**显卡驱动：**

下载地址：<https://www.nvidia.cn/Download/index.aspx?lang=cn>

安装版本要与显卡型号对应

查看显卡版本、支持的最大cuda版本(不是当前cuda版本)、GPU使用情况

**cuda：GPU驱动程序**

下载地址：<https://developer.nvidia.com/cuda-toolkit-archive>

安装版本要与显卡驱动对应(nvidia-smi查看，显卡驱动版本向下兼容https://docs.nvidia.com/cuda/cuda-toolkit-release-notes/index.html)。cuda可以安装多个并切换版本，安装和卸载最好搜索一下教程。windows安装可以放到非C盘并创建子文件，安装包下载后要解压，注意解压位置要单独创建不要有其他文件，因为cuda安装完后整个文件夹会全部自动删除

完整的cuda包括cunda驱动和cuda工具cuda toolkit，不需要cuda toolkit也能使用cuda，但无法使用nvcc -V。官网下载cuda会自动带上cuda toolkit

nvcc -V：查看cuda版本

**cudnn：**神经网络加速库

下载地址：https://developer.nvidia.com/rdp/cudnn-archive

安装版本要与cuda对应。下载的cudnn压缩包中的bin、include、lib(linux版没有bin)是所需要的文件。windows复制放到cuda的development中的bin、include、lib中。linux同样放到对应的cuda文件下，如果使用时提示没找到dll，则使用【sudo ldconfig lib位置】添加到环境变量中。卸载时删除其中cudnn的文件即可

**conda：**适用于任何语言的软件包、依赖项和环境管理系统

安装miniconda3或anaconda3会自带conda。安装之后要重启

conda -V：查看conda版本

conda info -e：查看所有环境

conda activate 环境名：进入环境

conda create -n 环境名称 python=3.X：创建环境

conda env remove -n 环境：删除环境

conda install python==版本号：更换python版本

conda clean -a：删除从未使用的库、索引缓存、tar包

**Miniconda3**

下载网址：https://mirrors.tuna.tsinghua.edu.cn/anaconda/miniconda/

比Anaconda3小很多，相当于简化版的Anaconda3

linux安装时使用’sh 安装包位置.sh’安装，之后一直按回车，再输入yes。安装后需要重启服务器才能使用conda

**Anaconda3**

下载网址：https://mirrors.tuna.tsinghua.edu.cn/anaconda/archive/

python环境管理软件，通常python的库和包都安装在Anaconda3下，使用编程软件如pycharm时直接选用Anaconda3中的python.exe

适用于windows和linux等

**Anaconda3 Jupyter Notebook**

Jupyter在网页中打开，在页面中输入程序运行时结构会一直存在，如果打开多个Jupyter页面，运行一个页面关闭后还会一直占内存，除非关闭整个程序

Anaconda3\Lib\site-packages:安装的库位置

Jupyter:后缀.ipynb

Pycharm:文件路径和Anaconda3一致，Python3路径使用Anaconda3的

Jupyter中使用history查看所有运行记录

Jupyter中cell>>All Output>>Clear只清楚记录

conda--version:查看anaconda版本

XX.\_\_version\_\_:查看版本

XX.\_\_path/file\_\_:查看文件位置(file位置更细)

**Anaconda Prompt**：anaconda版的终端命令框

python:查看python版本并进入python编译。exit()/CTRL+C:退出环境

pip/conda --version:查看版本

pip/conda list：查看所有安装的包

**Pycharm**

环境推荐使用anaconda3中的环境，在文件->设置->项目->python interpreter中选择anaconda3下的python.exe

左下的terminal是pycharm的命令终端

简单的语法错误会显示红色波浪线，拼写函数时会智能的跳出存在的函数

代码左侧打上断点可调式，右键可拖动断，运行到断点处时并未执行程序

在pycharm中更改文件名时可以启用引用搜索，同步更改代码相关文件名

pycharm中VCS菜单->git->clone复制远程库地址可以克隆项目

pycharm每次启动时都会更新环境和库的路径信息

Ctrl+Alt+L：使整个页面的程序格式规范。Pycharm有规范的代码格式，格式不规范时会出现波浪线(但不影响运行)。可能与QQ的快捷键相冲突

CTRL+F：在当前文档中搜寻关键词，可按↑↓按钮快速寻找

CTRL+B：快速转到函数所在位置

**Vscode：**

相比于pycharm更小更快，pycharm中可以安装很多的插件

Chinese...插件：中文语言包

Remote-SSH：ssh远程连接服务器插件。安装后需要配置一下服务器的信息

**pip工具：**系统一般默认已安装pip，用于管理和维护python包。当程序中调用库时可能无法更换库。更换库版本时需要先卸载原版本或指定版本

pip下载：<https://pypi.org/project/pip/>

解压后从命令终端进入文件夹使用python setup.py install，删除安装包

pip --version：查看pip版本

pip install 库(==版本号)：安装库。会自动寻找和系统对应的型号，不指定版本时安装最新版本。已安装该库后，指定版本再次安装可更换版本

（-i https://pypi.doubanio.com/simple：添加豆瓣源）

（-i https://pypi.tuna.tsinghua.edu.cn/simple：添加清华源）

pip install --U 库：更新库

pip uninstall 库：删除库(可以删除pip库)

如果直接pip安装失败，可以去官网下载要安装的版本的.whl文件到本地，然后使用pip install 文件位置.whl

使用VPN时无法使用pip命令

pip install numpy pandas matplotlib tqdm scikit-learn opencv-python albumentations pyyaml wandb onnxruntime-gpu onnx-simplifier pycocotools -i https://pypi.tuna.tsinghua.edu.cn/simple

**Python3**

conda install python：windows中升级python

sudo apt install python：linux中升级python

**基本知识：**

程序运行时.py→python解释器→.pyc。再次运行时若源代码没变python解释器直接运行.pyc，若源代码改变先生产.pyc再运行

python中有一些自动优化的算法，比如B=A或A传入函数为B时，B只是引用A，只有对B做改变时，才会额外创造一份B的内存

python库有串行计算和并行计算。速度通常GPU并行>CPU并行>CPU串行

不需要定义常量或变量，单双引号没有区别，句子结尾不需加’;’，函数结尾加’:’

变量自带内置属性(不同类型的变量自带属性不一样)，在Pycharm中使用调试时可以看到，比如tensor.device.type：查看张量所在的设备

注释：#内容。CTRL加’/’快速注释选中的段。’’’内容段’’’

只有变量没有常量，但习惯把不改变的变量用大写表示

若列表list\_=[1,2,3]，可以直接用a,b,c=list\_进行一一对应赋值，numpy数组等其他数据结构同理

下标从0开始，A[2]为A第三个元素，A[0:2]表示A[0]和A[1]，左闭右开

部分python库是由c++写的，只是可以通过python调用，库中的python文件的函数只是个占用的空壳，只有个pass

python是进程安全的，全局变量在多进程中修改不影响

python的部分库需要c++环境，可以安装VS

python运行代码中如果导入了A库，则运行代码的名称不能叫A.py否则会报错

**导入库：**

import 库：在当前路径下导入库。部分库在运行时会在用户目录下生成‘.库名’的临时文件，甚至下载一些模型文件

库.文件夹.文件(py).类/函数：调用库中的某个函数。如果是用户自己写的文件程序，一般只能from 库.文件夹.文件(py) import 类/函数

from 库 import ....函数：调用库中的某函数

调用库时如果传入路径等内容，是以最开始运行的文件所在目录为相对目录

有的库分CPU/GPU版，CPU版要小很多，但GPU版在CPU和GPU上都可以用

**进制转换：**

bin(a)：将a转换为二进制表达式。bin(5)=0b101，结果为字符串

hex(a)：将a转换为16进制表达式。bin(17)=0x11，结果为字符串

int(str\_)：将字符串转换为整型

int(str\_,16)：如果字符串为16进制表达式(标准的0x1a或者1A都行)，则转换为10进制整型。其他进制同理

**字符串str：**定义后不能对其中的元素更改，只能重新定义

str(a)：将a转化为字符串

str2=str1：不同于列表，字符串可以直接赋值

str\_=’A’\*3：等同于str\_=’AAA’

str\_+=’A’：添加元素到字符串中

str\_[-i]：倒数第i个字符；str\_[-i:]：取出最后i个字符

str\_[a:b]：按下标截取字符串

str\_.split(‘A’)：以str\_中A划分字符返回列表；‘A’不填等于空格(所有类型的空格)。如果’A’在首位或A连续出现时，每个A的旁边视为一个空字符

str\_.strip(‘A’)：去除字符串两边的A字符。‘A’为空时可去除’\n’

str\_.upper():全转化为大写。str\_.isupper()：判断字符串是否全为大写

str\_.lower()：全转化为小写。str\_.islower()：判断字符串是否全为小写

str\_.isalpha()：判断字符是否全由大小写字母组成

str\_.replace(‘A’,’B’,a)：将字符串中的A替换为B，a为替换前a个匹配的A，不指定a则全替换

‘12{}34{}56’.format(A,B)：将A，B加入字符串中

A.join(B)：在B的每个字符间插入A组成新字符串。A为分隔符如’ ’，B为列表

str\_.rjust(a,’A’)：在str\_左边填充A达到a长度

str\_=’function’//eval(str1)：将字符串变为表达式，执行function

sorted(str\_,reverse=False)：将字符串中的内容排序并变为列表。reverse=True倒序

**元组tuple：**tuple1=(1,2,’A’),可不加括号，如果是单独数字要加逗号区分，如(1,)。静态数组，元素不可变，元组定义后不可再对其中的元素修改

tuple1=(1,)//tuple2=(2,)//tuple3=tuple1+tuple2：tuple3=(1,2)

tuple2=tuple1\*3：tuple2=(1,1,1)

**列表list：**list\_=[1,2,”A”]，动态数组，内存中不连续存放，读写效率较低，占内存大。列表中存放的是对应数值的内存地址。列表中可以存放元组、字典、np数组、tensor张量等。列表可以应用list\_[i:]，但不可以批量赋值list\_[i:]=...

