

基于 SFS 方法的三维重构及精度分析

曹芳^{1,2} 朱永康³

(宜宾职业技术学院 宜宾 644003)¹ (中国传媒大学 北京 100024)²

(佛山市高明区技工学校 佛山 528500)³

摘要 从明暗恢复形状(SFS)是计算机视觉中三维重构问题的研究热点和难点之一,目前已有算法存在两个问题:1)选择的反射模型不符合物体表面的反射特性;2)引入的约束条件和求解过程过于复杂,求解速度慢,效率低。对SFS算法进行了详细分析,引入了朗伯特光照反射模型,对物体表面做球形假设,然后对图像做近似微分运算以求出高度函数,实现了利用单幅灰度图像恢复物体表面三维形状并仿真的数据处理方法,同时对传统线性化SFS算法和所提算法进行了实验验证,对两种模型的重构精度和算法的执行效率进行了比较和分析。实验仿真结果表明,在保证一定精度的前提下,所提算法的执行效率比传统算法高。

关键词 明暗恢复形状,线性算法,改进算法,精度,计算效率

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

3D Reconstruction Based on SFS Method and Accuracy Analysis

CAO Fang^{1,2} ZHU Yong-kang³

(Yibin Vocational and Technical College, Yibin 644003, China)¹ (Communication University of China, Beijing 100024, China)²

(Gaoming District of Foshan City Technical School, Foshan 528500, China)³

Abstract The recovery from shading (SFS) is one of the research hotspots and difficulties in 3D reconstruction of computer vision. There are two problems in the algorithm, one is that the selected reflection model does not accord with the reflection characteristic of object surface, the other is that the constraints and the solution process are too complex, the solution is slow and has low efficiency. In this paper, the SFS algorithm was analyzed in detail, the Lambert illumination model was introduced, the spherical surface was assumed, and then the height function was obtained by the approximate differential operation. The 3D shape of the object surface can be recovered by using single gray image. The traditional linearized SFS algorithm and the algorithm proposed in this paper were experimentally validated. The reconstruction precision and efficiency of the two models were compared and analyzed. Experimental results show that the proposed algorithm is more efficient than the traditional algorithm in ensuring certain accuracy.

Keywords SFS, Linear algorithm, Improved algorithm, Accuracy, Computational efficiency

1 前言

从明暗恢复形状(Shape from Shading, SFS)是计算机视觉领域中三维重构研究的热点和难点。SFS技术最早是由Horn为了解决月球表面的三维重构时提出的, SFS算法的原理就是根据图像上各点灰度值和采用的反射模型来计算三维物体表面上相应点的反射光强度^[1]。为了消除问题的病态性, SFS算法主要有最小化方法、演化方法、局部方法和线性方法等^[2], 然而, 目前已有算法普遍存在两个问题: 1)选择的反射模型不符合物体表面的反射特性; 2)引入的约束条件和求解过程过于复杂, 求解速度慢, 效率低。本文的创新之处在于为了仿真物体表面的三维形状, 基于传统SFS方法, 采用了朗伯特光照反射模型, 对物体表面做球形假设, 然后对图像做近似微分运算求出高度函数, 实现了利用单幅灰度图像恢复物体表面三维形状并仿真的数据处理方法。本文对传统线性化SFS算法和本文算法进行了实验验证, 对两种模型的重构精度和算法执行效率进行了比较和分析。

2 SFS方法的基本理论

SFS的条件假设^[3]: 1)表面的反射模型为Lambertian漫反射模型; 2)光源为无限远处点光源; 3)成像几何关系为正交投影。

Lambert利用余弦定理总结了一个理想漫反射物体在点光源照射下的光反射定律^[4]。由朗伯体反射定律可知, 理想漫反射光的强度同入射光与物体表面法向量之间的夹角的余弦成正比, 即:

$$E(x, y) = I(x, y) \rho \cos \theta \quad (1)$$

其中, $E(x, y)$ 为漫反射光强度, $I(x, y)$ 是光源强度, ρ 为表面反射系数, θ 为入射光与表面法向量之间的夹角。

若物体表面被照射点处的单位法向量为 \vec{N} , 反射点到点光源的单位向量为 \vec{L} , 则可表示为如下的向量形式:

$$E(x, y) = I(x, y) \rho (\vec{N} \cdot \vec{L}) \quad (2)$$

可以将太阳光看成点光源, 发出的是平行光, 则 \vec{L} 变化很小, 可以完全确定。假设 $\vec{N} = (p, q, -1)$ 为光源入射矢

本文受四川省教育厅人文社科项目(14S0615), 宜宾职业技术学院院级科研项目(ybzysc15-20)资助。

曹芳(1982—), 女, 硕士, 讲师, 主要研究方向为动画理论与创作、视觉三维建模, E-mail: 912679876@qq.com; 朱永康(1980—), 男, 讲师, 主要研究方向为机器制造, E-mail: zhuyongkang@foxmail.com。

