

基于边缘特征的背景建模和去抖动方法

罗涛,王建中,施家栋

北京理工大学;爆炸科学与技术国家重点实验室,北京 100081

摘要 针对户外监控系统中存在的背景复杂变化及摄像机抖动等问题,提出了一种利用背景边缘信息进行背景建模及去除摄像机抖动的方法。首先,对一段视频序列进行边缘检测,提取出可靠的背景边缘;然后,对处在背景边缘附近的复杂区域建立高斯混合模型,而对其他相对简单的区域建立时间平均模型,兼顾了检测精度和计算代价;再利用可靠的背景边缘信息消除因摄像机的抖动而出现的虚假目标。实验结果表明,该方法在检测速度上比单独采用高斯混合模型提高了50%,在摄像机抖动时能很好地降低虚警率,可用于复杂场景的运动目标检测。

关键词 高斯混合模型;边缘特征;摄像机抖动;运动目标检测

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2010)11-0033-06

A Background Model and the Method of Removing Camera Shake Effects Based on Edge Features

LUO Tao, WANG Jianzhong, SHI Jiadong

State Key Laboratory of Explosion Science and Technology; Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract Outdoor surveillance systems would be subjected to illumination changes and camera shakes to cause changes in the background. This paper proposes a background model and a method of removing camera shake effects based on edge features. The edge features of the background are handy to have a representation of the scene background invariant to illumination changes. Firstly, reliable background edges are extracted by edge detection algorithms from a video sequence. Secondly, the Gaussian Mixture Model (GMM) is employed in the regions near the background edges, while the Temporal Average Model (TAM) is used for other regions. Both the detection accuracy and speed are considered. Finally, to eliminate the false target caused by camera shakes, a method using the reliable background edges is proposed. A background update mechanism is also used. The experiment results show that the detection speed is increased by 50% than the GMM method. The detection accuracy is better than the TAM method. The advantages of the GMM and TAM methods are well combined in the new method. When the camera is shaking, the false alarm rate is reduced by using background edge features. Good detection results are obtained as compared to the GMM and TAM methods. The method can be used for moving object detection in complex scenes.

Keywords Gaussian Mixture Model; edge features; camera shaking; moving objects detection

0 引言

智能监控系统通过分析摄像机采集的视频序列,对所感兴趣区域内的运动目标进行检测、跟踪并分析其行为,进而提取所需要的信息。监控图像中的背景区域一般是固定不动的,常采用背景减法进行运动目标的检测。背景减法通

过当前帧减去背景参考帧,然后选择合适的阈值将图像二值化,进行形态学处理后即可得到完整的运动目标。目标检测的效果在很大程度上取决于背景模型的优劣。无论是室内还是室外,物体周围环境总会存在诸如光线变化、树叶摆动及湖水波动等复杂现象,给建立稳定背景模型带来很大困难。

收稿日期:2010-03-05

基金项目:爆炸科学与技术国家重点实验室自主研究课题项目(ZDKT08-05)

作者简介:罗涛,博士研究生,研究方向为模式识别与智能控制,电子信箱:luoguanglei@126.com;王建中(通信作者),教授,研究方向为军用机器人技术、多机器人协同技术,电子信箱:cwjzwang@bit.edu.cn