列表取值：list2=list1[1:3]，如果list1是一级列表则，list2和list1不共用内存，如果是二级及以上时共用内存

列表取值：list\_[a]或list\_[a:b](左闭右开)；list\_[a:b][c:d](相当于先执行list\_[a:b]再对其结果使用[c:d])，不能用list\_[a:b,c:d]切片

运行速度：大量引用列表中元素时，使用list\_[-i]会比list\_[i]略慢

list(str\_)：把字符串拆分为单个字符并组成列表

list(dict\_)：将字典的键转化为数列表

list2=list1：只是对list1引用，列表内存地址一样，对列表更改时同步

list2=list1.copy()/list1[:]：浅层复制list1(list1只能为一级列表)

list1==list2：判断两个列表是否完全一致，返回True或False

list2=[\_for \_in list1]：同.copy()

list\_=[function(\_) for \_in list\_]：对list\_中每个元素进行操作

list\_[::i]：间隔为i显示。list\_[::-1]：列表倒序

list\_[a:]：第a+1个元素之后所有元素组成的列表，a超过边界时为空列表

list\_[-i]：倒数第i个元素。list\_[-i:]：最后i个元素组成的列表

list\_.append(A)：增加一个元素A

list\_.extend(A)：将A中每个元素分别增加进去

list\_.remove(A)：删除列表中元素A,如有相同元素，则只删除一个元素A

list\_.pop(a)：删除第a+1项,a=0,1,2...；list\_.pop():删除最后一项

list\_.reverse()：倒序排列

list\_.sort()：按升序排列。sort函数会根据数据情况自动选择合适的排序方法

sorted(list\_,key=function,reverse=False)：排序。如果list\_是二维则排序根据一维的第一个数大小，key是根据function(list\_)的值排序,reverse=True倒序排列

function1=lambda x:功能：匿名函数。使用：function1(a)时a传入到x中，并执行后面的功能

list\_.count(A)：统计A在list\_中出现的次数

list\_=[0 for \_in range(a)]：创建长度为a的全0列表

list\_=[[]for \_in range(a)]：创建二维列表

list\_=[[0] \* n for \_in range(a)]：创建二维列表，每个维度长度为n

map(function,list\_)：将list\_中每个元素执行function，返回map格式。function可以为int、lambda等

list\_(map(int,list\_))：将列表中字符的转化为数字

list\_.insert(i,A)：在列表的第i个下标处插入A

random.shuffle(list\_)：将元素打乱，会直接更改list\_，没有返回值

enumerate(list\_,start=0)：将列表中元素扩充索引。enumerate([A,B])得到[(0,A),(1,B)]

‘A’.join(list\_)：list\_元素都为str时，将每个元素用A连接成一个str

**集合set:**集合中元素不能重复,set\_={1,2,’A’}，集合中元素没有顺序之分

set\_=set(‘122A’)：创建集合{‘1’,’2‘,’A’}。会打乱顺序

set\_=set([a,b,c,a])：创建集合{a,b,c}。会打乱顺序

set\_.add(A)增加元素A,set\_.update(‘AB’)分别增加字符A和B,set\_.update不可增加数字

set\_.remove(A),删除元素A,若A不存在会报错,set\_.discard（A）,删除元素A，若A不存在不会报错,set\_.pop()删除第一个元素,set\_.clear()删除所有元素

set3=set1-set2求差集,|求并集,&求交集,^求非交集

**字典dict:**由键和值组成,字典的键不能重复,字典一般嵌套在列表里用列表操作，字典可以嵌套。字典是无序的

dict\_={}：创建空字典。dict\_={A:[A,1],B:2}：创建字典

dict\_={zip(list1,list2)}：创建字典，list1中元素与list2中元素一一对应

dict\_[A]查询A键对应的值，若无A键则报错

dict\_[A]=[]：A键对应的值赋值为空列表

dict\_[A][0]：查询A键中的第一个值

dict\_[A]=B：改变键A对应的值，没有A则创建一个A并赋予键值B

dict\_.keys()：所有关键字，返回的值要引用需tuple/list转化一下

'键名' in keys()：判断是否存在键并返回True或False

dict\_.values():所有值

dict\_.items()：将字典中的键和值全部列出。如[(A,1),(B,2)]

len(dict\_)：查看字典中的键数

dict1.update(dict2)：添加字典dict2，没有返回值

**字节类型：**

bytes=str\_.encode(‘UTF-8’)：将字符串转换为字节类型。若str\_=’abc’，则str\_.encode(‘UTF-8’)为b’abc’

str1=bytes.decode(‘UTF-8’)：将字节类型转换为字符串

**读/写文件：**

f=open(文件路径,读取模式,encoding='utf-8')：打开文件，如果文件不存在则会创建新文件。读取模式’r’读取为字符串，’rb’读取为二进制字节类型，图片读取选用，’w’清空重写(如果该文件不存在会创建一个空的文件)，’a’接着最后一行写入数据；encoding='utf-8'为读取编码方式。结束要使用f.close

with open(文件路径/新文件路径,读取模式,encoding='utf-8') as f：等同于f=open()，结束之后会自动调用f.close()，如果忘记用close会占用系统资源

f.read(i)：读取i个字符内容

f.read()：读取整个文件。对于大文件不要使用

f.readline()：读取一行，包括\n。\n可加.strip()去除

[\_.strip() for \_ in f.readlines()]：将txt文件中所有行变为列表元素

f.readlines()：读取所有行到列表中，包括\n。如果最后一行什么都没有则不会读取，转行符号算作上一行的内容

f.write(str1)：将字符串写入文件。如要转行可写入转行符’\n’；如果要写入列表，要先将列表序列化f.write(json.dumps(list))，或直接用json.dump(list,f)便捷写入。对于元素都为list的列表，使用f.write('\n'.join(label\_list)+'\n')快速写入

f.writelines(list)：将list中元素合并后一起写入。如果要把每个元素作为一行，要在每个元素后加上\n

f.truncate()：清空文件

**输入与输出：**

input(‘提示信息’)：输入一个字符串，按回车确认(回车不会输进去)

print(A,end=’’):连续输出不换行

print(f‘qwe{A:.4f}asd{B.4f}’)：将待输出的值A、B插入输出信息中

print(‘qwe{}asd{3:.4f})’.format(A,B))：将A,B对应填入{}中。3:.4f表示保留3位整数和4位小数

**条件语句：**

系统会先运行and/or前面的条件语句，如果此时已经可以得出判读结果，就不会再运行后面的条件语句了。False、None、0、[]、{}等为否，True、非零值、非空值等为是

if A (not) in list:：判断A是否在list中，优先级not>and>or

if 条件1 end(or) 条件2://...//elif ...://...//else://...

x=a if 条件 else b：满足条件时x=a，否则x=b

for i in [1,2,3]:：for遍历

for i in range(10):：遍历0,1,..,9。等同于(0,10)、(0,10,1)。(9,-1,-1)表示从9、8一直到0

for i,j in zip(a,b):：并行遍历

for index,item in enumerate(list):：同时遍历索引和值

while A<B：while循环。ctrl+d强行结束循环

**函数、类与调用：**

函数需先定义后调用，def需写在调用前面。但使用类时程序运行前会提前初始化，可以写在调用后

def 函数名(参数1=默认值，参数2=默认值...):：定义一个函数，若参数没有赋值则使用默认值，默认值要从右依此往左给,如果没有return返回None。

global A：函数的全局变量A可以在函数中使用，要在函数中加

@function1//def function2(...)：装饰函数。将fun2作为fun1的参数，先执行fun1，再执行fun2

class 类名(继承的类)：定义一个类。类的对象可以是函数或变量。调用方法：‘类名.函数(参数)’；有\_\_init\_\_初始化时：‘类名(\_\_init\_\_参数).函数(参数)’，定义了\_\_call\_\_时：可以使用‘类名(\_\_init\_\_参数)(参数)’。如果类中定义了函数 self.data，可以直接使用class.data得到值，也可以使用class.data=a赋值

class1 类名(object)：继承object类可以有更多的功能。常用class1 继承object，class2继承class1嵌套

def \_\_init\_\_(self,A)//self.A=A：初始化类（可不用）。初始化类可以让参数self.A在类中共享。self.函数名()：调用类中的其他函数

def \_\_call\_\_(self,A)：可以使用’类名(\_\_init\_\_参数)(参数)’调用\_\_call\_\_函数

class2 类名(class1)//def \_\_init\_\_(self,class1的参数)//super().\_\_init\_\_(class1的参数)：将继承类中的参数初始化到此类中(运行时会跳转到继承类中的初始化并执行一遍)

def \_\_call\_\_(self,B)：可以直接调用类。class1(A)(B)

def \_function1(self,B)：初始化后类中定义函数第一个参数是self，自动从初始化中传入参数，B为调用需时传入的参数，如class2(A).\_function1(B)

\_\_xx\_\_是内置变量，每个python模块(.py)都包含\_\_name\_\_：当前模块名称

if \_\_name\_\_==’\_\_main\_\_’：如果是主程序则运行，一般在库中加做测试。同时main是python的最高命名空间，在这里面的代码不会被子进程重新读取

**其他：**

round(a,decimals=0)：四舍五入，结果为浮点数。decimals为保留小数点后位数，0为保留到个位，-1为保留到十位

A,B,C=a,b,c:连续赋值；A,B=B,A：python特有交换数值

abs(a)：求a的绝对值

max/min(a,b,c)：求最大值/最小值。如果只有两个比较时，用if判断+赋值略快一点

ord(‘A’)：字符转为ASCLL码。chr(‘A’)：ASCLL码转字符

字符与ASCLL码对应：0-9:48-57；A-Z:65-90；a-z:97-122

try://...//except://...：异常检验

len(a\*b\*c的列表/数组)：得到第一维数a

\_\_init\_\_.py 文件的作用是将文件夹变为一个Python库，Python 中的每个库中文件夹下都有\_\_init\_\_.py 文件。没有\_init\_\_.py 文件时只能import 文件夹.文件 来导入函数，不能使用import 文件夹//文件夹.文件。

assert 条件,’提示’：检查条件是否错误，如果错误停止程序

isinstance(A,type)：判断A的数据类型是否为type，返回布尔值。type为单个类型如int或集类型合如(int,str,list)

with A() as B:：相当于B=A()，只是with执行完后会自动关闭B

del A：删除变量A

/最上级目录。./：当前目录。../：上级目录

\*\*dict：传入字典作为函数的参数。如果函数的变量名正好与字典的键一致，可直接将键的值传入对应的参数

**数据存储方式：**

id(A):查看对象A的内存地址

python采用分离式结构动态数组

不同的对象内存地址不一样:id(A)!=id(B)；每个对象中具体的某个数值在系统中只有一份，保存的内存地址固定: A=[1]，B=[1]，id(A[0])=id(B[0])

对于任意对象，创建时随机分配一个合适的内存地址，系统有一个计时器记录该对象被引用的次数，每次有新的对象引用该对象，计数器+1，用del释放一个引用时-1，当垃圾回收机制发现某对象引用次数为0时将其内存删除

