sato^[6]提出以来,已经出现了很多变异算法,如 Godard 算法、Benveniste 算法、Stop and Go 算法。这些算法的共同特点是不需训练序列但收敛步长非常小,通常收敛步长取在 0.0001 左右,一些文献给出的收敛步长甚至在 0.00001^[7,8]。如此小的收敛步长已经很难由定点运算处理器来进行处理,采用浮点运算处理器则大大提高了电路的实现难度和造价。而细胞神经网络是一种通用模拟处理器,用其解决盲均衡问题的可行性是无须置疑的。需要解决的问题是如何进行模板的设计问题。细胞神经网络作为从 Hopfield 型网络中发展出的网络,存在能量函数这个概念,但是能量函数在细胞神经网络提出的早期一直未被重视;最近一些作者开始将其与细胞神经网络的模板设计结合在一起,并取得了有益的结果^[5,9]。在本文中我们延续这一思路,通过对盲均衡算法代价函数与细胞神经网络能量函数的类比,设计细胞神经网络的模板,从而有效地解决了模板设计这个关键问题。为了读者更好地了解本文工作的背景,我们先简要介绍盲均衡算法。盲均衡算法是在信道存在严重畸变时,不用借助训练序列,仅仅根据接收到的信息序列对信道进行自适应均衡的方法,它避免了由一般均衡算法必须使用训练序列带来的问题,大大简化了通信系统的设计。等效基带通信系统的一般模型如图 1 所示,记发送信号序列为 I_K , 信道输出为 X_K , 均衡器输出为 Y_K , 判决输出为 \tilde{I}_K ; 在本文中为简单起见,我们将讨论局限在实数二进制信号上,这与 Sato 在关于盲均衡算法的最初文献中的提法是一样的。

各种盲均衡算法的共同之处在于它们均有一个衡量误差大小的代价函数,而均衡算法的目的就是调整均衡器的抽头系数 $h(k)$,使代价函数尽量地小。而代价函数应当尽量不包含

¹ 1998-08-25 收到, 1999-03-11 定稿

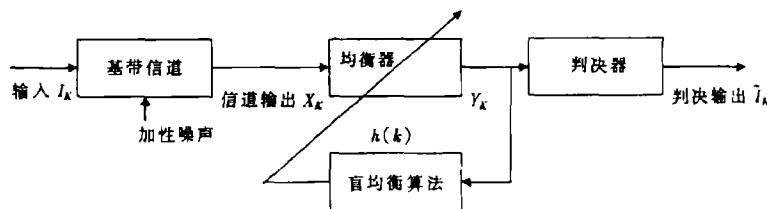


图 1 等效基带通信系统框图

发送信号 I_k 的瞬时信息, 因此即使是在信道面临的干扰较大时均衡器仍能够正常的工作。对于这个代价函数应当有的性质 Benvensite 曾进行过深入研究^[8], 盲均衡算法中的代价函数应具有以下性质, 即代价函数在 $(0, \infty)$ 是凸函数; 而 Sato 在关于盲均衡算法的最初文献中尽管没有明确指出, 但是实际上已经引入了这个约束。由于本文的目的在于合理地将神经网络计算的思想与盲均衡算法结合起来, 因此我们将 Benvensite 约束作为一个假定引进, 对于我们本文计算机仿真中所考虑的二进制信号传输的例子, 代价函数采用凸函数和非凸函数对算法性能影响并不大, 因此这个假定的引进也是合理的。对于 Stop and Go 等盲均衡算法, 其代价函数为非凸函数。应当指出非凸函数的优化问题是有可能用细胞神经网络较好的解决的^[5], 但是其解决方式与本文中所述的凸函数优化方法比较, 存在一定不同, 因此在本文中不对 Stop and Go 等盲均衡算法予以讨论。这样我们就给出了本文讨论的适用范围, 即满足 Benvensite 约束的盲均衡算法, 如 Sato 算法、Benvensite 算法和 $p = 1$ 的 Godard 算法 (这也是 Sato 算法的另一种形式)。尽管我们在以下分析中将以最基本的 Sato 算法为例, 由于各个算法形式类似, 设计方法基本相同, 因此本文的设计稍加变动即可适用于其它情形。

盲均衡算法的核心问题是计算自适应滤波器的系数, 使得代价函数最小化。传统的算法是采用 LMS 算法等梯度算法或正规递归最小平方 (LS) 算法等来调节滤波器系数, 搜索代价函数的极小点, 显然这是一个凸函数优化问题。而在传统的 Hopfield 型的神经网络解决的经典问题中, 计算 DFT 时就是采用这种退回到线性范围解决问题的方法。因此本文采用的方法也是从 Hopfield 神经网络拓展到细胞神经网络。