针对现实中存在的复杂环境,人们提出了许多背景建模方法。常用的背景模型是时间平均模型 (Temporal Average Model, TAM)^[1]。这种方法对一段时间内的图像序列求和再平均,获得近似的背景图像,计算量小,但却容易将前景运动目标混入背景图像中,产生混合现象。当检测区域内有大量连续运动物体或运动物体长期停止时,该方法失效。W4^[2]系统通过观测一段时间内视频序列中同位置像素点的最大和最小亮度值,以及相邻两帧间差异的最大值构建背景模型,比较当前位置像素值与最大值、最小值和最大差值的关系提取前景目标,但它只适应光照变化不大的场景,对于树叶等背景扰动需要进行区域减除和形态滤波等后处理运算。后经过对某一位置像素点的像素值进行长时间的统计分析,人们发现像素值的变化符合高斯分布规律,提出利用高斯模型进行背景建模的方法。Pfister^[3]用一个单高斯分布模拟背景方法,在背景有轻微扰动时得到较好的结果,但无法应对变化剧烈的多模态背景。为了更好地模拟背景像素的分布规律,Stauffer和Grimson^[4]对每一个像素建立高斯混合模型,通过设置一定的阈值,选取几个高斯分布进行混合来代表背景的分布。这种方法可以处理缓慢的光线变化以及背景物体的周期性变化,但对突然的光线变化比较敏感,并且计算量大,当场景中出现运动物体长期静止情况时,该方法在提取运动目标时就会遇到困难。为了更好地应对背景中光线的影响,Koller^[5]使用Kalman滤波器跟踪光线变化,但该方法对目标进入和淡出场景现象无法处理。为了充分利用像素在时间和空间上的信息,Wallflower^[6]利用高层语义分析,在像素级(使用颜色和梯度进行背景建模)、区域级(利用颜色差得到的前景像素合并为区域,每个区域利用梯度做测试,这样就消除了因光线变化带来的错误的前景区域)、帧级上进行背景模型抽取。基于参数模型的方法,需要利用大量的数据进行训练才能得到精确的模型参数。为了避免这些缺点,Elgammal^[7]使用核函数概率密度估计方法,利用视频序列中的历史样本值建立概率密度函数,通过计算当前像素点概率密度,提取出前景目标。该方法不用事先假设概率模型,但计算量大,资源占用率高。以上方法是基于颜色、亮度等信息建立的背景模型,存在对噪声、阴影敏感的缺点,在当前景与背景颜色相差不大的情况下,检测性能下降。另一类算法基于形状、纹理等图像的结构信息检测目标^[8-9],克服了光线变化的影响。为充分利用图像的不同特征来描述背景,文献[10]、[11]综合图像的颜色与结构信息进行目标检测,提高了检测性能。

本文综合高斯混合模型适应复杂背景变化和时间平均模型运算速度快的优点,提出基于边缘特征信息建立背景模型、并利用可靠的背景边缘去除抖动的方法。

1 背景建模和去抖动方法

1.1 高斯混合模型

高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)对图像中每个像素点用 k 个高斯分布表示,其中每个像素点的概率为

$$P(X_{jt}) = \sum_{i=1}^K w_{ji}^t \cdot \eta(X_{jt} | \mu_{ji}^t, \Sigma_{ji}^t) \quad (1)$$

式中, K 为高斯分布的个数,一般为 3~5; X_{jt} 为 t 时刻像素 j 的值,由红、绿、蓝 3 色分量组成; w_{ji}^t 表示 t 时刻像素 j 的 GMM 模型中第 i 个高斯分布的权重; μ_{ji}^t 和 Σ_{ji}^t 分别为每一个高斯分布的均值和方差; η 为高斯分布概率密度函数,由式(2)表示:

$$\eta(X_{jt} | \mu_{ji}^t, \Sigma_{ji}^t) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma_{ji}^t|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2} (X_{jt} - \mu_{ji}^t)^T (\Sigma_{ji}^t)^{-1} (X_{jt} - \mu_{ji}^t)} \quad (2)$$

在 t 时刻,对图像帧的每个像素值 X_t 和它所对应的高斯混合模型进行匹配检测,如果 X_t 与第 i 个高斯分布 G_i 的均值的距离小于其标准差的 2.5 倍,则认为该像素值与 G_i 匹配。如果没有匹配的分布,就删除概率最小的分布,建立一个新的分布,使其具有较大的方差和较小的权重。

高斯混合模型的参数更新规则为:① 对于不匹配的高斯分布,参数的均值和方差保持不变;② 匹配的高斯分布 G_i 的权重、均值和方差按下列各式更新:

$$w_{ji,t+1} = (1 - \alpha) w_{ji}^t + \alpha (M_{ji}^t) \quad (3)$$

$$\mu_{ji,t+1}^t = (1 - \rho) \mu_{ji}^t + \rho X_{jt} \quad (4)$$

$$(\sigma_{ji,t+1}^t)^2 = (1 - \rho) (\sigma_{ji}^t)^2 + \rho (X_{jt} - \mu_{ji}^t)^T (X_{jt} - \mu_{ji}^t) \quad (5)$$

$$\rho = \alpha / w_{ji}^t \quad (6)$$

其中,当 X_{jt} 与第 i 个高斯分布匹配时, M_{ji}^t 为 1,否则为 0。 α 为模型学习率,它决定背景的更新速率。这种方法的好处是当一个像素被认为是背景时,它不会破坏原来的背景模型。原来像素的背景颜色在成为最小可能匹配分布,被新的分布代替前一直在背景模型中存在,所以当一前景物体被融入背景后,又从背景中离开时,原来的分布会很快的融入到背景模型中,并且其均值和方差是不变的。