创建N个元素的列表时分配N+1个元素的内存，第一个元素存储列表长度等信息，使用list.append()会按一定规律额外创建更大的内存空间（之后使用append时不再创建，如果还是超过了，又继续额外分配更大的内存空间），将list的数据复制到新列表中，并消除旧列表。但list的内存地址不变

**多线程：**

https://blog.csdn.net/weixin\_61805348/article/details/125021831?ops\_request\_misc=%257B%2522request%255Fid%2522%253A%2522166598686216782425148099%2522%252C%2522scm%2522%253A%252220140713.130102334..%2522%257D&request\_id=166598686216782425148099&biz\_id=0&utm\_medium=distribute.pc\_search\_result.none-task-blog-2~all~top\_positive~default-2-125021831-null-null.142^v58^pc\_rank\_34\_queryrelevant25,201^v3^control\_2&utm\_term=PYTHON%E5%A4%9A%E7%BA%BF%E7%A8%8B&spm=1018.2226.3001.4187

**import numpy as np**

Numpy是python中最基本的库之一，串行计算但速度也较快

Numpy数据在内存中连续存放，CPU中计算，默认float64和int32

Numpy中切片取值时共用内存

**取值：**

如果使用a=np.array([1,2,3])，b=a，此时a和b公用内存，使用b[0]=4时a[0]和b[0]会同时改变(如果是b=1则只是b重新赋值)，可以使用b=a.copy()新建内存。

可以使用array[a:b][c:d]或array[a:d,c:d]切片

若a=array([0,1,2,3])，a[0]会直接取出结果0；a[0:1]会保留原形状，得到(1,)形状的np数组

array[...,a]：取出最后一维第a+1个元素

**创建np数组：**

np.array([[1,2],[3,4]])：创建数组([[1,2],[3,4]])

np.arange(a,b,间距).reshape(a,b)：创建数组([a,1,...b-1])

np.linspace(a,b,c)：从a起始到b结束，创建c个间隔均匀的数组

np.zeros((a,b),dtype)：创建a行b列全0数组。dtype=bool时创建全为False的数组

np.ones((a,b),dtype)：创建a行b列全1数组。dtype=bool全True数组

np.full((a,b),value,dtype)：创建a行b列全value数组

np.random.seed(种子号)：设置随机种子,相同种子的随机值一致

np.random.rand(a,b)：创建a行b列随机0-1均匀分布的数组

np.random.randint(a,b,(c,d))：创建形状为(c,d)值为a到b的随机整数

np.random.choice(array,size,replace)：从array中随机抽取元素组成形状为size的数组。replace=True/False表示抽取元素是否可以相同

np.random.normal(loc,scale,size)：创建正态分布数组(数值很小，之间)。loc为均值；scale为标准差，scale越大效果越明显，可为0.05；shape为形状

array.item()：如果取出array对象中的

**基本操作：**

array.shape：查看形状。array.dtype：查看数据类型

array.size：查看元素数。array.ndim：查看维度

array.dtype：显示数组类型如float64。

array=array.astype(np.float32)：转换np数据类型

str(array.dtype)：将array转化为字符串

array.tolist()：将array变为列表，不能用list(array)

array.copy()：复制一个array

np.random.shuffle(array)：打乱array中各元素的顺序，会直接改变array中的元素，没有返回值

array[array==a]=b：将数组中元素a替换为b

bool\_opposite=~bool：布尔数组取反

array2=array1[np.newaxis]：增加维度。[np.newaxis]在0维增加；[:,np.newaxis]在1维增加；[...,np.newaxis]加在最后

np.around(array,decimals=0)：四舍五入，结果为浮点数。decimals为保留小数点后位数，0为保留到个位，-1为保留到十位

np.append(array,[...],axis)：添加元素

np.where((array<a)&/|(array>b),A,B)：返回与array相同形状的数组。并行遍历array中所有元素，满足条件为A，否则为B。存在多个条件时，各条件遍历次数需一致，条件中的嵌套函数，但注意函数是用所有数据计算，只是比较的时候才逐个遍历。A,B可以为函数，函数可以执行，返回的元素为None。效率高，常用于数组元素的筛选

np.argmin/argsmax(array,axis=0)：取array最小值/最大值下标的索引

np.clip(input,min,max)：将input中的值压缩到min到max之间

np.sort(array,axis=0)：根据axis维度的值从小到大排序

np.argsort(array,axis=0)：根据axis维度的值从小到大排序，返回下标

np.round(a,decimals=0)：近似数，结果为浮点数。decimals为保留小数点后位数，0为保留到个位，-1为保留到十位

np.ascontiguousarray(array)：将数组的内存变为连续存储

**数据转换：**

np.frombuffer(字节类型数据,dtype=np.uint8)：从字节类型中解码数据为np.array(一行)

array.tostring()：将np数组(一行)转换为字节类型

**维度变换：**

array.reshape(a,b)：改变数组形状，如果array(a,b).reshape(a,b,1)表示变成三维。reshape(c,-1)表示变成c行，列数自动分配

array.flatten()：将数组变成一维

np.append(array1,array2,axis=0)：将两个数组在axis维合并

np.stack([array1,array2],axis)：在axis维度上叠加数组，增加维度

np.vstack([array1,array2])：上下堆叠数组，不增加维度

np.hstack([array1,array2])：左右堆叠数组，不增加维度

np.concatenate((array1,array2),axis)：在当前的axis维度叠加数组，不增加维度。axis=0时相当于np.vstack，axis=1时相当于np.hstack

np.delete(array,(a,b,...),axis=0)：删除axis维上下标为a...的元素

array.repeat(a,axis=0)：在0维度复制a倍

array.transpose(0,2,1)：更改维度，0,2,1表示将原来的1,2维换位

np.stack([A,B]).reshape(-1)：实现A、B数组中元素交叉

**计算：**

np.diff(array)：求array差分

np.argmax(array)：求array中最大元素的索引

np.square/exp(array)：求每个元素的平方/e的平方，返回数组

np.maximum/minimum(A,B)：逐位比较A,B中的每个元素，保留最大/小值

np.max/min/sum/mean/var/std(array,axis)：求axis维度的最大值/最小值/和/均值/方差/标准差(不指定axias时求所有值的)。若array形状为(2,3,4)，axis=0，则结果形状为(3,4)，若axis=1，则结果形状为(2,4)

**三角函数：**

np.sin(array)：进行sin运算，np.pi代表pi。np.cos()同理

**矩阵运算：**

array.T：转置

np.linalg.inv(array)：求逆

np.dot(a,b)：求a和b的点积(矩阵相乘)

**函数拟合：**

array=np.polyfit(x,y,deg)：用线性拟合曲线。deg=1,2...为拟合多项式阶次

np.polyval(array,x)：使用拟合的函数

**np格式保存：**

np.savetxt(path+name,array)：保存1维/2维数据到TXT文件

np.savez(path+name,array)：保存多维数组到np专用npz文件中

np.load(path,array)：读取npz文件(numpy专用二进制文件)

**import pandas as pd(import numpy as np)**

Pandas基于numpy库，切片取值时共享内存，可以使用.copy()复制

Pandas包中数据结构：序列series、数据框dataframe

Pandas将Nan和None都处理为np.nan

**序列(Series):**

序列由标签(索引)和值组成。可以用值的下标找值，也可以用值对应的标签找值，相当于列表和字典的结合

pd.Series(dict,dtype)：将字典转化为序列。dtype为数据类型如np.float32

pd.Series([0,1],index=[‘A’,‘B’],dtype)：创建series结构,可以由list或numpy创建。index=自定义标签,不指定时自动生成标签0,1,...

series.index：查看所有标签

series.values：查看所有值

series.sort\_index；按标签升序排序。标签可为字符

series.sort\_values:按值升序排序

series.loc[A]：按值的标签找值。series.loc[A:B]：按值的标签切片，左闭右闭

series.iloc[a]：按值的下标找值。series.iloc[a:b]：按值的下标切片，左闭右开

series.loc[A]/series.iloc[a]=b：按值的标签/值的下标将值改b。如果没有A标签则会创建新的标签和值

series1.add(series2,fill\_value)：按照标签相加序列。fill\_value不指定时，两个序列不一致标签的结果为NaN。fill\_value=0表示先把相互缺失的标签扩充为0再相加

series2=series1.dropna()：去除NaN值。有返回值，不共用内存

series2=series1.fillna(a)：填充NaN为a。有返回值，不共用内存

**数据框(DataFrame):**

数据框由索引、列名、内容组成。数据框的0维度对应内容长度，1维度对应列名

DataFrame相当于把相同的Series放在一起并加上列名

DataFrame中每列元素的数据类型一致，不同列之间可以不一样

pd.DataFrame(dict,index,dtype)：将字典转化为数据框,字典的键对应列名,值(列表、np数组)对应内容,不指定index时索引从0开始自动生成

pd.DataFrame(array/list1,columns=list2,index=list3,dtype)：将列表/数组转为数据框。若list1是一维，则list2中只有一个列名，list3等于array长度；若array是二维，则list2列名数应等于array列数，list3等于array行数

pd.read\_csv(r‘文件位置.csv’,header=0,index\_col=None,encoding='utf-8',dtype=np.float64)：导入csv。前面加r是为了把文件位置中的\转化为/，否则会报错。header=0时会将第一行读取作为表头，=None时不需要表头；index\_col=None时生成新的索引，=0时将一列作为索引；encoding为解码方式，csv文件在WPS打开后可能会变为’gbk’编码

pd.read\_excel(r‘文件位置.xls(xlsx)’,sheet\_name):导入表格。sheet\_name指定读入的工作表，’sheet1’读取’sheet1’为df，[A,B]读取A、B为字典{A:df1,B:df2}，None读取所有的工作表为字典

df.to\_csv(r'A.csv',index=True,header=True)：保存为scv文件。index=True时会把数据框的索引作为第1列保存到csv中；header=True时会把列名保存到csv中

df.to\_excel(r'A.xls/xlsx')：保存为xls/xlsx文件

df2=df1.copy():复制一份df1给df2

df.index：索引

df.columns：列名

df.columns=[A,B,...]：更改列名

df.values：将数据结构转为numpy数组

df[A]:选择列(结果为Series)。df[A]=[...]：更改/添加列

df[[A,B,...]]:选择多列(结果为DataFrame)

df.loc[a]：选择索引为a的行(结果为DataFrame)

df.loc[a:b]：选择索引为a:b(包括b)的行(结果为数据框)

df.loc[a,A]：取出索引为a、列名为A的数据

df.mean(axis=0)：求axis维度的平均值，返回Series

df.sum(axis=0)：求axis维度的和，返回Series

pd.concat([df1,df2],axis=0,ignore\_index)：合并df1和df2。axis=0时按行合并，列名要一致，ignore\_index=True时合并后索引重新排序；axis=1时按列合并,索引要一致

df.T：转置，索引和列名也会互换

df.dropna(axis=0,how='any')：删除所有有Nan的行。axis=1时为列操作；how='all'时只删除全部为Nan的行

**时间处理：**

DatetimeIndex=pd.DatetimeIndex(list/array)：创建DatetimeIndex对象。list/array为时间，可以为类似2000/12/24或2000-12-24的形似

str(DatetimeIndex[i])：取出时间如’2000-12-24 00:00:00’

pd.date\_range(start,end,periods,freq=’D’)：创建pd时间数组。start和end为开始和结束时间；periods为总长度，使用periods时不使用end；freq为间隔默认为1天，可以为’1h20min’等其他间隔

