第 18 卷　第 34 期　2018 年 12 月
1671—1815(2018)034-0085-07

科　学　技　术　与　工　程
Science Technology and Engineering

Vol. 18　No. 34　Dec. 2018
ⓒ 2018　Sci. Tech. Engrg.

引用格式:徐　彬, 郑燕萍, 曹高兴. 面向无人驾驶的行人三维姿态估计方法[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(34): 85—91
Xu Bin, Zheng Yanping, Cao Gaoxing. 3D pose estimation method of pedestrians for driverless vehicles[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(34): 85—91

面向无人驾驶的行人三维姿态估计方法

徐　彬[1]　郑燕萍[2*]　曹高兴[3]

(南京林业大学机械电子工程学院[1],汽车与交通工程学院[2],南京 210037;
北方导航科技集团有限公司[3],北京 100070)

摘　要　实时、高精度的行人三维姿态估计可有效提升无人驾驶汽车智能化水平。在 OpenPose 深度学习基础上,提取人体 2D 关节点,通过建立简化人体躯干数学模型来计算躯干空间位置和姿态,并以单个肢体为对象,通过分层式优化计算求解人体四肢关节角,进而确定人体 3D 姿态。主、客观实验测试结果表明,行人各关节空间位置平均误差低于 78 mm,算法平均处理时间每帧低于 52 ms。

关键词　无人驾驶　　行人姿态估计　　多点透视　　分层优化

中图法分类号　TP391.41;　　**文献标志码**　A

随着社会的发展进步,智能汽车、无人驾驶技术逐渐成为近几年汽车行业研究和发展的重点,而行人检测作为智能汽车外部环境感知中的核心技术之一,也一直是研究的热点。当前行人检测主要通过计算机视觉技术来判断图像或者视频序列中是否存在行人并给予定位[1],但这类方法只能够检测到行人的 2D 位置,而无法判断识别行人 3D 姿态,其应用受到一些限制。

人体 3D 姿态估计在已知行人 2D 位置的基础上,利用人体各部分参数信息,主动识别人体行为状态。目前主要应用于一些人机交互系统中,如 Bogo 利用卷积神经网络(CNN)和人体形状模型(SMPL)从单张图像中自动估计人体 3D 姿态[2],Haque 等通过视觉不变特性估计人体 3D 姿态,将人体姿态估计理解为一个多任务学习问题[3],Cao 等利用自底向上的方法实现人体 3D 姿态估计[4],但上述方法采用的都是整体优化方法,误差范围在 100 ~ 200 mm间,且基本不考虑实时性要求。

在无人驾驶技术领域,如能实时检测到行人 3D 姿态,并对人体姿态信息进行快速判断识别(如行人打车、挥手等典型动作、交警指挥动作等),则能有效提升无人驾驶汽车的智能化水平。针对这一需求,本文提出了一种面向无人驾驶的交通行人三维姿态检测和估计方法,该方法利用分层式优化实时计算求解行人的 3D 姿态,能够基本满足准确性、实时性要求。

2018 年 7 月 26 日收到　　2017 年江苏省重点研发计划(BE2017008)资助

第一作者简介:徐　彬(1993—),硕士研究生。研究方向:图形图像处理。E-mail:1098792006@qq.com。

*通信作者简介:郑燕萍(1965—),硕士,教授。研究方向:图形图像处理。E-mail:2402782773@qq.com。

1　整体思路

整体思路如图 1 所示,首先在开源平台 OpenPose 基础上,从输入图像中检测提取人体二维关节点并进行预处理操作,然后通过合理的分层将人体分解为躯干和四肢两部分,利用多点透视求解躯干的空间位置和姿态,并通过分层式优化计算求解人体四肢关节角,最终确定人体 3D 姿态。

