「WiseFace——人脸识别门禁系统」

算法描述文档

队　　名：　四个大聪明

团队成员：　郝晓宇 王杰永 王天乐 赵贤贤

指导教师：　王荣存

学　　校：　中国矿业大学

目　录

1 概述

1.1 算法流程

人脸识别的流程主要分为四个部分[1]：首先，通过人脸位置检测模型对输入的对象进行处理，以得到图像中的人脸位置信息；其次，通过人脸对齐模型对定位到的人脸图像进行对齐；然后，将对齐后的人脸图像输入人脸特征提取网络，以获得表征人脸信息的、固定维度的向量，即人脸特征向量；最后，与人脸数据库中存储的人脸特征向量进行逐一比对，以获得当前输入图像的人脸信息。人脸识别的一般步骤如图 1 所示。

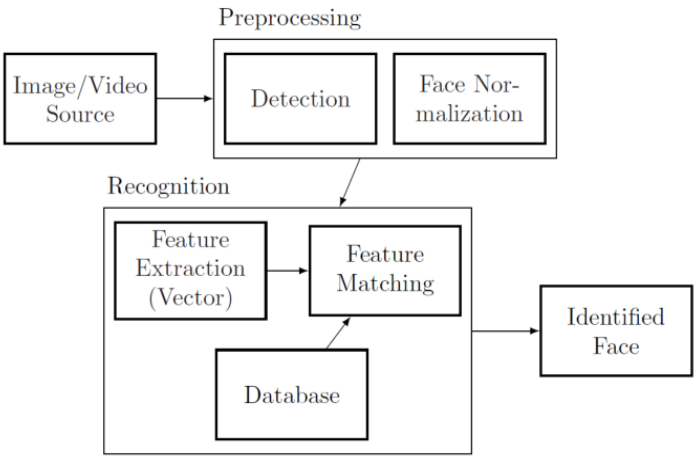


图 1 人脸识别流程

1.2 主要创新点

对于人脸位置与关键点检测，我们团队在 SylixOS 系统中分别部署了三种模型，并进行了实验对比分析。综合考虑了 SylixOS 系统的特点以及三种模型的检测精度、检测速度，最终挑选了精度最高、检测速度最快的以 mobilenet 作为 backbone 的 RetinaFace 模型用于 WiseFace 的人脸检测。

对于人脸特征提取模型，我们同样选择以 mobilenet 为 backbone 的 mobilefacenet 网络。最终在四个开源数据集上的精确度均超过 96%，实际精度均满足并超过主办方的精度要求。

在人脸数据库的比对阶段，考虑到系统的可扩展性，我们不再采用传统的、效率较低的线性比对策略。在 WiseFace 中，我们建立了以 kd-tree 作为存储结构的数据组织形式，使得在小规模人脸数据库中的查询时间复杂度从$O(n)$降低至$O(log\, n)$；实现了 kmeans++聚类算法，最终在较大规模的人脸数据库中的查询速度相比于线性查找提升

10 倍左右。

在整个系统的架构上，我们采用了 C/S 架构——服务器负责重要数据的备份、历史数据的条件查询以及管理员权限的获取验证；客户端主要负责人脸识别。服务器与客户端基于 TCP 协议通信。

由于人脸的录入、删除等众多操作不应该对普通用户开放，因此我们的系统做了权限管理。在客户端，输入管理员账户和密码以获得管理员权限，从而拥有更大的操作权限。特别的，密码我们采用 MD5 算法进行加密，保护用户的安全隐私。

最终，我们的 WiseFace 创新点如下：

(1) 支持口罩识别、面部部分遮挡识别。

(2) 全部模型文件大小不超过 4.8M，检测速度快，准确度均达到甚至超过主办方的要求。

(3) 使用聚类算法，大大地提升了人脸数据库的比对效率。

(4) 以 SQLite3 作为用户人脸特征存储的数据库，保证了用户信息安全性。(在软件设计文档中体现)

(5) 以多线程的方式优化系统运行速度。(在软件设计文档中体现)

(6) 使用 MD5 算法对管理员密码加密，保证用户的安全隐私。

(7) 系统采用 C/S 架构，实现多种必要的拓展功能，以支持系统部署到真实应用场景中。(在软件设计文档中体现)