DatetimeIndex.second/minute/hour/day/month/year/dayofweek：取出DatetimeIndex中某一时间的值

df[‘2000-12’]：当数据库索引为DatetimeIndex对象时，可以取出该月的所有天

df.resample(‘M’)：将数据取样为月，得到一个resample对象。在其基础上操作时，索引会变为这个月的最后一天，df.resample(‘MS’)将索引变为这个月的第一天

df.resample(‘M’).mean()：计算每个月的平均值，索引变为每个月的最后一天

df.resample(‘M’).first()：得到这个月的第一天的值，但索引依然为最后一天

**import datetime**

datetime.datetime.now()：获取当前时间(年月日时分秒)，str()转字符串

datetime.datetime.now().date()：获取当前时间(年月日)

**import WindPy**

需要先在wind金融终端购买账号才能使用其API，每日和每周的数据导出额度都有限定。先在wind金融终端内部使用’修复python接口’选项，并查看选用的python环境是否正确；然后使用命令’python wind安装位置/installWindPy.py wind安装位置’安装WindPy

wind金融终端中的代码生成器可以自动生成代码

WindPy.w.start()：启动WindPy接口

WindPy.w.isconnected()：判断WindPy接口是否启动成功

wind\_data=WindPy.w.wsd(股票号,变量名,起始日期,结束日期,options)：从wind金融终端获取股票数据。股票如'600004.SH'；变量名可为列表，如开盘价(open)、技术指标(ADTM)等；日期可以为字符、pandas时间数据；options可为"Currency=CNY;PriceAdj=F"，可以不填，Currency=CNY转换为人民币显示，PriceAdj=F为前复权，PriceAdj=B为后复权，不填则不复权，如果变量中有技术指标还需在options中设定一些周期参数，对于有多条线的指标会有\_IO参数用于选择是哪条线，如果此时如果要获取全部的线只能多次用函数。有如果结束日期超过了上限，会得到Nan

wind\_data.Data：取出获取到的数据，格式为二维列表，每行为每个变量的数据

wind\_data.Fields：取出变量名

wind\_data.Times：取出时间序列列表

**import matplotlib.pyplot as plt**

plt.rcParams['font.sans-serif']=['SimHei']：设置可以显示中文

plt.rcParams['axes.unicode\_minus']=False：使用字体时让坐标轴正常显示负号

plt.title(‘标题’)：创建图像标题

plt.figure(figsize=(10,10))：设置图像大小，10对应1000的像素长，画图时多余的地方会填充空白(可不加，不加时会自动调整图大小)

plt.imshow(image)：在image的基础上画(可不加)

plt.xlabel(‘X’)/plt.ylabel(‘Y’)：添加x/y轴标签

plt.plot(y,linestyle=’-’,color=’green’,label=’B’)：画二维图，x轴自动取等间距。linestyle为线形，’-’是线，’o’是点，’o-’是点加线

plt.legend()：当plt.plot中label不显示时，加上此设置

plt.savefig(保存的文件夹位置.jpg)：保存结果。要放到plt.show()前否则为空白

plt.show()：显示图片到窗口，同时清空画布

**import mplfinance**

**import tensorflow as tf**

(pip install tensorflow：CPU版本)

(pip install tensorflow-gpu：GPU版本，要有对应的cuda版本)

与cuda版本对应：<https://www.tensorflow.org/install/source#gpu>

默认动态图机制，tf.tensor引用方式和数组一样

tf.tensor张量：可以运行在GPU和TPU上，小数默认32位浮点，当运行在CPU时和numpy数组共用内存，运行在GPU时从内存中复制一份到GPU上，多维张量在内存中以一维数组存储

tf.config.experimental.list\_physical\_devices(‘CPU’/‘GPU’)：查看CPU/GPU

tf.config.experimental.set\_memory\_growth(GPUS[0],True)：允许运行时分配更多内存

tf.constant(value,dtype):创建tf.tensor常量张量，value可为数字、列表、numpy数组。dtype=tf.float/int...；张量显示时带<>

tensor.numpy():将tensor张量变为numpy数组

tf.shape(a):看形状；tf.size(a):看元素数；tf.rank(a):看维度

tf.cast(tensor,dtype=tf.float32)转换数据类型

tf.reshape(tensor,(m,n,k...)):转换tensor形状

tf.zeros(shape,dtype):全0张量 | tf.ones(shape,dtype):全1张量

tf.fill(shape,a):全a张量

tf.random.normal(shape,mean,stddev):根据正态分布随机初始化值。shape是初始化形状，mean是均值默认0；stddev是标准差默认1

tf.reshape(tensor,shape):改变形状

tf.expand\_dims(tensor,axis):增加维度

tf.gather(tensor,axis,indices):按索引值提取张量

tf.equal(A,B)分别比较两个矩阵各数是否相等,返回True/False矩阵

tf.matmul(A,B)将两个矩阵相乘

tf.add(A,B):逐元素相加。tf.subtract(A,B):逐元素相减

Variable1.assign\_sub(A):逐元素相减，更新梯度时使用

tf.multiply(A,B):逐元素相乘，tf.divide(A,B):逐元素相除

tf.pow(A,B):逐元素求幂，tf.square(A):逐元素求平方

tf.sqrt(A):逐元素开平方，tf.exp(A):逐元素计算e的A次方

tf.one\_hot(indices,depth):创建深度为depth的独热编码，独热编码使取值不具有偏序性

tf.where(array<a,b,c):array中元素小于a返回b，否则返回c

tf.square(A)：求A中每个元素的平方

tf.argmax(A,axis),axis=0:求每列最大值的索引(axis默认为零）

tf.reduce\_mean(A,axis)：axis=0求每列的均值（不指定求所有的均值）

tf.reduce\_sum(A,axis)：axis=0求每列的和（不指定求所有的和）

tf.reduce\_max(A,axis)：axis=0求每列的（不指定求所有的最大值）

with GradientTape as GT://loss=...//grads=GT.gradient(loss,[w,b]):求w,b的损失值

**tf.keras：Tensorflow的标准高阶API，keras也有单独用的库**

keras:开源人工神经网络库，安装tensorflow时自动安装kera

compose(A,B,C):依次执行A,B,C4层，前一个输出作为后一个输入

**方式1：**model=tf.keras.Sequential()

/ model.add(layer1)：添加层，但Sequential不能构建复杂的结构

或者：model=tf.keras.Sequential(layer1,layer2...)

tf.keras.Sequential(\*(layer1 for i in range(n)))：构建相同层

**方式2：**input\_shape=tf.keras.layers.Input(...)

/ x=tf.keras.layers...(...)(input\_shape)

/ x=tf.keras.layers...(...)(x)：不断叠加层，第一层必须为输入层。

/ model=tf.keras.Model(input\_shape,[x1,x2,...],name=’’):组合

**方式3：**class model(tf.keras.layers.Layer) / def \_\_init\_\_(self,...) / super().\_\_init\_\_() / self.layer1=layer1...：初始化A=model(\_\_init\_\_中参数)时会搭建好模型结构，因此\_\_init\_\_中要把所有用到的层按顺序传入self(tf.keras.layers.Layer为搭建模型的继承类库函数)

/ def call(self,input1) / return x（）：调用A(input1)会直接执行call函数，此时才会确定模型内部的连接方式。对于复杂的网络定义多个类模块嵌套，类中可以使用Sequential函数

**基础网络：**

tf.keras.layers.Flatten()：将多维数据变成一维。输入(batch,...)，输出(batch,n)

tf.keras.layers.Dense(a,activation,name)：全连接层，输入(batch,in\_features)，输出(batch,out\_features)。activation有’relu’’softmax’’sigmoid’等；input\_shape=(b,)中b是输入一维数据个数

tf.keras.layers.Dropout(0.2,name)：丢弃层，输入/输出(batch,n)

**二维网络：**

tf.keras.layers.Input(shape=(a,a,b),name))：指定输入形状

tf.keras.layers.Conv2D(filters,kernel\_size,strides=1,padding=’valid’,activation=None,name)：二维卷积层。filters是卷积核数；kernel\_size=(n,n)/n是卷积核大小；strides为步长；padding是扩充边界方式，’same’为不够时扩充0（步长为1时使输入和输出一致，优先扩充右和下）、’valid’不够时舍弃；activation是激活函数(可不加):softmax,sigmoid,tanh,relu,softplus等经典激活函数

tf.keras.layers.BatchNormalization(name)：批归一化层

tf.keras.layers.Activation(...)：经典激活函数。mish函数可通过叠加softplus和tanh激活函数实现

tf.keras.layers.LeakyReLU(alpha=0.05)：LeakyReLU激活函数

tf.keras.layers.MaxPool2D(pool\_size,strides,padding,name)：二维最大池化层。pool\_size=(n,n)，strides为步长

tf.keras.layers.AveragePooling2D（pool\_size,strides,padding,name)：二维平均池化层

tf.keras.layers.concatenate([A,B],axis=3/-1,name)：合并分支

def inception1(x,...)//branch1=...(...)(x)//branch2=...(...)(x)//branch2=...(...)(branch2)//x=...concatenate(...)//return x

input1=...Input(...)//x=...(...)(input1)//x=inception1(x,...)：把分支加入网络

tf.keras.layers.add([A,B],name)：将两个完全一样的层参数相加

tf.keras.layers.UpSampling2D(size=a)：复制上采样层。扩大为a倍

tf.keras.layers.Conv2DTranspose(filters,kernel\_size,strides=1,padding=’valid’,name)：反卷积上采样层。stride决定放大的倍数；output\_padding为输出后每条边填充0

