

位于无限远处；然而，在由相机拍摄所得的透视图像中，平行直线则能够较为容易地相交于一点，如图 5.5(a)所示。值得注意的是，消失点仅与空间中平行直线所在的方向有关，而与具体实际点的位置无关。因此，真实场景中某条直线的消失点一定位于该射线的投影延长线上，且多条相互平行线的消失点是相同的。对于物理空间中相互垂直的一组直线，其投影所形成的消失点被称为正交消失点，如图 5.5(b)所示。对于由一组正交平行直线所形成的一对正交消失点 VP_1 、 VP_2 ，存在某特定形式的参数矩阵 U ，可使得表达式 $VP_1^T U^{-T} U^{-1} VP_2$ 的计算结果为零。这里，可将矩阵 U 表示为摄像机的内部参数矩阵。

在基于消失点理论的相机标定方法中，相关学者经研究表明，可通过 1~2 个消失点完成对相机参数的标定工作(即求解出旋转矩阵和焦距)^[159]。其中，基于单消失点的相机标定理论可分为 $VP \sim W \sim H$ 、 $VP \sim L \sim W$ 及 $VP \sim W \sim L$ 等方法；基于双消失点的相机标定理论可分为 $VP \sim VP \sim H$ 、 $VP \sim VP \sim W$ 及 $VP \sim VP \sim L$ 等方法^[160]。其中， VP 表示消失点， H 表示相机距地面的架设高度， L 表示平行于道路方向的线段长度， W 表示垂直于道路方向的线段宽度。然而，对于被架设在高处的道路监控相机而言，现实场景中的道路信息通常不便获取，即定义参数 W 及 L 的过程可能存在一定困难。但是，对于相机距地面的架设高度 H ，却可以较为容易地进行获取。因此，本章拟计划采用 $VP \sim VP \sim H$ 的方法完成对相机的自标定工作。



a) 路面消失点示意图

b) 基于行驶车辆的正交消失点确定

图 5.5 正交消失点示意图

5.3.2 基于平行坐标系的级联霍夫变换

针对基于消失点的相机标定方法研究，如何对拍摄所得视频图像中的直线信息进行有效检测是整个研究环节的关键所在。在现有的研究理论中，通常利用霍夫变换(Hough transform, HT)的方法来完成直线检测任务。1962年，英格兰学者 Paul Hough 针对物体边缘线段检测这一问题，首次提出了霍夫变换的概念^[161]；1972年，该方法经美国学者 Richard Duda 和 Peter Hart 改善推广后，已成为目前图像直线检测问题中的一种经典方法^[161]。针对基于霍夫变换的线段检测问题，其核心技术是引入参数空间(Parameter space)的概念，通过在该空间内开展投票

(Voting)方式、并由累加空间(Accumulator space)中的局部最大值来决定物体的相应特征^[162]。

以某图像空间 $I(x, y)$ 为例，其中任意一条经过点 (x_i, y_i) 的直线可表示为^[163]：

$$y_i = mx_i + b \quad (5.15)$$

其中， x_i 、 y_i 均为该直线所对应的坐标变量； m 、 b 均为常量，分别表示直线的斜率及截距。如果将 x_i 、 y_i 视为常量，且规定 m 、 b 均表示所对应的坐标变量，则上式(5.15)可表示为：

$$b = -x_i m + y_i \quad (5.16)$$

通过上述关系，即完成了由图像空间中某点经霍夫变换至参数空间中某直线的全过程；且两者之间存在着明确的相互对应关系。除此之外，图像空间中某直线上的 n 个点在参数空间中将会汇交于一点，该点的坐标值即表示图像坐标系中原直线的斜率和截距。基于该特殊性质，可利用霍夫变换将图像空间中的各像素点转换为参数空间内的对应直线，并通过对直线区域进行投票累加后选出最大值点(其所在位置就是消失点位置)后，最终即可实现对图像空间中直线的检测任务。

然而，由于原始图像空间的规模通常较大，故可能导致由截距及斜率等变量所投票形成的参数空间占用过大内存，对于实现计算机高效率自动化的处理并不现实。同时，当消失点位置处于或接近于无限远时，该方法将无法有效实现对直线的检测。因此，相关学者提出了一种名为级联霍夫变换(Cascaded hough transform, CHT)的方法，其通过使用连续两次的霍夫变化，即可实现先将点(线)先转化为线(点)、再将其转化至点(线)的过程^[163]。通过级联霍夫变换，便可以将初始无限大的图像空间转换为一个有限大的菱形空间，从而便于计算机分析处理。对于二维及三维形式的数据类型，传统笛卡尔坐标系(Cartesian coordinates)均能够较好地对数据信息进行表达；然而，当数据维度较高时，笛卡尔坐标系却无法发挥其优势性能。作为一种有效的数据表达方式，平行坐标系(Parallel coordinates)通过利用多个相互平行的坐标轴对数据结构中的各分量进行表示后，为较好地解决高维数组的可视化研究提供技术支撑。转换过程方面，笛卡尔坐标系中的任意一点在平行坐标系中均将被转化为折线形式。值得注意得是，当该点在笛卡尔坐标系中处于无限远处时，其经转换后在平行坐标系中将形成一条平行于坐标轴的直线。以某五维数据为例，其在平行坐标系下的表现形式如图 5.6(a)所示。目前，基于平行坐标系的数据表示形式也已在相关领域中得到广泛应用，如图 5.6(b)所示。

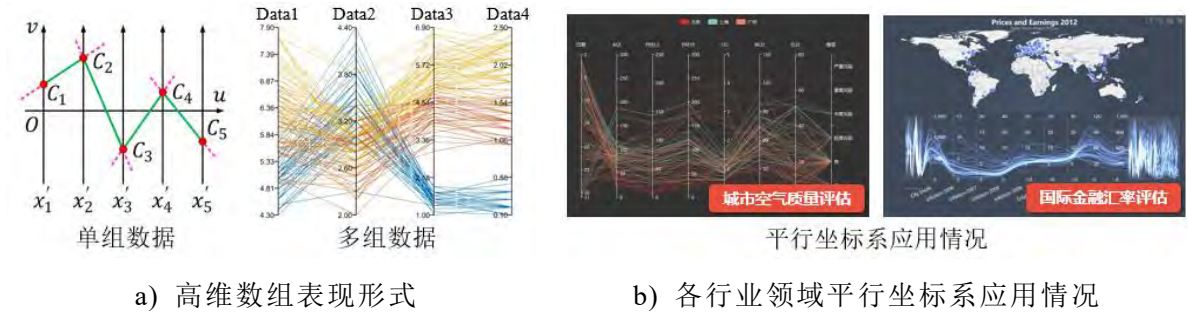


图 5.6 平行坐标系示意图

针对实际场景下的车辆目标检测问题，可通过采用基于平行坐标系参数化表示的级联霍夫变换，利用简单的线性变换关系将原本无限大的物理空间投影至有限大的虚拟空间，从而提高计算机分析处理效率。为保证表述的便捷性与准确性，规定下标 c 表示笛卡尔坐标系中的坐标轴，下标 p 则表示平行坐标系中的坐标轴。同时，假定以圆括号形式表现的数据代表一条直线，如 (a, b, c) ；以方括号形式表现的数据则代表齐次坐标系下的某一特定点，如 $[x, y, w]$ 。整个参数化变换过程如图 5.7 所示。其中，基于 S_d 方式的霍夫变换过程如图 5.7 中左半部分所示。对于平行坐标系而言，其 x_p 轴对应于原笛卡尔坐标系中的 x 坐标值，相应的 y_p 轴则对应于原笛卡尔坐标系中的 y 坐标值，且两坐标轴之间的间距表示为 d 。原笛卡尔坐标系 x_c-y_c 中位于直线 m 上的三个点经 S_d 方式进行霍夫转换后，将在平行坐标系 x_p-y_p 中依次形成三条新直线；而原笛卡尔坐标系 x_c-y_c 中的三条直线 l 、 m 及 n 经转换后，则将在平行坐标系 x_p-y_p 中分别形成三个点 \bar{l} 、 \bar{m} 及 \bar{n} 。此时，由于该三条直线在原笛卡尔坐标系中相交于点 B ，故其在平行坐标系中将依次位于点 B 所对应的直线 \bar{B} 上。因此，基于 S_d 方式的霍夫变换即可实现由线至点、由点至线的变换^[163]。该变换过程具体可表达为^[163]：

$$\begin{cases} S_d^p([x, y, w]) = (-x + y, -dw, dx) \\ S_d^l((a, b, c)) = [db, -c, a + b] \end{cases} \quad (5.17)$$

另一方面，基于 S_D 方式的霍夫变换过程如图 5.7 中右半部分所示。为便于描述表达，在平行坐标系 x_p-y_p 中建立了一笛卡尔坐标系 u_c-v_c (如图中红色坐标系所示)。相关变换过程与前述同理，即将笛卡尔坐标系 u_c-v_c 中的点和线变换至间隔距离为 D 的平行坐标系 u_p-v_p 中。至此，便可完成基于平行坐标系的级联霍夫变换过程，即实现了由线至线、由点至点的变换。该变换过程具体可表达为：

$$\begin{cases} SS_{dD}^p([x, y, w]) = (S_D^p \circ S_d^p)([x, y, w]) = [-dDw, -dx, -x + y - dw] \\ SS_{dD}^l((a, b, c)) = (S_D^p \circ S_d^l)((a, b, c)) = [db + c, Da + Db, -dDb] \end{cases} \quad (5.18)$$