为了提高输入数据的可靠性,对 2D 关节点进行以下预处理操作。

(1)利用卡尔曼滤波实时预测更新关节点的位置[5],以消除输入数据的抖动和噪声的干扰,实现关节点平滑。

(2)遍历每帧图像内的关节点,将关节点与图像中行人进行匹配,并与相邻时刻的图像进行对比,若关节点的数量发生突变,说明行人的数量也发生变化,实现多人区分。

2　躯干姿态估计

躯干姿态估计以多点透视原理为基础,通过求解摄像机姿态来反求解躯干空间位置和姿态,为后续肢体求解提供基础。

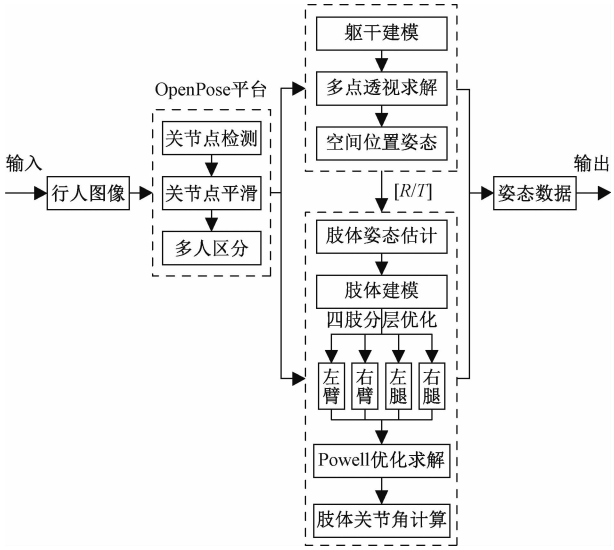

图 1 姿态估计流程

Fig. 1 The process of pose estimation

2.1 建立躯干模型

考虑行人距离摄像机有一定距离,将人体近似为一个刚体,建立简化人体躯干数学模型:首先定义右手空间直角坐标系,坐标系原点和坐标轴朝向如图 2 所示。用左右肩、左右胯四个关节点近似表示人体躯干框架,并将躯干几何中心放置到坐标系原点 $O(0,0,0)$,并保证肩部关节点连线与 x 轴平行(沿左肩到右肩为正方向),y 轴沿躯干往下,z 轴垂直于躯干平面并与人体朝向保持一致。根据《中国成年人人体尺寸》GB 1000—88 可得近似比例为 $a/b=4/5$、$a/c=10/9$。设躯干 3D 关节点坐标分别为 $M_1(a/2,-b/2,0)$、$M_2(c/2,a/2,0)$、$M_3(-c/2,a/2,0)$、$M_4(-a/2,-b/2,0)$。

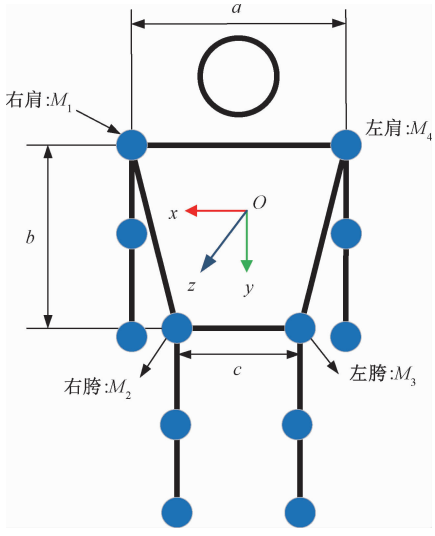

图 2 人体躯干模型

Fig. 2 Human torso model

2.2 多点透视算法求解躯干姿态

已知 2D/3D 关节点,利用多点透视原理计算行人相对摄像机的空间位置和姿态,如图 3 所示,其中,$M_1 \sim M_4$ 为人体躯干 3D 关节点,$p_1 \sim p_4$ 为行人在摄像机图像上的 2D 关节点,C 为摄像机中心。

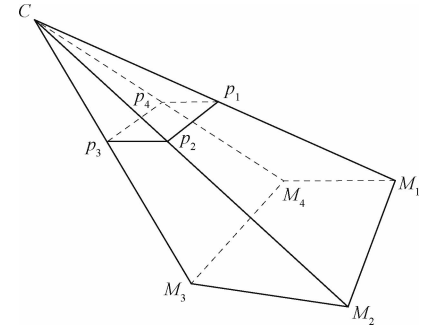

图 3 多点透视原理

Fig. 3 The principle of multi-points fluoroscopy

通过 PNP 算法计算四组 2D/3D 关节点间的投影变换[6,7],该变换由旋转矩阵和平移向量构成 $[\boldsymbol{R}|\boldsymbol{T}]$。已知摄像机内参数矩阵 $\boldsymbol{K}$,行人躯干 2D 关节点以及 3D 关节点的坐标,设一组三维世界坐标点为 $\boldsymbol{M}=(X_w,Y_w,Z_w,1)^T$,二维摄像机平面像素坐标为 $\boldsymbol{p}=(x,y,1)^T$,则人体关键关节点到图像平面的单应性关系为

$$\boldsymbol{sp}=\boldsymbol{K}[\boldsymbol{R}|\boldsymbol{T}]\boldsymbol{M} \tag{1}$$