文章第 2 节介绍了用于一维信号处理的细胞神经网络, 并给出了相应于盲均衡问题的模板设计方法。第 3 节给出了计算机模拟结果。第 4 节为结论。

2 用于盲均衡的一维细胞神经网络

细胞神经网络是一种局域连接的神经网络, 第 i 行、第 j 列的神经元记为 $C(i, j)$, 它只同周围的神经元连接, 而与其它神经元不直接连接。这个等效电路可以用运算放大器来实现。 u_{ij} 表示输入, 用一个独立的电压源 E_{ij} 来表示, 如果 $C(i, j)$ 有外界输入, $E_{ij} \neq 0$ 。 V_{Xij} 表示神经元的状态, 它由电容 C 上的电压决定。CNN 中神经元 $C(i, j)$ 与邻近神经元的关系由线性电压控制电流源决定, 如果邻近神经元 $C(k, l)$ 的输入为 u_{kl} , 输出为 V_{Ykl} ; 压控电流源 I_{xy} , I_{xu} 可表示为

$$I_{xy}(i, j; k, l) = A(i, j; k, l)V_{Ykl}, \quad (1)$$

$$I_{xu}(i, j; k, l) = B(i, j; k, l)u_{kl}. \quad (2)$$

上两式对 $(i, j) = (k, l)$ 的特殊情形同样成立。 $A(i, j; k, l)$ 组成的矩阵为 A 模板, $B(i, j; k, l)$ 组成的矩阵为 B 模板, A, B 两个模板即决定了神经网络的连接关系。 R_y, R_x 为电路实现时的阻抗。 V_{Yij} 为神经元 $C(i, j)$ 的输出

$$V_{Yij} = \frac{1}{2}(|V_{Xij} + m| - |V_{Xij} - m|). \quad (3)$$

在本文中由于处理为凸函数优化问题, 因此只需要考虑线性输出情形^[10], 令 m 为一个较大的值, 如 $m=10000$, 以使神经网络输出不能达到非线性区。 I_{yx} 为非线性压控电流源, $I_{yx} = V_{Yij}/R_y$, I_{ij} 为独立电流源。 当用细胞神经网络来处理一维问题时, 即 $C(i, j)$ 只与 $C(i, k)$ 神经元连接, 相应的 A 模板结构为 (以最紧邻结构为例):

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ A(i, j-1) & A(i, j) & A(i, j+1) \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

对于 B 模板, 一维模板的形式与 A 模板是类似的, 在此不再赘述。 细胞神经网络中单个神经元满足以下状态方程:

$$C \frac{dV_{Xij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x} V_{Xij}(t) + \sum_{(k,l) \in N_r(i,j)} A_{ijkl} V_{Yijkl}(t) + \sum_{(k,l) \in N_r(i,j)} B_{ijkl} u_{ijkl}(t) + I_{ij}. \quad (5)$$

细胞神经网络中有一个非常重要的参量, 即能量函数。 能量函数可以由以下公式表述:

$$E(t) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j} \sum_{k,l} A(i, j; k, l) V_{Yij} V_{Ykl} - \sum_{i,j} I_{ij} V_{Yij} + \frac{1}{2R_x} \sum_{i,j} V_{Yij}^2 - \sum_{i,j} \sum_{k,l} B(i, j; k, l) V_{Yij} u_{kl}. \quad (6)$$

在以往的文献中能量函数多用来作为网络稳定性的判据。 近来一些作者通过能量函数设计细胞神经网络解决优化问题^[5], 我们发现对盲均衡问题这种思路也是适用的。

Sato 盲均衡问题要优化的代价函数为^[6,7]

$$J(k) = \frac{1}{2} E(|Y_K| - E[|I_K|^2]/E[|I_K|])^2, \quad (7)$$

式中各符号意义如上节所述。 代入滤波器系数表达式, 并引入符号函数 $\text{sgn}(Y_K)$:

$$\text{sgn}(Y_k) = \begin{cases} 1.0, & Y_k \geq 0; \\ -1.0, & Y_k \leq 0; \end{cases} \quad (8)$$

则 (7) 式变为 $J(k) = \frac{1}{2} E(Y_K \times \text{sgn}(Y_K) - E[|I_K|^2]/E[|I_K|])^2$, 亦即

$$J(k) = \frac{1}{2} E(Y_K - \text{sgn}(Y_K) \times E[|I_K|^2]/E[|I_K|])^2. \quad (9)$$

在本例中: $E[|I_K|^2]/E[|I_K|] = 1.0$ 。 代入 Y_K 表达式: $Y_k = \sum_{i=0}^M h_i x(n-i)$ 式中 h_i 为均衡器抽头系数, $x(n-i)$ 为信道输出, 则 (9) 式变为: $J(k) = \frac{1}{2} E(\sum_{i=0}^M h_i x(n-i) - \text{sgn}(Y_k))^2$ 。