其中， \circ 表示映射转换阶段的相关计算过程。

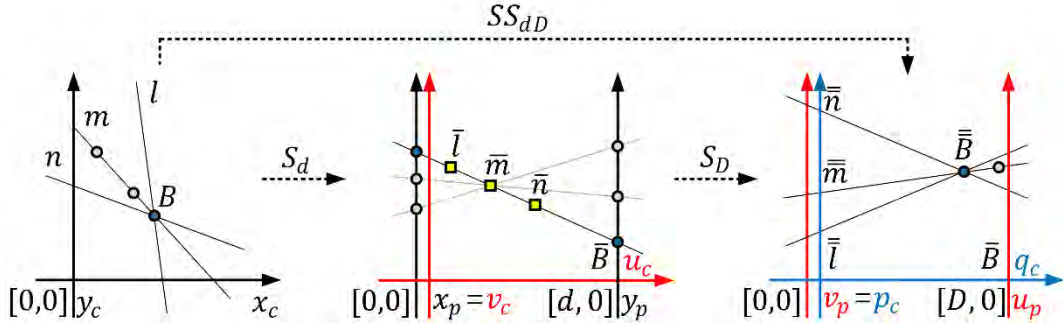


图 5.7 级联霍夫变换示意图

在上述变换过程中，将平行坐标系 x_p - y_p 中坐标轴 x_p 与 y_p 之间的空间称为 S 空间。然而值得注意的是，上述基于 S 空间的级联霍夫变换处理，本质上仍是由原有无限大的空间转换至新的无限大空间的过程，并无法从本质上提高计算机的投票处理效率。同时，对于原笛卡尔坐标系中斜率大于零的直线，其在 S 空间也将无法被进行有效表达。因此，相关学者通过在变换过程中将 $-d$ 位置处的 y_p 坐标轴翻转倒置形成 $-y_p$ 坐标轴的办法，有效解决了这一问题^[163]。其中，将坐标轴 x_p 与 $-y_p$ 之间所形成的区域称为 T 空间。依据上述式(5.17)、(5.18)中的变换思路，即可得到基于 T 空间变换的点、线转换过程：

$$\begin{cases} T_d^p([x, y, w]) = (x + y, -dw, dx) \\ T_d^l((a, b, c)) = [db, -c, a - b] \end{cases} \quad (5.19)$$

综上，将上述四个基于 S 空间和 T 空间的级联霍夫变换过程进行整合，即可完成由点至点、由线至线的变换过程。具体可表述为：

$$\begin{cases} SS_{dD}^p([x, y, w]) = (S_d^l \circ S_d^p)([x, y, w]) = [-dDw, -dx, -x + y - dw] \\ ST_{dD}^p([x, y, w]) = (S_d^l \circ T_d^p)([x, y, w]) = [-dDw, -dx, -x + y + dw] \\ TS_{dD}^p([x, y, w]) = (T_d^l \circ S_d^p)([x, y, w]) = [-dDw, -dx, x + y - dw] \\ TT_{dD}^p([x, y, w]) = (T_d^l \circ T_d^p)([x, y, w]) = [-dDw, -dx, x + y + dw] \end{cases} \quad (5.20)$$

经过上述基于平行坐标系的级联霍夫变换过程，即可将无限大笛卡尔坐标系中的物理信息投影至有限的菱形空间中，更加便于计算机分析处理。整个变换过程如图 5.8 所示。其中，当平行坐标系的两坐标轴均指向同一方向时，将该变换称为 S 变换；当两坐标轴的指向相反时，则将其称为 T 变换。因此，经排列组合后可形成 SS 、 ST 、 TS 和 TT 这四种不同的变换。以笛卡尔坐标系中的一条直线为例，其经上述四种变换后的情况如图 5.8(a) 所示。其中，仅暗色三角型区域可最终成为菱形空间中的一部分。同时，原笛卡尔坐标系中的 I_c 、 II_c 、 III_c 和 IV_c 象限，其分别经 TT 、 ST 、 TS 和 SS 空间变换后，将依次对应于菱形坐标系中的 III_p 、 II_p 、 IV_p 和 I_p 象限，具体如图 5.8(b) 所示。

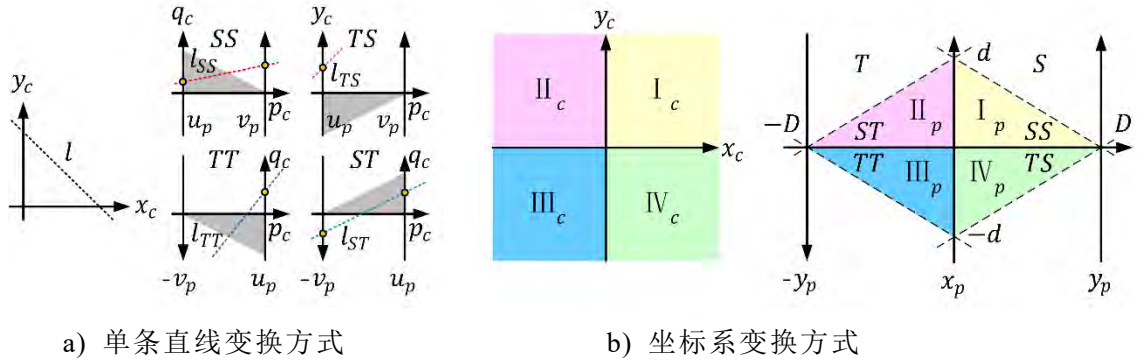


图 5.8 基于笛卡尔及平行坐标系的级联霍夫变换空间

总体而言，原本在笛卡尔坐标系中任意一条经过三个象限的直线(在下式中用圆括号表示)，在经过基于平行坐标系的级联霍夫变换分析处理后，将在菱形空间内形成一条三段折线，且该折线可由 4 个端点(在下式中用方括号表示)唯一确定。该过程可具体表示为：

$$(a, b, c)_o \rightarrow \left[\frac{\alpha a}{c+\gamma a}, -\frac{\alpha c}{c+\gamma a} \right], \left[\frac{b}{c+\beta b}, 0 \right], \left[0, \frac{b}{a+\beta b} \right], \left[\frac{-\alpha a}{c+\gamma a}, \frac{\alpha c}{c+\gamma a} \right] \quad (5.21)$$

其中， $\alpha = \text{sgn}(ab)$, $\beta = \text{sgn}(bc)$, $\gamma = \text{sgn}(ac)$ 。这里，下标 o 代表原笛卡尔坐标系。

由于消失点是同一方向所有平行直线的交点，导致该点相对于其他点而言权值最大。因此，可将原笛卡尔空间中的图像线段转换至菱形空间中，并在对整个菱形空间进行栅格化操作的基础上，利用投票方式确定出消失点的坐标；其中，菱形空间中的极大值点即为消失点的所在位置。随后，可通过简单线性变换关系得到该消失点在原笛卡尔坐标系中的位置，从而完成对消失点的检测任务。该过程可具体表示为：

$$\begin{cases} [x, y, w]_o \rightarrow [-dDw, -dx, \text{sgn}(xy)x + y + \text{sgn}(y)dw]_d \\ [x, y, w]_d \rightarrow [Dy, \text{sgn}(x)dx + \text{sgn}(y)Dy - dDw, x]_o \end{cases} \quad (5.22)$$

这里，下标 d 代表变换后的菱形空间坐标系。

5.3.3 相机标定流程

考虑到监控相机通常难以获取交通场景中的相关道路信息，故基于已知的相机假设高度，在通过采用 $VP \sim VP \sim H$ 的方法完成相机的自标定工作后，实现对车辆荷载信息的辨识任务。这里，分别选取沿车辆方向和垂直于车辆方向的直线进行消失点检测任务。即通过跟踪算法提取运动车辆目标的实时运动情况，并将其投影至菱形空间完成对第一个消失点的检测；同时，利用背景边缘模型提取道路平面内车辆沿宽度方向的外部轮廓线，并将其投影至菱形空间完成对第二个消失点的检测。在此基础上，结合预先获取的相机架设高度信息，即可对相机参数进行求解，从而完成相机标定工作。整个相机标定的流程示意图如图 5.9 所示。



图 5.9 基于消失点理论的相机自标定方法流程图

其中，针对第一个消失点的检测任务，由于运营车辆在道路上的移动轨迹基本呈直线关系，故将其作为标定媒介，通过利用目标跟踪算法得到车辆目标的运动轨迹。在将其进行延伸后，采用基于平行坐标系的级联霍夫变换投影至菱形空间，并利用投票方式选出极大值点，即可完成对第一个消失点的检测任务。运动目标跟踪方面，由于所提取轨迹线的笔直程度将极大程度地影响相机标定结果的准确性，经对比分析光流法、卡尔曼滤波法、深度学习法及压缩感知法等技术的跟踪效果后，决定采用光流法对视频图像中的车辆目标进行实时跟踪检测。这里，采用基于稀疏光流的矢量表示方法进行各像素点的计算过程。即假设图像上某一像素点 (m, n) 在时刻 t 下的灰度信息表示为 $I(x, y, t)$ ，则经时间间隔 Δt 后该像素点的灰度信息为^[164]：

$$I_{t+\Delta t} = I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) \quad (5.23)$$