考虑躯干 3D 关节点位于 XY 平面上,$Z=0$,将上述单应性关系矩阵展开:

$$s\begin{pmatrix}x\\y\\1\end{pmatrix}=\boldsymbol{K}\begin{pmatrix}r_1 & r_2 & r_3 & t\end{pmatrix}\begin{pmatrix}X_w\\Y_w\\0\\1\end{pmatrix}=\boldsymbol{K}\begin{pmatrix}r_1 & r_2 & t\end{pmatrix}\begin{pmatrix}X_w\\Y_w\\1\end{pmatrix} \tag{2}$$

式(2)中:s 为尺度因子;$\boldsymbol{r}_i(i=1,2,3)$ 分别为 $[\boldsymbol{R}|\boldsymbol{T}]$ 矩阵的列向量;$\boldsymbol{K}\begin{pmatrix}r_1 & r_2 & t\end{pmatrix}$ 为单应性矩阵 $\boldsymbol{H}$。

利用四组关节点计算世界平面到图像平面的单应性矩阵 $\boldsymbol{H}$,并将矩阵 $\boldsymbol{H}$ 归一化。将图像 2D 点和空间 3D 点齐次化,分别得到图像点矩阵 $\boldsymbol{p}$ 和空间点矩阵 $\boldsymbol{M}$,求取矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的平均距阵 $\boldsymbol{M}_C$,并计算另外一个矩阵[8]:

$$\boldsymbol{pp}=(\boldsymbol{M}-\boldsymbol{M}_C)^T(\boldsymbol{M}-\boldsymbol{M}_C) \tag{3}$$

对空间点矩阵 $\boldsymbol{pp}$ 进行奇异值(SVD)分解,得到矩阵分解后的右奇异矩阵 V,最终确定摄像机外参:

$$\boldsymbol{R}=\boldsymbol{HV} \tag{4}$$

$$\boldsymbol{T}=-\boldsymbol{HM}_C\boldsymbol{V}+\boldsymbol{t} \tag{5}$$

通过式(4)、式(5)得到摄像机相对行人的变换 $[\boldsymbol{R}|\boldsymbol{T}]$,此时世界坐标系仍以行人作为基准,为将多个行人统一,对该矩阵变换求逆,将摄像机坐标系转

换为世界坐标系,确定行人相对摄像机的空间位置和姿态。

2.3　姿态数据转换

通过欧拉角表示的人体躯干姿态更加符合人的直观感受,可将变换矩阵[$\boldsymbol{R}$|$\boldsymbol{T}$]转化为躯干位置和转向。已知旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$ 又可以表示为三次单轴旋转而成的复合矩阵,定义旋转次序为 $y\rightarrow x\rightarrow z$,则:

$$\boldsymbol{R} = \boldsymbol{R}_z(\gamma)\boldsymbol{R}_x(\alpha)\boldsymbol{R}_y(\beta) \tag{6}$$

式(6)中:

$$\boldsymbol{R}_x(\alpha) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & -\sin\alpha \\ 0 & \sin\alpha & \cos\alpha \end{pmatrix} \tag{7}$$

其余 $\boldsymbol{R}_y(\beta)$、$\boldsymbol{R}_z(\gamma)$ 矩阵向量与 $\boldsymbol{R}_x(\alpha)$ 相同。结合式(4)、式(6)计算欧拉角,得:

$$\begin{cases} \alpha = \arcsin R_{32} \\ \beta = \arctan(-R_{31}/R_{33}) \\ \gamma = \arctan(-R_{12}/R_{22}) \end{cases} \tag{8}$$

最终确定行人相对摄像机的空间位置(T_x,T_y,T_z)和转向(α,β,γ)。

3　分层优化求解

利用分层式优化来求解四肢关节角,以单独一个肢体(手臂)作为研究对象,具体过程如下。

3.1　优化变量

将人体简化为一个铰链式肢体模型,仍以躯干坐标系为基础,在肩部和肘部建立局部坐标系,如图4所示,当前姿态为优化初始状态(关节角均为初始值0)。

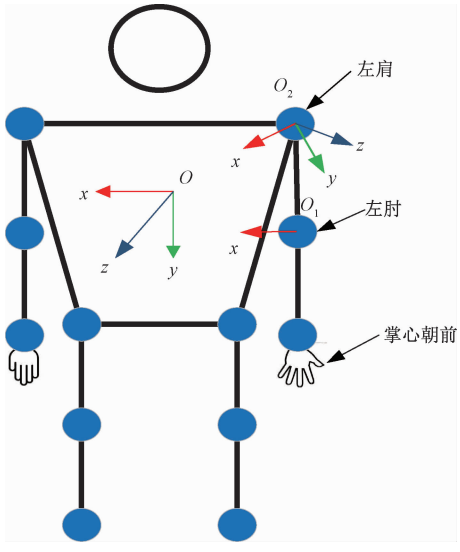

图4　肢体建模

Fig. 4　Limbs modeling

考虑人体运动学约束,手臂关节运动时,肩关节具有空间三方向的转动,而肘关节只受 x 轴方向转角的影响,因此,可定义四个转角为优化变量。同时由于行人尺寸各异,因此手臂长度可变,定义手臂上臂和下臂的长度为两个优化变量。此时,确定手臂关节六个优化变量(α_1,α_2,α_3,α_4,l_1,l_2)。