在能量函数达到最小点处, $\frac{\partial J(k)}{\partial h_i} = 0$, 记 $h = (h_0, h_1, \dots, h_i)$, 解决盲均衡问题的关键也

就在于如何找到一个 h (均衡器抽头系数) 来最小化代价函数, 如用 CNN 完成最小化代价函数 (找到 h) 的任务, 可以将 (9) 式类比于 CNN 能量函数 ((6) 式), 则每个 h_i 的大小对应于一个细胞的状态, h 的动态行为可以 CNN 状态方程描述. 当 CNN 稳定时, 能量函数达到极小值 (对凸函数即唯一最优), 相应的各细胞状态即是代价函数最小时的 h_i . 把 (9) 式当作 CNN 的能量函数, 对应的 CNN 可用以下微分方程组描述:

$$dh(t)/dt = -R(t)h(t) + I. \quad (10)$$

(10) 式中 I 为偏置矩阵: $I = (I_0, I_1, \dots, I_i)$; $R(t)$ 类似于 LS 算法的自相关阵, 以下给出其具体定义. $R(n)$ 为接收到第 n 个码元时的 $R(\cdot)$ 值, 则 $R(n)$ 表达式如下: $R(n) = E[x(n)x^T(n)]$. 则每个矩阵元以下式表示:

$$R_{ij}(n) = \sum_{k=0}^n x(k-i)x^T(k-j)/n = R_{ji}(n). \quad (11a)$$

偏置矩阵 I 为

$$I_i(n) = \sum_{k=0}^n \text{sgn}(Y(k))x(k-i)/n, \quad (11b)$$

$Y(k)$ 为对应于第 k 个码元的均衡器输出. R 矩阵为一对角矩阵, 且主对角线元素大于 0, 显然整个系统是稳定的. 对信道响应的补偿可以用一个时域滤波器来等效, 我们设此滤波器为 L 阶, 则这个滤波器对于 L 个码元之内的多径干扰有了良好的抑制作用. 由文献 [4,5] 知, 此时

$$R_{ij}(n) = 0, \quad \text{当 } i-j > L \text{ 时}. \quad (12)$$

对于 n 较大的情形:

$$\sum_{k=0}^n x(k-i)x^T(k-i)/n \approx \sum_{k=1}^n x(k-i-1)x^T(k-i-1)/n. \quad (13)$$

引入 (12) 式简化后, 即可以得出受到第 n 个码元时细胞神经网络的各模板:

$$B = 0, \quad (14a)$$

$$A(i, i \pm j) = -\sum_{k=0}^n x(k)x(k-j), \quad (14b)$$

$$I_i = \sum_{k=0}^n \text{sgn}(Y(k))x(k-i)/n. \quad (14c)$$

在仿真中取 $C = 1$; 输入阻抗 $R_x = \infty$. 至此细胞神经网络设计完成, 如按 (14) 式将 CNN 用电路实现, 则 (10) 式中 h 的计算已可以由模拟电路实时完成.

在以上细胞神经网络中, 模板是自适应的, 对于每个码元到来后能量函数都可以降到最小值, 从而完成一种真正的梯度算法. 这一点类似文献 [4,5] 提出的神经网络均衡算法. 对

网络第一次工作时, 对 A 、 I 模板应有一初始估值, 可取 50 个码元用于估值, 并令初始 $Y(k) = x(k)$ 。基于以上模板设计, 我们进行了计算机仿真, 仿真结果在下节给出。

3 计算机模拟

我们依据以上分析, 对本文中提出的算法进行了模拟。由于盲均衡大多工作在信道畸变比较大的情形下, 因此仿真采用信道为等功率二径信道: $H(z) = 0.707 + 0.707z^{-1}$ 并附加白高斯噪声, 均衡器抽头取为 6 阶。图 2 给出了误码特性, 曲线 1 为本方法误码特性; 曲线 2 为对 Sato 盲均衡算法的仿真, 曲线 1, 2, 3 的仿真条件是相同的。对于等功率二径信道这种非常恶劣的情形, Sato 盲均衡算法由于其残余误差比较大^[8], 性能已经比较差, 而本方法在这种恶劣的信道条件下其性能显然好于 Sato 盲均衡算法。而且细胞神经网络算法的电路实现难度是远低于其它算法的。解决恶劣信道条件下的信道均衡问题, 还有一个方法是把收端状态反馈回发端, 由发端不断地发送训练序列, 当然这会使接收机非常复杂。作为一种比较我们仍给出曲线 3: 带有训练序列的神经网络均衡算法仿真^[4,5]的结果。对比曲线 1, 3, 可知较之有训练序列情形, CNN 盲均衡算法约有接近 3dB 的信噪比恶化。作为一种盲均衡算法, 实质是一种最大功率算法, 因此这个恶化也是与理论预期一致的, 其相应好处是接收机大大简化。图 3 给出收敛性能图。