若时间间隔 Δt 无限趋近于零时，则可认为存在关系 $I_t = I_{t+\Delta t}$ 。因此，该点在 Δt 范围内处于水平及竖直方向上的分量信息可分别表示为：

$$u = dx/dt, v = dy/dt \quad (5.24)$$

将上式(5.24)用 Taylor 公式形式进行展开，则可得到：

$$I_{t+\Delta t} = I_t + \frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t + \varepsilon \quad (5.25)$$

因此，经推导后可得到：

$$\frac{\partial I}{\partial x} u + \frac{\partial I}{\partial y} v + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (5.26)$$

其中， u 和 v 可理解为分别在 x 和 y 方向上的像素点移动速度。

第二个消失点检测方面，由于相关平行直线位于道路所在平面内，同时又与形成第一个消失点的直线方向相垂直；考虑到实际场景中的车辆轮廓多为规则矩形，故最终选用运营状态下的车辆目标作为自标定媒介，通过识别其宽度方向的轮廓线，将其投影至菱形空间进行投票。运动车辆水平边缘检测方面，基于所设定的距离阈值，当车辆边缘轮廓所在的直线与沿道路方向消失点间的距离大于该阈值时，便认为所检测直线属于车辆的水平边缘。同时，为有效检测出运动车辆目标的边缘轮廓，通过使用背景边缘更新模型，对视频中的各图像帧进行实时更新，从而避免了因光照强度变化而可能导致的误差影响^[163]。实施过程方面，对于某具有 $w \times h$ 维度的图像输入帧 A_t ，可分别通过沿竖直方向和水平方向分布设置的滤波器，对图像上各像素点 (m, n) 的梯度幅值和矢量方向进行求解。其中，像素

点的矢量方向将被离散化为 8 个区间，因此所生成的梯度图像 B_t 具有 $w \times h \times 8$ 阶的维度，同时将矢量方向为 l 的像素点 (m, n) 在梯度图像中的位置定义为 $B_t(m, n, l)$ 。背景更新模型的计算过程可表示为：

$$P_t = (1 - \alpha)B_t + \alpha P_{t-1} \quad (5.27)$$

其中， P_t 、 P_{t-1} 分别表示当前帧与前一帧的背景像素值； α 表示背景更新速率，通常设置为 0.95。

5.4 试验测试分析

5.4.1 试验测试平台

为准确监测车辆状态、评估桥梁性能，本章采用基于级联霍夫变换的单目视觉系统，通过开展实验室测试方式，对车辆荷载的真实位置信息进行识别。选用第三、四章所示的缩尺桥梁及车辆模型进行试验，并在桥梁模型的减速段设有监控摄像机。其中，保证车辆沿图 5.10 中主梁 2 所在轨道处进行直线运动。试验过程中，拍摄所用相机的型号为 Canon 5D Mark IV，视频分辨率设置为 $1920 \times 1080 \text{ pixel}$ 。相机通过支架固定在三脚架上，其距桥面底部的高度设置约为 0.9m。通过调整相机的俯视角度，使其拍摄所得画面范围能够刚好覆盖至桥面板的入口至出口位置处。

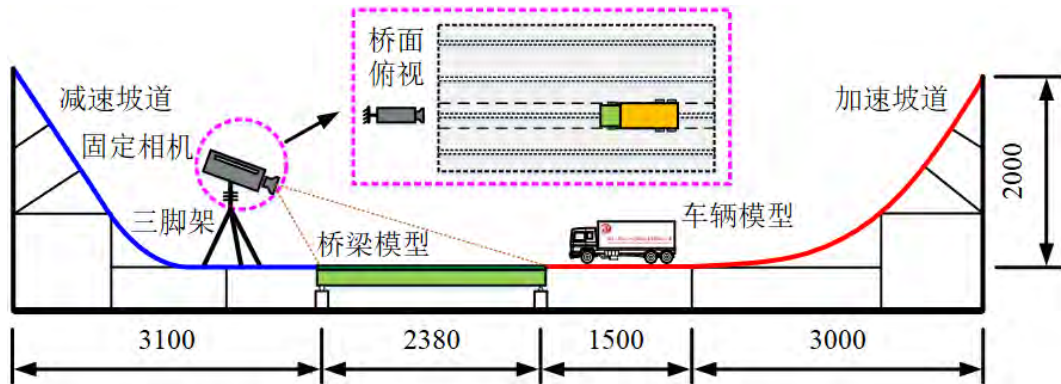


图 5.10 试验测试所用桥梁模型平台

5.4.2 相机自标定模型建立

本试验过程中所使用的 Canon 5D Mark IV 监控摄像机，凭借精准的硬件安装工艺，有效地保证了相机主点位置可位于图像中心。因此，在获取拍摄所得图像的像素规格后，便可计算得到相应的主点位置^[165]。在相机标定过程中，可将世界坐标系的原点规定在相机正下方道路平面内，如图 5.11 所示。同时，设置 X 坐标轴与车辆前进方向保持垂直，且 Y 坐标轴则与车辆前进方向保持平行。通过该规定，在相机高度已知的情况下，可通过将相机坐标系沿世界坐标系 Z 轴平移固定距离的方式来获取相应的平移向量^[161]。

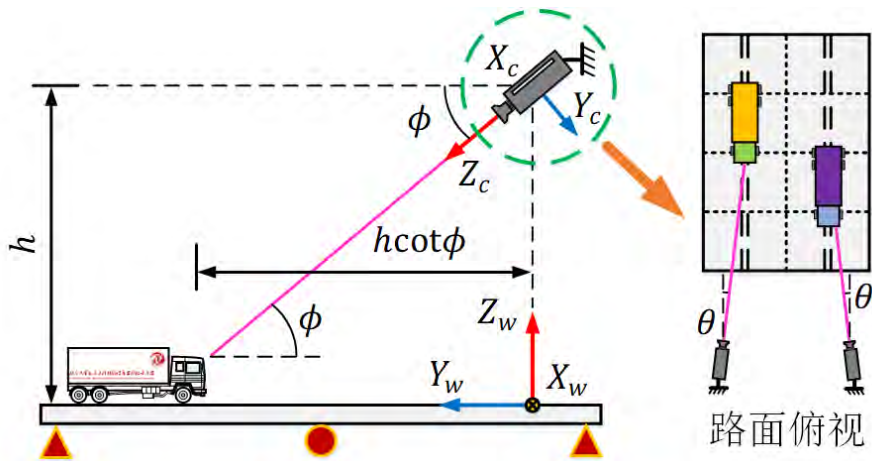


图 5.11 桥梁上监控摄像机模型

在基于非接触式摄影测量方式的土木工程领域科学问题研究当中，根据测量目的及待测对象的特点，通常会对相机的标定工作进行一定简化^[165]。针对本章所涉及到的监控摄像机俯拍情况下道路场景中的车辆信息识别问题，考虑到车辆的宽度信息通常情况下更容易获取，故利用针孔相机模型，通过选取合适的世界坐标系，将相关相机标定工作进行适当简化至仅需标定架设高度 h 及相机焦距 f 等参数。这里，由于现有交通路网中通常会对监控相机的架设情况进行统一规定，故可较为便捷地获取所用相机距地面的高度信息 h 。因此，仅需对相机焦距 f 参数进行求解即可。在本监控相机拍摄所得的桥梁交通场景中，利用运营情况下的移动车辆目标作为媒介，分别选取沿道路方向(即世界坐标系 Y 轴方向)和垂直道路方向(即世界坐标系 X 轴方向)上投影所得的消失点进行相机标定。其中，沿道路方向的消失点 VP_1 所对应的像素点坐标可表示为 (u_1, v_1) ，其在现实物理空间中位于无穷远处，用齐次坐标可表示为 $[0, 1, 0, 0]$ ；垂直于道路方向的消失点 VP_2 所对应的像素点坐标则可表示为 (u_2, v_2) ，用齐次坐标可表示为 $[1, 0, 0, 0]$ 。将两个消失点 VP_1 及 VP_2 的相关信息按下式进行计算：

$$f = \sqrt{-(v_1^2 + u_1 u_2)} \quad (5.28)$$

基于式(5.28)，即可通过两个消失点完成对相机焦距 f 等参数的求解。

5.4.3 车辆时空位置识别

基于非接触式摄影测量方式的车辆实时位置识别研究方面，利用图 4.6 所示的仿制 Jeep 越野车模型开展了相关测试研究。车辆模型经释放后沿导轨直线运动，利用所架设相机对车辆的运动进行视频拍摄。通过基于平行坐标系的级联霍夫变化方法对所得视频进行处理，在分别提取沿车辆运动方向及沿车辆宽度方向的若干组平行直线后，经投票得出相应消失点的位置，即可得到相机的相应参数。在此基础上，通过编写 Matlab 程序语言，将拍摄所得视频文件转化为一系列图像帧，在已知车辆模型几何尺寸的前提下，计算各图像帧中其与相机之间的垂直距离。