**二维损失：**

tf.keras.losses.categorical\_crossentropy(A,B):求A,B每行的交叉熵

**一维网络：**

tf.keras.layers.LSTM()：创建LSTM模块

tf.keras.layers.Conv1D(filters,kernel\_size,strides,padding,activation,name)：卷积层

**数据处理：**

**设置：**

tf.random.set\_seed(a)：设置全局随机种子a，使实验结果一样

**模型训练：**

model.summary():查看模型摘要。model.compile(loss,optimizer,[metrics1,metrics2]):配置模型；loss有均方差：'mse'，多分类交叉熵：'categorical\_crossentropy'（标签独热编码），'sparse\_categorical\_crossentropy'（标签自然顺序码），'binary\_crossentropy'（二分类交叉熵）；optimizer有'sgd''adagrad'，'adadelta'，'adam'；metrics有'accuracy'（标签数值，预测数值）'binary\_accuracy'（二分类，标签数值，预测概率），'categorical\_accuracy'（多分类，标签独热编码，预测独热编码），'sparse\_categorical\_accuracy’（多分类，标签数值，预测独热编码）

model.fit(train\_x,train\_y,batch\_size,epochs,shuffle,validation\_split,validation\_freq,verbose):训练模型，可反复运行。batch\_size是把总数据分成几份，一般取；epoch是训练次数；shuffle默认True是每次训练前打乱数据；validation\_split=0-1是分配测试集百分比默认为0；validation\_freq是训练几轮显示一次默认为1；verbose是显示方式：0为不显示，默认为1方式显示。

model.history.history:查看训练时记录的各指标。model.history.history[‘loss’]得到损失函数历史列表

model.evaluate(test\_x,test\_y,,batch\_size,verbose):用测试集评估

**模型保存与加载：**

模型保存时要保存model，不用保存moedl.eval()

model.predict(x,batch\_size,verbose):使用模型

model.load\_weights(path.h5)：读取网络参数

model.save\_weight(path.h5)：保存网络参数

model.save(filepath,overwrite,include\_optimizer,save\_format):保存模型；filepath是保存路径默认当前路径；overwrite默认为Ture表示保存的文件名相同时覆盖原文件；include\_optimizer默认为True表示保存优化器当前状态(训练时间过长时，下次可以接上断点继续训练)；save\_format默认为None,None保存为HDF5格式，文件后缀.h5，‘tf’保存为Tensorflow特有格式，会出现多个子文件

tf.saved\_model.load(model\_file):加载保存的模型文件。model\_file为一个特殊格式的文件夹

**import torch**

pytorch官网：https://pytorch.org/get-started/previous-versions/

(pip install torch：cpu版本，GPU版本详见官网，需要有对应的cuda)

torch中tensor是并行计算。默认float32和int64，CPU上支持float32，GPU支持float32和float16(部分GPU只支持float32，用float16不报错，但实际是转化为float32计算)。tensor中的运算要比np快

.cuda()/.cpu()/.to(‘cpu’/‘cuda’/’cuda:0’/torch.device(...),non\_blocking=False)：将数据/模型放到GPU/CPU上计算，’cuda:0’代表放入的GPU设备号，单卡时cuda和cuda:0等效；non\_blocking为是否放到锁存上(主机内存够时放到锁存上会快一点，但第一次放入gpu锁存会比较慢，因此如果预测程序是断开的不要放)。np数组只能在CPU上运算，张量能在CPU/GPU上运算

torch中tensor1=tensor2是共用内存的，会共同改变

**基本运算：大部分和numpy一致**

tensor1=tensor2.clone()：复制张量。torch中张量直接用=是共用内存的

torch.tensor(array,dtype=torch.float32,device=’cpu’)：创建torch.tensor张量，value可为列表、numpy数组等，建议将对象转为np再转为张量更快速。device=’cuda’为在GPU上创建tensor

torch.rand(a,b,dtype)：创建形状为(a,b)、0-1均匀分布的随机张量

torch.randperm(a)：相当于torch.arrange再打乱顺序

torch.from\_numpy(array)：将数组转化为torch.tensor张量

tensor.shape：张量形状

tensor.device：张量所在的设备

tensor.type(torch.int32/float32)：转换数据类型为int32/float32

tensor.tolist()：转换为列表

tensor[mask]：mask为布尔张量，可以筛选出mask中为True的值

tensor.numpy():将tensor张量变为numpy数组。当tensor放到模型中计算后，转为numpy需要阻断反向传播：tensor.detach().cpu().numpy()

tensor.to(torch.float32)：数据类型转换

torch.concat/cat([tensor1,...],dim=0)：不增加维度的方式合并张量

torch.stack([tensor1,tensor2...],dim=0)：增加维度的方式合并张量

torch.clamp(input,min,max)：将input中的值压缩到min到max之间

tensor.sigmoid()：进行sigmoid函数运算

torch.argsort(tensor,axis=0,descending)：根据axis维度的值排序，返回下标

torch.norm(tensor,dim=0)：求tensor在dim维度的模长

torch.sign(tensor)：小于0的值变为-1，大于0的值变为1，0不变

torch.abs(tensor)：取绝对值。tensor.abs()同理

value,index=torch.sort(tensor,axis=0,descending=False)：根据axis维度的值排序，返回元组(排序后的值,对应的索引)。descending=True时为降序排序

**维度转换：**

torch.reshape(tensor,(a,b))：变换张量形状。为(-1,)时变一维

tensor.permute(0,2,1)：更改维度，0,2,1表示将原来的1,2维换位

tensor.unsqueeze(a)：在a维添加一个维度

tensor.squeeze(a)：当a维度大小为1时去掉

tensor.T：转置

**torch.nn：搭建神经网络**

对于网络需要输入形状时，输入形状后系统会把batch理解为批量，然后并行计算。网络搭建时最好不用if判断选择网络结构，后续转为onnx模型时容易出错

**方式1：**model=torch.nn.Sequential()

//model.add\_module(‘name’,layer1)：添加层。但不能构建复杂结构

或者：model=torch.nn.Sequential(layer1,layer2...)：名字自动生成

torch.nn.Sequential(\*(layer1 for i in range(n)))：构建相同层

**方式2：**class model(torch.nn.Module) // def \_\_init\_\_(self,...) // super().\_\_init\_\_() // self.layer1=layer1...：初始化A=model(\_\_init\_\_中参数)时会搭建好模型结构，因此\_\_init\_\_中要把所有用到的层按顺序传入self(torch.nn.Module为搭建模型的继承类库函数)

//def forward(self,x) // return x：调用A(x)会直接执行forward函数，此时才会确定模型内部的连接方式。对于复杂的网络定义多个类模块嵌套，类中可以使用Sequential函数。forward中用if可能导致onnx导出失败

with torch.no\_grad()：停止自动求导。自定义loss时和验证时使用(官方loss自带)

**基础网络：**

torch.nn.Sigmoid/Tanh/ReLU/LeakyReLu/SiLU/...(inplace=False)：添加激活函数.inplace=True时，节约内存但会修改原来的数值，比如：x1=function(x)，执行完后x的值也被修改了

torch.nn.Flatten()：将多维数据变成一维。输入(batch,...)，输出(batch,n)

torch.nn.Linear(in\_features,out\_features)：全连接层。输入(batch,in\_features)，输出(batch,out\_features)。多变量预测时可(batch,dim,in\_features)，输出(batch,dim,out\_features)，但此时各dim之间是没有关系的

torch.nn.Dropout(0.2)：丢弃层，输入/输出(batch,n)

torch.nn.Softmax(dim)：将输出结果归一化。dim是进行归一化的维度。如果是单类别不能用softmax而要用sigmoid。softmax函数之后再加网络输出层可能会出错

**一维网络：**

torch.nn.Conv1d(in\_,out\_,kernel\_size,stride=1,padding=0,dilation=1,bias=True)：卷积层。输入(batch,dim,n)，in1/ou1为输入/输出维度，对应dim；stride和padding对应n，stride为卷积步长(卷积后四周会缩短stride//2)；padding=a在序列首尾填充a个0；dilation为卷积时卷积核各点的距离(形成空洞卷积)；bias=True在输出添加可学习偏差

output,(h\_n,c\_n)=torch.nn.LSTM(input\_size,hidden\_size,num\_layers,dropout=,bidirectional=False)：创建LSTM模块。input\_size为输入的长度；hidden\_size为输出的长度；num\_layers为层数数；dropout为在除最后一层外都加丢弃层；bidirectional为是否双向传播。LSTM加在卷积后效果很差

torch.nn.BatchNorm1d(in1)：批归一化层。in1为输入的维度

torch.nn.MaxPool1d(kernel\_size,stride,padding)：最大池化层

torch.nn.Upsample(scale\_factor=a)：上采样层。a为扩大多少倍

**一维损失：**

torch.nn.L1Loss()(a,b)：平均误差。预测值和真实值绝对误差和的平均

torch.nn.MSELoss()(a,b)：均方误差。预测值和真实值误差平方和的平均

**二维网络：**

torch.nn.Conv2d(in\_,out\_,kernel\_size,stride=1,padding=0,dilation=1,bias=True)：卷积层。输入(batch,dim,m,n)，in1/ou1为输入/输出维度，对应dim；stride和padding对应m、n，stride为卷积步长(卷积后四周会缩短stride//2)；padding=a在图片周围填充a个0；dilation为卷积时卷积核各点的距离(形成空洞卷积)；bias=True在输出添加可学习偏差

torch.nn.BatchNorm2d(in,eps=1e-05,momentum=0.1)：批归一化层。in为输入的维度；eps为防止分母为零的小值，推荐0.001；momentum为原均值和标准差的占比，推荐0.03，new=(1-momentum)\*new+momentum\*last

torch.nn.MaxPool2d(kernel\_size,stride,padding,dilation=1)：最大池化层。stride默认为kernel\_size的值，dilation>1为空洞卷积

torch.nn.Upsample(scale\_factor=a)：复制上采样层。扩大为a倍

torch.nn.ConvTranspose2d(in1,out1,kernel\_size,stride=1,padding=0,output\_padding=0)：反卷积上采样层。stride决定放大的倍数；output\_padding为输出后每条边填充0

torch.nn.AdaptiveAvgPool2d(n)：将尺寸进行平均变为1。如n=1时输入(batch,16,20,20)，输出(batch,16,1,1)

**二维损失：**

torch.nn.BCELoss(weight=None,reduction=‘mean’)(pred,true)：交叉熵损失(Binary Cross Entropy)。Pred,true为0-1的值，独热编码。输入的weight为权重，要和标签形状一致；reduction：’mean’返回损失的平均值。使用BCELoss时无法使用混合精度计算

torch.nn.BCEWithLogitsLoss(...)：先进行sigmoid归一化再进行交叉熵，推荐使用。使用混合精度计算时要用BCEWithLogitsLoss