量, $\vec{L} = (p_i, q_i, -1)$ 为物体表面各点的法矢量。对于太阳光, 入射矢量是确定值, 物体表面的法矢量的函数形式为 $(z_x, z_y, -1)$, 即:

$$p(x, y) = \frac{\partial z(x, y)}{\partial x} = z_x, q(x, y) = \frac{\partial z(x, y)}{\partial y} = z_y \quad (3)$$

其中, (p, q) 为物体的表面梯度, 而两个矢量的点积等于它们模与夹角余弦的乘积, 即:

$$(\vec{N} \cdot \vec{L}) = \sqrt{(p_s^2 + q_s^2 + 1)} \sqrt{(p_i^2 + q_i^2 + 1)} \cos\theta \quad (4)$$

两个矢量的点积还可以表示为:

$$(\vec{N} \cdot \vec{L}) = (p_i p_s + q_i q_s + 1) \quad (5)$$

由此可得:

$$\cos\theta = \frac{(p_i p_s + q_i q_s + 1)}{\sqrt{(p_s^2 + q_s^2 + 1)} \sqrt{(p_i^2 + q_i^2 + 1)}} \quad (6)$$

通过式(6)可以建立以灰度图像上任一点 (x, y) 处的漫反射光强度为:

$$E(x, y) = I(x, y) \rho \frac{(p_i p_s + q_i q_s + 1)}{\sqrt{(p_s^2 + q_s^2 + 1)} \sqrt{(p_i^2 + q_i^2 + 1)}} \quad (7)$$

物体表面的漫反射光强度 $E(x, y)$ 反映到图像上就是该点图像亮度。通过式(7)可知, 当 $\frac{p_i p_s + q_i q_s + 1}{\sqrt{(p_s^2 + q_s^2 + 1)} \sqrt{(p_i^2 + q_i^2 + 1)}}$ 的值为 1, 即光源方向与表面法矢方向相同时, $E(x, y) = I(x, y) \rho$ 为最大值。根据上式, 首先求出图像的亮度和光源方向以确定物体的表面梯度 (p, q) , 然后根据 (p, q) 与 z 的关系可进一步求出物体的表面高度 $z(x, y)$ 。

3 SFS 算法设计

3.1 线性 SFS 算法

基于 Lambertian 表面反射假设条件下建立的辐照方程为:

$$E(x, y) = R(p, q) = \frac{(p p_s + q q_s + 1)}{\sqrt{(p_s^2 + q_s^2 + 1)} \sqrt{(p^2 + q^2 + 1)}} \quad (8)$$

利用后向有限差分方法将物体表面梯度进行近似离散化:

$$p = \frac{\partial z}{\partial x} = z_{i,j} - z_{i,j-1} \quad (9)$$

$$q = \frac{\partial z}{\partial y} = z_{i,j} - z_{i-1,j}$$

则辐照方程变形为:

$$0 = f(E_{i,j}, z_{i,j}, z_{i,j-1}, z_{i-1,j}) = E_{i,j} - R(z_{i,j} - z_{i,j-1}, z_{i,j} - z_{i-1,j}) \quad (10)$$