3.2　目标函数定义

定义目标函数为 OpenPose 检测得到的2D点与重投影2D点之间的欧式距离[9]:

$$f(x,y) = \|\boldsymbol{h}(x,y) - \boldsymbol{h}_0(x_0,y_0)\| \tag{9}$$

$$g(x,y) = \|\boldsymbol{e}(x,y) - \boldsymbol{e}_0(x_0,y_0)\| \tag{10}$$

$$s(x,y) = a_1 f(x,y) + a_2 g(x,y) \tag{11}$$

式中:$f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 表示重投影关节点与已知2D点间的距离差;$s(x,y)$ 为加权目标函数,其中 a_1 和 a_2 分别为 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 的权值,由于肢体运动受上肢关节影响较大(即肘部和膝盖),因此 $a_2 > a_1$;$\boldsymbol{h}_0(x_0,y_0)$ 和 $\boldsymbol{e}_0(x_0,y_0)$ 表示 OpenPose 检测的关节点坐标,而 $\boldsymbol{h}(x,y)$ 和 $\boldsymbol{e}(x,y)$ 表示手臂关节点在图像内重投影的2D坐标。

重投影点 $\boldsymbol{h}(x,y)$ 和 $\boldsymbol{e}(x,y)$ 的计算如下:如图5所示,在关节肘部和肩部分别建立局部参考坐标系(O_1)和(O_2),规定关节的旋转次序为 $y\rightarrow x\rightarrow z$,设上臂长度为 l_U,下臂长度为 l_L,手腕部位在 O_1 坐标系下的坐标(0,l_L,0),经过坐标变换后该点的坐标为(x_r,y_r,z_r)。

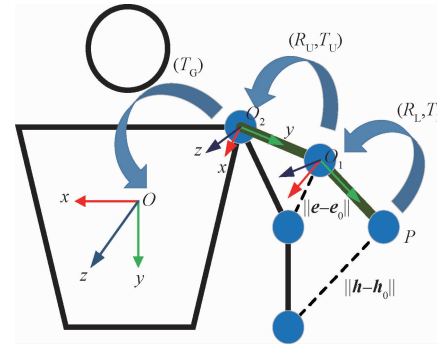

图5　关节坐标变换原理

Fig. 5　The principle of joints coordinate conversion

该变换过程如下:

$$\begin{cases} \boldsymbol{M}_h = \boldsymbol{R}_{Uz}\boldsymbol{R}_{Ux}\boldsymbol{R}_{Uy}(\boldsymbol{R}_{Lz}\boldsymbol{R}_{Lx}\boldsymbol{L}_L + \boldsymbol{L}_U) + \boldsymbol{T}_G \\ \boldsymbol{M}_e = \boldsymbol{R}_{Uz}\boldsymbol{R}_{Ux}\boldsymbol{R}_{Uy}\boldsymbol{L}_U + \boldsymbol{T}_G \end{cases} \tag{12}$$

式(11)中:

$$\boldsymbol{R}_{Lx} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_{Lx} & -\sin\theta_{Lx} & 0 \\ 0 & \sin\theta_{Lx} & \cos\theta_{Lx} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \tag{13}$$

设 $\boldsymbol{T}_G = (l_{Gx} \quad l_{Gy} \quad 0 \quad 1)^T$、$\boldsymbol{T}_L = (0 \quad l_L \quad 0$

$1)^{\mathrm{T}}$、$\boldsymbol{T}_{\mathrm{U}}=(0 \quad l_{\mathrm{U}} \quad 0 \quad 1)^{\mathrm{T}}$，其余旋转矩阵和平移矩阵的形式与 $\boldsymbol{R}_{Lx}$ 和 $\boldsymbol{T}_{Gx}$ 相同。

此时确定手臂关节点 3D 坐标 $\boldsymbol{M}_{\mathrm{h}}$ 和 $\boldsymbol{M}_{\mathrm{e}}$，并根据已知的摄像机内参 K 和变换矩阵 $[\boldsymbol{R}\mid\boldsymbol{T}]$，再次利用位姿估计方程，计算重投影点 $\boldsymbol{h}(x,y)$ 和 $\boldsymbol{e}(x,y)$：

$$\begin{cases}\boldsymbol{h}(x,y)=K[\boldsymbol{R}\mid\boldsymbol{T}]\boldsymbol{M}_h\\ \boldsymbol{e}(x,y)=K[\boldsymbol{R}\mid\boldsymbol{T}]\boldsymbol{M}_{\mathrm{e}}\end{cases} \tag{14}$$