**模型网络层操作：**

for module in model.modules():：遍历模型所有的网络结构。比如网络为CBS，会依次遍历“CSB总结构、Conv2d、BatchNorm2d、SiLU”四个模块

if isinstance(module,torch.nn.BatchNorm2d):：判断当前模块是否为BatchNorm2d

module.weight.data：该网络模块的所有参数数值

**数据处理：**

使用Dataset-Dataloader方法，训练时一边训练一边取数据、预处理、合成批量，CPU数据处理和GPU模型推理并行，节约数据处理时间

class torch\_dataset(torch.utils.data.Dataset) / def \_\_init\_\_(self,参数) //def \_\_len\_\_(self) //return len(训练数据长度) //def \_\_getitem\_\_ (self,index) //... //return image,label：通过继承定义数据集类。\_\_len\_\_为数据集的长度。\_\_getitem\_\_中写入数据读取和处理的函数，返回结果，index为系统参数，会自动在\_\_len\_\_长度内选取一个索引。在\_\_getitem\_\_中只对单个的数据处理，实际调用时DataLoader函数会用多个进程在模型训练时提前并行处理多个数据，最终合成一个批量

dataset=torch\_dataset(参数)：定义数据集的处理方式

dataloader=torch.utils.data.DataLoader(dataset,batch\_size,shuffle,drop\_last,num\_workers,pin\_memory=False,sampler=None,collate\_fn)：根据Dataset批量划分训练数据。batch\_size为批量大小；shuffle=True每次取数据前打乱数据；drop\_last=True时如果最后一批数据不满足批量时舍弃，False时把剩余数据当作一个批量；num\_workers为有几个进程处理数据，0为所有数据加载到主进程，可以开多个以保证数据预处理的效率，预测时一般只用一个；pin\_memory=True把数据放到CPU锁存上，之后再放到GPU上的时间会加快（此时\_\_getitem\_\_中不能先把数据放到GPU上）；sampler为取数据的方式，一般只在分布式训练时设置sampler=torch.utils.data.distributed.DistributedSampler(dataset)，同时设置shuffle为False，否则各GPU会运行相同的dataloader，设置sampler会让各个GPU取的index错开；collate\_fn为合成数据的方式，默认将每个\_\_getitem\_\_返回的结果合在一起并转为张量(增加在0维上)

//自定义collate\_fn：def collate\_fn(getitem\_batch): // return train\_batch,true\_batch。当执行完batch个\_\_getitem\_\_后，所有\_\_getitem\_\_返回的值作为列表会传入到这个函数中，合成批量后输出。可以定义在torch\_dataset类中：def collate\_fn(self,getitem\_batch)，使用方式为collate\_fn=dataset.collate\_fn

//使用多个num\_workers时，相当于把dataloader分为num\_workers份，每个线程中在每轮训练时都会重新进行self的初始化

for item,(train\_batch,true\_batch...) in enumerate(dataloader)：取出准备好的数据(自动转为张量),每次for循环都是新的一轮。加enumerate时前面一定要带()区分item

**训练设置；**

os.environ["CUDA\_VISIBLE\_DEVICES"]='1,2,3'：放在import os后、import torch前，指定哪些GPU可以使用，指定后GPU的本地编号为0、1、2

torch.cuda.is\_available()：判断cuda是否可用返回True或False

torch.manual\_seed(种子号)：为CPU设置随机种子

torch.cuda.manual\_seed(种子号)：为当前GPU设置随机种子

torch.cuda.manual\_seed\_all(种子号)：为所有GPU设置随机种子

torch.backends.cudnn.deterministic=True：固定每次返回的卷积算法

torch.backends.cudnn.enabled =True：cuDNN使用非确定性算法

torch.backends.cudnn.benchmark=True：在训练前cuDNN会先搜寻每个卷积层最合适实现它的卷积算法，加速运行；但对于复杂变化的输入数据，可能会有过长的搜寻时间，对于训练比较快的网络建议设为False

**加载和保存模型：**

分布式训练时会在模型外面套一层结构，保存模型时使用model=model.module取出

model\_dict={‘model’:model,...}：将模型和其他各类信息放到模型字典里

torch.save(model/model\_dict,’path.pt’)：保存模型搭建信息(不是真正的模型)和模型参数。torch.save本质是让目标序列化，可以保存嵌套模型、学习率等信息的字典，此时torch.load加载后还需逐个取出

torch.load(’path.pt’,map\_location='cpu'/'gpu')：根据模型信息和代码搭建模型和传入参数。map\_location等同于.to(device)。加载模型需要保存模型时一摸一样的代码

torch.save(model.state\_dict(),’path.pt’)：保存模型参数

model.load\_state\_dict(torch.load(’path.pt’)：加载模型参数

**模型训练：**

.pkl/.pt/,pth：pytorch模型文件，三者只是文件后缀不同，是同一文件

torch.optim.SGD(model.parameters(),lr)：SGD优化器。model.parameters()为模型的网络参数；lr为学习率一般为0.01

torch.optim.Adam(model.parameters(),lr,betas=(0.9,0.999),eps=1e-08,weight\_decay=0)：Adam优化器。model.parameters()为模型参数；lr为学习率一般为0.001；betas为计算梯度以及梯度平方的运行平均值的系数；eps为防止分母为0；weight\_decay为L2正则化的衰减权重，不填则不使用L2正则化，L2正则化本质是加在损失函数中，但不显示在损失函数中。yolov7中betas=(0.937,0.999)，weight\_decay=0.0005

model.float()/.half()：转换模型计算使用的精度，要和输入张量一致。CPU只支持float32，GPU支持float32和float16

1，model.train().float()：加在训练前，启用批归一化层和丢弃层

2,optimizer=torch.optim.Adam(model.parameters(),lr)：优化器

3，pred=model(data)：将数据输入到模型中，正向传播，会自动求导

4，loss\_value=loss(pred,true)：根据输出计算损失。train\_loss.item()：损失的值。自定义loss中要加with torch.no\_grad()(官方loss自带)

5，optimizer.zero\_grad()：将参数的梯度设为0。网络参数进行反馈时梯度会积累，每轮梯度需要清零重新计算

6，loss\_value.backward()：计算当前梯度，反向传播。如果报错可能是损失函数/网络结构的问题

7，optimizer.step()：更新参数

**学习率保存和加载：继续训练模型**

optimizer=torch.optim.Adam(model.parameters(),lr)：优化器

model\_dict[‘optimizer\_state\_dict’]=optimizer.state\_dict()：记录优化器参数

optimizer.load\_state\_dict(model\_dict[‘optimizer\_state\_dict’])：加载优化器参数，但此时的优化器optimizer要和之前的优化器保持一致

**混合float16精度训练：**

使用混合精度时，很小的数值会被阶段为0，如果网络中有log(0)会导致输出全为nan，sigmoid等归一化需要注意。使用混合精度训练时，要使用BCEWithLogitsLoss，不能使用BCELoss。在windows上使用混合精度可能会出现nan，但在Linux上正常

scaler=torch.cuda.amp.GradScaler()：自动使用混合精度训练装置

with torch.cuda.amp.autocast()://模型推理//损失计算：使用混合精度训练

optimizer.zero\_grad()：梯度清理

scaler.scale(loss\_value).backward()：替代原来的loss\_value.backward()

scaler.step(optimizer)：替代原来的optimizer.step()

scaler.update()：装置本身也需要更新

**指数移动平均(EMA)：给予近期数据更高权重的平均方法**

注意：不能将ema放到args中，否则会导致模型保存出错

ema=ModelEMA(model)：ModelEMA为自定义函数(yolov7代码中有)

ema.updates=0：新建模型开始训练时要设置为0，每轮batch迭代使用ema.update时会自动+1，加载已有模型时要赋值为之前的数据

ema.update(model)：每个batch迭代后、损失更新参数后使用EMA调整参数

model=ema.ema：代替model.eval()进行验证，因为ema更新参数只计算训练时的，因此测试时要单独复制一个模型进行验证

model\_dict['ema\_updates'] = ema.updates：保存参数，方便下次训练

**分布式训练：只有多卡下能使用**

torch.nn.DataParallel：单机多卡数据并行训练(训练效率无法达到最高)

torch.nn.parallel.DistributedDataParallel：多机多卡数据并行训练(推荐)

对模型使用DataParallel/DistributedDataParallel后，模型会被附加一个状态，因此保存模型时要保存model.module

同一份代码会在不同GPU上运行，先把模型放到不同GPU上，每个GPU对一个batch推理和计算损失（先完成的GPU会一直等待），之后将损失结果平均并进行反向传播，所有GPU上的模型同步更新参数。验证和计算指标也可以设置为分布式。模型保存等代码只需在主设备上运行。使用local\_rank==0判断是否在主设备上

使用分布式时，计算的损失无法汇总，因此训练集的损失只记录主设备上的，验证集要计算所有损失需要

假设总数据为m，有n个GPU，dataloader中设置batch=a，dataset中写法不变，\_\_len\_\_依然为m，则实际的batch为，迭代次数为

torch.cuda.device\_count()：统计使用的GPU数

1，local\_rank=int(os.environ["LOCAL\_RANK"])：当前GPU在服务器的GPU排号

int(os.environ["RANK"])：当前GPU在所有服务器的GPU排号

2，torch.distributed.init\_process\_group(backend)：分布式训练初始化。backend为GPU上模型同步更新参数时通信使用的后端，一般为’ncll’

3，dataloader中设置sampler=torch.utils.data.distributed.DistributedSampler(dataset)，同时不设置shuffle：index的值是在sampler得到的，不设置sampler时默认所有GPU取到的index一样，设置sampler会让各个GPU取的index错开

3，model=model.to(‘cuda:n’)：将模型放到当前设备上，n为GPU排号

或者torch.cuda.set\_device(local\_rank)

4，torch.nn.parallel.DistributedDataParallel(model,device\_ids=[local\_rank], output\_device=local\_rank,find\_unused\_parameters=False))：对放到设备上的模型进行一些初始化。device\_ids是指定设备的id，output\_device是指定设备的位置，通常都是local\_rank；find\_unused\_parameters=True时会找出模型中没有梯度的参数，在更新参数时会加快速度，如果网络中有很多没有梯度的参数时应开启，否则反而会略微降低速度

5，进行训练之后，模型会自动平均所有GPU上的损失，所有模型同步进行参数更新。模型保存等代码只在local\_rank==0时运行

6，torch.distributed.barrier()：每轮训练结束后同步一下，让快的GPU等下慢的GPU，主进程的GPU要进行验证，更新参数时会自动同步不需要加。