对于一幅给定的灰度图像上的某一点 (i, j) , 利用式(10)进行泰勒展开:

$$0 = f(E_{i,j}, z_{i,j}, z_{i,j-1}, z_{i-1,j}) \approx f(E_{i,j}, z_{i,j}^{n-1}, z_{i,j-1}^{n-1}, z_{i-1,j}^{n-1}) + (z_{i,j} - z_{i,j}^{n-1}) \frac{\partial}{\partial z_{i,j}} f(E_{i,j}, z_{i,j}^{n-1}, z_{i,j-1}^{n-1}, z_{i-1,j}^{n-1}) + (z_{i-1,j} - z_{i-1,j}^{n-1}) \frac{\partial}{\partial z_{i-1,j}} f(E_{i,j}, z_{i,j}^{n-1}, z_{i,j-1}^{n-1}, z_{i-1,j}^{n-1}) + (z_{i,j-1} - z_{i,j-1}^{n-1}) \frac{\partial}{\partial z_{i,j-1}} f(E_{i,j}, z_{i,j}^{n-1}, z_{i,j-1}^{n-1}, z_{i-1,j}^{n-1}) \quad (11)$$

$$\frac{\partial}{\partial z_{i,j-1}} f(E_{i,j}, z_{i,j}^{n-1}, z_{i,j-1}^{n-1}, z_{i-1,j}^{n-1})$$

对式(11)进行简化, 得到:

$$0 = f(z_{i,j}) \approx f(z_{i,j}^{n-1}) + (z_{i,j} - z_{i,j}^{n-1}) \frac{d}{dz_{i,j}} f(z_{i,j}^{n-1}) \quad (12)$$

令第 n 次迭代结果 $z_{i,j}^n = z_{i,j}$, 则得到:

$$z_{i,j}^n = z_{i,j}^{n-1} - \frac{f(z_{i,j}^{n-1})}{\frac{\partial f}{\partial z_{i,j}}(z_{i,j}^{n-1})} \quad (13)$$

其中:

$$\frac{\partial f}{\partial z_{i,j}}(z_{i,j}^{n-1}) = \frac{(p+q)(p p_s + q q_s + 1)}{\sqrt{(p_s^2 + q_s^2 + 1)} \sqrt{(p^2 + q^2 + 1)}} \frac{(p_s + q_s)}{\sqrt{(p_s^2 + q_s^2 + 1)} \sqrt{(p^2 + q^2 + 1)}}$$

将二维灰度图像上任意一点像素的高度初始值假设为 $z_{i,j}^0 = 0$, 通过式(12)可以迭代求解出整个图像的高度信息。

3.2 改进的 SFS 算法

将三维曲面方程表示为显函数形式, 即 $z = f(x, y)$, 则三维形貌可通过 4 种方式表达^[5]: 1) z (depth) 值, 即根据 x, y 求出曲面各点的高度值 z ; 2) 表面点法矢, 即 (n_x, n_y, n_z) , 对于曲面 $z = f(x, y)$, 表面法矢可表示为 $(f_x, f_y, -1)$; 3) 表面梯度, 即 (p, q) ; 4) 倾角 ϕ 和偏角 θ , 且 $0^\circ \leq \phi \leq 180^\circ, 0^\circ \leq \theta \leq 90^\circ$ 。

当光源方向与表面法矢方向相同时, $E(x, y) = I(x, y) \rho$ 为最大值, 因此图像中灰度值最大点的表面法矢方向与光源矢量方向相同。设图像中任意点 i 的灰度值为 E_i , 则由式(8)可得:

$$\begin{cases} E_i = I \rho \cos\phi_i \\ E_{\max} = I \rho \cos\phi_s \end{cases} \quad (14)$$

若以光源方向为 Z 轴建立坐标系, 则光源的倾角 $\phi_s = 0$, 将其代入式(14)可得:

$$E_i / E_{\max} = \cos\phi_i \quad (15)$$

若入射光强度恒定, 表面反射系数为常数, 可将 I 和 ρ 视为比例常数暂不考虑。将式(8)中的 p_i, q_i, p_s, q_s 用倾角和偏角表示并进行简化可得:

$$E_i = \cos(\theta_s - \theta_i) \sin\phi_s \sin\phi_i + \cos\phi_s \cos\phi_i \quad (16)$$

若物体表面不存在尖峰突变, 则可对物体任意局部形状作近似球形假设, 设球半径为 r 。根据假设可得:

$$d\phi = \frac{\cos\theta dx + \sin\theta dy}{r \cos\phi} \quad (17)$$

对式(17)进行求导, 并将式(6)代入得:

$$\cos\theta_i = \frac{E_x}{\sqrt{E_x^2 + E_y^2}} \quad (18)$$

得到倾角和偏角后, 即可通过其与法矢量的关系来计算对应点的法矢量。

$$\begin{cases} n_x = l \sin\phi_i \cos\theta_i \\ n_y = l \sin\phi_i \sin\theta_i \\ n_z = l \cos\phi_i \end{cases} \quad (19)$$