本试验过程中的测试结果如图 5.12 所示。其中，白色示意图箭头代表车辆前进方向，其将交汇形成第一个消失点 VP_1 ；红色示意图箭头代表车辆沿宽度方向分布的轮廓线，其将交汇形成第二个消失点 VP_2 。对于在桥面板上正常行驶的车辆目标而言，选取图像帧集合中的 20 张图像进行计算，相应测试结果如图 5.12(a) 所示，其中横坐标对应于相应测试序列，纵坐标表示测试误差(即测试距离与实际距离之间差值的绝对值)与车辆距相机实际距离的比值。可发现，该试验过程中所得的最大测试误差为 4.28%，最小误差则为 0.07%，且平均误差约为 1.75%，表明在经基于平行坐标系的级联霍夫变化方法确定正交消失点位置后，可利用针孔相机模型完成对车辆模型在桥面上实时位置的检测任务。为进一步探究该方法在复杂自然条件下的检测效果，利用第四章所涉及到的相关仪器设备，依次模拟了光照不足、雨雾干扰及风致振动等复杂工况，其相应的测试结果分别如图 5.12(b)~(d) 所示。可发现，尽管上述特殊工况对测试识别精度造成了一定影响(主要表现为影响第二个消失点的检测效果)，但测试所得的平均识别精度约为 6.45%左右、且最大测试误差并未超过 13%，均仍处于可接受范围内。因此，可认为该基于非接触式摄影测量方式的车载定位技术具有较强的稳定性。

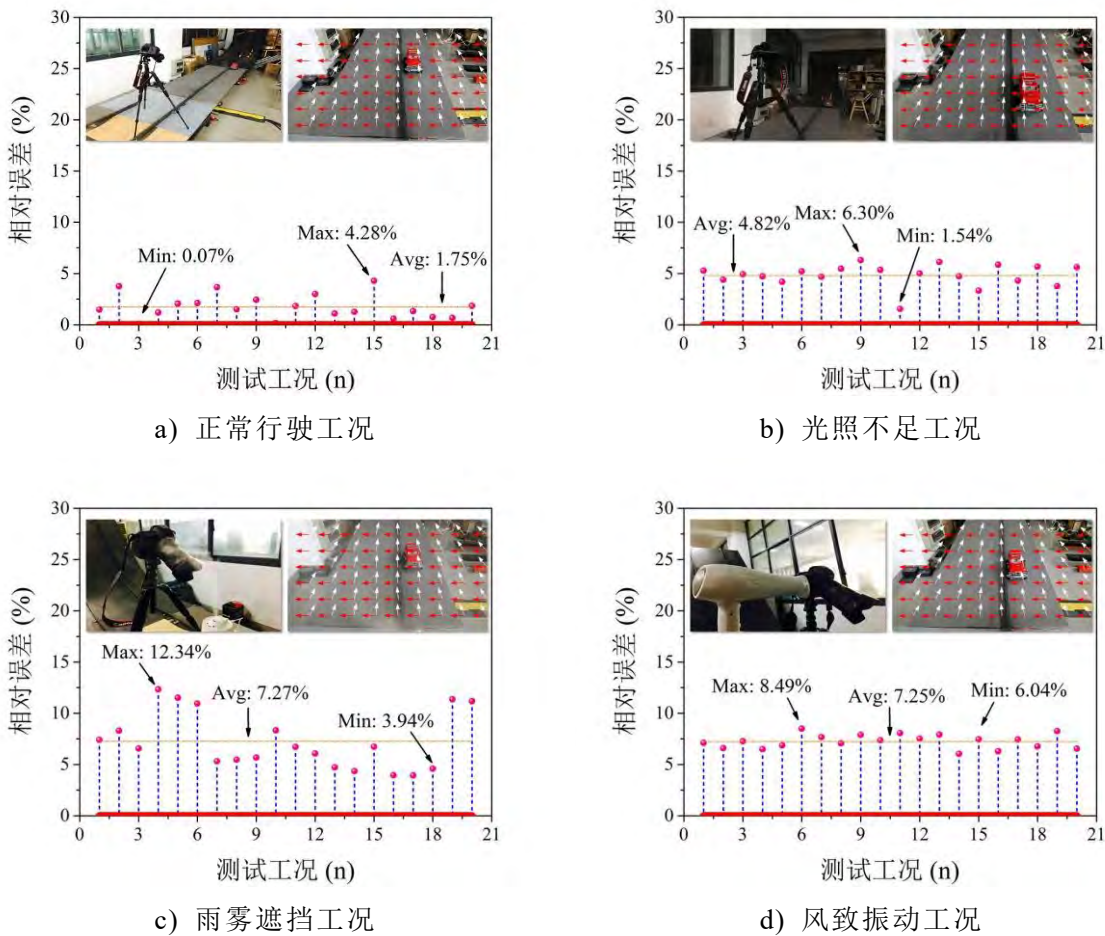


图 5.12 车辆模型定位测试结果

5.5 非接触式视频监测系统

综合前述章节所述研究思路，提出了一种非接触式车载信息识别架构。整个监测系统运行流程示意图如图 5.13 所示，主要包括利用卷积 DCNN 神经网络模型识别车辆类型、利用统计信息预测车辆载重、利用 Faster-RCNN 模型检测车辆目标、利用压缩感知技术跟踪车辆目标、利用单目视觉技术识别车辆位置等环节。

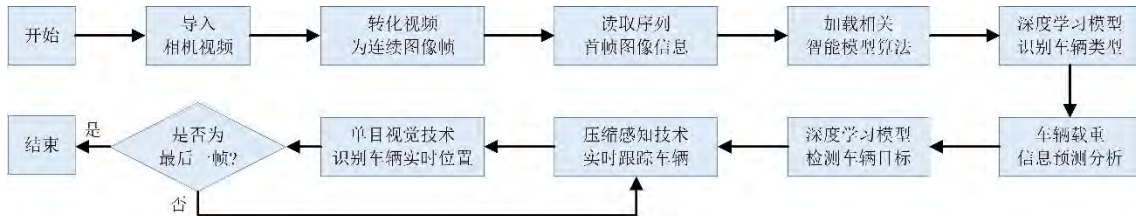


图 5.13 非接触式监测系统流程示意图

在后续实现对相关算法进行进一步完善的基础上，拟计划建立一种非接触式视频监测系统(如图 5.14 所示)，用以实现对车辆荷载信息的有效识别。总体而言。该系统能充分利用非接触式机器视觉识别技术在桥梁健康监测中“快速实施”、“操作简便”及“全局测量”等优势，提供了一种“无需交通封闭”、“无需接触式传感”和“无需 BWIM 系统支持”的智能监测技术，最终为开发能进行桥梁状态快速评估的机器视觉识别系统提供重要技术支撑。



图 5.14 车辆荷载智能化监测系统操作平台示意图

5.6 本章小结

为实现基于摄影测量方式的车辆荷载时空分布信息获取技术，通过采用基于平行坐标系的级联霍夫变换，以行驶过程中的车载荷载作为参照物完成相机的自标定工作，并据此对视频图像中车辆荷载在桥面上的真实位置信息进行获取。相关结论具体如下：

(1) 在建立适用于交通道路场景的监控摄像机标定模型的基础上，通过采用基于平行坐标系的级联霍夫变换，对由行驶状态下车载荷载所形成的正交消失点进行检测，并利用之间的相互约束性完成相机标定工作，从而建立了视频图像坐标系与物理世界坐标系之间的映射关系，且有效避免了传统相机标定过程中需标定靶参考或人工部分参与等不足之处。

(2) 在完成相机标定工作的基础上，利用相关相机模型对车辆荷载在桥面上的真实位置进行辨识。测试过程中对车辆位置信息的平均识别误差约在 1.75% 以内的测试结果，且在光照不足等测试工况下的误差范围也能控制在 6.45% 以内，表明该方法不仅能实现对车辆真实位置信息的获取，且具有较强的环境适应稳定性。

结论与展望

作为连接现代化交通的咽喉命脉，桥梁结构在国民经济和社会生活中发挥着极其重要的作用。然而，随着交通运输产业的迅速发展，车辆荷载对桥梁结构性能的影响程度日益显著。不规范的车辆驾驶行为将显著增大桥梁结构内力，从而加剧结构疲劳损伤累积程度、缩短正常使用寿命，最终可能导致发生整体失效。因此，研发快速识别运营车辆荷载信息的智能技术，对于评估桥梁结构的使用性能状态、避免安全事故发生具有重要指导意义。