2 人脸位置检测

人脸位置检测是人脸识别的第一步，对于输入图像，通过人脸检测模型，得到输入图像中的人脸边界框和特征点。我们团队在 SylixOS 系统中分别部署了三种用于人脸检测的模型——MTCNN、RetinaFace 和 Scrfd。下面介绍三种模型的算法原理及模型结构，并展示三种模型的训练过程。

2.1 MTCNN

MTCNN[2]是基于 cascade 级联框架的，由三个子模型构成：Proposal Network(P-Net)、Refine Network(R-Net)和 Output Network(O-Net)。P-Net 用于提取面部候选区域； R-Net 用于对 P-Net 产生的可能包含人脸的边界框过滤，回归得到确定包含人脸的边界框； O-Net 用于人脸检测以及关键点提取。MTCNN 模型的框架如图 2 所示。

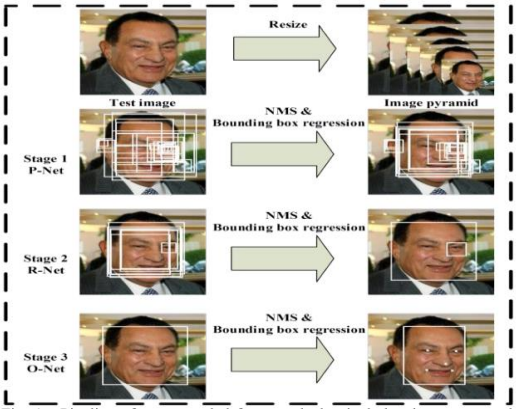


图 2 MTCNN baseline

P-Net 是一个全卷积神经网络，由卷积层与最大池化下采样层组成，可以接受任意尺寸的输入图像。将输入图像重新缩放为不同尺寸的图像金字塔，连同预先产生的若干 anchor，输入到 P-Net 中，产生可能包含人脸的候选区域，并回归出人脸边界框。最后通过 NMS[3](非极大值抑制)去除重叠区域较大的候选区域。图 3 展示了 P-Net 的网络结构。

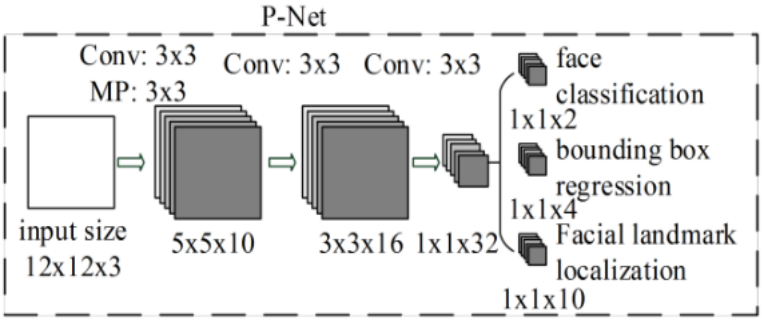


图 3 P-Net 网络结构

R-Net 则是普通的卷积神经网络。将 P-Net 的输出经过双线性插值得到 24×24 的输入图像，输入 R-Net 网络中。R-Net 同样通过边界框回归来对 P-Net 网络的结构进行修正，通过 NMS 滤去假正例区域。R-Net 的网络结构与 P-Net 相比，在网络最后拉平并连接一个全连接层，因此对假正例的抑制有更好的效果。R-Net 网络结构图 4 所示。