7，在命令行传入参数来使用分布式多线程：python -m torch.distributed.launch --master\_port 9999 --nproc\_per\_node 2 文件名.py。master\_port为各GPU之前的通信端口(不被占用就行)，nproc\_per\_node为使用的GPU数。使用args时可以留有参数--local\_rank，执行命令后会自动分配每个GPU的local\_rank给每个GPU的代码

**清理显存空间：**

del ...：删除一些无用但还在显存上的变量

torch.cuda.empty\_cache()：释放一些没用的显存占用，有较明显的效果

**模型测试：**

torchvision.ops.nms(boxes,scores,iou\_threshold)：官方非极大值抑制，返回索引index组成的张量,使用boxes[tensor]取出结果。boxes为(x\_min,y\_min,x\_max\_y\_max)。torchvision为pytorch辅助库

model.eval()：训练的时候归一化层是动态的，如果有丢弃层也是启用的。使用model.eval()可以固定归一化层参数，关闭丢弃层。但也会导致模型精度下降，训练时的批量越小，影响越明显

1，model.eval().float()/.half()：转为测试时的精度(需要GPU且支持float16)

2，with torch.no\_grad()：测试模型时关闭反向求导

3，pred=model(data).detach().cpu()：阻断反向传播并放到cpu上

4，val\_loss=loss(pred,true)

**pytorch转onnx：**

模型转换时需要用输入数据运行一次，转出的onnx模型数据类型和pt模型一致，如果pt模型要转为float16，pt模型需要放到GPU上。pt模型搭建时尽量不要在模型forward中用if判断，容易导致onnx模型运行出错

1，model=torch.load(path,map\_location)：加载模型

(模型中合并卷积和归一化层以提高推理速度)

2，model.float()/.half().eval()：模型处理

3，torch.onnx.export(model,任一输入,保存位置,opset\_version,input\_names=[],output\_names=[],dynamic\_axes)：将pytorch模型转为onnx。x为任一输入如torch.randn(1,3,640,640).to(device)，用于确定输入形状和执行一次推理以确定模型连接方式，；path为保存路径；opset\_version为opset版本，尽量用高版本；input\_names为输入的名称，一般只有一个输入如[‘input’]；output\_names为输出的名称如['output']，如果模型带上非极大值抑制会有多个如['num\_dets','det\_boxes','det\_scores','det\_classes']；dynamic\_axes={'input':{0:'batch\_size'},'output':{0:'batch\_size'}}为指定输入输出(输出可能有多个)是否为动态，0为动态

4，简化onnx模型，可用onnxsim库

**模型部署：**

详见onnx和tensorrt库

**import torchvision：pytorch辅助库**

安装要与torch版本对应

**import mmcv**

**import timm：集成了很多pytorch的图像模型**

github：<https://github.com/rwightman/pytorch-image-models>

运行后下载的模型文件位置在本地用户中

timm.list\_models(pretrained=False)：查看所有模型名称，返回列表。pretrained=True时只查看可传入训练参数的模型，大部分都可传入

timm.list\_models('\*resnet\*')：搜索名称中带有resnet的所有模型，返回列表，没有搜到为空列表

timm.create\_model('模型名',pretrained=False,features\_only=False,in\_chans,num\_classes,exportable)：创建模型。pretrained=True时会下载模型预训练权重参数到本地，可以加快训练速度；features\_only为True时只提取特征；in\_chans指定输入维度，num\_classes指定输出类别数(features\_only=False才生效)，模型输出没有经过归一化；exportable=True方便导出onnx

**import transformers：集成了很多pytorch的自然语言处理模型**

github：<https://github.com/huggingface/transformers>

模型：<https://huggingface.co/models>

运行后下载的模型位置在本地用户中。transformers库中的模型为huggingface格式

如果要从官网直接下载模型使用以下命令：

(sudo apt-get install git-lfs：安装git lfs)

(git lfs install：启用lfs。不使用lfs无法下载大文件)

(git clone https://huggingface.co/...：克隆项目)

tokenizer=transformers.AutoTokenizer.from\_pretrained(官方模型名称/本地模型文件夹位置)：加载模型的预处理方式

tokenizer.add\_tokens([词语])：添加编码组合。比如默认每个字编码单独编码，加入词后会将整个词一起编码

dict=tokenizer([句子1,句子2...],max\_length,padding=False,truncation,return\_tensors)：对数据进行预处理，返回字典{'input\_ids':[...],'token\_type\_ids':[...],'attention\_mask':[...]}，input\_ids中为字符编码后的词向量，会在前后加上开始、结束编码(1和2)。padding=True在后面填充0直到与最长序列相等，padding='max\_length'填充为max\_length；truncation=True截断为max\_length长度；return\_tensors="pt"使返回字典的值的列表合成torch的张量

tokenizer.decode(dict[‘input\_ids’][i])：解码为句子(一次只能解码一句)，会带上[CLS]、[SEP]标识

tokenizer.add\_tokens([多个字符,...])：正常情况下会将一个字符编码为一个数字，使用后会将添加的多个字符一起编码

model=transformers.AutoModel.from\_pretrained(官方模型名称/本地模型文件夹位置).to(device)：加载官方模型/本地模型位置

model=transformers.AutoModelForSequenceClassification.from\_pretrained(官方模型名称/本地模型文件夹位置).to(device)：加载模型

model=transformers.AutoModelForTokenClassification.from\_pretrained(官方模型名称/本地模型文件夹位置).to(device)：加载序列标注模型

model=transformers.AutoModelForQuestionAnswering.from\_pretrained(官方模型名称/本地模型文件夹位置).to(device)：加载问答模型

model=transformers.AutoModelForSeq2SeqLM.from\_pretrained(官方模型名称/本地模型文件夹位置).to(device)：加载翻译模型

model=transformers.pipeline(‘任务类型’,model=model,tokenizer=tokenizer,device,...)：将编解码与模型组合到一起，直接传入句子，每个模型会有自己的自定义参数。

pred=model(input\_batch)：使用模型预测

**nllb：facebook大型语言翻译模型，能够在200种语言之间翻译**

github：<https://github.com/facebookresearch/fairseq/tree/nllb/examples/nllb/modeling>

tokenizer=transformers.AutoTokenizer.from\_pretrained(r"D:\model\nllb-200-distilled-600M")

model=transformers.AutoModelForSeq2SeqLM.from\_pretrained(r"D:\model\nllb-200-distilled-600M")

model=transformers.pipeline("translation",tokenizer=tokenizer,model=model,truncation, max\_length,src\_lang,tgt\_lang)：加载nllb模型。src\_lang为输入语言，tgt\_lang为输出语言，zho\_Hans为中文简体，zho\_Hant为中文繁体，eng\_Latn为英文

**import paddle：paddle框架**

安装：<https://www.paddlepaddle.org.cn/install/quick?docurl=/documentation/docs/zh/install/pip/linux-pip.html>

github：<https://github.com/PaddlePaddle/Paddle>

API:https://www.paddlepaddle.org.cn/documentation/docs/zh/api/index\_cn.html

paddle模型保存分为静态图和动态图。静态图先定义好网络再计算，速度快；动态图边计算边构建网络，计算速度较慢但便于调试。一般模型导出和转换时才用静态图

动态图模型文件：.pdmodel、.pdparams

静态图模型文件：.pdmodel、.pdiparams、.pdiparams.info

**基本操作：大部分和numpy一致**

paddle.to\_tensor(A)：转换为张量

**paddle.nn：搭建神经网络（和pytorch大体一致）**

对于网络需要输入形状时，输入形状后系统会把batch理解为批量，然后并行计算。网络搭建时最好不用if判断选择网络结构，后续转为onnx模型时容易出错

**方式1：**model=paddle.nn.Sequential()

//model.add\_sublayer(‘name’,layer1)：添加层。但不能构建复杂结构

或者：model=paddle.nn.Sequential(layer1,layer2...)：名字自动生成

paddle.nn.Sequential(\*(layer1 for i in range(n)))：构建相同层

**方式2：**class model(paddle.nn.Layer) // def \_\_init\_\_(self,...) // super().\_\_init\_\_() // self.layer1=layer1...：初始化A=model(\_\_init\_\_中参数)时会搭建好模型结构，因此\_\_init\_\_中要把所有用到的层按顺序传入self(paddle.nn.Layer为搭建模型的继承类库函数)

//def forward(self,x) // return x：调用A(x)会直接执行forward函数，此时才会确定模型内部的连接方式。对于复杂的网络定义多个类模块嵌套，类中可以使用Sequential函数。forward中用if可能导致onnx导出失败

**基础网络：**

paddle.nn.Sigmoid/Tanh/ReLU/LeakyReLu/...()：添加激活函数

paddle.nn.Flatten()：将多维数据变成一维。输入(batch,...)，输出(batch,n)

paddle.nn.Linear(in\_features,out\_features)：全连接层。输入(batch,in\_features)，输出(batch,out\_features)。多变量预测时可(batch,dim,in\_features)，输出(batch,dim,out\_features)，但此时各dim之间是没有关系的

paddle.nn.Dropout(0.2)：丢弃层，输入/输出(batch,n)

**一维网络：**

paddle.nn.Conv1D(in\_,out\_,kernel\_size,stride=1,padding=0,dilation=1)：卷积层。输入(batch,dim,n)，in1/ou1为输入/输出维度，对应dim；stride和padding对应n，stride为卷积步长(卷积后四周会缩短stride//2)；padding=a在序列首尾填充a个0；dilation为卷积时卷积核各点的距离(形成空洞卷积)

**二维网络：**

paddle.nn.Conv2D(in\_,out\_,kernel\_size,stride=1,padding=0,dilation=1)：卷积层。输入(batch,dim,m,n)，in1/ou1为输入/输出维度，对应dim；stride和padding对应m、n，stride为卷积步长(卷积后四周会缩短stride//2)；padding=a在图片周围填充a个0；dilation为卷积时卷积核各点的距离(形成空洞卷积)

paddle.nn.AdaptiveAvgPool1D(output\_size)：平均池化。output\_size=1时，输入(batch,dim,n)，输出(batch,dim,1)