针对传统桥梁动态称重系统存在的硬件设施成本高昂、测试精度有限及普及程度受限等不足之处，本文在国家自然科学基金(51878264)、湖南省交通厅科技进步与创新项目(201912)及长沙市科技计划项目(kq1806019)的资助下开展了系列研究工作，通过利用深度学习理论、压缩感知理论及摄影测量技术等方法，在开展有限元数值模拟计算、实验室缩尺试验测试及野外现场试验测试等方式，对桥梁结构上运营车辆荷载信息进行了有效识别。同时，在充分利用机器视觉识别技术在结构健康监测中存在的“快速实施”、“操作简便”及“全局测量”等优势的基础上，有效地提供了一种“无需交通封闭”和“无需动态称重系统支持”的智能监测技术，为实现“智能桥梁”和“智慧交通”提供了重要支撑。本文的主要结论具体如下：

(1) 提出了一种基于深度学习理论及结构特征响应提取的车辆荷载信息识别方法。通过将车载作用下的结构特征信号进行提取并转化为图像识别问题进行机器学习，利用深度学习技术探索其中所隐含的结构本质规律，实现了一种利用深度学习网络代替结构系统建模、仅利用输出响应便可获取输入信息的反问题识别技术。结构特征响应信息提取方面，利用时-频分析技术对动态信号响应进行预处理。结果表明，基于小波变换的时-频分析技术具有计算效率高、特征提取效果明显等优势，可应用至该类型问题的研究分析当中。

(2) 通过开展有限元数值模拟测试，对所提基于深度学习理论及结构特征响应提取的车载辨识方法的可行性进行探究。在分别建立简支梁-移动荷载及车-桥耦合振动模型的基础上，通过提取车辆正常行驶状态下桥梁结构跨中截面处的加速度响应，利用小波变换对由车辆荷载所引起的时域信号中的特征信息进行提取；并在建立结构特征响应数据库后，利用 DCNN 神经网络不仅可实现对运营车辆载重情况的预测分析，且针对车载移动速度、车辆类型及行驶车道等其他信息也具有较好的识别效果。试验测试过程中的平均测试精度达到了 99.18%以上，初步验证了所提方法的可行性。

(3) 通过开展实验室缩尺模型及野外现场测试，对所提方法的有效性进行进

一步验证。在建立结构特征响应数据库的基础上，分别开展了迁移学习训练及数据强化训练。结果表明，不同训练方式下的车辆模型荷载的平均识别精度分别约为 96.37% 和 98.87%，表明所提方法能够较好地实现对运营车辆荷载信息的辨识，且可通过图像处理技术扩充样本库规模的方式提高模型性能。同时，发现经自然图像集 ImageNet 预训练过的 AlexNet 模型也可适用于对数字信号图像的分类识别任务。除此之外，针对野外现场测试获得了 97.21% 的测试识别精度，表明该方法可应用至对实际桥梁上车辆荷载的监测应用当中。

(4) 建立了一种基于非接触式机器视觉技术的车辆荷载信息识别系统。在对常见车辆制定粗分类标准的基础上，通过现场拍摄及网络收集等方式，建立了大型车辆外观图像数据库 HNU-Vehicle Dataset，并通过采用深度学习理论及压缩感知技术等方法，实现了对监控视频中的车辆目标、载重区间、所在位置及运动轨迹等信息获取。通过开展实验室及野外试验测试，对所方法的有效性进行评估。结果表明，该方法对车辆目标的检测跟踪效果较为理想，且针对不良的测试条件也具有较强的鲁棒性。除此之外，基于无人机平台的监测方式还将有效拓展本系统的应用范围。

(5) 为实现基于非接触式摄影测量方式的车辆时空位置识别技术，在建立了适用于交通道路的监控摄像机标定模型的基础上，采用基于平行坐标系的级联霍夫变换，利用正交消失点之间的相互约束性完成相机标定工作，建立了视频图像坐标系与物理世界坐标系之间的映射关系。同时，利用相关相机模型完成了对车辆目标在桥面上真实位置信息的获取工作。测试过程中车辆位置的平均识别误差范围约在 1.75% 以内，且不同测试条件的平均识别误差约在 6.45% 以内，表明该方法不仅能实现对车辆真实位置信息的获取，且针对不同的测试环境条件也具有较强的稳定性，可有效应用至对车辆荷载时空位置的辨识研究当中。

然而，受研究周期、硬件设施及理论技术等因素限制，本文在基于深度学习理论及结构特征响应提取的车载信息识别、基于非接触式视频拍摄方式的车辆目标检测研究及基于非接触式摄影测量方式的车载时空定位等研究过程中仍存在诸多不足，相关内容需有待进一步提高。具体汇总如下：

(1) 结构特征响应提取及神经网络训练学习方式有待进一步提高。在基于动态响应的车载信息反问题识别研究过程当中，利用深度学习技术对信号响应中所隐含的结构本质规律进行了探索。然而，训练过程中所涉及到的数据处理方式及深度学习方法相对较为传统，且经训练后神经网络的性能仍有待提高。后续将通过使用新型数据处理技术、变换神经网络等方式进一步提高改善。

(2) 受车-桥缩尺振动平台刚度不足及试验次数较为频繁等因素的影响，车辆模型的弹簧刚度、车身零部件的连接情况及导轨与桥面板的锚固程度等情况均随着试验的进行而不断发生潜在变化，从而可能对测试结果造成一定影响。后续可

通过改善试验平台或采取精细化有限元模型等方式来进一步考虑。同时，受试验条件等因素限制，在野外测试环节所测试的车辆工况相对偏少，后续对其进行进一步完善。

(3) 车辆数据库类型需进一步细分类。在车辆信息调研过程中，仅针对部分常见车型建立了数据信息库，相应的规模仍有待进一步扩充。同时在建立车辆轴重区间时，仅考虑了车辆空载及满载两种极限情况下所对应的荷载情况，其轴重区间范围仍有待进一步细化。后续将通过调研相关参考文献等方式进一步完善。

(4) 基于非接触式摄影测量方式的车辆荷载时空定位识别精度有待进一步提高。在基于平行坐标系的级联霍夫变换方法中，其相关相机参数标定结果易受车辆轮廓线检测准确程度的影响。后续，将通过改进车辆跟踪及边缘轮廓线检测等相关算法的方式，提高对由车辆目标所形成消失点检测的准确程度，进而实现对车辆目标的精准时空定位。

参考文献

- [1] U.S. Department of Transportation. National transportation statistics 2015--bureau of transportation statistics. Washington, DC: U.S. Department of Transportation, 2015
- [2] Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism. White paper on land, infrastructure, transport and tourism in Japan. Tokyo, Japan: Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism, 2013
- [3] 中华人民共和国交通运输部. 2014 年交通运输行业发展统计公报. 北京: 中华人民共和国交通运输部, 2015
- [4] 刘菠. 高速公路桥梁典型病害及建管养对策研究. [重庆交通大学硕士学位论文]. 重庆: 重庆交通大学, 2012
- [5] Fu Z, Ji B, Cheng M, et al. Statistical analysis of the causes of bridge collapse in China. In Proc: Congress on Forensic Engineering. 2012, 75–83
- [6] Jacob B, Feypell-de L. Improving truck safety: potential of weigh-in-motion technology. IATSS Research, 2010, 34(1):9–15
- [7] Zhou Y, Zhou S, Deng L, et al. Research on moving load identification based on measured acceleration and strain signals. International Journal of Lifecycle Performance Engineering, 2019, 3(3/4):257–288
- [8] Wardhana K, Hadipriono F C. Analysis of recent bridge failures in the United States. Journal of Performance of Constructed Facilities, 2003, 17(3):144–150
- [9] Lydon M, Taylor S E, Robinson D, et al. Recent developments in bridge weigh in motion (B-WIM), Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2016, 6(1):69–81
- [10] Yu Y, Cai C S, Deng L. State-of-the-art review on bridge weigh-in-motion technology. Advances in Structural Engineering, 2016, 19(9):1514–1530
- [11] Zhao H, Uddin N, Shao X D, et al. Field-calibrated influence lines for improved axle weights identification with a BWIM system. Structure and Infrastructure Engineering, 2015, 11(6):721–743
- [12] Moses F. Weigh-in-motion system using instrumented bridges. Journal of Transportation Engineering, 1979, 105(3):233–249
- [13] Chapuis M, Bernard V. Collection and analysis of requirements as regards weighing vehicles in motion. Brussels: European Cooperation in Science and Technology, 1996, 50–62

