

细胞神经网络与字符特征提取技术研究

费文东, 孟相如

(空军工程大学 电讯工程学院, 陕西 西安 710077)

摘要:首先对细胞神经网络(CNN)的基本模型作了简要论述,在对连续时间CNN离散化的基础上,将连通单元检测与阴影检测相结合,提出了一种基于CNN文字识别的特征提取技术,并进行了计算机的仿真试验,得到了良好的结果。

关键词:细胞神经网络;连通单元检测;阴影检测;特征提取

中图分类号:O235 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3516(2000)03-0051-04

细胞神经网络(CNN; Cellular Neural Network)是一种可设计的模拟非线性系统^[1~2],这种反馈式神经网络对二维图像的初级加工有用。同全联接的Hopfield网络不一样,CNN是局部联接的,因而数据量少,处理速度快,效果好,并且CNN宜于用VLSI实现。在文字识别中,运用细胞神经网络方法,可以提高识别的精度。因为神经网络具有较强的学习能力,所以CNN结合其它类型的神经网络,可有利于实现识别的联想功能。本文在对连续时间CNN离散化的基础上,将连通单元检测(CCD; Connect Component Detector)和阴影检测(SD; Shadow Detector)相结合,提出了一种基于CNN文字识别的特征提取技术。并成功地进行了计算机仿真实验,取得了良好的结果。

1 细胞神经网络的基本模型

CNN网络的基本单元称为人工细胞,它是由线性电容,线性电阻,线性控制元件和非线性控制元件组成,如同一个细胞自动机,它只同它周围的神经元相联,由此构成一个连续的动力系统,其二维形式如图1所示:

设CNN是一个 $m \times n$ 的格形网络, $C(i, j)$ 表示第 i 行第 j 列的神经元,用 $Nr(i, j)$ 表示 $C(i, j)$ 神经元邻近的其它神经元的集合, $Nr(i, j) = \{C(k, l) | \max[|k-i|, |l-j|] \leq 1, 1 \leq i, k \leq m, 1 \leq j, l \leq n\}$ 。图2是一个 $C(i, j)$ 的等效电路。

它的状态,输入,输出分别用 $V_{xij}, V_{uij}, V_{yij}$ 表示,根据KVL和KCL定律,可以得出下列一组电路方程:

$$C \cdot V_{xij}(t) = \frac{V_{xij}(t)}{-R_x} + \sum_{C(k,l) \in Nr(i,j)} A_{ij,k} \cdot (V_{yk}(t), V_{yij}(t))$$

$$+ \sum_{C(k,l) \in Nr(i,j)} B_{ij,k} \cdot (V_{uk}(t), V_{uij}(t)) + I \tag{1}$$

$$V_{yij}(t) = f(V_{xij}(t)) = 0.5 \cdot (|V_{xij}(t) + 1| - |V_{xij}(t) - 1|) \tag{2}$$

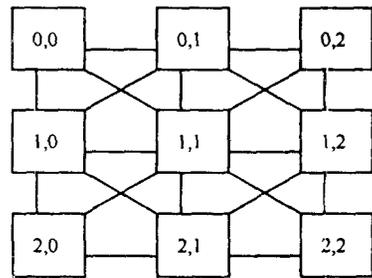


图1 CNN网络结构

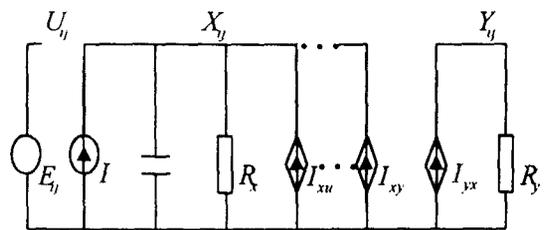


图2 单个神经元等效电路

$$Vu_{ij}(t) = E_{ij} \quad (3)$$

$$|Vx_{ij}(0)| \leq 1 \quad (4)$$

$$Vu_{ij}(t) \leq 1 \quad (5)$$

$$A_{(i,j,k,L)} = A_{(k,l,i,j)} \quad (6)$$

$$C > 0; \quad Rx > 0 \quad (7)$$

这里, $A_{ij,k}$ 表示神经元 $C(i,j)$ 与 $C(k,l)$ 输出之间的反馈系数, $B_{ij,k}$ 表示神经元 $C(i,j)$ 与 $C(k,l)$ 输入之间的系数, I 是外界偏置输入。

