

并行分层二维多速度运动检测模型¹⁾

王爱群 郑南宁 袁立行

(西安交通大学人工智能与机器人研究所 710049)

摘要 提出了一个新的两阶段二维多速度运动检测模型. 该模型首先利用基于乘积侧抑制速度检测子 MIVD 的一维速度检测特性, 构成了一维多速度运动感知层. 检测出一维速度信息, 然后利用胞神经网络(CNN)模拟皮层功能柱间的局部动态交互, 完成多速度二维运动检测. 实验证明, 这种分层并行多频道模型是对初级视觉运动感知的良好建模. 应用这种模型可以实现基于“运动信息驱动”的注意力集中机制, 也可用于构成视觉高层反馈的“目的驱动”机制.

关键词 初级视觉, 运动感知, 侧抑制机制, 胞神经网络, 信息融合.

TWO-DIMENSIONAL MOTION DETECTION MODEL WITH PARALLEL AND LAYERED MULTI-VELOCITY CHANNEL

WANG Aiqun ZHENG Nanning YUAN Lixing

(Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

Abstract A new two-step 2-D motion detection model is presented. A 1-D multi-velocity motion detection layer is constructed based on the 1-D velocity detection feature of MIVD. A multi-velocity 2-D motion perception can be achieved by means of the good construction feature of cellular neural networks(CNN) to emulate the local dynamic interactions of cortex function columns. The experiment shows that this parallel and layered multi-velocity model is good at early vision motion perception. By using the model, the attention focus mechanism based on “motion information drive” can be realized, and the model can also be used as a part of “objective-drive” mechanism in high level feedback of vision system.

Key words Early vision, motion perception, lateral inhibition, cellular neural networks, sensors fusion.

1)国家自然科学基金和国家杰出青年科学基金资助项目.

收稿日期 1996-09-18 收到修改稿日期 1997-12-22

1 引言

运动信息是从投影在视网膜上的二维图像中理解景物的重要依据之一. 几十年来科学家们在研究生物视觉系统方面做了大量的工作. 生物学与心理学的研究认为在人的初级视觉中, 持续通道和瞬时通道是两个分开的平行系统, 持续通道与形状即模式分析相联系, 而瞬时通道则与运动分析有关, 它对眼动控制提供信息. 眼动使感兴趣物体位于视野中心, 即进入持续通道状态下, 在持续通道内运动分析与轮廓线分析有可能结合起来获得运动物体的形状信息.

在二维运动分析中, “孔径效应”(Marr 1982^[1], Adelson 和 Movshon 1982^[2])表现出视觉分析机制对边界的一维运动敏感, 但无法确定二维运动的真实方向. 大量的事实证明, 在视觉通路的早期阶段视觉机制就具有对方向及空间频率的选择性. Adelson 和 Movshon 指出在一维运动分析之后还有一个附加的视觉处理阶段, 在这个阶段一些一维运动分析器的输出将被融合^[2]. 换言之, 单个神经元无法克服“孔径效应”, 而必须“一群”神经元相互作用才能得出二维运动的真实方向和速率.

基于上述对生物视觉系统的生理学与解剖学的发现, 我们提出了一个两阶段二维多速度运动检测. 在我们前期的研究工作中, 对一维运动的感知进行了深入的研究^[3]. 本文则进一步提出了一种具有并行分布式结构的两阶段二维运动检测模型. 该模型的第一阶段为基于乘积侧抑制速度检测子(Multiplicative inhibitory velocity detector, MIVD)的一维运动多速度感知层. 第二阶段为二维运动速度融合胞神经网络(CNN), 将领域内的一维多速度信息进行综合、整理, 形成二维速度信息.

本文先讨论一种新的具有速度选择性的一维运动检测子——乘积侧抑制速度检测子(MIVD)^[3]. MIVD 模型的时空参数 K 决定了其最优速度. 如果外界刺激的运动速度高于或低于检测子的最优速率, 其输出将由其符号确定. MIVD 有一个良好的特性——响应幅度差异性(Response amplitude disparity, RAD). 即对某个运动刺激, 最优速度不同的 MIVD 的输出可进行比较, 与刺激速度最匹配的 MIVD 的输出幅值最大. 基于这个特性可以很容易地识别刺激运动速度. 利用 MIVD 构成具有多速度通道的一维运动速度感知层, 然后利用近邻连接的胞神经网络来模拟皮层功能柱间的局部动态交互, 通过对一维运动信息的融合来得到二维运动信息.

2 一维运动多速度感知层

2.1 乘积抑制速度检测子(MIVD)

生物视觉系统的生理学与解剖学的发现已证实 MT(大脑皮层运动区)上的复杂神经元不仅具有边缘朝向选择性, 同时对刺激运动的速率和方向具有选择性, 即速度选择性. Pinter^[4]的 MIVD 模型是一个良好的具有方向选择的运动检测子. 它的时间特性是由一个简单的低通滤波来实现, 使得该模型不具有时间频率敏感性, 即在某种程度上不具备速度选择性. Marr 和 Ullman 认为人的视觉系统最初的运动测定是发生在具有亮度突变的位置上, 即在空间域测量亮度变化(使用零交叉检测器), 我们认为在时间域的亮度变化同

样具有重要意义. 所以我们构造了一个乘积抑制速度检测子, 其时间特性由一个带通滤波器 $\frac{\Delta\omega s}{[s+(\omega_0-\Delta\omega/2)][s+(\omega_0+\Delta\omega/2)]}$ 决定, 其中 ω_0 与空间距离成反比 ($\omega_0 = \frac{K}{\Delta s}, \Delta\omega = \frac{\omega_0}{M}$); 其乘积抑制机制为高通型. 该模型具有速度选择特性, 图1给出了该模型的框图^[3].