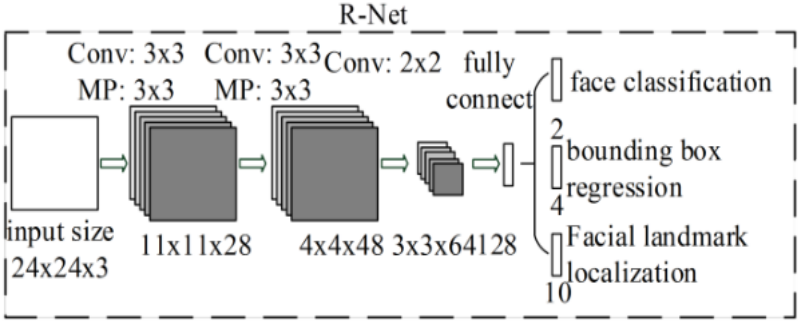


图 4 R-Net 网络结构

与 R-Net 相比，O-Net 多加入了一层卷积以提取更深、更精细的特征图。将 R-Net 的输出通过双线性插值重新缩放至 48×48，作为 O-Net 网络的输入；该层对人脸区域进行了更多的监督，同时还会输出人脸的 5 个特征点。O-Net 的网络结构如图 5 所示。

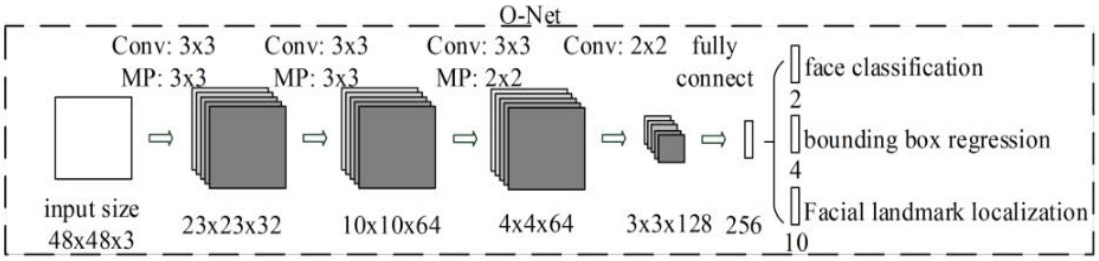


图 5 O-Net 网络结构

MTCNN 中的三个网络的损失函数均是多任务损失函数。其中，对于人脸分类采用交叉熵损失函数；对于边界框预测与关键点检测，采用$L2$损失。

$$\sum_{i=1}^{N} \sum_{j \in \{\text{det,box,landmark}\}} \alpha_j \beta_i^j L_i^j \tag{1}$$

$$L_i^{\text{det}} = -\left(y_i^{\text{det}} \log(p_i) + \left(1 - y_i^{\text{det}}\right)(1 - \log(p_i))\right) \tag{2}$$

$$L_i^{\text{box}} = |\widehat{y_i^{\text{box}}} - y_i^{\text{box}}|_2^2 \tag{3}$$

$$L_i^{\text{landmark}} = |\widehat{y_i^{\text{landmark}}} - y_i^{\text{landmark}}|_2^2 \tag{4}$$

损失中的超参数取值如表 1 所示。

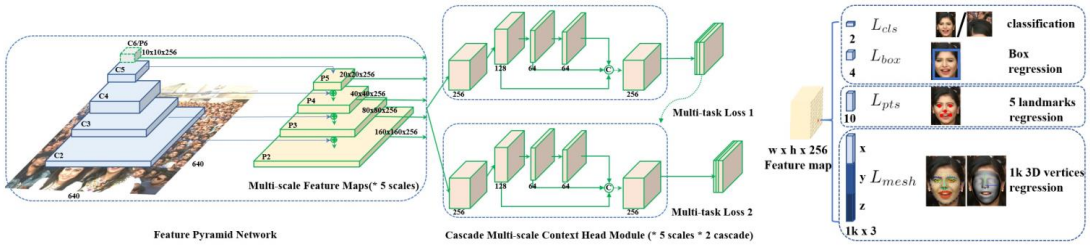
表 1 超参数的取值

	α_{det}	α_{box}	$\alpha_{landmark}$
P-Net	1	0.5	0.5
R-Net	1	0.5	0.5
O-Net	1	0.5	1

2.2 RetinaFace

RetinaFace[4]是一个强大的 one-stage 人脸检测器，通过联合外监督以及自监督的多任务学习，对各种尺寸的人脸进行像素级别的定位与检测。RetinaFace 的网络结构如 6 所示。