图 3 给出的为收到第 1000 个码元在 10dB 情形下代价函数的收敛性能, 由神经网络是稳定的我们知能量函数将很快稳定到最小点。仿真中开始时从 $h = 0$ 收敛到稳定态, 微分方程以龙格-库塔法仿真, 最后 200 次迭代引起代价函数变化小于 1%, 此时认为方程已达到稳定态。仿真的结果也证明本算法是稳定的, 这与上一节理论分析相符合。

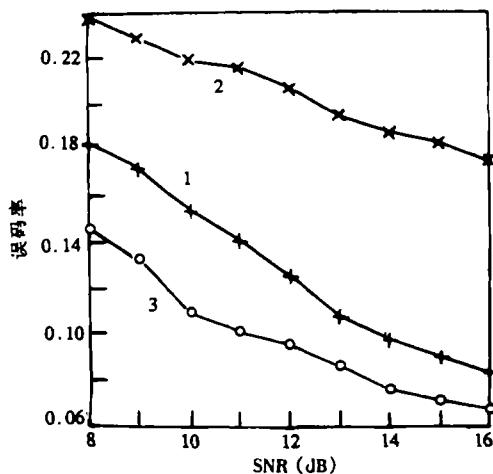


图 2 误码性能图

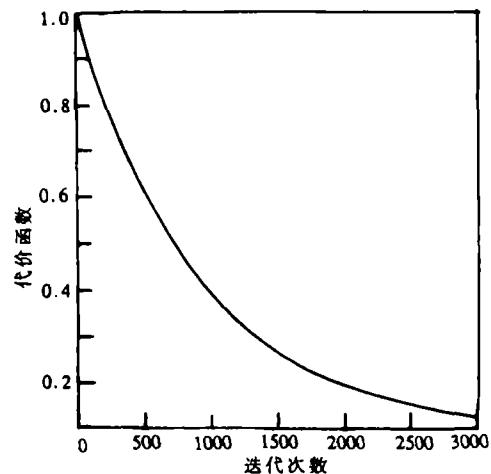


图 3 收敛性能图

4 结 论

在本文中, 我们讨论了用细胞神经网络实现盲均衡器的可能, 并给出了相应的模板设计。作为一种面向集成电路实现的神经网络, 基于细胞神经网络的算法较之别的神经网络算法有着更好的可实现性, 相应地本算法也具有更好的可实现性。由于可由简单的模拟电路实

现,其在硬件结构、收敛性上均优于传统算法。此外在细胞神经网络模板设计上,本文也拓展了能量函数法的应用范围,使这一新思路的有效性在解决新问题时体现出来。

参 考 文 献

- [1] Chua L O, Yang L. Cellular neural network: Theory. IEEE Trans. on CAS, 1988, CAS -35(10): 1257-1272.
- [2] Chua L O, Yang L. Cellular neural network: Applications. IEEE Trans. on CAS, 1988, CAS-35(10): 1273-1290.
- [3] Int. J. Cir. Theor. Appl., 1997, 25(1), Special Issue.
- [4] Perfetti R. Neural network for fast adaptive equalization, Int. J. Cir. Theor. Appl., 1993, 21(2): 165-175.
- [5] Bang S, Sheu B J, Wu H Y. A neural network for detection of signals in communication. IEEE Trans. on CAS I, 1996, CAS-43(8): 644-655.
- [6] Sato Y. A method of self-recovering equalization for multilevel amplitude-modulation systems. IEEE Trans. on Communications, 1975, COM-23(6): 679-682.
- [7] 何平. 一种新型盲均衡算法——RG 算法的研究. 电子学报, 1994, 22(10), 108-111.
- [8] 庄建东等. 适用于多电平数字通信系统的盲均衡算法. 电子学报, 1992, 20(7), 28-35.
- [9] Kennedy M, Chua L O. Neural network for nonlinear programming. IEEE Trans. on CAS, 1993, CAS-35(5): 554-562.

BLIND EQUALIZATION WITH CELLULAR NEURAL NETWORK

Zhao Jianye Yu Daoheng

(*Department of Electronics & Center of Information Science, Peking University, Beijing 100871*)

Abstract In this paper, a new approach to blind equalization based on cellular neural network(CNN) is proposed. According to a reasonable template design method the template for blind equalization is designed. The result of computer simulation proves this approach is reasonable.

Key words Blind equalization, Cellular neural network, Template design

赵建业: 男, 1972年生, 博士, 主要研究兴趣应用数学算法在通信及信号处理中的应用, 并行算法在电路设计中的应用。

余道衡: 男, 1939年生, 教授, 博士生导师, 主要研究兴趣为神经网络、优化算法在电路与系统中的应用。