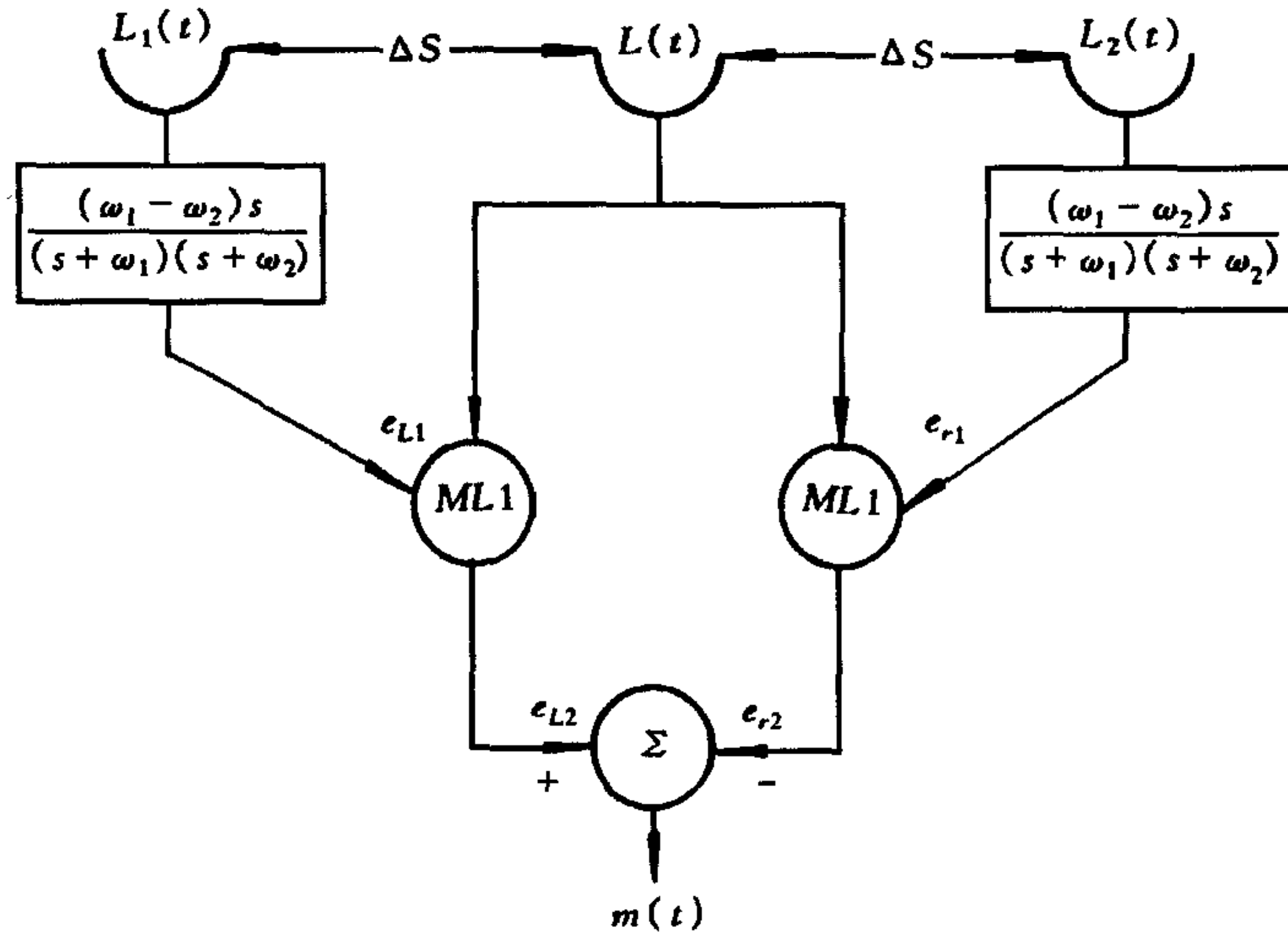


图1 乘积抑制速度检测子(MIVD)

MIVD 的常微分方程为

$$\begin{aligned} \ddot{e}_{\xi,1}(t) &= \frac{K}{M\Delta s} \dot{L}_p(t) - \frac{2K}{\Delta s} \dot{e}_{\xi,1}(t) - \left(1 - \frac{1}{M^2}\right) \frac{K^2}{\Delta s^2_{\xi,1}} e_{\xi,1}(t), \\ \dot{e}_{\xi,2}(t) &= \dot{L}(t) - k_2 e_{\xi,2}(t) [1 + k_{1,2} f(e_{\xi,1}(t))], \\ m(t) &= e_{r,2}(t) - e_{l,2}(t). \end{aligned} \tag{1}$$

上式中, $k_{1,2} f(e_{\xi,1}(t))$ 为乘积抑制项, 其中 $\xi = l$ 或 r , 依赖于描述左分支 (l) 还是右分支 (r), 如果 $\xi = l$, 则 $p = 1$, 否则 $p = 2$.

2.2 MIVD 的速度选择性

在图1所示的侧抑制模型中, 检测子对某一运动的响应依赖于对这个运动的抑制强度. 如果一条分支给出很强的抑制, 则对这个运动的响应也将非常剧烈. 如果两条分支给出相近的抑制, 则两条分支的输出将相互抵消而没有响应输出. 下面先讨论抑制与运动速度之间的关系.

假设有一个以 v 速度移动的阶跃信号(图像边缘的一维理想模型), 当它到达图1所示模型的 $L_1(t)$ 时 $t = 0$, 然后阶跃信号向 $L_2(t)$ 移动. 我们将此运动描述为

$$\left. \begin{aligned} L_1(t) &= \begin{cases} 1, & t \geq 0, \\ 0, & \text{其他;} \end{cases} \\ L(t) &= \begin{cases} 1, & t \geq \Delta s/v, \\ 0, & \text{其他;} \end{cases} \\ L_2(t) &= \begin{cases} 1, & t \geq 2\Delta s/v, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \end{aligned} \right\} \tag{2}$$

设 $f(e_{\xi,1}(t)) = e_{\xi,1}(t)$, $k_{\xi,2} = 1$, $t_1 = \frac{\Delta s}{v}$ 时, 阶跃到达 $L(t)$, 这时 $L_2(t)$ 对 $L(t)$ 的抑制为

$$I(t_1) = k_{r,2} f(e_{r,2}(t_1)) = e_{r,2}(t_1) = \int_0^{t_1} \frac{(M+1)K}{M\Delta s} e^{-\frac{(M+1)K}{M\Delta s} t_1} - \frac{(M-1)K}{M\Delta s} e^{-\frac{(M-1)K}{M\Delta s} t_1} dt_1$$