将输入图像送入主干网络，获得多张特征图，经过特征金字塔加强特征图的语义信息。最后，每一张特征图通过预测头获得结果。



(a) Network Structure (b) Multi-task Loss

图 6 RetinaFace 网络结构

RetinaFace 的损失函数同样是多任务损失。对于人脸分类任务，采用 softmax 损失；而对于预测边界框、关键点定位以及 3D 人脸重建，采用 Smooth-L1 损失。各个损失之间使用不同的权重λ保持平衡。

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_{cls}(p_i, p_i^*) + \lambda_1 p_i^* \mathcal{L}_{\text{bx}}(t_i, t_i^*) + \lambda_2 p_i^* \mathcal{L}_{pts}(l_i, l_i^*) + \lambda_3 p_i^* \mathcal{L}_{mesh}(v_i, v_i^*) \tag{5}$$

2.3 SCRFD

SCRFD[5]使用两种方法对网络加以优化：

(1) 样本再分配(Sample Redistribution, SR)，基于基准数据集的统计，在最需要的阶段增加训练样本。

(2) 计算再分配(computing Redistribution, CR)，它基于一种精心定义的搜索方法，在模型的脊柱、颈部和头部之间重新分配计算。

经实验表明，SCRFD 可以在提高准确率的同时，能有效地降低网络计算量。

2.4 实验结果

我们将训练好的三种 pytorch 模型转换成 ncnn 模型，部署在 SylixOS 操作系统中。对于同一张分辨率为 640×180 的包含一张人脸的图像，三种模型用时如表 2 所示。

表 2 三种人脸检测模型在 SylixOS 上的运行速度对比

模型	时间(*ms*)
MTCNN	2500
RetinaFace	600
SCRFD-0.5GF	1000

观察表 2 可以看出，以 mobileface 为 backbone 的 RetinaFace 模型检测速度最快，因此我们选择 RetinaFace 作为 WiseFace 的人脸检测与关键点定位模型。

3 人脸对齐

人脸对齐是人脸识别系统中必须完成的一步。通过关键点检测进而进行人脸对齐，可以使要是别的人脸进行空间归一化（这一句话不通顺，请修改）——使后续特征提取模型可以提取到与位置无关、只与人脸纹理等相关的特征，从而提升识别的准确率。

人脸对齐是通过仿射变换实现的。仿射变换是一种二维坐标到二维坐标之间的线性变换，允许图像任意倾斜、在两个方向上任意伸缩，也就是说，仿射变换允许图像平移、缩放、剪切、旋转。同时平移和旋转的仿射变换矩阵如下：

$$B = \begin{Bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & t_x \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{Bmatrix} \tag{6}$$

通过人脸五个关键点以及目标点坐标，构建关于上述仿射变换矩阵参数的线性方程，通过最小二乘法[6]估计参数，可以计算出仿射变换矩阵。

对于原图像中的每一个像素点，利用仿射变换矩阵计算该像素点新的坐标位置，从而完成对原图像中人脸的对齐变换。

4 人脸特征提取

4.1 算法原理

通过人脸位置检测、关键点检测以及人脸对齐，我们得到了对齐后的标准大小的人脸图像。通过人脸特征提取网络，提取表征人脸的特征，进而完成人脸识别。

对人脸特征提取网络有一个基本的要求——同一人的人脸特征向量距离近，不同人的人脸特征向量距离远。最终，选择了 MobileFaceNet[7]网络，其网络结构如图 7 所示。

Input	Operator	t	c	n	s
$112^2 \times 3$	conv3 × 3	–	64	1	2
$56^2 \times 64$	depthwise conv3 × 3	–	64	1	1
$56^2 \times 64$	bottleneck	2	64	5	2
$28^2 \times 64$	bottleneck	4	128	1	2
$14^2 \times 128$	bottleneck	2	128	6	1
$14^2 \times 128$	bottleneck	4	128	1	2
$7^2 \times 128$	bottleneck	2	128	2	1
$7^2 \times 128$	conv1x1	–	512	1	1
$7^2 \times 512$	linear GDConv7 × 7	–	512	1	1
$1^2 \times 512$	linear conv1 × 1	–	128	1	1