2 基于 CNN 的字符特征提取

特征提取是字符识别的重要手段, 由于字符都是二维的, 所以 CNN 适合于字符的识别, 在识别前, 必须从字符中提取一定固定性的特征, 这些特征必须满足能够保证区别于其它字符的条件。例如笔画交叉, 边缘检测等, 本文主要通过运用 CNN 中的连通单元检测器对字符的笔画交叉进行检测, 并辅之以阴影检测, 突出字符在某以方向上的轮廓来判断其类型。

考虑到可能有些字符在一个方向上的连通单元检测结果是一样的, 可以从多个方向上进行连通单元检测, 采用以下四种模板:

0 0 0	0 1 0	0 0 -1	1 0 0
1 2 -1	0 2 0	0 2 0	0 2 0
0 0 0	0 -1 0	1 0 0	0 0 -1
横向 CCD:A1	纵向 CCD:A2	斜上 45 度 CCD:A3	斜下 45 度 CCD:A4

以 A1 模板为例, 因为 A1 模板是反对称的, 根据反对称权稳定条件, A1 模板组成 CNN 网络具有稳定性。同时, 把初始值 $Vx_{ij}(t)$ 认为将要处理的对象, 这样公式(1)简化为只同一行的相邻神经元有关, 可写成:

$$Vx_{ij} = Vx_{ij}(t) + Vy_{i,j-1}(t) + 2Vy_{ij} - Vy_{i,j+1}(t) \quad (8)$$

各变量参数状态如下:

当 Vy_{ij} 位于边缘时, 鉴于表 1 中带 * 的两种情况改变了 Vy_{ij} 的初始值, 可以在右边缘令 $Vy_{i,j+1} = 0$, 在左边缘令 $Vy_{i,j-1} = 0$ 。则在边缘处, 各变量参数状态如下表所示:

阴影检测所采用的模板为:

$$\begin{array}{ccc}
 0 & 0 & 0 \\
 A=0 & 2 & 2 \\
 0 & 0 & 0 \\
 \\
 0 & 0 & 0 \\
 B=0 & 2 & 0 \\
 0 & 0 & 0 \\
 \\
 I=0
 \end{array} \quad (9)$$

表 1 各变量参数状态表

$Vx_{ij}(t)$	$Vy_{i,j-1}(t)$	$Vy_{ij}(t)$	$Vy_{i,j+1}$	$Vx_{ij}(t)$	$Vy_{ij}(t+)$
+1	+1	+1	+1	>0	+1
+1	+1	+1	-1	>0	+1
+1	-1	+1	+1	<0	-1 *
+1	-1	+1	-1	>0	+1
-1	+1	-1	+1	<0	-1
-1	+1	-1	-1	>0	+1 *
-1	-1	-1	+1	<0	-1
-1	-1	-1	-1	<0	-1

表 2 边缘处各变量参数状态

$Vx_{ij}(t)$	$Vy_{i,j-1}(t)$	$Vy_{ij}(t)$	$Vy_{i,j+1}$	$Vx_{ij}(t)$	$Vy_{ij}(t+)$
+1	0	+1	+1	>0	+1
+1	0	+1	-1	>0	+1
-1	0	-1	+1	<0	-1
-1	0	-1	-1	<0	-1
+1	+1	+1	0	>0	+1
+1	-1	+1	0	>0	+1
-1	+1	-1	0	<0	-1
-1	-1	-1	0	<0	-1

具体的变量参数状态分析与上述 CCD 类同。

另外,在特征提取算法的具体实现中,需要对原来连续时间 CNN 进行离散化处理,即令 $t=nh$,其中 h 为恒定时间步长,这样公式(1)(2)可用差分方程表示为:

$$\begin{aligned}
& c/h \times [Vx_{ij}((n+1)h) - Vx_{ij}(nh)] \\
& = -1/R_x \times Vx_{ij}(nh) \\
& + \sum_{c(k,l) \in N_r(i,j)} A_{ij,k} \cdot Vy_k(nh) \\
& + \sum_{c(k,l) \in N_r(i,j)} B_{ij,k} \cdot Vu_k(nh) + I \quad (10)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
Vy_{ij}(nh) & = f(Vx_{ij}(nh)) = \\
& 0.5 \times (|Vx_{ij}(nh) + 1| - \\
& |Vx_{ij}(nh - 1)|) \quad (11)
\end{aligned}$$