假设 Δs 为常数, 则 $I(t_1)$ 为 v 的函数. 用 $\frac{\Delta s}{v}$ 代替式(3)的 t_1 , 有

$$I(v) = -e^{-\frac{(M+1)K}{Mv}} + e^{-\frac{(M-1)K}{Mv}}. \quad (4)$$

对上式求导得到

$$I'(v) = -\frac{(M+1)K}{Mv^2} e^{-\frac{(M+1)K}{Mv}} + \frac{(M-1)K}{Mv^2} e^{-\frac{(M-1)K}{Mv}}. \quad (5)$$

当外界运动速度与检测子最优速度 v_{opm} 相匹配时, 抑制将最强, 即 $I'(v_{\text{opm}}) = 0$. 可知此检测子的最优速度为

$$\frac{2K}{v_{\text{opm}}} = -M \ln \frac{M-1}{M+1}, \quad (6)$$

对于 $M \gg 1$, $-M \ln \frac{M-1}{M+1} \approx 2$, 则

$$v_{\text{opm}} \approx K,$$

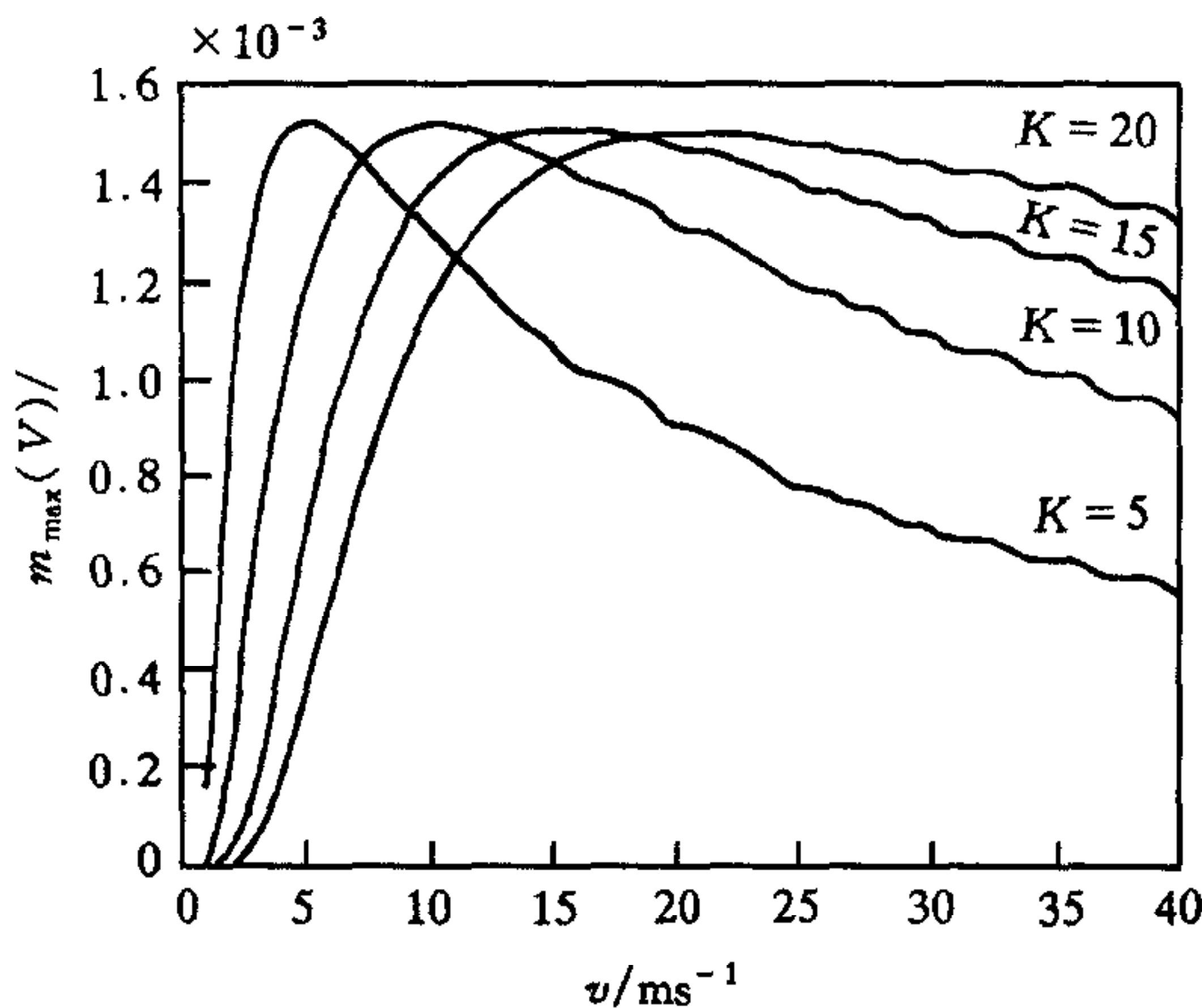


图2 $m(t)$ 对 v 的最大响应输出
(对应不同时空参数)

所以, 当激励速度为 $v_s = K$ 时, 抑制达到最大值. 最终输出 $m(t)$ 达到最大值. 即这个模型的最优速度由时空参数 $K = \omega_0 \Delta s$ 决定. 图2表明了这个模型具有速度选择性, 且其最优速度受制于模型参数 $K = \omega_0 \Delta s$, K 就确定了这个模型的时空特性. 从图2我们还可以看到 MIVD 的另一个重要特性: “响应幅度差异性 (RAD)”, 即对某个激励运动, 具有不同最优速度的 MIVD 的响应不同, 但只有最优速度与激励速度最为匹配的才给出最大响应幅度. 根据这个特性, 就可以很方便地识别真正的一维运动速度.