- [14] European Commission. Weigh-in-motion of axles and vehicles for Europe (WAVE): General report. Paris: LCPC, 2001, 105–115
- [15] Ojio T, Yamada K, Shinkai H. BWIM systems using truss bridges. In Proc: Fourth International Conference on Bridge Management. London: University of Surrey, 2000, 378–386
- [16] Znidaric A, Lavric I, Kalin J, et al. SiWIM bridge weigh-in-motion manual. Slovenian: Slovenian National Building and Civil Engineering Institute, 2005, 2–24
- [17] Kim S, Lee J, Park M S, et al. Vehicle signal analysis using artificial neural networks for a bridge weigh-in-motion system. *Sensors*, 2009, 9(10):7943–7956
- [18] Obrien E J, Enright B, Dempsey T. The influence of correlation on the extreme traffic loading of bridges. In Proc: Bridge Maintenance, Safety, Management & Life-cycle Optimization, Philadelphia, 2010
- [19] Obrien E J, Enright B. Using weigh-in-motion data to determine aggressiveness of traffic for bridge loading. *Journal of Bridge Engineering*, 2013, 18(3):232–239
- [20] Gonzalez A, Dowling J, Obrien E J, et al. Testing of a bridge weigh-in-motion algorithm utilising multiple longitudinal sensor locations. *Journal of Testing and Evaluation*, 2012, 40(6):104576–1–33
- [21] Buro C R, Dublin H, Gonzalez I A, et al. Comparison of conventional and regularized bridge weigh-in-motion algorithms. In Proc: International Conference on Heavy Vehicles. 2013, 271–282
- [22] Zhao H, Uddin N, Obrien E J, et al. Identification of vehicular axle weights with a bridge weigh-in-motion system considering transverse distribution of wheel loads. *Journal of Bridge Engineering*, 2014, 19(3):165–184
- [23] Bao T, Babanajad S K, Taylor T, et al. Generalized method and monitoring technique for shear-strain-based bridge weigh-in-motion. *Journal of Bridge Engineering*, 2016, 21(1):04015029–1–13
- [24] 赵华, 谭承君, 张龙威等. 基于小波变换的桥梁动态称重系统车轴高精度识别研究. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2016, 43(7):111–119
- [25] Deng L, Cai C S. Identification of dynamic vehicular axle loads: theory and simulations. *Journal of Vibration and Control*, 2010, 16(14):2167–2194
- [26] Bao Y Q, Li H, Zhang F J, et al. Compressive sampling based approach for identification of moving loads distribution on cable-stayed bridges. In Proc: Conference on Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems, San Diego, 2013, 1–10

- [27] Ojio T, Carey C H, Obrien E J, et al. Contactless bridge weigh-in-motion. *Journal of Bridge Engineering*, 2016, 21(7):04016032–1–11
- [28] He W, Deng L, Shi H, et al. Novel virtual simply-supported beam method for detecting vehicle speed and axles. *Journal of Bridge Engineering*, 2017, 22(4):04016141–1–16
- [29] Lydon M, Robinson D, Taylor S E, et al. Improved axle detection for bridge weigh-in-motion systems using fiber optic sensors. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 2017, 7(3):325–332
- [30] Algoji B, Mufti A, Thomson D. Detection of speed and axle configuration of moving vehicles using acoustic emission. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 2018, 8(3):353–362
- [31] 朱全军, 肖强, 邓露. 基于支座反力的桥梁动态称重方法. *中外公路*, 2019, 39(1):87–94
- [32] Dan D H, Yu X W, Yan X F, et al. Monitoring and evaluation of overturning resistance of box girder bridges based on time-varying reliability analysis. *Journal of Performance of Constructed Facilities*, 2020, 34(1):04019101–1–12
- [33] 李宏男, 李东升. 土木工程结构安全性评估、健康监测及诊断述评. *地震工程与工程振动*, 2002, 22(3):82–90
- [34] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition. In *Proc: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Piscataway, 2016, 770–778
- [35] Cao X, Wipf D, Wen F, et al. A practical transfer learning algorithm for face verification. In *Proc: IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2013, 3208–3215
- [36] Ye X W, Jin T, Yun C B. A review on deep learning-based structural health monitoring of civil infrastructures. *Smart Structures and Systems*, 2019, 24(5):567–586
- [37] 徐姗姗, 徐昇, 刘应安. 基于卷积神经网络的木材缺陷识别. *山东大学学报(工学版)*, 2012, 43(2):23–28
- [38] Catbas N, Gokce H B, Frangopol D M. Predictive analysis by incorporating uncertainty through a family of models calibrated with structural health monitoring data. *Journal of Engineering Mechanics*, 2013, 139(6):712–723
- [39] Abdeljaber O, Avci O, Kiranyaz S, et al. Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks. *Journal of Sound & Vibration*, 2017, 388:154–170

- [40] Lin Y Z, Nie Z H, Ma H W. Structural damage detection with automatic feature-extraction through deep learning. *Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2017, 32(12):1025–1046
- [41] Gopalakrishnan K, Khaitan S K, Choudhary A, et al. Deep convolutional neural networks with transfer learning for computer vision-based data-driven pavement distress detection. *Construction and Building Materials*, 2017, 157(28):322–330
- [42] Cha Y J, Choi W, Buyukozturk, et al. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2017, 32(5):361–378
- [43] Tan H C, Zhong Z Y, Wu Y K, et al. A deep architecture combining DCNNs and GRBMS for traffic speed prediction. In *Proc: 2017 COTA International Conference of Transportation Professionals (CICTP)*, 310–319
- [44] 王达磊, 彭博, 潘玥等. 基于深度神经网络的锈蚀图像分割与定量分析. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(12):121–127
- [45] 冯微, 张兆津, 邵海鹏. 一种基于深度置信网络的车撞桥墩损伤等级判别方法. *长安大学学报(自然科学版)*, 2018, 38(6):135–145
- [46] Wang N, Zhao Q, Li S, et al. Damage classification for masonry historic structures using convolutional neural networks based on still images. *Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2018, 33 (12):1073–1089
- [47] 薛亚东, 李宜城. 基于深度学习的盾构隧道衬砌病害识别方法. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2018, 45(3):100–109
- [48] 沙爱民, 童峥, 高杰. 基于卷积神经网络的路表病害识别与测量. *中国公路学报*, 2018, 31(1):1–10
- [49] Wu R T, Jahanshahi M R. Deep Convolutional neural network for structural dynamic response estimation and system identification. *Journal of Engineering Mechanics*, 2019, 145(1):04018125–1–25
- [50] Chen F C, Jahanshahi M R. NB-DCNN: Deep learning-based crack detection using convolutional neural network and naive Bayes data fusion. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(5):4392–4400
- [51] Atha D J, Jahanshahi M R. Evaluation of deep learning approaches based on convolutional neural networks for corrosion detection. *Structural Health Monitoring*, 2018, 17(5):1110–1128
- [52] 徐秀丽, 张勇, 李雪红等. 基于声发射和深度置信网络的钢筋混凝土梁损伤识别方法研究. *建筑结构学报*, 2018, 39:400–407
- [53] Jang Y J, Ahn Y H, Kim H Y. Estimating compressive strength of concrete using

- deep convolutional neural networks with digital microscope images. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2019, 33(3):04019018–1–11
- [54] Chen B H, Huang S C. Probabilistic neural networks based moving vehicles extraction algorithm for intelligent traffic surveillance systems. *Information Sciences*, 2015, 299:283–295
- [55] Yu S Y, Wu Y, Li W, et al. A model for fine-grained vehicle classification based on deep learning. *Neurocomputing*, 2017, 257:97–103
- [56] Zhang J S, Cao J, Mao B. Application of deep learning and unmanned aerial vehicle technology in traffic flow monitoring. In *proc: IEEE International Conference on Machine Learning & Cybernetics (ICMLC 2017)*, Cancun, Mexico, 2017, 189–194
- [57] Jian X D, Xia Y, Jose A, et al. Traffic sensing methodology combining influence line theory and computer vision techniques for girder bridges. *Journal of Sensors*, 2019, 1:1–15
- [58] Zaurin R, Catbas F N. Integration of computer imaging and sensor data for structural health monitoring of bridges. *Smart Materials and Structures*, 2009, 19(1):015019–1–15
- [59] Catbas F N, Zaurin R, Gul M, et al. Sensor networks, computer imaging, and unit influence lines for structural health monitoring: case study for bridge load rating. *Journal of Bridge Engineering*, 2012, 17(4):662–670
- [60] 宋宏勋, 马建, 王建锋, 等. 基于双相机立体摄影测量的路面裂缝识别方法. *中国公路学报*, 2015, 28(10):18–25
- [61] 董传智. 基于机器视觉的桥梁健康监测与状态评估. [浙江大学博士论文]. 杭州: 浙江大学, 2016
- [62] Chen Z, Li H, Bao Y, et al. Identification of spatio-temporal distribution of vehicle loads on long-span bridges using computer vision technology. *Structural Control & Health Monitoring*, 2016, 23(3):517–534
- [63] Santos C A, Costa C O, Batista J. A vision-based system for measuring the displacements of large structures: simultaneous adaptive calibration and full motion estimation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 72:678–694
- [64] Ye X W, Dong C Z, Liu T. Image-based structural dynamic displacement measurement using different multi-object tracking algorithms. *Smart Structures & Systems*, 2016, 17(6):935–956
- [65] Khuc T, Catbas F N. Completely contactless structural health monitoring of

