

## 海藻净化染料废水的新体系

张谷兰 莫健伟 姚兴东 张尔贤\* 余纲哲\*

汕头大学测试中心, 汕头 515063

\* 汕头大学生物系, 汕头 515063

关键词 海藻 偶氮染料 金属离子 脱色

利用藻类的吸收、富集和降解作用可去除污水中的营养物质、重金属和有机毒物,同时,藻类生物量可用作动物饲料、饵料、精细化工品来源以及人类的潜在食物,这是一种既经济又有效的集污水处理和利用相结合的污水资源化生物技术<sup>[1]</sup>.将这项技术用于印染废水的处理特别引起人们的兴趣.染料大多是芳香类化合物,其中80%以上是偶氮化合物.偶氮化合物及其降解产物芳香胺类具有致癌性,且结构复杂,可生物降解性较低,是污水处理中的难题之一.利用藻菌系统对水中偶氮染料进行降解已有详细的报道<sup>[2,3]</sup>,其处理过程是将藻菌共生系统驯化、培养一定的时间,达到一定的密度后,接种到含染料的培养液中培养96h,测定溶液的吸光度,计算脱色率.藻菌共生系统对不同种类的偶氮染料的降解能力是不一样的,对酸性染料的脱色率为22%~46%.本研究不需进行藻菌培养,直接用海藻吸附处理水中的偶氮染料分子,通过海藻与金属离子的协同作用对水中的染料分子进行脱色,得到很好的处理效果.

本文在胭脂红GFM这一酸性偶氮染料的水溶液中加入马尾藻(sargassum)和适当浓度的Cu(Ⅰ)离子,并与只加入马尾藻的处理体系进行对比试验,比较两个体系对胭脂红GFM的脱色效果.在 $5.2 \times 10^{-5}$ mol/L胭脂红GFM水溶液中加入马尾藻和适当浓度的Cu(Ⅰ),放置6h,以不加马尾藻的相同染料浓度和Cu(Ⅰ)浓度的水溶液作对照;在无Cu(Ⅰ)离子的体系中,用等量马尾藻处理 $1.7 \times 10^{-5}$ mol/L浓度的染料,放置24h,以不加马尾藻同一浓度的染料溶液作对照.将染料处理液过滤后用750型紫外可见分光光度计在溶液的最大吸收峰处测量吸光度,以纯水为空白,根据试验前后染料处理液和对照液的吸光度值计算脱色率,结果表明,有Cu(Ⅰ)的体系在6h内使得 $5.2 \times 10^{-5}$ mol/L的胭脂红GFM水溶液的脱色率达到100%,无Cu(Ⅰ)的体系在24h内对 $1 \times 10^{-5}$ 胭脂红GFM水溶液的脱色率只达到88.2%,可见,Cu(Ⅰ)的加入使马尾藻处理胭脂红GFM的能力明显增强,脱色速度明显加快.

(1996年3月27日收到)

- 1 严国安,谭智群.环境科学进展,1995,3(3):46-54
- 2 杜晓明,刘厚田.环境化学,1991,10(6):12-18
- 3 刘厚田,杜晓明等.环境科学学报,1993,13(3):332-338

## A New System of Utilizing Algae for Dyes Sewage Purification

Zhang Gu-lan, Mo Jian-wei, Yao Xing-dong,

Zhang Er-xian\*, She Gang-zhe\*

Center for Modern Analysis, Shantou University, Shantou, Guangdong 515063

\* Department of Biology, Shantou University, Shantou, Guangdong 515063

Key words algae, azo-dye, metal ion, decolorization

## Hopfield 神经网络的存储容量\*

郑金成 帅建伟 王仁智 陈振湘

厦门大学物理系,厦门 361005

\* 国家自然科学基金资助项目

关键词 神经网络 存储容量 误差函数

神经网络能够正确记忆的样本矢量数与其神经元数目的比称为网络的存储容量,它是神经网络的一个重要参数.对Hopfield神经网络<sup>[1]</sup>的存储容量的研究,统计物理方法分析<sup>[2]</sup>的结果约为0.138.研究表明,当网络的存储容量为0.138时,各存储样本位于或临近于网络的稳定平衡点上,但该存储样本并非一定为稳定吸引子.在某些场合,往往需要网络对存储样本进行完全精确的回忆,即要求网络的存储样本一定为系统的稳定吸引子,对此通常应用信噪比理论分析方法求解网络的绝对存储容量<sup>[3-5]</sup>.在计算中常要用到正态分布函数的近似解析式,而采用不同的近似解析式往往会导致存储容量的计算结果的不同.文献[3,4]得到离散Hopfield神经网络绝对存储容量为 $1/2\ln N$ ,其中 $N$ 为神经元个数.文献[5]的结果为 $1/(2\ln N - \ln \ln N)$ .本文进一步对正态分布函数的近似解析式进行了分析,得出了一个较好的误差函数近似解析式,应用该解析式分析了Hopfield神经网络的存储容量,得到了一个更严格的结果.

正态分布是比较基本和重要的概率分布,在实际中遇到的许多随机变量都服从或近似服从正态分布,它还是许多概率分布的极限分布.正态分布函数的积分值一般通过查表可得,也可通过级数逼近进行数值求解.但在许多场合,简单的近似解析式往往有利于问题的分析求解,我们把理论推导与数值模拟相结合,得出了误差函数的一个较好的近似解析式.