2.3 二维运动检测网络的第一阶段: 一维多

速度感知层

实际运动物体的运动方向和速度是连续变化的, 式(1)的常微分方程描述了 MIVD 的连续特性. 为了方便用计算机仿真的方法, 来实现二维运动信息的融合, 我们将二维速度空间离散为 $2P$ 个方向和 Q 级速度. 在每个 (i, j) 图像点位置上, 每个方向上对应着 Q 个最优速度不同的一维速度检测子 MIVD(k_q). 如果某个刺激信号沿第 p 个方向的反方向以第 q 级速度运动, 则感知器 $M(i, j, p, q) = 1$; 如果有一个刺激信号沿第 p 个方向的反方向以 q 级速度运动, 则感知器 $M(i, j, p', q) = 1$, 其中 p' 与 p 方向相反; 如果没有任何刺激信号运动于第 p 个方向的第 q 级速度, 则感知器 $M(i, j, p, q) = M(i, j, p', q) = 0$. 下面给出 $M(i, j, p, q)$ 与 MIVD(k_q) 的关系.

设图像 (i, j) 点的 p 方向上 Q 个 MIVD 中存在速度 q_{max} 满足 $\text{MIVD}(q_{\text{max}}) = \max_{q=1, \dots, Q} \text{MIVD}(q)$, 则 p 方向上 $2 * Q$ 个一维速度感知器的输出为:

1) 若 $|\text{MIVD}(q_{\text{max}})| < T_h$, 则 $M(i, j, p, q) = M(i, j, p', q) = 0$, $1 \leq q \leq Q$.

2) 若 $|\text{MIVD}(q_{\max})| \geq T_h$, 则 $M(i, j, p, q) = M(i, j, p', q) = 0$, $1 \leq q \leq Q, q \neq q_{\max}$; 且若 $\text{MIVD}(q_{\max}) > 0, M(i, j, p, q_{\max}) = 1$, 若 $\text{MIVD}(q_{\max}) < 0, M(i, j, p', q_{\max}) = 1$.

在这一层, 二维图像序列上每一点的运动被 $2P * Q$ 个速度检测子处理, 这一层的输出结果将在下一层局部连接胞神经网络中进行综合, 来检出最后的二维运动信息.

3 基于胞神经网络的二维运动信息融合方法

3.1 二维运动检测胞神经网络结构

下面讨论用于二维运动检测的胞神经网络, 通过胞神经网络的局部动态连接结构来分析综合从感知层获得的一维速度信息. 第一阶段感知层的输出为四维数据 $M * N * 2P * Q$, 其中 $M * N$ 为图像尺寸, $2P * Q$ 为离散速度空间尺寸.

胞神经网络为近邻连接网络, 首先定义邻域的概念.

定义1. r -邻域

胞神经网络 $C(i, j, k, l)$ 的 r -邻域定义为

$$N(i, j, k, l) = \{C(i', j', k', l') \mid \max\{|i' - i|, |j' - j|, |k' - k|, |l' - l|\} \leq r, \\ 1 \leq i, i' \leq M, 1 \leq j, j' \leq N, 1 \leq k, k' \leq 2P, 1 \leq l, l' \leq Q\}. \quad (10)$$

其中 r 为正整数, 表示邻域窗口的大小, 窗口 $N_r(i, j, k, l)$ 具有对称性.

二维运动检测胞神经网络描述如下:

状态方程为

$$C \frac{dx_{ijkl}(t)}{dt} = -\frac{1}{R}x_{ijkl}(t) + \sum_{C(i', j', k', l') \in N_r} a(i', j', k', l'; i, j, k, l)y_{i', j', k', l'}(t) + \\ \sum_{C(i', j', k', l') \in N_r} b(i', j', k', l'; i, j, k, l)u_{i', j', k', l'} + I_{ijkl}; \quad (11a)$$

输出方程为

$$y_{ijkl}(t) = 0.5(|x_{ijkl}(t) + 1| - |x_{ijkl}(t) - 1|); \quad (11b)$$

输入方程为

$$u_{ijkl} = M(i, j, k, l); \quad (11c)$$

约束条件为

$$|x_{ijkl}(0)| \leq 1, \quad |u_{ijkl}| \leq 1; \quad (11d)$$

参数假设为

$$a(i', j', k', l'; i, j, k, l) = a(i, j, k, l; i', j', k', l'), \quad C > 0, \quad R > 0. \quad (11e)$$

3.2 二维运动检测胞神经网络的动态与稳态特性

首先讨论运动检测胞神经网络的动态范围.

定理1. 对所有的 $t > 0$, 所有的状态 $x_{ijkl}(t)$ 有界, 且其上界 x_{\max} 为

$$x_{\max} = 1 + R \left[\sum_{C(i', j', k', l') \in N_r} (|a(i', j', k', l'; i, j, k, l)| + |b(i', j', k', l'; i, j, k, l)|) + |I| \right]. \quad (12)$$

定理1的证明^[4,5], 见附录 A.

定义2. 定义标量函数 $E(t)$ 为此胞神经网络的李亚普诺夫函数

$$E(t) = -\frac{1}{2} \sum_{(i,j,k,l)} \sum_{(i',j',k',l')} a(i',j',k',l';i,j,k,l) y_{ijkl}(t) y_{i',j',k',l'}(t) + \frac{1}{2R} \sum_{(i,j,k,l)} y_{ijkl}^2(t) - \sum_{(i,j,k,l)} \sum_{(i',j',k',l')} b(i',j',k',l';i,j,k,l) y_{ijkl}(t) U_{i'j'k'l'}(t) - \sum_{(i,j,k,l)} I \cdot y_{ijkl}(t). \quad (13)$$

定理2. 定义2中的函 $E(t)$ 有界且 $\max |E(t)| \leq E_{\max}$, 其中

$$E_{\max} = \sum_{(i,j,k,l)} \sum_{(i',j',k',l')} \frac{1}{2} |a(i',j',k',l';i,j,k,l)| + |b(i',j',k',l';i,j,k,l)| + 2MNPQ \left(\frac{1}{2R} + |I| \right). \quad (14)$$

定理3. 定义2中的函数 $E(t)$ 为一单调减函数, 即

$$\frac{dE(t)}{dt} \leq 0. \quad (15)$$

定理4. 此胞神经网络对于任意给定输入 u 和任意初始状态 x 都满足

$$\lim_{t \rightarrow \infty} E(t) = \text{常数} \quad \text{和} \quad \frac{dE(t)}{dt} = 0. \quad (16)$$