1.2 高斯混合模型估计与目标提取

随着每个像素模型的参数变化,要找到最大可能代表背景的高斯分布。将每个像素的 k 个高斯分布按照 w/σ 的值从大到小排序,选取前 B 个分布作为背景分布:

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{i=1}^b w_i > T \right) \quad (7)$$

式中,阈值 T 为背景在图像中占有的比例。当 T 较小时,背景为单峰分布;当 T 较大时,背景模型为多峰分布。在时刻 t ,如果每个像素点的像素值 X_t 与前 B 个高斯分布之一匹配,则该像素为背景,否则为运动目标。

1.3 基于 GMM 与 TAM 的背景综合建模与去抖动

高斯混合模型将图像中的像素同等对待,忽略了像素间的差异。对一段时间内同一位置像素点的值进行直方图分析得知,复杂的背景部分如摆动的树枝、水面的波动、显示器的屏幕变化等具有较大的方差值,而静止的简单背景区域,如路面、天空等的方差较小^[12]。在保持检测效果变化不大的情况下,为节省运算时间和存储空间,可以在简单背景部分建立单高斯背景模型,而在复杂部分建立高斯混合模型,这也是

国内外一些研究人员为节省运算时间而普遍采用的方法。本文通过观察树叶等的运动,发现目标检测时误检的像素点一般分布在边缘附近,选择仅在背景图像的边缘点附近区域建立高斯混合模型,而在其他区域采用时间平均模型。

在提取目标时,GMM和TAM都只考虑了每个像素点的变化,没有考虑像素间的关联,在摄像头抖动时会产生大量的虚假目标。本文通过搜索目标附近区域中背景边缘的信息降低由于摄像头的抖动产生的误警率。

2 背景建模和去抖动的算法实现

2.1 边缘检测

采用边缘特征对图像进行描述,将边缘分为前景边缘和背景边缘两部分。首先,选取Canny算子进行边缘提取,可有效去除像素点的噪声,对幅值梯度进行非极大值抑制,并利用双阈值方法检测并连接图像边缘。然后,对一段视频序列进行训练,统计每个像素点在一段时间内被分为边缘点的次数。理想情况下,背景边缘在每一帧都会被检测到,通过设定合理的阈值 T ,提取出背景边缘和前景边缘,通过式(8)判断:

$$\begin{cases} S_i = \begin{cases} \text{background edge} & P_E > T \\ \text{foreground edge} & P_E < T \end{cases} \\ P_E = \frac{C_i}{C_{\text{num}}} \\ C_i = C_i + \begin{cases} 1 & M_{E_i} = 1 \\ 0 & M_{E_i} = 0 \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

式中, S_i 为边缘点的类型, P_E 为像素点被分为边缘点的概率, C_i 为像素点被分为边缘点的次数, C_{num} 为训练帧数, M_{E_i} 为二值化的边缘图像。

2.2 基于边缘信息的背景建模算法

复杂的背景变化往往发生在图像的边缘附近,基于这一假设,在图像背景边缘点的附近区域内建立高斯混合模型,以适应缓慢的背景变化。其他区域选择计算简单的时间平均模型,以节约运算量。将图像划分为若干个大小 $n \times n$ 的子区域,在这些子区域内寻找背景边缘点并计算其数目,用 $R_{i,j'}$ 表示第 (i',j') 个子区域内背景边缘所占比例。通过式(9)选择模型:

$$R_{i,j'}\text{-Model} = \begin{cases} \text{GMM} & R_{i,j'} > Th \\ \text{TAM} & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $R_{i,j'}\text{-Model}$ 表示此区域采用的背景模型, Th 为阈值。

2.3 消除抖动虚假目标算法

在室外监控系统中不可避免会存在摄像头抖动,为消除因抖动产生的虚假目标,一种方法是对采集的图像进行电子稳像^[13]后进行目标提取,因为要进行复杂的矢量计算,运动补偿,增加了运算时间。本文另辟蹊径,先进行目标提取,再利用背景边缘信息对前景目标作进一步分析,去除抖动产生的虚假目标。具体方法是在前景像素点的邻域内搜索背景边缘点,当邻域中存在可靠的背景边缘点时,该像素点被认为是背景的。该方法的理论依据是当摄像头产生微小的抖动时,