图 7 MobileFaceNet 网络结构

主要的构建模块采用了 MobileNetV2 中提出的 residual bottlenecks，但与其不同的

是，采用了更小的扩张因子，同时使用了在人脸识别中表现较优的 Prelu 非线性激活函数。最后，采用 Arcface 损失函数训练：

$$L_3 = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\log\frac{e^{s\left(\cos\left(\theta_{y_i}+m\right)\right)}}{e^{s\left(\cos\left(\theta_{y_i}+m\right)\right)}+\sum_{j=1,j\neq y_i}^{n}e^{s\cos\theta_j}} \tag{7}$$

Arcface 通过对特征向量和权重归一化，对θ加入了更直接影响角度的角度间隔m，从而产生更好的性能表现。

4.2 训练集测试

在四个开源的数据集上对 MobileFaceNet 进行了测试，识别准确率均超过 96%，均超过主办方对人脸识别准确度的要求。其在四个数据集上的具体性能如表 3 所示。

表 3 MobileFaceNet 在开源数据上的测试

数据集	出题方建议准确率	模型实际准确率
LFW	≥99%	99.52%
CFP-FP	≥96%	97.29%
CFP-FF		99.71%
AgeDB-30	≥92%	96.40%

5 人脸比对

在特征提取后，我们得到了表征人脸信息的特征向量。由于不同人脸的特征向量距离远、同一人脸的特征向量距离近，因此我们可以通过特征向量完成人脸识别。

人脸比对的算法框架如图 8 所示。

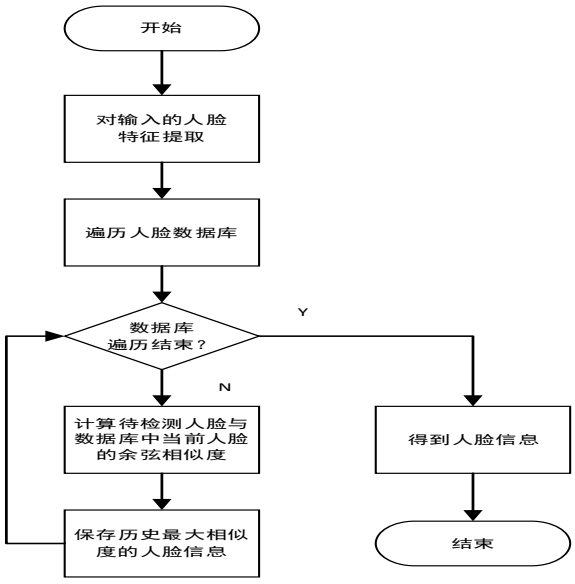


图 8 人脸比对流程

在对数据库中人脸向量和要识别的人脸向量进行比对时，传统的方法是直接进行线性扫描，此时的时间复杂度是$O(n)$。若数据库中存储了海量的人脸特征向量，传统的线性扫描方法的时间开销较高。尤其是，在实时的人脸检测场景下，该方法是不可行的。为此，我们进一步优化了人脸数据库在内存中的存储结构，使之从线性存储改为树形存储，将时间复杂度从$O(n)$降到$O(log\ n)$。

5.1 KD树

kd树[8]是一种对k维空间中的实例点进行存储以便对其进行快速检索的树形数据结构。kd树的构造相当于不断地用垂直于坐标轴的超平面将k维空间划分，构成一系列的k维超矩形区域。Kd树构造过程对应的流程图如图 9 所示。