从定理4中我们得出

$$\lim_{t \rightarrow \infty} y_{ijkl}(t) = \text{常数} \quad \text{和} \quad \frac{dy_{ijkl}(t)}{dt} = 0. \quad (17)$$

从以上定理可以看出此胞神经网络的输出总是稳定收敛的. 下面讨论胞神经网络的内部状态的稳定特性. 当 t 趋近无穷大时, 一个单元细胞的状态可能为以下三种:

$$1) \quad \frac{dx_{ijkl}(t)}{dt} = 0 \quad \text{且} \quad 0 < x_{ijkl}(t) < 1; \quad (18a)$$

$$2) \quad \frac{dx_{ijkl}(t)}{dt} = 0 \quad \text{且} \quad x_{ijkl}(t) < 0 \quad \text{或} \quad x_{ijkl}(t) > 1; \quad (18b)$$

$$3) \quad \frac{dx_{ijkl}(t)}{dt} \neq 0 \quad \text{且} \quad x_{ijkl}(t) < 0 \quad \text{或} \quad x_{ijkl}(t) > 1. \quad (18c)$$

在二维运动检测胞神经网络中, 通过对参数 $a(i',j',k',l';i,j,k,l)$, R 和 I 的微弱限制, 使得网络中所有状态在稳态时只能停留在式(18b)的第(2)种情况下.

定理5. 如果网络参数满足

$$a(i',j',k',l';i,j,k,l) > \frac{1}{R} + I \quad \text{且} \quad I > 0, \quad (19)$$

在稳态时此胞神经网络的每一个单元细胞必将停留于一个稳定的平衡点.

现在讨论定理5是如何成立的.

将等式(11a)写成如下形式

$$C \frac{dx_{ijkl}(t)}{dt} = -f(x_{ijkl}(t)) + g(t), \quad (20)$$

其中

$$f(x_{ijkl}(t)) = -\frac{1}{2} a(i',j',k',l';i,j,k,l) (|x_{ijkl}(t) + 1| - |x_{ijkl}(t) - 1|) + \frac{1}{R} x_{ijkl}(t),$$

$$g(t) = \sum_{\substack{C(i',j',k',l') \in N_r(i,j,k,l) \\ C(i',j',k',l') \neq C(i,j,k,l)}} [a(i',j',k',l';i,j,k,l) y_{i',j',k',l'}(t) + b(i',j',k',l';i,j,k,l) u_{i',j',k',l'}] + I_{ijkl}. \quad (21)$$

不失一般性,我们选择 $a(i', j', k', l'; i, j, k, l) = 2, R = 1, I = 0.5$ 和 $C = 1$, 则 $f(x_{ijkl}(t))$ 的形状如图3所示.

若 $g(t) > 0.5$, 则稳定状态为 $x_{ijkl}(t) > 1$, 且稳定输出为 $y_{ijkl}(t) = 1$; 若 $g(t) < -0.5$, 稳定状态为 $x_{ijkl}(t) < 0$ 且稳定输出为 $y_{ijkl}(t) = 0$; 否则, 初始状态决定最终稳定状态为 $x_{ijkl}(t) > 1$ (即 $y_{ijkl}(t) = 1$ 或 $x_{ijkl}(t) = 0$). 其动态过程如图4所示.