根据表面法线矢量可以绘出月表的三维形貌, 但是表面法线矢量只能描绘月表的形状特点, 不能得到表面点的相对高度值, 因此需要进行表面法线矢量到高度坐标值的转换。

$$h_i = n_z \times 255 / \sqrt{n_x + n_y + n_z} \quad (20)$$

4 精度分析

4.1 基于人造标准物的精度分析

选取人造标准物为三维重构方法的精度评定物体。其二维图像如图 1 所示, 其三维重构结果如图 2 所示。

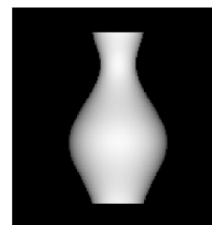


图 1 原始图像

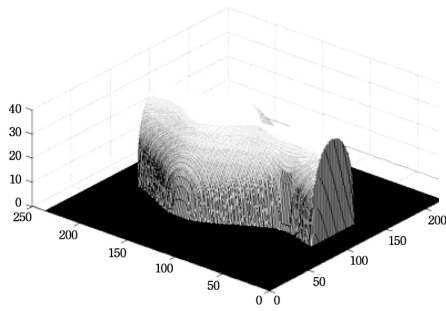


图 2 三维重构结果

从三维恢复结果的第一个截面开始对所有截面进行扫描,在每个截面上搜索人造物的轮廓点。根据每个截面上物体所覆盖的像素数和每个像素所代表的实际距离,即可计算出物体在各个截面 X 方向上的真实长度,即直径的大小,同时轮廓点确定了圆所在的位置。有了圆的直径和圆的位置即可计算出每个截面上对应点的真实高度尺寸。对每个截面上的恢复数据用最小二乘法拟合圆,然后将拟合数据与真实数据进行比较。

采用改进的算法对人造物图像进行三维重构,计算三维重构的截面误差(见图 3),算法用时 0.027s。

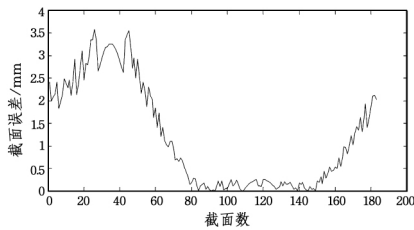


图 3 截面误差图

采用线性迭代算法对人造物图像进行三维重构,并分析线性迭代算法的重构精度。用截面误差的平均值表示不同迭代次数的三维重构误差,图 4 示出了误差随迭代次数的变化。由图 4 可知,当迭代次数为 20 次左右时,三维重构误差变化趋于稳定,更多的迭代次数对重构精度的影响不大。结合图 5 所示的迭代时间消耗,迭代算法耗时与迭代次数大体呈线性关系,因此线性迭代算法的迭代次数为 20 时为最优。

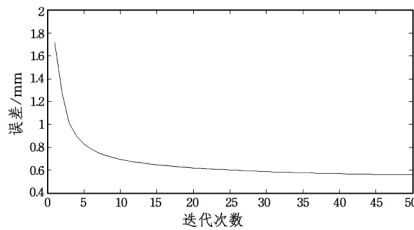


图 4 迭代次数与误差关系

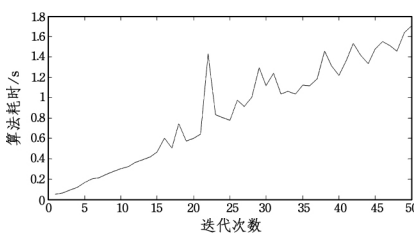


图 5 迭代次数与算法耗时的关系

将线性迭代算法(迭代次数为 20)和改进的算法进行比较,比较结果如表 1 所列。从表 1 中可以看出,线性迭代算法

的精度较高,但算法耗时性差;改进算法的精度较低,但实时性较好。因此针对不同场合和用途,可以选择不同的算法。

表 1 算法比较

算法	截面平均误差/ mm	截面最大误差/ mm	截面最小误差/ mm	耗时/s
线性迭代	0.6827	2.0184	0.0089	0.6829
改进算法	1.1997	3.5814	0.0030	0.0303