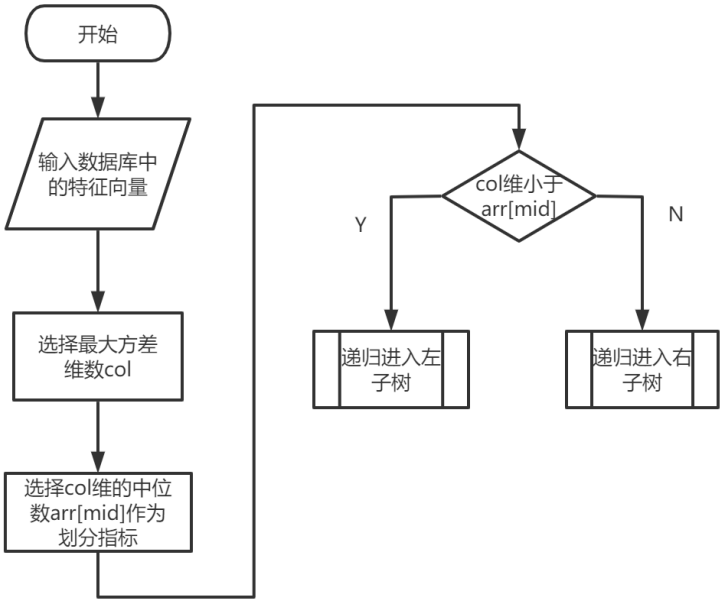


图 9 Kd-tree构造流程图

在实例点随机分布的情况下，kd树能够实现平均计算复杂度为$O(logn)$的搜索。在人脸识别系统中，我们将kd树用于最近邻搜索，得到人脸识别结果。Kd树的最近邻搜索算法如下：

算法：KD树的最近邻搜索

输入：已构造的KD树；目标点x；

输出：x的最近邻.

1)在KD树中找出包含目标点x的叶结点；从根节点出发，递归地向下访问KD树。若目标点x当前维的坐标小于切分点的坐标，则移动到左子结点，否则移动到右子结点，直到子

结点为叶结点为止.

2)以此叶结点为“当前最近点”.

3)递归地向上回退，在每个结点进行以下操作：

(a)如果该结点保存的实例点比当前最近点距离目标点更近，则以该实例点为“当前最近点”.

(b)当前最近点一定存在于该结点一个子结点对应的区域.检查该子结点的父结点的另一子结点对应的区域是否有更近的点.具体地，检查另一子结点对应的区域是否与以目标点为球心，以目标点与“当前最近点”间的距离为半径的超球体相交. 若相交，可能在另一个子结点对应的区域内存在距目标点更近的点，移动到另一个子结点. 接着，递归地进行最近邻搜索；若不相交，向上回退.

4)当回退到根节点时，搜索结束. 最后的“当前最近点”即为所求点.

经过实际测试发现，在数据库存储3000张人脸时，线性扫描要优于KD树搜索。主要原因是，暴力计算的复杂度不受数据结构的影响，而基于树结构的算法对于稀疏数据来说有较大的提升，对于$dense$类型的数据则性能较差，人脸向量数据恰好是$d$ense类型的，即在整个参数空间里几乎没有0的存在。在数据库中存储的人脸数量较少时，基于KD树的最近邻搜索依旧拥有较好的表现。为此，在程序之中设置了$ktIsUsed$的$bool$变量，以对是否使用 KD 树进行搜索的简单控制，实现人脸识别系统在不同应用场景下搜索方式的灵活切换。

5.2 K-$means$++聚类

对于大规模向量查询，我们采用聚类算法降低查询复杂度。考虑到初始聚类中心对最终结果有较大影响，我们选择了比K-$means$算法具有更好表现的K-$means$++算法。

其初始化聚类中心的算法如下：

算法：K-$means$++算法K个聚类中心的初始化

1)从样本中随机选择1个样本作为初始聚类中心；

2)对于任意一个非聚类中心*样本*x，计算x与现有最近聚类中心聚类$D(x)$；

3)基于距离计算概率，来选择下一个聚类中心x，选择距离当前聚类中心最远的点作为聚类中心；

4)重复步骤 2 与 3，直到选择出来K个聚类中心为止.