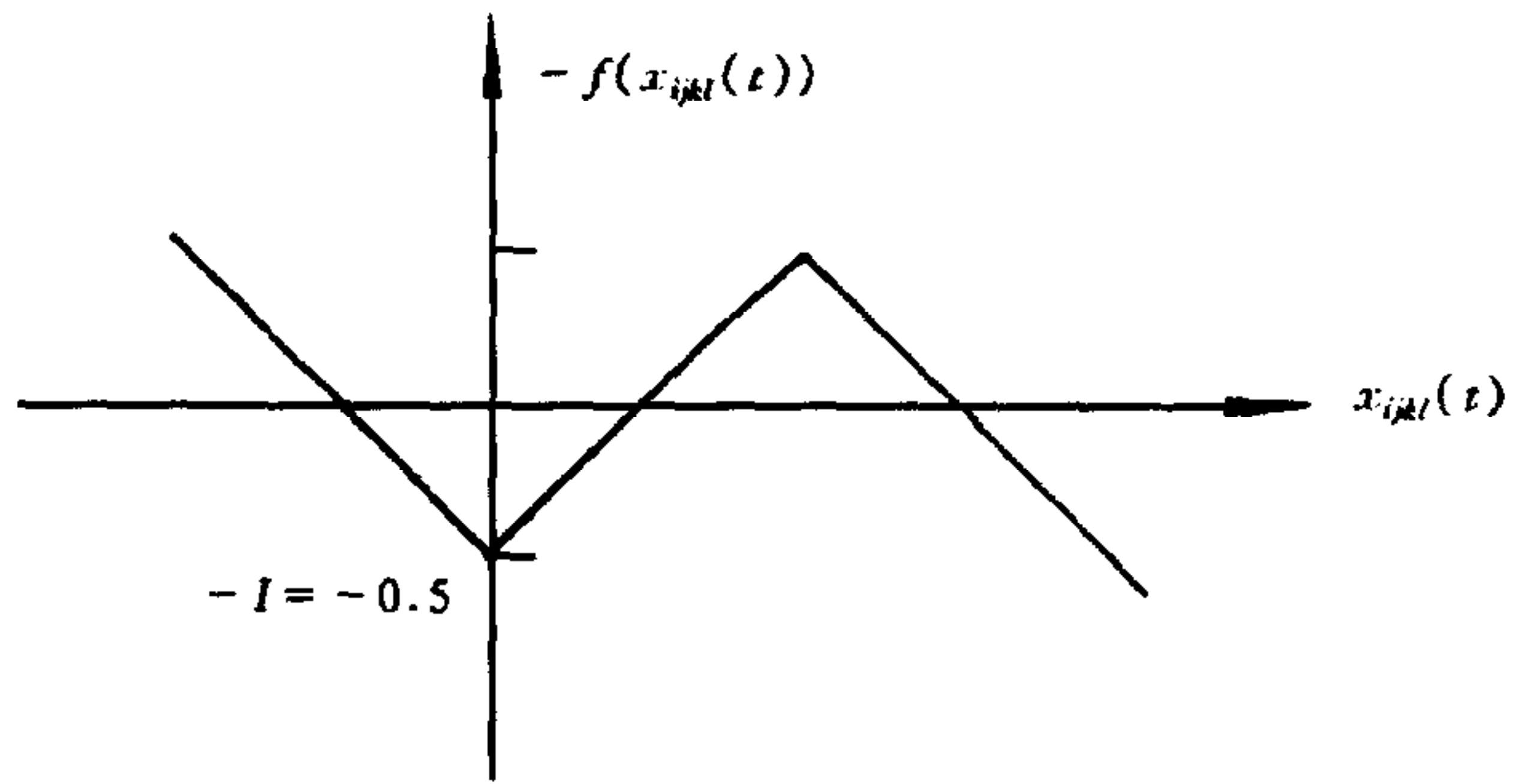


图3 $f(x_{ijkl}(t))$ 的形状

从以上讨论可以看出,在定理5的参数假设条件下,运动检测胞神经网络的动态过程将收敛到一个稳定的内

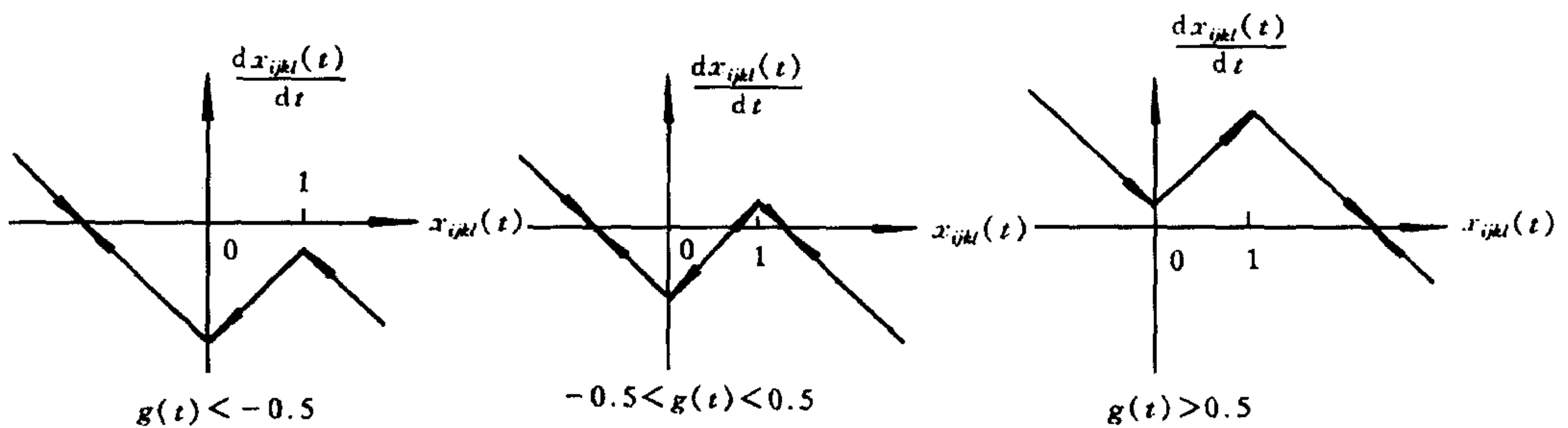


图4 运动检测胞神经网络内部状态动态过程

部状态及稳定的外部输出.

经过网络中神经元间的合作与竞争,运动检测胞神经网络将收敛,真实二维速度层运动物体局部区域内神经元被激活,就得到二维运动的速度和位置信息.

4 实验

实验中,物体的运动可以用速度空间中的轨迹来描述,为不失一般性,将速度空间离散为8个方向($k = 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$)和两级速率($v = 2, 5$),共16级速度.图像视场为 128×128 . 在该视场中存在运动着的一大一小两个物体,其中一个 28×28 的正方形物体以速率5 从左上向右下运动(即 $v = 5, k = 3$),另一个 20×20 的正方形物体以速率2 从右向左运动(即 $v = 2, k = 0$). 根据2.3小节所给出的一维多速度感知层的算法,图5给出了一维多速度感知层的输出,可以看出,在不同的速度通道上引起了不同的响应.图6为经过网络融合之后,CNN 网络的输出,可见在虚假层的输出被抑制,而真实速度层保留了它的输出.