3.3 约束条件

由于人体运动学方面的约束，计算肢体关节角时，应考虑各关节部位角度变化的限制和肢体长度的限制[10]。定义上臂和下臂的长度基准分别为 l_{U} 和 l_{L}，因此，肢体长度约束可表示为

$$0.8l_{\mathrm{U}}\leqslant l_1\leqslant 1.2l_{\mathrm{U}} \tag{15}$$

$$0.8l_{\mathrm{L}}\leqslant l_2\leqslant 1.2l_{\mathrm{L}} \tag{16}$$

手臂关节转角参考关节活动度标准《事故伤害损失工作日标准》，角度约束如图 6 所示。

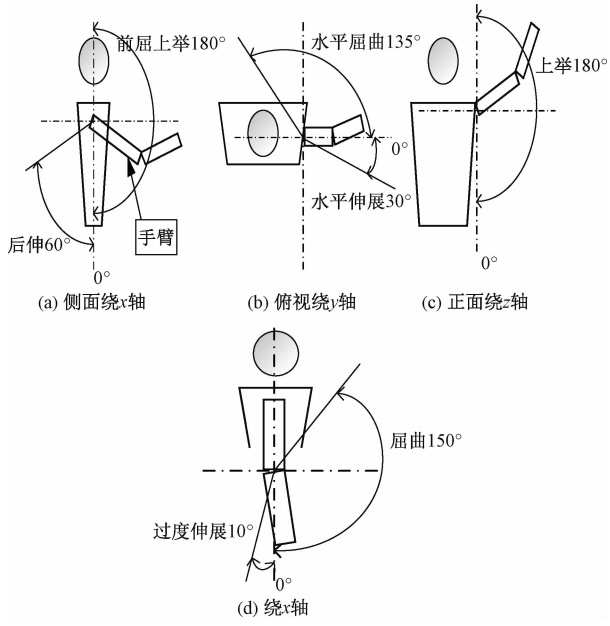

图 6 肩、肘关节角度约束

Fig. 6 The constraint of shoulder joint and elbow joint

根据参考约束标准可知，肩关节三个方向旋转角度如下：绕 x 轴可前屈上举 180°，后伸 60°，绕 y 轴可水平屈曲 135°，水平伸展 30°，绕 z 轴可上举 180°；而肘关节仅在 x 轴方向具有有效旋转角度，能够屈曲 150°，过度伸展 10°，如表 1 所示。

3.4 Powell 优化算法求解关节角度

Powell 优化算法是利用共轭方向加快收敛速度的性质形成的一种搜索方法[11]，其本身是一种无约束的算法，结合肢体关节约束能够缩小 Powell 算法的搜索空间，加快算法的收敛速度，算法流程如图 7 所示。

表 1 关节约束

Table 1 The joint constraint

关节	旋转轴	优化变量	θ^-/(°)	θ^+/(°)
肩部	X	α_1	−60	180
	Y	α_2	−30	135
	Z	α_3	0	180
肘部	X	α_4	−10	150

Powell 算法作为一种无约束优化算法，而优化变量又有取值范围，通过对目标函数 $s(x,y)$ 的值加入惩罚因子，当优化变量超过约束范围时，对函数值进行惩罚，实现软约束，既能保证优化时最终优化结果在边界内，又能保证其寻优计算路径不会受到约束的完全限制。

当约束条件表现为旋转角度时，旋转角取值范围为 $\alpha\in[\alpha_1,\alpha_2]$，此时若优化变量 α 超出约束范围，加入惩罚因子 $k_1(k_1\geqslant 1)$，增大目标函数值：

$$k_1=\begin{cases}\dfrac{\alpha_1-\alpha}{\alpha_2-\alpha}+1, & \alpha<\alpha_1\\ 1, & \alpha_1\leqslant\alpha\leqslant\alpha_2\\ \dfrac{\alpha-\alpha_2}{\alpha-\alpha_1}+1, & \alpha>\alpha_2\end{cases} \tag{17}$$

$$s_1(x,y)=k_1s(x,y) \tag{18}$$

当约束条件表现为肢体尺寸时，关节长度范围为 $l\in[l_1,l_2]$，此时若优化变量 l 超出约束范围，加入惩罚因子 $k_2(k_2\geqslant 1)$，增大目标函数值：

$$k_2=\begin{cases}\dfrac{l_1-l}{l_1-l}+1, & l<l_1\\ 1, & l_1\leqslant l\leqslant l_2\\ \dfrac{l-l_2}{l-l_1}+1, & l>l_2\end{cases} \tag{19}$$

$$s_2(x,y)=k_2k_1s(x,y) \tag{20}$$

4 实验与测试

通过主观测试和客观测试两部分来验证三维姿态估计的正确性与可行性。实验的环境如下。

(1)硬件配置：处理器为 Intel(R) Core(TM) i5—8300H CPU @ 2.30 GHz；显卡为 NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti。