背景边缘在图像中的位置会发生偏移。通过式(10)进行去抖动:

$$P_{i,j} = \begin{cases} 0 & P_{i,j} = 1 \wedge P_{i,j}^* \in P_{i,j}^* \\ P_{i,j}^* & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $P_{i,j}$ 为目标点的像素值, $P_{i,j}^*$ 为目标点的四邻域像素点, $P_{i,j}^*$ 为背景边缘点。

2.4 背景更新算法

在背景更新时,加入了对前景目标面积的统计,对于采用高斯混合模型的像素点,只有当前景占图像的比例大于一定阈值时才对整个图像进行更新,否则只对背景部分更新;而对采用时间平均模型的像素点,则使用以下公式进行背景更新:

$$P_{i,j,t+1} = (1-\alpha)P_{i,j,t} + \alpha P_{i,j} \quad (11)$$

式中, $P_{i,j,t}$ 为背景像素值, $P_{i,j}$ 为当前帧的像素值, α 为背景更新的速率。

3 实验与结果分析

3.1 针对不同背景模型的实验

将本文提出的背景模型分别与高斯混合模型,时间平均模型进行比较。实验硬件环境为AMD Turion 64位双核处理器、主频1.61GHz、内存1GB的PC机,软件环境为Vc++ 6.0软件。

测试序列采用了PETS2001数据库的一段视频和本文采集的一段视频,本文采集的视频是17:00左右的一段交通图像序列,总共367帧,图像大小为320×240,存在不太剧烈的树叶摆动、光照变化及摄像机的抖动,这些因素对目标检测性能的影响在未经改进的高斯混合模型中表现比较明显。为了更明显地对比前景目标提取的效果,实验中没有添加噪声滤波、形态学处理等算法。

首先,从算法效率上对比三种模型的运算时间,如表1所示。针对本文采集的视频(视频1),若单独采用TAM模型,运算时间最短。而单独采用GMM模型,运算时间最长。本文算法比高斯混合模型降低了约30%运算时间,而对于PETS2001视频序列(视频2),节约了约50%的时间。运算时间在不同的监控系统中会有所不同,主要依赖于背景图像的复杂情况。改变阈值 Th ,可以调节背景模型。当 $Th=0$ 时,整个背景用GMM建模;当 $Th=1$ 时,整个背景用TAM建模。

表1 不同背景模型的处理速度(单位:ms/f)

Table 1 Processing rate based on different background models (unit: ms/f)

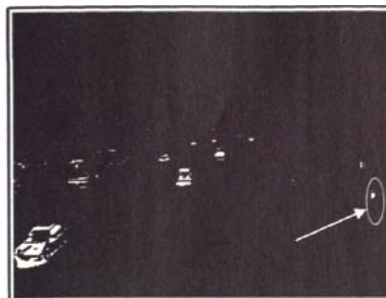
| 编号 | TAM | GMM | 本算法 |
|----|------|------|------|
| 1 | 15.6 | 94.3 | 62.6 |
| 2 | 18.4 | 120 | 55.6 |

其次,从检测效果上对比分析,由图1可以看出,TAM算法在简单的背景区域(如机动车道)检测效果好,但在复杂区



(a) 原始图像(视频1),第104帧(无抖动)

(a) Original image (no. 1), the 104th frame (no shaking)