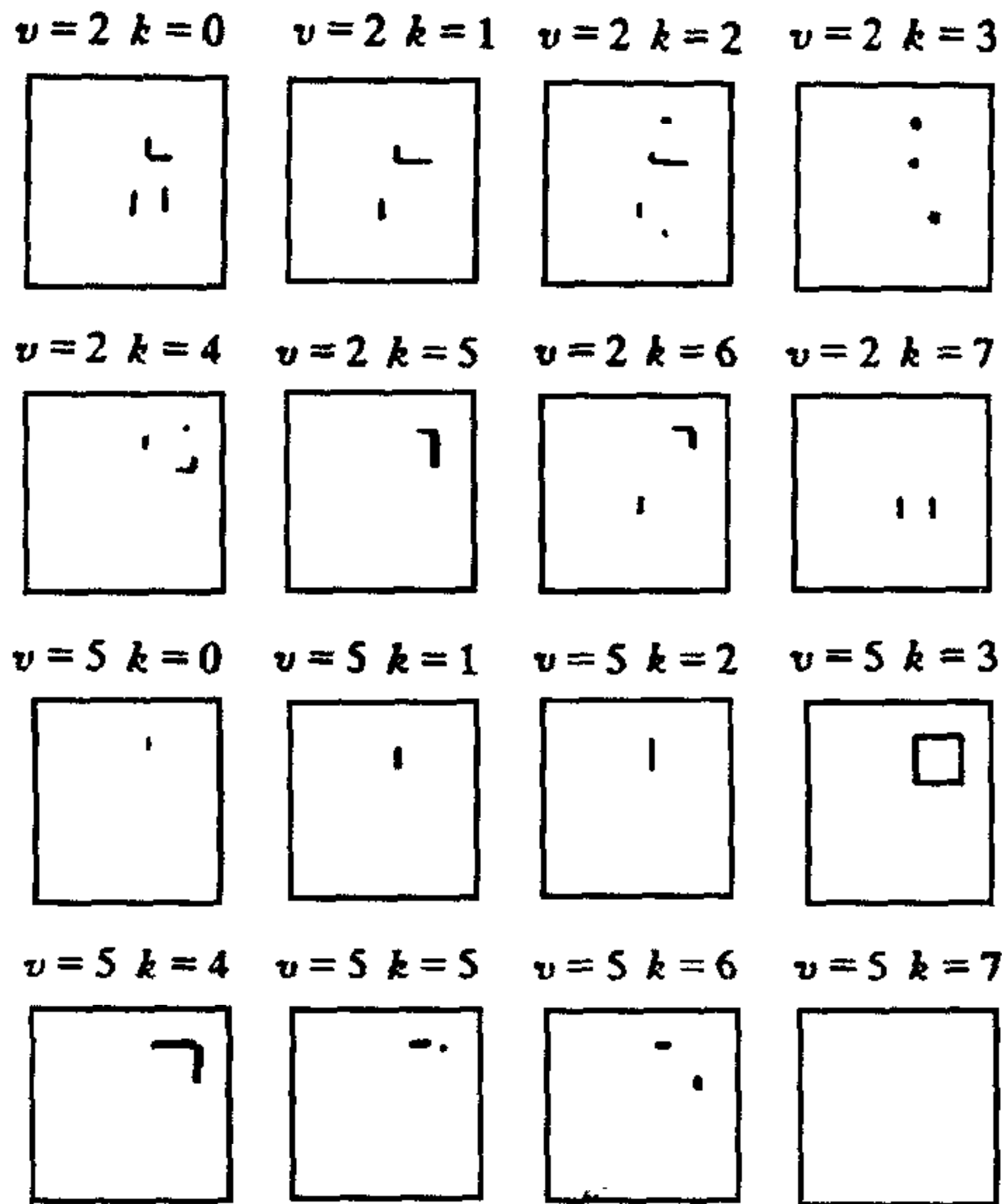


图5 对实验的两物体的二维运动($v=5, k=3$ 和 $v=2, k=0$),系统第一阶段一维运动多速度感知层上各速度通道的输出结果

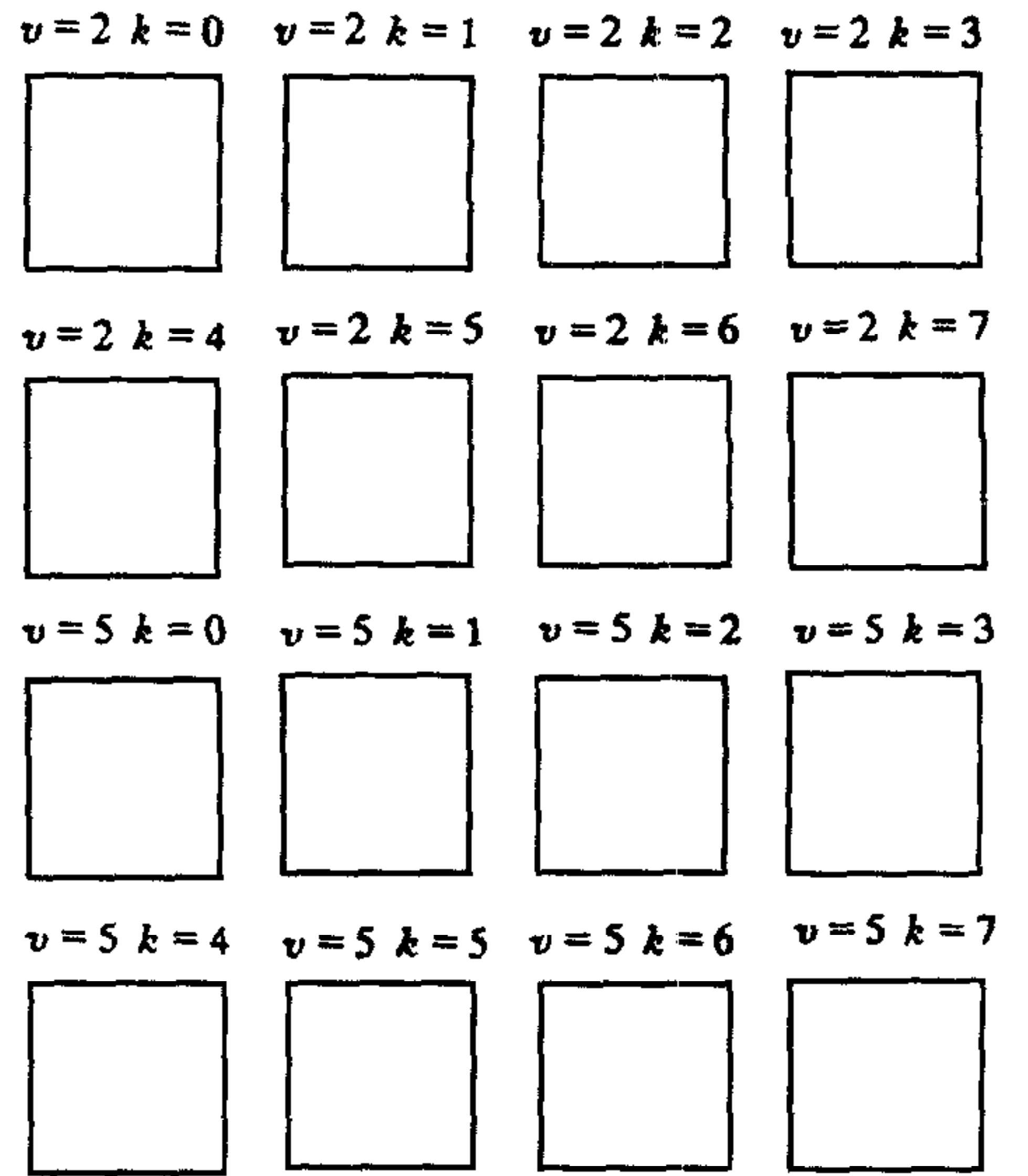


图6 系统第二阶段二维运动检测 CNN 网络融合对图5所示一维运动多速度感知层的输出的结果

5 结论

本文提出了一种基于生物视觉系统运动感知机制的两阶段二维运动检测模型. 该模型使用了一种新的基于侧抑制理论的具有速度选择性的检测子(MIVD)^[3], 利用神经网络来融合一维多速度信息, 从中抽取二维速度信息.