- real-life structures using cameras and computer vision. *Structural Control and Health Monitoring*, 2016, 24(1):1852–1869
- [66] Feng D, Feng M Q. Experimental validation of cost-effective vision-based structural health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 88:199–211
- [67] Feng D, Scarangelo T, Feng M Q, et al. Cable tension force estimate using novel noncontact vision-based sensor. *Measurement*, 2017, 99:44–52
- [68] Lydon D, Lydon M, Jesus M R, et al. Development and field testing of a time-synchronized system for multi-point displacement calculation using low-cost wireless vision-based sensors. *Sensors Journal, IEEE*, 2018, 18(23):9744–9754
- [69] Khuc T, Catbas F N. Structural identification using computer vision-based bridge health monitoring. *Journal of Structural Engineering*, 2018, 144(2):04017202–1–13.
- [70] Luo L X, Feng M Q, Wu Z Y. Robust vision sensor for multi-point displacement monitoring of bridges in the field. *Engineering Structures*, 2018, 163:255–266
- [71] Tian Y D, Zhang J, Yu S S. Rapid impact testing and system identification of footbridges using particle image velocimetry. *Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2018, 1–16
- [72] 赵丽洁. 基于小波分析的工程结构时变参数识别研究. [兰州理工大学博士论文]. 兰州: 兰州理工大学, 2016
- [73] Fu Y, Zhang Y, Gao Y, et al. Machining vibration states monitoring based on image representation using convolutional neural networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2017, 65:240–251
- [74] 许学明. 改进的希尔伯特-黄变换及其在信号时频分析中的应用. [南京信息工程大学硕士论文]. 南京: 南京信息工程大学, 2012
- [75] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*, 2015, 521(7553):436–444
- [76] Zhu J S, Zhang C, Qi H D. Vision-based defects detection for bridges using transfer learning and convolutional neural networks. *Structure and Infrastructure Engineering*, 2019, 1–13
- [77] Hubel D H, Wiesel T N. Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex. *Journal of Physiology*, 1968, 195(1):215–243
- [78] Fukushima K. Neocognitron: a self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological Cybernetics*, 1980, 36(4):193–202

- [79] Lecun Y, Bengio Y. Convolutional networks for images, speech, and time series. *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, 1995, 3361(10):1–14
- [80] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 2006, 313(5786):504–507
- [81] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In *Proc: International Conference on Neural Information Processing Systems*, Nevada: NIPS, 2012, 1097–1105
- [82] Taigman T, Yang M, Ranzato M, et al. DeepFace: closing the gap to human-level performance in face verification. In *Proc: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Columbus: IEEE, 2014, 1701–1708
- [83] Sun Y, Wang X, Tang X. Deep learning face representation from predicting 10000 classes. In *Proc: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Columbus: IEEE, 2014, 1891–1898
- [84] Sun Y, Wang X, Tang X. Deeply learned face representations are sparse, selective and robust. In *Proc: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Columbus (CVPR): IEEE, 2014, 2892–2900
- [85] Cruzroa A A, Ovalle J E A, Madabhushi A, et al. A deep learning architecture for image representation, visual interpretability and automated basal-cell carcinoma cancer detection. In *Proc: International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention*, Heidelberg: Springer, 2013, 403–410
- [86] 赵申剑, 黎彧君, 付天凡等. 深度学习. 人民邮电出版社, 2017
- [87] Huang H W, Sun Y, Xue Y D, et al. Inspection equipment study for subway tunnel defects by greyscale image processing. *Advanced Engineering Informatics*, 2017, 32:188–201
- [88] Oquab M, Bottou L, Laptev L, et al. Learning and transferring mid-level image representation using convolutional neural networks. In *Proc: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Piscataway, 2014, 1717–1724
- [89] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation. In *Proc: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Piscataway, 2015, 3431–3440
- [90] 王平让, 黄宏伟, 薛亚东. 基于图像局部网格特征的隧道衬砌裂缝自动识别. *岩石力学与工程学报*, 2012, 31(5):991–999
- [91] Szegedy C, Liu W, Jia Y Q. Going deeper with convolutions. In *Proc: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Piscataway,

2015

- [92] Dorafshan S, Thomas R J, Maguire M. An annotated image dataset for non-contact concrete crack detection using deep convolutional neural networks. *Data in Brief*, 2018, 21:1664–1668.
- [93] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *Computer Science*, 2014
- [94] 王喆. 深度学习推荐系统. 电子工业出版社, 2020
- [95] Mate S, Akira Y, Munetaka Y, et al. Pedestrian detection with convolutional neural networks. In *Proc: IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Madrid, 2005*, 224–229
- [96] O’Byrne M, Schoefs F, Ghosh B, et al. Texture analysis based damage detection of ageing infrastructural elements. *Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2013, 28(3):162–177
- [97] Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, 22(10):1345–1359
- [98] Russakovsky O, Deng J, Su H, et al. ImageNet large scale visual recognition challenge. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 115(3):211–252
- [99] 李惠. 结构健康监测数据科学与工程. 北京: 科学出版社, 2016
- [100] Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(1):1929–1958
- [101] 刘晶波, 杜修力, 欧进萍. 结构动力学. 北京: 机械工业出版社, 2015
- [102] Deng J, Dong W, Socher R, et al. ImageNet: A large-scale hierarchical image database. In *proc: IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2009, 248–255
- [103] Dackermann U, Smith W A, Randall R B. Damage identification based on response-only measurements using cepstrum analysis and artificial neural networks. *Structural Health Monitoring*, 2014, 13:430–444
- [104] Wang T L, Huang D Z, Hahawy M. Dynamic response of multi-girder bridges. *Journal of Structural Engineering*, 1992, 118(8):2222–2238
- [105] O’Brien E J, Cantero D, Enright B, et al. Characteristic dynamic increment for extreme traffic loading events on short and medium span highway bridges. *Engineering Structures*, 2010, 32(12):3827–3835
- [106] Harris N K, O’Brien E J, Gonzalez A A. Reduction of bridge dynamic amplification through adjustment of vehicle suspension damping. *Journal of Sound and*

- Vibration, 2007, 302(3):471–485
- [107] 丁勇, 黄奇, 谢旭等. 载重汽车-桥梁伸缩缝跳车动力荷载计算方法与影响因素分析. 土木工程学报, 2013, 46(7):98–107
- [108] 邓露, 段林利, 何维等. 中国公路车-桥耦合振动车辆模型研究. 中国公路学报, 2018, 179(07):96–104
- [109] 邓露, 王芳. 汽车制动作用下预应力混凝土简支梁桥的动力响应及冲击系数研究. 湖南大学学报(自然科学版), 2015, 42(9):52–58
- [110] 高庆飞. 移动车辆荷载作用下梁式桥动力性能设计与评价方法. [哈尔滨工业大学博士论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015
- [111] 黄亮. 基于实测动应变的桥梁移动荷载识别及试验研究. [重庆交通大学硕士论文]. 重庆: 重庆大学, 2017
- [112] 何维. 中小跨径梁桥动力冲击系数研究. [湖南大学硕士论文]. 长沙: 湖南大学, 2015
- [113] 丁智. 车载视频监控运动目标检测与跟踪算法研究. [湖南大学硕士论文]. 长沙: 湖南大学, 2016
- [114] 王长军. 基于视频的目标检测与跟踪技术研究. [浙江大学硕士论文]. 杭州: 浙江大学, 2006
- [115] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137–1149
- [116] Cheng J C P, Ming Z W. Automated detection of sewer pipe defects in closed-circuit television images using deep learning techniques. Automation in Construction, 2018, 95:155–171
- [117] Luo X C, Li H, Cao D P, et al. Recognizing diverse construction activities in site images via relevance networks of construction-related objects detected by convolutional neural networks. Journal of Computing in Civil Engineering, 2018, 32(3):04018012–1–16
- [118] Wang N N, Zhao X F, Wang L N, et al. Novel system for rapid investigation and damage detection in cultural heritage conservation based on deep learning. Journal of Infrastructure Systems, 2019, 25(3):04019020–1–16
- [119] Sun Y Y, Su T H, Tu Z Y. Faster R-DCNN based autonomous navigation for vehicles in warehouse. In Proc: IEEE International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), 2017, 1639–1644
- [120] Xu Y, Yu G, Wang Y, et al. Car detection from low-altitude UAV imagery with the faster R-DCNN. Journal of Advanced Transportation, 2017, 1–10

- [121] Tang T, Zhou S, Deng Z, et al. Vehicle detection in aerial images based on region convolutional neural networks and hard negative example mining. *Sensors*, 2017, 17(2):336–381
- [122] Girshick R. Fast R-CNN. In *proc: IEEE International Conference on Computer Vision*, Santiago, 2015, 1440–1448
- [123] Zhang K H, Zhang L, Yang M H. Real-time compressive tracking. In *Proc: IEEE European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2012, 866–879
- [124] David L D. Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4):1289–1306
- [125] Kuo Y H, Wu K, Chen J. A scheme for distributed compressed video sensing based on hypothesis set optimization techniques. *Multidimensional System & Signal Processing*, 2017, 28(1):1–20
- [126] 李惠, 鲍跃全, 李顺龙等. 结构健康监测数据科学与工程. *工程力学*, 2015, 32(8):9–15
- [127] Bao Y Q, Li H, Sun X D, et al. A data loss recovery approach for wireless sensor networks using a compressive sampling technique. *Structural Health Monitoring-An International Journal*, 2013, 12(1):78–95
- [128] Bao Y Q, Yan Y, Li H, et al. Compressive sensing-based lost data recovery of fast-moving wireless sensing for structural health monitoring. *Structural Control and Health Monitoring*, 2014, 22:433–448
- [129] Ou J P, Li H. Structural health monitoring in mainland China: review and future trends. *Structural Health Monitoring-An International Journal*, 2010, 9(3):219–231
- [130] Li H, Shen C, Shi Q. Real-time visual tracking using compressive sensing. In *Proc: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011, 1305–1312
- [131] 毕崇耀. 基于块压缩感知理论的结构化信号检测方法与实践. [北京邮电大学硕士学位论文]. 北京:北京邮电大学, 2015
- [132] 焦文峰. 基于压缩感知的桥梁结构快速移动无线传感检测技术. [哈尔滨工业大学硕士学位论文]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2014
- [133] Ye X W, Yi T H, Dong C Z, et al. Vision-based structural displacement measurement: system performance evaluation and influence factor analysis. *Measurement*, 2016, 88:372–384
- [134] Dong C Z, Ye X W, Liu T. Non-contact structural vibration monitoring under varying environmental conditions. *Vibroengineering Procedia*, 2015, 5:217–222

