式中 f_s 为量子态 S 上的平均粒子数。按照申农的思路，信息光学中图像熵的一般表达式可写作

$$H = -C\sum_i [Np_i \ln Np_i - (1+Np_i)\ln(1+Np_i)] \tag{3}$$

式中 N 为光子总数，$p_i = \frac{n_i}{N}$ 为第 i 个物元上光子数为 n_i 时的几率。对于天文照片中的弱光情形，相当于 $Np_i \ll 1$, 此时 (3) 式可写作

$$H = -C\sum_i Np_i \ln Np_i,$$

即 Frieden 所使用的形式；对于诸如光谱实验中的强光情形，相当于 $Np_i \gg 1$, (3) 式变成

$$H = C'\sum_i \ln Np_i,$$

即 Burg 所使用的形式。

对二维分布连接神经网络模型的研究

帅建伟　陈振湘　刘瑞堂　吴伯僖
（厦门大学物理系，厦门　361005）

在生物神经网络中，神经元间的突触连接不仅具有局域性，而且神经元的某一信号通过不同突触连接对不同神经元的激励强度大小也不同，一般其连接强度与神经元间的距离有关。为模拟生物神经网络的这一性质，在 Hopfield 模型的基础上，可对神经元进行二维排列，考虑神经元间的空间距离 r 对突触连接的影响，引入一个连接权重函数 $g(r)$, 这样神经元间的连接矩阵不仅与这两个神经元中所存记忆模式的取值相关，也与这两个神经元间的距离有关，由此则得到一种具有二维分布连接特性的 Hopfield 神经网络模型。由定义的能量函数易知，在演变过程中该系统必趋于稳定。

为模拟生物神经网络的局域连接特性，常设具有局域连接的权重函数。本文则讨论了神经元间的连接随距离 r 有反比关系的权重函数

$$g(r) = 1 + b/(1 + c \times r)$$

对网络联想能力的影响。该函数的生物学意义为近邻神经元的影响较大，较远神经元的影响较小。通过分析知，该式的引入能降低系统贮存模式的能量，使其能谷加深，扩大吸引域，从而提高网络的联想能力。在 Hopfield 模型中，联想是基于全局相似，输入图像绝大多数都收敛到具有最小汉明距离的记忆态。而对于该模型，由于权重函数的引入，使神经元间的连接不再均一，近邻神经元的影响作用加强，且处于二维网络边缘部分的神经元与网络中心的神经元有较大的差别，从而造成联想是基于加权的全局相似，改变了收敛域的形状，导致联想能力和联想方向的变化。计算机数值模拟运算也表明，适当的权重函数可提高网络的联想能力，且存在相当一部分输入图像，虽然能联想到某一记忆态，但并不是到最小汉明距离的记忆态。

由于该模型的连接矩阵可写为由权重函数唯一决定的矩阵 G 和 Hopfield 连接矩阵 J 的同位元素的积，所以可以把权重函数和贮存模式的作用分开考虑。从光电实现来看，只要在 Hopfield 光电阵列 J 前多加一个连接权重函数阵列 G, 则得到了二维分布连接神经网络模型的光电神经电路，也即是：二维图像排列成一维发光二极管作为输入光源，通过 G 阵列单元 $g(i,i')$ 调制的

光信号再通过 Hopfield 阵列单元 $J_{i,i'}$ 调制后，由光电二极管接收，并把它转换成电信号送给电子元件进行阈值处理。这样，我们可以在 Hopfield 光电网络基础上方便灵活地研究各种连接权重函数对联想能力的影响。

离散神经网络的关联优化存储

郭东辉 陈振湘 刘瑞堂 吴伯僖
(厦门大学物理系，厦门 361005)

离散 Hopfield 神经网络是一个比较典型的联想存储模型，它的存储容量一直是人们关心的问题。已有不少文章对它进行详细分析后认为：对于随机的存储样本，该离散神经网络的存储容量 $M \sim 0.15N$(N 为神经元数目) 。但是在目前的集成工艺条件下，要获得较大规模的神经网络系统是有困难的，因此，为了能够在神经元数目 N 有限的神经网络中存储足够多的有一定收敛半径的稳定样本以便实用，本文分析了不同关联分布的存储样本对神经网络联想性能的影响，提出了在离散神经网络中选取存储样本的关联优化规则。

离散 Hopfilcd 神经网络系统的联想矩阵 $W = \mathrm{SGN}(X^T X)$, 其中： $X = (S_i^m)$ 是 $N \times M$ 阶的 ± 1 矩阵， N 为神经元个数， M 为存储样本的个数， SGN(*) 为截值函数以便光学实现；且系统的动力学方程为：

$$S_i(t+1) = \sigma[\Sigma_j W_{ij} S_i(t) - \Theta_i] \qquad i,j = 1,\ldots,N.$$

其中 $\sigma(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \Theta_i = 0 \qquad i = 1,\ldots N.$

设神经网络的各存储样本 X 的关联分布函数 $\psi(q,\delta,\zeta)$, 其中： q 为各存储样本的平均关联系数 ($q = S^T S = N - 2d_H, d_H$ 为汉明距离的平均值),δ 为关联系数的均方根， ζ 为存储样本矩阵 $X=(S_i^m)$ 列元素和的最大值。通过计算分析得出：当神经元个数 N 和各存储样本的收敛半径 γ 一定时，系统存储容量 M 与 q 、 δ 、 ζ 有关， q 、 δ 和 ζ 的值越小，可存储容量 M 越大。由此本文提出了离散 Hopfield 神经网络的关联优化存储规则：各存储样本互关联系数应尽量小 (即正交) 且相等；存储样本矩阵 X 中列元素的和应尽量小。

根据优化存储的规则，如下选取 N=7,M=4 的存储样本 S^m:

$$X = \begin{array}{c} S^1 \\ S^2 \\ S^3 \\ S^4 \end{array} = \begin{array}{ccccccc} 1 & -1 & -1 & -1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & 1 & 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & 1 & -1 & -1 & 1 \end{array}$$

由该组存储样本 X 构成的联想矩阵网络，各样本 S^m 的系统能量均相等且较低，具有理想的联想收敛性质。因此，在神经元个数 N 较少的联想矩阵 (如 $7*7$ 、 $15*15$ 的光并行计算矩阵) 中，如用按关联优化存储规则选取的各存储样本存储的神经网络均有很强的联想纠错性质，可望在通讯纠错中得到应用。