这个两阶段二维多速度运动检测网络是一个并行、局部连接、实时处理的系统, 它较好地模拟了初级生物视觉系统中的二维运动感知机制. 它是生物运动感知系统的一个良好的模型.

参 考 文 献

- 1 Marr D. Vision: A Computational Investigation into the Human Represent and Processing of Visual Information. San Francisco: W. H. Freeman, 1982
- 2 Adelson E H, Movshon J A. Phenomenal coherence of moving visual patterns. In: Pattern recognition mechanisms. eds. Chagas C, Gattass R, Gross C, pp117-151, Exp. Brain Research Supplement 11, 1985
- 3 Wang A, Zheng N, Yuan L, Fu X. Multiplicative inhibitory velocity detector (MIVD) and multi-velocity motion detection neural network model. 1996 IEEE Inter. Conf. on Multisensor Fusion and Integration, Washington D. C., 1996
- 4 Bouzerdown A, Pinter R B. Nonlinear lateral inhibition applied to motion detection in the fly visual system. In: Non-linear vision: determination of neural receptive fields, function, and networks. eds. R B Pinter and Bahram Nabet, 1991. 423-450
- 5 Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: theory. *IEEE Trans. on Circuits and Systems*, 1988, **35**(10): 1257-1272

附录 A 定理1的证明

证明. 我们首先将状态方程(12)改写为

$$\frac{dx_{ijkl}(t)}{dt} = -\frac{1}{C_x R_x} x_{ijkl}(t) + f_{ij}(t) + g_{ij}(u) + \frac{I}{C_x},$$

其中

$$f_{ij}(t) = \frac{1}{C_x} \sum_{C(i',j',k',l') \in N_r(i,j,k,l)} a(i',j',k',l';i,j,k,l) y_{i'j'k'l'}(t),$$

$$g_{ij}(t) = \frac{1}{C_x} \sum_{C(i',j',k',l') \in N_r(i,j,k,l)} b(i',j',k',l';i,j,k,l) u_{i'j'k'l'}(t),$$

则 $x_{ijkl}(t) = e^{-t/C_x R_x} x_{ijkl}(0) + \int_0^t e^{-\frac{t-\tau}{C_x R_x}} \cdot [f_{ij}(\tau) + g_{ij}(u) + C_x^{-1}I] d\tau.$

令 $\hat{I} = \frac{1}{C_x}$, 所以

$$\begin{aligned} |x_{ijkl}(t)| &\leq |x_{ijkl}(0)e^{-t/C_x R_x}| + \left| \int_0^t e^{-\frac{t-\tau}{C_x R_x}} [f_{ijkl}(\tau) + g_{ijkl}(u) + \hat{I}] d\tau \right| \leq \\ &|x_{ijkl}(0)e^{-t/C_x R_x}| + \int_0^t e^{-\frac{t-\tau}{C_x R_x}} [|f_{ijkl}(\tau)| + |g_{ijkl}(u)| + |\hat{I}|] d\tau \leq \\ &|x_{ijkl}(0)e^{-t/C_x R_x}| + [F_{ijkl} + G_{ijkl} + |\hat{I}|] \int_0^t e^{-\frac{t-\tau}{C_x R_x}} d\tau \leq \\ &|x_{ijkl}(0)| + R_x C_x [F_{ijkl} + G_{ijkl} + |\hat{I}|], \end{aligned}$$

其中

$$F_{ijkl} = \max_t |f_{ijkl}(t)| \leq \frac{1}{C_x} \sum_{C(i',j',k',l') \in N_r(i,j,k,l)} |a(i',j',k',l';i,j,k,l)| \max_i |x_{i'j'k'l'}|,$$

$$G_{ijkl} = \max_u |g_{ijkl}(u)| \leq \frac{1}{C_x} \sum_{C(i',j',k',l') \in N_r(i,j,k,l)} |b(i',j',k',l';i,j,k,l)| \max_i |u_{i'j'k'l'}|.$$

由于 $y_{i'j'k'l'}(t)$ 和 $u_{i'j'k'l'}$ 有界, 即

$$|y_{i'j'k'l'}(t)| \leq 1,$$

$$|u_{i'j'k'l'}(t)| \leq 1,$$

所以

$$\begin{aligned} |x_{ijkl}(t)| &\leq |x_{ijkl}(0)| + R_x \left[\sum_{C(i',j',k',l') \in N_r(i,j,k,l)} |a(i',j',k',l';i,j,k,l)| + \right. \\ &\quad \left. |b(i',j',k',l';i,j,k,l)| + |I| \right] \leq \\ &1 + R_x \left[\sum_{C(i',j',k',l') \in N_r(i,j,k,l)} |a(i',j',k',l';i,j,k,l)| + \right. \\ &\quad \left. |b(i',j',k',l';i,j,k,l)| + |I| \right] \leq x_{\max} \end{aligned}$$

此胞神经网络中, 参数 $R_x, C_x, I, a(i',j',k',l';i,j,k,l)$ 及 $b(i',j',k',l';i,j,k,l)$ 都是有限常数. 所以任何状态变量均有界. 上限 x_{\max} 可以通过定理1计算.

证毕.

王爱群 1969年生, 博士. 1992年毕业于西安交通大学信息与控制工程系, 后直接进入西安交通大学人工智能与机器人研究所攻读博士学位. 主要研究领域为: 计算机视觉与模式识别. 神经网络, 初级视觉模型.

郑南宁 1952年出生, 教授, 博士生导师. 1975年毕业于西安交通大学, 1981年本校自动控制理论及应用专业硕士学位, 1985年获日本庆应大学工学博士学位. 主要从事机器视觉与模式识别、智能信息处理、神经计算. 图像处理等方面的研究.