- [135] Sun C, Ritchie G S. Heuristic vehicle classification using inductive signatures on freeways. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2000, 1717:130–136
- [136] Stark M, Krause J, Pepik B, et al. Fine-grained categorization for 3D scene understanding. In *proc: British Machine Vision Conference (BMVC 2012)*, Guildford, UK, 2012, 1–12
- [137] Lin Y L, Morariu V I, Hsu W, et al. Jointly optimizing 3D model fitting and fine-grained classification. In *proc: European Conference on Computer Vision (ECCV 2014)*, Zurich, Switzerland, 2014, 466–480
- [138] Liang L, Hu R M, Xiao J, et al. Exploiting effects of parts in fine-grained categorization of vehicles. In *proc: IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2015)*, Quebec City, Canada, 2015, 745–749
- [139] Zhen D, Wu Y W, Pei M T, et al. Vehicle type classification using a semisupervised convolutional neural network. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation System*, 2015, 16(4):2247–2256
- [140] Hu B, Lai J H, Guo C C. Location-aware fine-grained vehicle type recognition using multi-task deep networks. *Neurocomputing*, 2017, 243:60–68
- [141] Morris B T, Trivedi M M. Learning, modeling, and classification of vehicle track patterns from live video. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation System*, 2008, 9(3):425–437
- [142] Sochor J, Herout A, Havel J. Boxcars: 3D boxes as CNN input for improved fine-grained vehicle recognition. In *proc: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2016)*, Las Vegas, USA, 2016, 3006–3015
- [143] 李紫玮. 基于深度学习理论的桥梁上车型识别与检测跟踪研究. [湖南大学硕士论文]. 长沙: 湖南大学, 2019
- [144] Dubska M, Sochor J, Herout A. Automatic camera calibration for traffic understanding. In *Proc: Conference on British Machine Vision Conference (BMVC)*, 2014
- [145] Park S W, Park H S, Kim J H, et al. 3D displacement measurement model for health monitoring of structures using a motion capture system. *Measurement*, 2015, 59:352–362
- [146] 邱茂林, 马颂德, 李毅. 计算机视觉中摄像机标定综述. *自动化学报*, 2000, 26(1):43–55
- [147] 王文波. 基于单目视觉的实时测距方法研究. [大连理工大学硕士论文]. 大连: 大连理工大学, 2014

- [148] 陈泽楚. 基于摄影测量的拉索索力测试. [湖南大学硕士学位论文]. 长沙: 湖南大学, 2015
- [149] 李士杰. 基于基础矩阵的相机自标定方法研究. [大连理工大学硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 2018
- [150] Wu F C, Hu Z Y, Zhu H J. Camera calibration with moving one-dimensional objects. *Pattern Recognition*, 2005, 38(5):755–765
- [151] Miyagawa I, Arai H, Koike H. Simple camera calibration from a single image using five points on two orthogonal 1-D objects. *Image Processing, IEEE Transaction on Image Processing*, 2010, 19(6):1528–1538
- [152] Meng X, Hu Z. A new easy camera calibration technique based on circular points. *Pattern Recognition*, 2003, 36:1151–1164
- [153] Hartley R I. Self-calibration of stationary cameras. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1):5–23
- [154] De M S. A self-calibration technique for active vision systems. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1996, 12(1):114–120
- [155] 雷成, 吴福朝. 一种新的基于主动视觉系统的摄像机自标定方法. *计算机学报*, 2000, 23(11):1130–1139
- [156] Caprile B, Torre V. Using vanishing points for camera calibration. *International Journal of Computer Vision*, 1990, 4(2):127–139
- [157] Li C, Zhao Y. Camera self-calibration method by using three orthogonal vanishing points. *Advances in Information Sciences and Service Sciences*, 2011, 3(8):45–52
- [158] 张润初, 杜倩云, 俞祝良等. 一种利用参考图像与路面信息的道路监控摄像机标定方法. *公路交通科技*, 2014, 31(11):137–141
- [159] Liu Z B, El-Sheimy N, Yu C Y, et al. Motion constraints and vanishing point aided land vehicle navigation. *Micromachines*, 2018, 9(5):249–273
- [160] 李婵, 宋焕生, 武非凡等. 高速公路云台相机的自动标定. *中国图象图形学报*, 2019, 24(8):1391–1399
- [161] 严腾. 高速公路场景下相机自动标定算法研究. [长安大学硕士学位论文]. 西安: 长安大学, 2018
- [162] Dubska M, Herout A. Real projective plane mapping for detection of orthogonal vanishing points. In Proc: Conference on British Machine Vision Conference (BMVC), 2013
- [163] Dubska M, Herout A, Havel J. PClines-line detection using parallel coordinates. In Proc: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),

2011

- [164] Dong C Z, Celik O, Catbas F N. Marker free monitoring of the grandstand structures and modal identification using computer vision methods. *Structural Health Monitoring*, 2019, 18(5/6):1491–1509
- [165] 叶肖伟, 董传智. 基于计算机视觉的结构位移监测综述. *中国公路学报*, 2019, 32(11):21–39

致 谢

古刹山岚绕，雾散后北风高，三年的时间如驹过隙。今借此契机，直抒寥寥胸臆。首先要感谢导师周云教授在学业和生活上对我的指导和关心，师徒之情，没齿难忘；您德高鸿儒博学的人生态度与境界，是值得我们用一生去学习的榜样。同时，感谢课题组易伟建教授对晚辈的悉心教诲，衷心祝愿易老师身体健康、精神矍铄。

回首向来萧瑟处，从入学时导师的悉心指教，到协助师兄完成大型试验，再到与同门吃螃蟹啃骨头、通宵达旦做试验；加上其他纷纷纭纭的事情，三个春夏秋冬就这样不知不觉却紧张有序地度过了。在此期间，时而的心潮澎湃、时而的情绪低落，清晨八点的天马山，深夜十一点的麓山南路，皆于无声处闻我心声、解我思绪。麓山巍巍，湘水泱泱；宏开学府，济济沧沧。三年内在这里看到了太多的优秀事迹，也开始逐渐认识自己的平凡。今将归去，无问东西。

执笔如临当年景。感谢各位前辈一直以来的帮助和教诲，您们仰之弥高、钻之弥坚的身影永远是我学习的榜样；感谢课题组方亮、周祎、陈松柏、贾凡丁、吴峥、陈太平、胡翔、刘蒙、奚树杭、王振生、彭涵钰、李紫玮、曾雅丽思、张琴、周赛、程依婷、赵瑜、阳建波、胡健鑫、张保证、聂晶鑫、李自强、周易、禹鹏程等长久以来对我的帮助和照顾；感谢何维博士、罗鑫硕士等人对我在试验过程中的关心和指导；感谢两位同门，怀念大家在一起交流聊侃、学习课程、探讨科研以及攻坚克难的那些日子；感谢罗鸿魁、洪焕鹏等好友的存在，能在我烦躁焦虑、迷茫困惑之际始终给我以宽慰；感谢舍友李伟、李文博、卢俊荣、宋巍、何涛、缪求文等对我生活上的关心与帮助，每天两点一线的生活也因你们而不再单调和乏味。

己亥年末，庚子之初；冠毒来袭，举国为抗。这次不得不暂停的生活，使人开始有太多感悟。在胸怀“苟利国家生死以”壮志的同时，也应珍惜生活中各种的细节和美好。印象中差不多从大三的时候开始，每年寒暑假待在家中的日子都屈指可数；同时，受自身性格的影响，平日里对家人的关心和问候也不够，有些话总是开不了口，实在愧疚。至此，还是要把永远爱你们写进字里行间的结尾，感谢你们出现在我回首向来的点点滴滴中。

最后，衷心感谢所有评委老师能够抽出宝贵时间参与本次评审及答辩。敬祝各位老师身体健康、工作顺利、阖家幸福！

裴熠麟

2020年4月30日于山西运城

附录 A 攻读学位期间发表的学术论文

- [1] Zhou Y, **Pei Y L***, Li Z W, et al. A methodology for vehicles rough-grained classification and spatiotemporal localization and tracking based on the non-contacted machine vision technology. *Measurement*, 2020, 159:107801-1-16