(2)软件平台为 Win10 64bit，Visual Studio 2015，Caffe，OpenPose。

4.1 主观测试

随机采集交通场景下行人图像进行测试，如图 8所示，用数字 ID 标记不同的行人，并绘制立体框架来表示人体躯干和四肢，通过主观性判断可以看出，本文方法能够准确检测出行人 3D 姿态，例如过马路、翻越栏杆等实时姿态。主观测试表明，对于

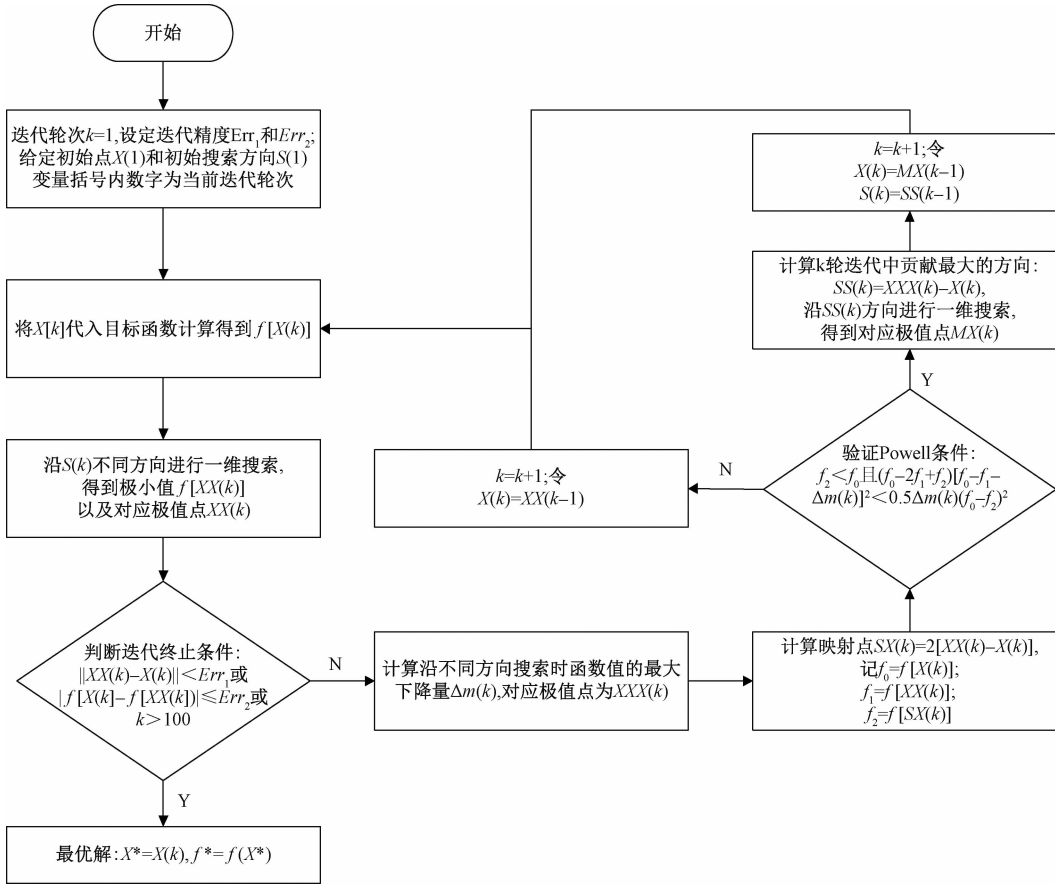

图 7　Powell 优化算法流程

Fig. 7　The flow of Powell optimization algorithm



(a) 图像1　(b) 图像2　(c) 图像3

图 8　主观测试图像

Fig. 8　Subjective test images

不同行为姿态的行人都能得到较为准确的检测结果。

4.2　客观测试

由于交通行人缺乏公共数据集进行客观精度测试,因此选用与类似交通行人的 HumanEva 数据集进行姿态检测,并选择与交通行人姿态类似的 Walking 数据组。随机抽取 HumanEva 数据集中的五组视频序列(编号 S1 ~ S5)进行测试,通过客观测试检测数据集中人体三维姿态,测试结果如图 9 所示,具体表现为几组典型姿势的截图,直观来看不同人体姿态优化结果都较好,人体躯干和四肢框架与都能与人体实际关节相吻合。