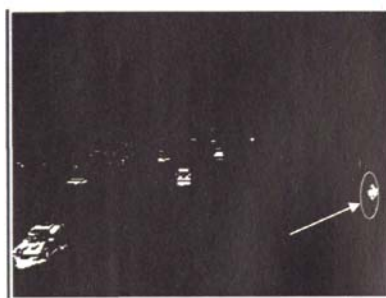
(b) 时间平均模型

(b) TAM



(c) 高斯混合模型

(c) GMM



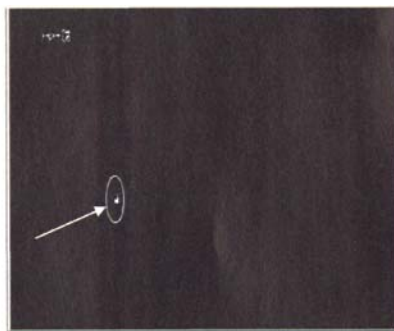
(d) 本文算法

(d) This algorithm



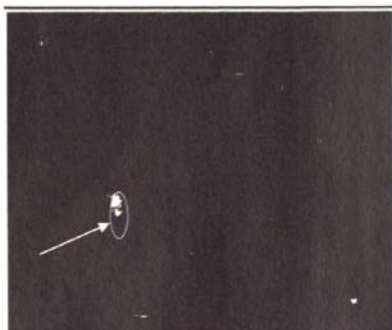
(e) 原始图像(视频2),第333帧

(e) Original image (no. 2), the 333th frame



(f) 时间平均模型

(f) TAM



(g) 高斯混合模型

(g) GMM



(h) 本文算法

(h) This algorithm

图1 不同背景模型下前景目标的提取效果

Fig. 1 Detection results of foreground objects with different background models

域(如人行道)检测效果较差,检测到的前景目标区域很小。若单独采用 GMM 算法,检测效果相对较好(图中噪点可通过后处理滤除)。分析图 1 PETS2001 视频,车辆附近区域内背景边缘点所占比例较高,本文算法将其划分为复杂区域,对区域内的像素点建立 GMM 模型,可得到较好的检测效果,而对车道和大面积草坪部分建立 TAM 模型,提高了检测速度。

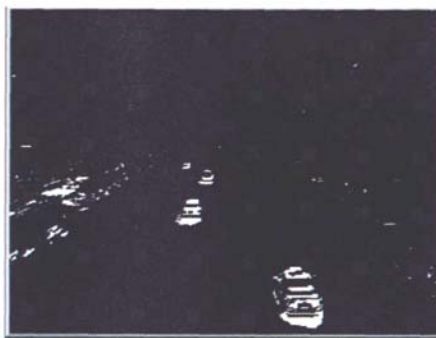
3.2 去抖动实验

如图 2 所示,在摄像头抖动的情况下,GMM 模型的检测结果中产生了大面积的虚假目标,而加入本文的去抖动算法后,大部分虚假目标都已经去除,取得了良好的检测效果。但算法在降低虚警率的同时,也降低了检测精度,造成在远处较小的目标有可能丢失。



(a) 原始视频(视频 1),第 260 帧(有抖动)

(a) Original image (no. 1), the 260th frame (with shaking)



(b) 时间平均模型

(b) TAM



(c) 高斯混合模型

(c) GMM



(d) 本文算法

(d) This algorithm

图 2 去抖动效果分析

Fig. 2 Performance of shake effect removal

以上实验结果表明,本文提出的背景建模算法综合了 TAM 模型运算速度快以及 GMM 模型在复杂变化背景下检测效果优的特点,在不降低检测效果的同时提高了运算速度。本文提出的去抖动算法,利用背景边缘信息去除虚假目标,达到了良好的检测效果。

4 结论

针对背景图像复杂度的不同,对像素点建立不同的背景模型可有效提高运算效率。本文提出的利用背景边缘信息进行背景建模及去除摄像机抖动的方法,克服了经典的高斯混合模型运算速度慢,对非平稳背景变化较为敏感的缺点,兼

顾了检测精度和计算代价。实验证明,本文的方法在不降低检测效果的同时提高了运算速度,在摄像机抖动时能很好地降低虚警率,适用于复杂场景的运动目标检测。

参考文献(References)

- [1] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1999, 2: 246-252.
- [2] Haritaoglu I, Harwood D, Davis L S. W4: Real time surveillance of people and their activities[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 809-830.

- [3] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfunder: Real-time tracking of the human body [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 780-785.
- [4] Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 747-757.
- [5] Koller D, Weber J, Huang T, et al. Towards robust automatic traffic scene analysis in real time [C]//Proceedings of the 33rd IEEE Conference on Decision and Control. 1994, 4: 3776-3781.
- [6] Toyama K, Krumm J, Brumitt B, et al. Wallflower: Principles and practice of background maintenance [C]//Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. 1999, 1: 255-261.
- [7] Elgammal A, Harwood D, Davis L. Non-parametric Model for Background Subtraction [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. 2000, 2: 751-767.
- [8] Heikkila M, Pietikainen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(4): 657-662.
- [9] Munder S, Schnörr C, Gavrilu D M. Pedestrian detection and tracking