常规K-$means$聚类流程图如下：

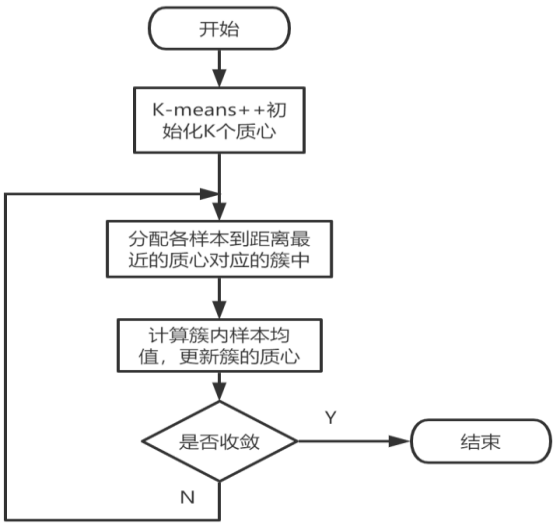


图 10 K-$mean$聚类算法流程图

6 用户密码保护

为了保护用户的隐私，增强系统的安全性，我们使用 MD5 算法对用户密码进行加密。MD5 算法是计算机安全领域广泛使用的一种散列函数，用于提供消息的完整性，是计算机广泛使用的哈希算法之一。在保存用户密码时，MD5 算法不记录密码本身，只记录密码的 MD5 结果，即使数据库被盗也无法反推出明文。此外，MD5 算法还具有长度固定、高度的离散性和抗碰撞性等特点。

MD5 算法将输入的信息进行分组，每组 512 位，顺序处理完所有分组后输出 128 位结果。在每一组消息的处理中，都要进行 4 轮、每轮 16 步、总计 64 步的处理。其中每步计算中含一次左循环移位，每一步结束时将计算结果进行一次右循环移位。算法过程如下：

算法：MD5 加密

1) 要加密的数据进行填充和整理，将要加密的二进制数据对512取模，得到的结果如果不够448位，则进行补足，补足的方式是第 1 位填充1，后面全部填充0；

2) 经过第一步整理完成后的数据的位数可以表示为$N \times 512 + 448$，再向其后追加64位用来存储数据的长度；

3) 在循环处理开始之前，拿4个标准数作为输入，分别是：$A = 0x67452301$，$B = 0xefcdab89, C = 0x98badcfe, D = 0x10325476$;

4) 进行N轮循环处理，将最后的结果输出。

每一轮处理要循环64次，这64次循环被分为4组，每16次循环为一组，每组循环使用不同

的逻辑处理函数，处理完成后，将输出作为输入进入下一轮循环。

通过标准$128bit$ 输入，参与每组$512bit$ 计算，得到一个新的$128bit$值，接着参与下一轮循环运算，最终得到一个$128bit$值；

具体运算：

这里用到 4 个逻辑函数F,G,H,I，分别对应4 轮运算，它们将参与运算。（4 轮 16 步）

a)第一轮逻辑函数：$F(b,c,d)=(b\&c)|((\sim b)\&d)$ 参与第一轮的16 步运算

b)第二轮逻辑函数：$G(b,c,d)=(b\&d)|(c\&(\sim d))$ 参与第二轮的16 步运算

c)第三轮逻辑函数：$H(b,c,d)=bcd$ 参与第三轮的 16 步运算

d)第四轮逻辑函数：$I(b,c,d)=c\hat{}(b|(\sim d))$ 参与第四轮的 16 步运算

再引入一个移位函数$MOVE(X,n)$，它将整型变量X 左循环移n 位，如变量X 为32 位，则$MOVE(X,n)=(X<<n)\,|\,(X>>(32-n))$。

7 参考文献

[1] Fuad M , Fime A A , Sikder D, et al. Recent Advances in Deep Learning Techniques for Face Recognition[J]. 2021.

[2] Zhang K , Zhang Z , Li Z , et al. Joint Face Detection and Alignment Using Multitask Cascaded Convolutional Networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10):1499-1503.

[3] Bodla N , Singh B , Chellappa R , et al. Soft-NMS -- Improving Object Detection With One Line of Code[J]. 2017.

[4] Deng J , Guo J , Ververas E , et al. RetinaFace: Single-Shot Multi-Level Face Localisation in the Wild[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2020.

[5] Guo J , Deng J , Lattas A , et al. Sample and Computation Redistribution for Efficient Face Detection[J]. 2021.

[6] Umeyama S . Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns[J]. IEEE Trans.patt.anal.mach.intell, 1991, 13(4):376-380.

[7] Sheng C , Yang L , Xiang G , et al. MobileFaceNets: Efficient CNNs for Accurate Real-time Face Verification on Mobile Devices[J]. 2018.

[8] Bentley J L . Multidimensional binary search trees used for associative searching[J]. Communications of the ACM, 1975, 18(9):509-517.