计算测试图像中人体各关节的位置,具体为肩部、手肘、手腕、胯部、膝盖、脚踝 12 个关节部位(区分左右),与 HumanEva 数据集所提供的人体各关节在空间的精确位置进行对比,得到人体各关节空间位置平均误差如表 2 所示,整体误差平均值为77.1 mm。由于考虑 OpenPose 本身也存在 2D 关节点检测误差,因此,本文算法精度也会受到其影响。

统计每组视频序列的总帧数和算法处理时间,如表 3 所示,因算法运行效率受电脑配置的影响,算法平均处理时间每帧为 51.1 ms。

表 2 关节平均误差

Table 2 The average error of joint

数据集	S1	S2	S3	S4	S5
误差/mm	73.9	75.0	79.8	76.7	80.0

表 3 平均计算时间

Table 3 The average computing time

数据集		S1	S2	S3	S4	S5
总帧数		3 000	2 521	3 623	1 612	1 637
计算时间/ms	右手	11.4	22.5	15.1	9.2	14.4
	左手	13.8	12.4	19.1	11.6	15.5
	右腿	7.8	10.1	13.9	6.3	9.8
	左腿	10.0	12.1	16.0	10.2	14.3
	整体	43.0	57.1	64.2	37.3	54.0

参考了四组不同的 3D 姿态估计方法测试 Walking 数据集,统计关节平均误差(计算精度)如表 4 所示,实验对比结果表明,利用分层式优化求解的人体 3D 姿态准确率明显优于其他方法。

表 4 对比实验

Table 4 The comparative experiment

实验方法	平均误差/mm
Akhter 和 Black[12]	198.6
Ramakrishna 等[13]	174.8
Zhou 等[14]	110.4
SMPLify	86.8
分层优化	77.1

5 结论

针对智能汽车外部环境感知方面的需求,提出了一种面向无人驾驶的人体姿态优化实时估计方法,该方法将人体分为躯干和四肢两部分来求解人体 3D 姿态,实验结果得出,算法平均处理时间每帧低于 52 ms,人体各关节空间位置平均误差低于 78 mm,相比其他整体优化求解方法,分层式优化减少了每个优化对象的优化变量,有效地提高了算法运行效率和计算精度,基本满足准确性和实时性要求。经过完善和改进可进一步应用到汽车外部环境感知技术方面,可为无人驾驶提供良好的技术支持。