图(3)所示为基于 CNN 的文字识别系统框图。

3 计算机仿真试验

根据图(3)所示流程图。我们首先对连通单元检测和阴影检测进行了 C 语言实现。CCD 和 SD 所采用模板分别为式(3)、(5)所示,仿真试验中选取了 32×32 点阵汉字为对象进行处理(对其他语种文字同样适合)图(4)给出了以“中”字为例试验结果,图(4)(a)为处理前的情况,黑色为+1,白色为-1,图(4)(b)为经过横向 CCD 后的结果,它的特点是,在每一行最终状态黑白相间数与最初状态的黑白相间数相等,但它把图形压缩到了右边。同时在边缘上的神经元其初始状态在 CCD 网络动态处理后保持不变。图(4)(c)、(d)、(e)分别为通过纵向、斜上 45 度和斜下 45 度后的结果,而图(4)(f)为从右到左进行阴影检测的输出结果,用图(4)(b)、(c)、(d)、(e)、(f)作为特征,可望得到比较好的识别结果。

4 结论

本文结合连通单元检测和阴影检测,论述了一种基于 CNN 文字识别的特征提取技术。通过对连续时间 CNN 的离散化处理,成功地进行了计算机仿真试验,取得了良好的结果。

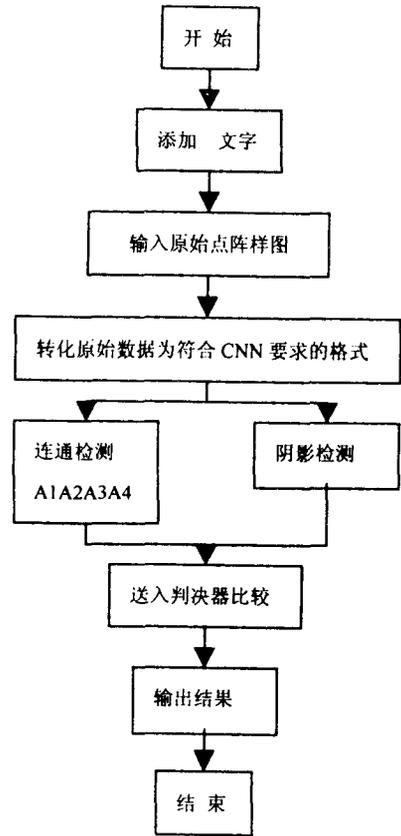


图 3 文字系统识别框图

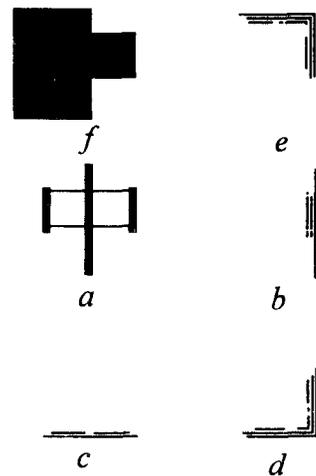


图 4 CNN 网络输出

参 考 文 献

[1] Chua L O, Yang L. Cellular Neural Network: Theory[J]. IEEE trans Circuits and Systems, 1988, cas - 35 (10):1257 - 1272.

[2] Chua L O, Yang L. Cellular Neural Network: Application[J]. IEEE Trans Circuits and Systems, 1988, cas - 35 (10):1273 - 1290.

- [3] Venetianer P L, Weblin F, Roska T, et al. Analogic CNN Algorithms for some Image Compression and Restoration Tasks[J]. IEEE Trans Circuits and systems, 1993, cas - 42(5): 278 - 284.
- [4] Sziranyi T, Lsusvari J. High-speed Character Recognition Using a Dual Cellural Network Architecture(CN-ND)[J]. IEEE Trans Circuits and Systems, 1993, cas - 40(3): 223 - 231.

Studies on the Cellular Neural Networks and Character Feature Extraction Techniques

FEI Wen-dong, MENG Xiang-ru

(The Telecommunication Engineering Institute, Xi'an 710077, China)

Abstract: The basic model of the cellular Neural Network(CNN) is briefly described in this paper. Based on the discretetransformation of continuous-time CNN, feature extraction techniques of character recognition using CNN are proposed by the combination of connected component detector and shadow detector. Good results of computer simulation experiment are also given.

Key words: cellular neural network; connected component detector; shadow detector; feature extraction