4.2 基于平面拟合的精度分析

基于平面拟合的精度分析的基本思想是对平面物体进行拍摄,用文中的算法对平面物体影像进行三维重构,然后对重构结果进行平面拟合,最后计算所有点到平面距离的标准差,以该标准差评价三维重构的精度。

平面拟合即计算空间平面方程的系数为 a, b, c, d , (a, b, c) 为单位法向量。平面方程如下:

$$ax + by + cz = d \tag{21}$$

任一点 (x_i, y_i, z_i) 到平面的距离为:

$$d_i = \frac{|ax_i + by_i + cz_i - d|}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} = |ax_i + by_i + cz_i - d| \tag{22}$$

最佳拟合平面应满足的条件:所有点到平面的距离和最小,即 $\sum d_i^2$ 最小。在满足 (a, b, c) 为单位法向量的条件下,根据拉格朗日定理构造函数:

$$f = \sum d_i^2 - \lambda(a^2 + b^2 + c^2 - 1) \tag{23}$$

将式(23)分别对 a, b, c, d 求偏导,并使其导数为 0,可得:

$$\begin{bmatrix} \sum \Delta x_i \Delta x_i & \sum \Delta x_i \Delta y_i & \sum \Delta x_i \Delta z_i \\ \sum \Delta x_i \Delta y_i & \sum \Delta y_i \Delta y_i & \sum \Delta y_i \Delta z_i \\ \sum \Delta x_i \Delta z_i & \sum \Delta y_i \Delta z_i & \sum \Delta z_i \Delta z_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \lambda \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} \tag{24}$$

通过对式(24)进行求解,即可得拟合平面方程参数 a, b, c 。再按照式(25)计算所有点到平面距离的标准差。

$$\sigma = \sqrt{d_i^2 / (n-1)} \tag{25}$$

在室内选取平面物体,在白炽灯光照射下获取影像如图 6 所示。然后分别用线性迭代算法和改进算法对图像进行三维重构,结果如图 7 所示。从表 2 中可以看出,在相同标准差的情况下,改进的算法要比线性迭代算法的效率更高。



图 6 原始图像

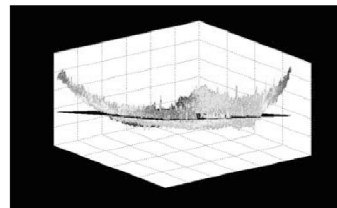


图 7 三维重构与拟合平面

表 2 算法比较

算法	RMS/mm	耗时/s
线性迭代	0.84	0.41
改进算法	0.84	0.06

结束语 文中设计的改进 SFS 算法能够从单幅灰度影像中恢复出物体的三维形貌。从人造标准物的精度分析可以看出,与传统的线性迭代算法相比,改进的算法在保证一定的精度下执行效率高于传统算法。从实际环境基于平面拟合的精度分析可以看出,因为 SFS 方法都是基于理想的 Lambertian 漫反射模型,所以在实际环境下,重构精度较差。通过进一步改善光照模型,基于单幅影像的三维重构效果将更好,能够在真实环境下得到广泛的应用。

参考文献

- [1] HORN B K P, BROOKS M J. The variational approach to shape from shading[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1986, 33(2):174-208.
- [2] ZHANG R, TASI P S, CRYER J E, et al. Shape from Shading: a Survey [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine*

Intelligence, 1999, 21(8):690-705.

- [3] 朴磊,李剑中,冯刚.从明暗恢复形状(SFS)的算法设计与精度分析[J]. *电子机械工程*, 2007, 23(6):53-56.
- [4] 郝平.基于图像灰度的自由曲面重构算法研究[D].大连:大连理工大学, 2005.
- [5] 王辉,李勇,洪霞,等.三维面行测量数据的计算全息可视化[J]. *光学学报*, 2003, 23(11):1384-1388.
- [6] 廖熠,赵荣椿.从明暗恢复形状(SFS)的几类典型算法分析与评价[J]. *中国图象图形学报*, 2001, 14(10):11-19.
- [7] 王国璋,宋玉贵.一种非朗伯表面 SFS 的快速粘性解算法[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(7):1577-1583.
- [8] 付延安,刘海英,孟庆虎.基于明暗信息的胶囊内镜图像三维形状恢复[J]. *山东大学学报(工学版)*, 2012, 42(6):63-68.
- [9] 郭便,魏宏波.基于明暗恢复形状的加工表面形貌重构与粗糙度检测[J]. *工具技术*, 2011, 45(6):98-102.