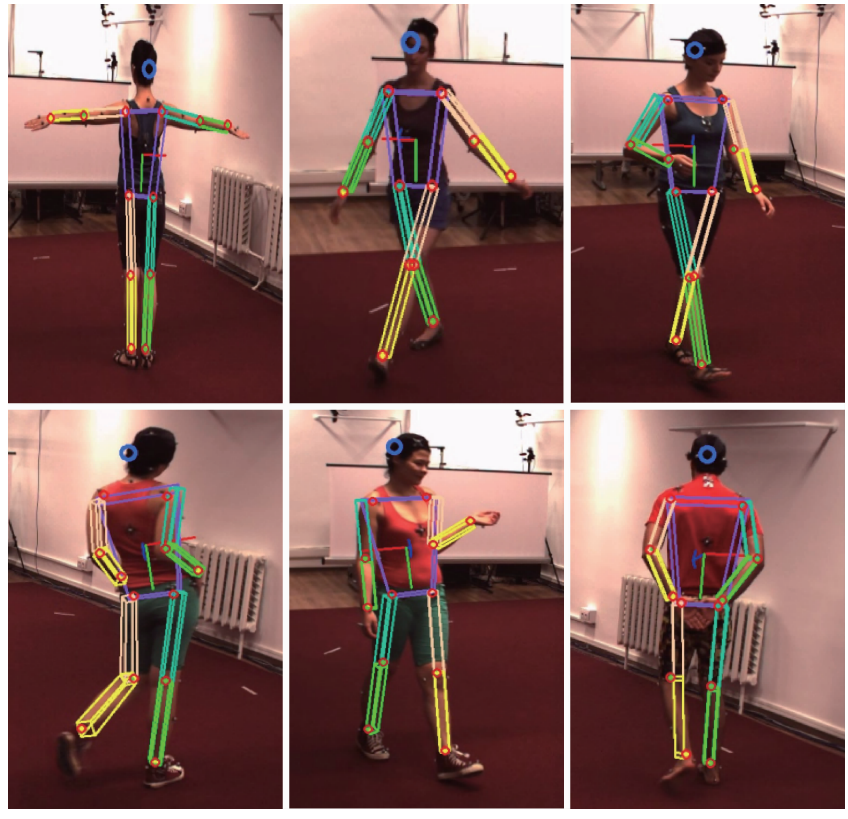

图 9 客观测试图像

Fig. 9 Objective test images

参 考 文 献

1 李昕昕, 李新江, 龚　勋. 基于点标定的行人检测准确度研究. 科学技术与工程, 2017; 17(13): 216—219
Li Xinxin, Li Xinjiang, Gong Xun. Pedestrian detection accuracy basedon point calibration. Science Technology and Engineering, 2017; 17(13): 216—219

2 Bogo F, Kanazawa A, Lassner C, *et al*. Keep it SMPL: Automatic estimation of 3D human pose and shape from a single image. European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2016: 561—578

3 Haque A, Peng B, Luo Z, *et al*. Towards viewpoint invariant 3D human pose estimation. European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2016: 160—177

4 Cao Z, Simon T, Wei S E, *et al*. Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields. Computer Vision and Pattern Recognition. New York:IEEE Computer Society, 2016: 1302—1310

5 Pan J, Yang X, Cai H, *et al*. Image noise smoothing using a modified Kalman filter. Neurocomputing, 2016; 173: 1625—1629

6 刘　旭, 徐正蕨, 朱金鑫,等. 辅助室内定位的关键人体姿态识别. 科学技术与工程, 2017; 17(12): 211—217
Liu Xu, Xu Zhengyi, Zhu Jinxin, *et al*. Key human gesture recognitionfor assisting indoor positioning. Science Technology and Engineering, 2017; 17(12): 211—217

7 迟德霞, 王　洋, 宁立群,等. 张正友法的摄像机标定试验. 中国农机化学报, 2015; 36(2): 287—289
Chi Dexia, Wang Yang, Ning Liqun, *et al*. Experimental research of camera calibration based on ZHANG's method. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2015; 36(2): 287—289

8 许雪敏, 向　华. 用随机奇异值分解算法求解矩阵恢复问题. 数学杂志, 2017; 37(5): 969—976
Xu Xuemin, Xiang Hua. A matrix completion algorithm using randomized SVD. Mathematics Journal, 2017;37(5): 969—976

9 刘明珠, 任祥祥, 张光明. 基于欧氏距离预测的 Camshift 目标跟踪方法. 中国科技论文, 2017;(20): 2289—2294
Liu Mingzhu, Ren Xiangxiang, Zhang Guangming. Camshift target tracking method based on euclidean distance prediction. China Science Paper, 2017;(20): 2289—2294

10 李　波. 基于关节约束的人体建模研究. 长沙: 中南大学, 2011
Li Bo. Research on joints biomechanical restriction in person modeling. Changsha: Central South University, 2011

11 Wang F. An image registration method based on Powell optimization algorithm. Boletin Tecnico/Technical Bulletin, 2017; 55 (2): 258—265

12 Akhter I, Black M J. Pose-conditioned joint angle limits for 3D human pose reconstruction. Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2015: 1446—1455

13 Ramakrishna V, Kanade T, Sheikh Y. Reconstructing 3D human pose from 2D image landmarks. European Conference on Computer Vision. Florence: Springer Berlin Heidelberg,2013: 573—586

14 Zhou X, Zhu M, Leonardos S, *et al*. Sparse representation for 3D shape estimation: A convex relaxation approach. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016;99: 1648—1661

3D Pose Estimation Method of Pedestrians for Driverless Vehicles

XU Bin[1], ZHENG Yan-ping[2*], CAO Gao-xing[3]

(School of Mechanical and Electronic Engineering[1], School of Automotive and Transportation Engineering[2], Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China;Northern Navigation Technology Group Co., Ltd.[3], Beijing 100070, China)

[**Abstract**] Real-time, high-precision pedestrian 3D pose estimation can improve the intelligent level of driverless vehicles effectively. Based on the OpenPose deep learning, the 2D key points of the human body was extracted, the human trunk position and pose were calculated through establishing a simplified human torso math model. And on a single limb, the joint angle of the human limbs through hierarchical optimization were calculated, so as human body 3D pose were gotten. The subjective and objective experiments show that the average error of joint space position is less than 78 mm, and the detection time of each frame is less than 52 ms.

[**Key words**] driverless vehicles　pedestrian pose estimation　multi-points fluoroscopy　hierarchical optimization