标准正态分布函数为

$$\Phi(r) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^r \exp(-\frac{t^2}{2}) dt, \quad -\infty < r < +\infty;$$

通过计算机数值模拟,我们求得标准正态分布函数的近似表达式为

$$\Phi_m(r) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} [1 - \exp(-0.65r^2)]^{1/2} \quad (1)$$

我们把正态分布函数的不同近似解析式<sup>[3,5]</sup>与本文的结果进行比较:在文献[3]中,

$$\Phi(r) = 1 - \exp(-0.5r^2) \quad (2)$$

而文献[5]中则采用如下近似为

$$\Phi(r) = 1 - \frac{1}{r} \exp(-0.5r^2) \quad (3)$$

三种近似解析式的曲线与函数精确值的比较如图1所示.由图1可知,近似式(2)和(3)与函数精确值的误差较大,而本文所得的解析式曲线与误差函数精确值曲线基本重合,说明 $\Phi_m(r)$ 的近似程度较好,是一个较好的近似表达式.从计算机数值模拟可知,该解析式与精确值的相对误差最大值小于0.05%.

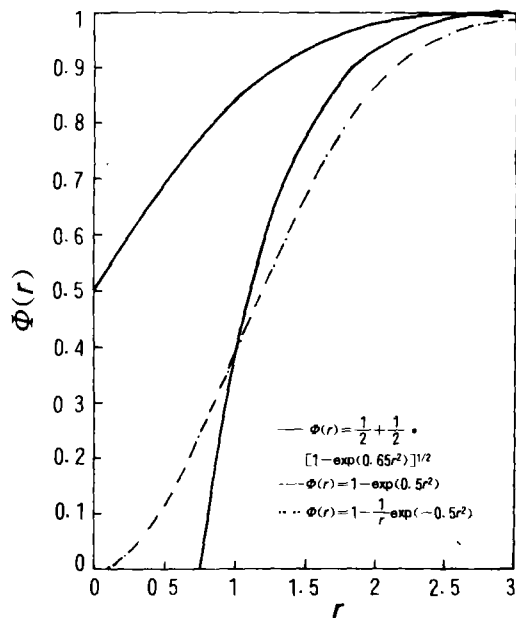


图1 三种近似解析式的曲线图比较

我们应用近似表达式(2),分析离散 Hopfield 神经网络<sup>[1]</sup>的绝对存储容量.对  $N$  个神经元,存储  $M$  个随机记忆模式  $S^a$  的双极型 Hopfield 神经网络,它的连接矩阵为

$$J_{ij} = \sum_{\mu} S_i^{\mu} S_j^{\mu}$$

其中  $i, j = 1, 2, \dots, N$ . 对于任一输入态,网络的动力学方程为

$$S_i(t+1) = \Theta(\sum_j J_{ij} S_j(t)),$$

其中  $\Theta$  为符号函数.当  $N$  和  $M$  都很大时,可应用信噪比理

论求得每个神经元能正确迭代存储图像的几率为<sup>[4]</sup>

$$P = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\sqrt{1/\alpha}}^{\infty} \exp(-\frac{t^2}{2}) dt,$$

由近似解析式(1),上式为

$$P = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} [1 - \exp(-0.65r^2)]^{1/2}$$

其中  $r = \sqrt{1/\alpha}$ . 则出错的几率为

$$\rho = 1 - P = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} [1 - \exp(-0.65r^2)]^{1/2}$$

单个神经元能够正确迭代的条件为  $\rho \rightarrow 0$ ,假定神经元的错误迭代满足泊松分布<sup>[3]</sup>,则  $M$  个存储图像能稳定存储的条件为

$$\exp(-N\rho) = \beta \rightarrow 1,$$

设  $C = -\ln\beta$ , 则

$$\rho = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} [1 - \exp(-0.65r^2)]^{1/2} = \frac{C}{N}$$

其中  $C, \beta$  是常数,得

$$\alpha = \frac{0.65}{\ln N - \ln[4C(1 - C/N)]} \quad (4)$$

对于一定的正确率,  $C$  是小于 1 的常数;而且  $N$  比较大,  $C$  和  $4C^2/N$  可以忽略,故可得存储容量的近似值为

$$\alpha \approx \frac{0.65}{\ln N} = \frac{1.3}{2\ln N} \quad (5)$$

该结果较文献[3-5]的结果  $(1/2\ln N)$  偏大一些,可以看出,不同的分布函数近似解析式,导致了存储容量计算结果的不同.文献[3,4]得到离散 Hopfield 神经网络存储容量为  $1/2\ln N$ ,文献[5]为  $1/(2\ln N - \ln \ln N)$ . 本文应用一个较好的近似解析式分析了 Hopfield 神经网络的存储容量,得到了一个更严格的结果,该结果较文献[3-5]的结果稍大.

感谢厦门大学学生科研基金会和厦门光电子公司的资助.

(1996年4月23日收到)

- 1 Hopfield, J. J. *Proc. Natl. Acad. Sci., U. S. A.* 1982; **79**: 2554
- 2 Arnt, D. J., et al. *Phys. Rev. Lett.*, 1985; **55**: 1530
- 3 McEliece, R. J., et al. *IEEE Tran. Inf. Theory.*, 1987; **IT33**: 461
- 4 Bruce, A. D., et al. *J. Phys. A*, 1987; **20**: 2343
- 5 Ozeki, T. *Dynamics of Fully Connected Neural Network Model of Associative Memory* (Ph. D. Thesis). Tokyo Institute of Technology, 1994: 23

### Storage Capacity of the Hopfield Neural Network

Zheng Jin-cheng, Shuai Jian-wei, Wang Ren-zhi, Chen Zhen-xiang

Department of Physics, Xiamen University, Xiamen 361005

Key words neural network, storage capacity, error function