- using a mixture of view-based shape-texture models [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2008, 9(2): 333-343.
- [10] 齐永锋, 张家树, 火元莲. 一种基于肤色与改进的 LBP 的人脸检测方法[J]. *光电子·激光*, 2009, 20(6): 816-821.
- Qi Yongfeng, Zhang Jiashu, Huo Yuanlian. *Journal of Optoelectronics & Laser*, 2009, 20(6): 816-821.
- [11] 徐剑, 丁晓青, 王生进, 等. 一种融合局部纹理和颜色信息的背景去除方法[J]. *自动化学报*, 2009, 35(9): 1145-1150.
- Xu Jian, Ding Xiaqing, Wang Shengjin, et al. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(9): 1145-1150.
- [12] Parag T, Elgammal A M, Mittal A. A framework for feature selection for background subtraction [C]//Proceedings of the Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2006, 2: 1916-1923.
- [13] 王小鹏, 阎国梁, 裴建刚, 等. 由形态学边缘模式匹配实现数字稳像[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(3): 683-689.
- Wang Xiaopeng, Yan Guoliang, Pei Jiangang, et al. *Optics and Precision Engineering*, 2009, 17(3): 683-689.

(责任编辑 朱宇)

·学术动态·

“2010年中华医学会
肾脏病学术会议”征文

中华医学会将于2010年11月3—7日在杭州市召开“2010年中华医学会肾脏病学术会议”。会议征文内容包括:①肾脏发育、再生以及肾脏疾病相关基因克隆、表达及蛋白质功能研究,肾脏固有细胞的生物学研究,肾脏生理、病理生理研究;②各种原发性、继发性肾脏疾病的诊断和治疗的临床与基础研究,肾脏疾病诊断生物学标志、病理组织学诊断研究,肾脏疾病治疗的循证医学研究;③血液透析、腹膜透析和CRRT等血液净化的新技术、新方法研究,血液净化治疗效果及合并症防治等方面相关的临床与基础研究;④与肾脏相关的交叉学科、边缘学科的跨学科临床与基础研究。

会议网站: <http://www.accsn.org>。摘要截止时间:2010年8月15日。

联系电话:010-85158149; 传真:010-65123754; 电子邮箱: catherineli@cma.org.cn。

本期完词填空答案

| | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 回 | 乡 | 偶 | 书 | | | 格 |
| | 断 | | | 不 | | | 叠 |
| | 一 | 口 | 看 | 尽 | 长 | 安 | 花 |
| | 笑 | | | 言 | | 屈 | |
| | 百 | 家 | 姓 | | | 乐 | 透 |
| | 睡 | | | | 工 | 业 | |
| 接 | 生 | 素 | | | 程 | | 小 |
| | | 招 | | 兴 | 助 | 动 | 众 |

本期九宫填数答案

| | | | | | | | | |
|---------------|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 九宫 难度系数 ◆◆◆◆◇ | | | | | | | | |
| 4 | 1 | 7 | 5 | 8 | 3 | 9 | 2 | 6 |
| 2 | 8 | 6 | 4 | 9 | 1 | 5 | 7 | 3 |
| 9 | 3 | 5 | 6 | 7 | 2 | 1 | 4 | 8 |
| 3 | 6 | 1 | 9 | 4 | 5 | 2 | 8 | 7 |
| 8 | 7 | 9 | 3 | 2 | 6 | 4 | 5 | 1 |
| 5 | 4 | 2 | 7 | 1 | 8 | 6 | 3 | 9 |
| 7 | 5 | 8 | 3 | 6 | 4 | 3 | 9 | 2 |
| 1 | 2 | 4 | 8 | 3 | 9 | 7 | 6 | 5 |
| 6 | 9 | 3 | 2 | 5 | 7 | 8 | 1 | 4 |
| 6 | 5 | 1 | 4 | 9 | 2 | 8 | 3 | 7 |
| 4 | 8 | 7 | 5 | 1 | 3 | 9 | 6 | 2 |
| 9 | 2 | 3 | 7 | 8 | 6 | 1 | 4 | 5 |
| 2 | 4 | 6 | 9 | 5 | 8 | 3 | 7 | 1 |
| 1 | 7 | 8 | 6 | 3 | 4 | 5 | 2 | 9 |
| 5 | 3 | 9 | 1 | 2 | 7 | 4 | 8 | 6 |