(上接第 231 页)

深度卷积神经网络的准确率逐渐提高,表明通过大数据训练能学习到更丰富的内在特征信息。

但是与支持向量机相比,深度学习由于网络层次复杂,在识别上需要花费更多的时间。对于包含多个字符的车票,考虑到识别实时性,在后续研究中可以把支持向量机和深度识别相结合,先采用支持向量机进行第一层识别,然后对混淆字符进行二次识别,从而保证识别的实时性。另外也可以考虑采用深度学习进行车牌检测的应用研究。

参考文献

- [1] 马俊莉,莫玉龙,王明祥.一种基于改进模板匹配的车牌字符识别方法[J]. *小型微型计算机系统*, 2003, 24(9):1670-1672.
- [2] 张宏烈.支持向量机在字符识别中的应用研究[J]. *微计算机信息*, 2006, 22(4Z):245-247.
- [3] 张可,张高燕,吴苏,等.基于 BP 神经网络的字符识别系统[J]. *计算机与现代化*, 2009(1):63-65.
- [4] 谢永祥,董兰芳.复杂背景下基于 HSV 空间和模板匹配的车牌识别方法研究[J]. *图学学报*, 2014, 35(4):585-589.
- [5] 洪涛,梁伟建,卢玉凤.标牌粘连字符自适应定位分割重建与识别[J]. *中国图象图形学报*, 2014, 19(6):886-895.
- [6] 费继友,谢金路,李花,等.基于字符特征约束的自适应车牌校正提取[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(3):632-639
- [7] BENGIO Y. Learning Deep Architectures for AI[J]. *Foundations & Trends® in Machine Learning*, 2009, 2(1):1-127.
- [8] CUN Y L, BOSER B, DENKER J S, et al. Handwritten digit recognition with a back-propagation network[J]// *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1989, 2:396-404.
- [9] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks[J]. *Science*, 2006, 313(5786):504-507.
- [10] DAHL J V, KOCH K C, KLEINHANS E, et al. Convolutional networks and applications in vision [C]// *IEEE International Symposium on Circuits & Systems*. IEEE, 2010:253-256.
- [11] LECUN Y, BOSER B, DENKER J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition[J]. *Neural Computation*, 1989, 1(4):541-551.
- [12] LÉCUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the*

IEEE, 1998, 86(11):2278-2324.

- [13] SERMANET P, CHINTALA S, LECUN Y. Convolutional neural networks applied to house numbers digit classification[C]// *International Conference on Pattern Recognition*. IEEE, 2012:3288-3291.
- [14] DENG H, STATHOPOULS G, SUEN C Y. Error-Correcting Output Coding for the Convolutional Neural Network for Optical Character Recognition [C] // *International Conference on Document Analysis and Recognition*. IEEE Computer Society, 2009:581-585.
- [15] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2012, 25(2):1097-1105.
- [16] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: A large-scale hierarchical image database[C]// *Computer Vision and Rattern Recognition*, 2009. IEEE, 2009:248-255.
- [17] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 115(3):1-42.
- [18] HUBEL D H, WIESEL T N. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex[J]. *Journal of Physiology*, 1962, 160(1):106-154.
- [19] GLOTZ X, BENGIO Y. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2010, 9:249-256.
- [20] DAHL G E, SAINATH T N, HINTON G E. Improving deep neural networks for LVCSR using rectified linear units and dropout [C] // *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. IEEE, 2013:8609-8613.
- [21] GLOTZ X, BORDES A, BENGIO Y. Deep Sparse Rectifier Networks[C] // *Proceeding of the 14th International Congference on Artificial Intelligence and Stastictics*. 2011:315-323.
- [22] HINTON G E. How neural networks learn from experience[J]. *Scientific American*, 1992, 267(3):144-151.
- [23] BOURIE J. Notes on Convolutional Neural Networks[R]. Massachusetts: Center for Biological and Computational Learning, 2006:38-44.
- [24] CHANG C, LIN C, et al. LIBSVM: A library for support vector machines[J]. *Acm Transactions on Intelligent Systems & Technology*, 2011, 2(3):389-396.