**数据处理：**

使用Dataset-Dataloader方法，训练时一边训练一边取数据、预处理、合成批量，CPU数据处理和GPU模型推理并行，节约数据处理时间

paddle.io.Dataset：类似torch.utils.data.Dataset

paddle.io.DataLoader：类似torch.utils.data.DataLoader

**模型保存与加载：**

**import paddlenlp：飞桨自然语言处理库**

github：<https://github.com/PaddlePaddle/PaddleNLP>

API：<https://paddlenlp.readthedocs.io/zh/latest/>

使用paddle模型，需要先安装paddlepaddle库

(pip install fast-tokenizer-python：安装tokenizer加速处理库)

tokenizer=paddlenlp.transformers.AutoTokenizer.from\_pretrained(官方模型名称/本地文件夹位置,use\_fast=True)：加载模型的预处理方式。use\_fast=True时需要下载**fast-tokenizer-python**库才会生效，可以加快文本处理速度

tokenizer.add\_tokens([词语])：添加编码组合。比如默认每个字编码单独编码，加入词后会将整个词一起编码

dict=tokenizer([句子1,句子2...],max\_length,padding=False,truncation=False)：对数据进行预处理，返回字典{'input\_ids':[...],'token\_type\_ids':[...]}，input\_ids中为字符编码后的词向量，会在前后加上开始、结束编码(1和2)；token\_type\_ids为等长的列表，表示当前词是第几句话的，对于同一句话都为0。padding=True在后面填充0直到与最长序列相等，padding='max\_length'填充为max\_length；truncation=True截断为max\_length长度

input\_ids=paddle.to\_tensor(dict[’input\_ids’])：转为张量

tokenizer.decode(input\_ids[i])：解码为句子(一次只能解码一句)，会带上[CLS]、[SEP]标识

tokenizer.add\_tokens([多个字符,...])：正常情况下会将一个字符编码为一个数字，使用后会将添加的多个字符一起编码

model=paddlenlp.transformers.AutoModel.from\_pretrained(官方模型名称/本地模型文件夹位置)：加载模型

model=paddlenlp.transformers.AutoModelForSequenceClassification.from\_pretrained(官方模型名称/本地模型文件夹位置,num\_classes)：加载文本分类模型。num\_classes为句子的类别数(只有加载未训练的官方模型才有用)

model=paddlenlp.transformers.AutoModelForTokenClassification.from\_pretrained(官方模型名称/本地模型文件夹位置)：加载序列标注模型。num\_classes为句子中每个字符的类别数

model=paddlenlp.transformers.AutoModelForQuestionAnswering.from\_pretrained(官方模型名称/本地模型文件夹位置)：加载问答模型

pred=model(input\_ids=input\_ids,token\_type\_ids=token\_type\_ids)：使用模型

**模型保存与加载：**

tokenizer.save\_pretrained(保存文件夹位置)：保存数据处理方式，文件夹下会有special\_tokens\_map.json、tokenizer\_config.json、vocab.txt文件

tokenizer=paddlenlp.transformers.AutoTokenizer.from\_pretrained(本地文件夹位置)：加载模型对应的tokenizer

model.save\_pretrained(保存文件夹位置)：保存模型参数，文件夹下会有config.json、model\_state.pdparams文件。分布式用model=model.\_layers取出模型

model=AutoModelForSequenceClassification.from\_pretrained(本地文件夹位置)：加载保存的分类模型，如果是其他模型AutoModelForSequenceClassification要换成对应的

**paddlenlp.Taskflow：文本纠错工具**

model=paddlenlp.Taskflow(‘text\_correction’)：加载模型。会下载模型(820M)到本地.paddlenlp中

pred=model(‘句子’)：使用模型对句子纠错。pred形状为：[{‘score’:原句,’target’:修改后句子,’errors’:[{‘position’:错字下标,’correction’:{‘错字’:改正后的字}}]}]

**ernie-3.0：百度提出的超大语言模型，在多个数据集上均优于以往模型**

github：<https://github.com/PaddlePaddle/PaddleNLP/tree/develop/model_zoo>

paddlenlp.transformers.AutoModel.from\_pretrained('ernie-3.0-medium-zh')：加载ernie模型

**import paddle2onnx**

paddle2onnx --model\_dir 模型文件夹 --model\_filename .pdmodel --params\_filename .pdiparams --save\_file best.onnx --opset\_version 15 --export\_fp16\_model True：将paddle静态图模型转换为onnx模型

**import paddleslim：飞桨模型量化库**

**import fastdeploy：飞桨模型部署库**

github：<https://github.com/PaddlePaddle/FastDeploy>

函数：<https://baidu-paddle.github.io/fastdeploy-api/python/html/>

(pip install fastdeploy-python/fastdeploy-gpu-python -f <https://www.paddlepaddle.org.cn/whl/fastdeploy.html)>

(cpu的只支持CPU推理，gpu的支持CPU和GPU，tensorrt只能在GPU上)

支持padding和pytorch模型，需要先安装cuda和cudnn，不需要安装tensorrt

飞桨框架的模型分为模型结构和参数两部分

runtime\_option=fastdeploy.RuntimeOption()：后端推理配置

runtime\_option.use\_cpu()/.use\_gpu()：使用CPU/GPU

runtime\_option.use\_ort\_backend()：Paddle/ONNX模型用ort框架推理

runtime\_option.use\_trt\_backend()：Paddle/ONNX用trt框架GPU推理

runtime\_option.set\_trt\_input\_shape(‘输入名称’,形状如:[1, 3, 640, 640])：设置输入形状，有的模型还需要设置动态形状范围

runtime\_option.enable\_trt\_fp16()：trt推理时使用float16(默认32)

runtime\_option.set\_trt\_cache\_file(缓存位置.trt)：使用trt推理时会先转换为trt模型，如果存在缓存位置则直接加载，不存在则下次转换后会保存

**YOLOV7目标检测：**

runtime\_option.set\_trt\_input\_shape("images", [1, 3, 640, 640])

fastdeploy.vision.detection.YOLOv7(model,params\_file=None,runtime\_option=None,model\_format=fastdeploy.ModelFormat.ONNX)：构建YOLOV7推理模型。model可为.onnx/.pdmodel；params\_file当模型为onnx时无需设置；runtime\_option为后端推理配置；model\_format为模型格式，paddle为fastdeploy.ModelFormat.PADDLE

model.predict(image,conf\_threshold=0.25,nms\_iou\_threshold=0.5)：模型预测。image为WHC或BGR格式；conf\_threshold、nms\_iou\_threshold为阈值，如果导出为onnx模型时已经设置，因此只有此处阈值大于之前的才生效

**PPOCRv3文字识别：**

由目标检测、文字方向检测、文字识别三个模型组成。可直接从github下载：

<https://github.com/PaddlePaddle/FastDeploy/tree/develop/examples/vision/ocr/PP-OCR/cpu-gpu/python>

det\_option.set\_trt\_input\_shape("x",[1,3,64,64],[1,3,640,640],[1,3,960,960])：推荐输入范围设置

det\_model=fastdeploy.vision.ocr.DBDetector(pdmodel,pdiparams,runtime\_option=det\_option)：构建目标检测模型

cls\_option.set\_trt\_input\_shape("x",[1,3,48,10],[cls\_batch\_size,3,48,320],[cls\_batch\_size,3,48,1024])：推荐输入范围设置

cls\_model=fastdeploy.vision.ocr.Classifier(pdmodel,pdiparams,runtime\_option=cls\_option)：构建文字方向检测模型

rec\_option.set\_trt\_input\_shape("x",[1,3,48,10],[rec\_batch\_size,3,48,320],[rec\_batch\_size,3,48,2304])：推荐输入范围设置

rec\_model=fastdeploy.vision.ocr.Recognizer(pdmodel,pdiparams,rec\_label,runtime\_option=rec\_option)：构建文字识别模型。rec\_label为文字的标签，根据需要可以修改

model=fastdeploy.vision.ocr.PPOCRv3(det\_model=det\_model,cls\_model=cls\_model,rec\_model=rec\_model)：将三个模型串联组合起来

pred=model.predict(image)：使用模型。检测结果按照边框Y坐标轴从上到下排序，因此在一些证件识别时，可以先用霍夫转换对正，再略微顺时针旋转一点

text\_list=pred.text：得到所有文本，结果可能为标点符号、空字符、特殊字符，根据rec\_label中的标签

**import psutil：系统使用情况分析**

psutil.cpu\_times()：获取CPU情况

psutil.cpu\_count()：获取CPU逻辑个数

psutil.cpu\_count(logical=False)：获取CPU物理个数

psutil.virtual\_memory()：获取内存的使用情况

**import git：类似命令终端的git命令**

(pip install gitpython)

**labelimg：**标注图片保存标签为xml格式

终端输入labelimg打开软件

功能open dir：打开存放图片的文件夹。每次都要重新新设置

功能change save dir：设定标注存放的地址。A、D快速切换图片

功能view>>Auto Save mode：自动保存标注 | CTRL+S保存图片

按住CTRL加鼠标滚轮放大缩小

Create RectBox画框 | Delete删除框 | 可以选择拖动每个框

**import cv2**

(pip install opencv-python安装)

部分函数申请了专利要等保护器过后才能使用

cv2中读取图片、运算使用的是np数组组成的BGR通道(h,w,3)。cv2的HSV通道中H通道0-360简化为0-180。cv2中数据类型为np.uint8

cv2.\_\_version\_\_:查看版本；cv2.\_\_path\_\_:查看位置

opencv的读取RGB图片时，读取的顺序为BGR，转化的numpy数组类型为uint8，形状为(高,宽,通道)，内存要连续存储，对图像的操作通常会改变原图

np.ascontiguousarray(image)：将数组的内存变为连续存储

cv2.imread(路径,flags):读取图片转化为BGR的numpy数组(英文路径)，读取顺序为BGR。flags：默认为cv2.IMREAD\_COLOR忽略alpha通道；cv2.IMREAD\_GRAYSCALE/0读入灰度图；cv2.IMREAD\_UNCHANGED包括alpha通道

image=cv2.imdecode(np.fromfile(image\_path,dtype=np.uint8),cv2.IMREAD\_COLOR)：读取中文路径的图片，imdecode读取后也是BGR通道

cv2.cvtColor(image,flag)：通道转换。flag：cv2.COLOR\_BGR2GRAY将BGR转为gray；cv2.COLOR\_BGR2RGB将BGR转为RGB；cv2.COLOR\_BGR2HSV将BGR转为HSV

capture=cv2.VideoCapture(路径):读取视频文件。路径为0时打开电脑摄像头，按S键保存图片

capture.isOpened():判断是否能打开，返回True或False

bool,image=capture.read():按顺序读取一帧(如果是摄像头则实时获取一帧)，返回bool值和图片

cv2.imwrite(路径,image):保存图片到指定位置，路径中包括名称。如果保存出的图片是黑色的，可能是因为image归一化的原因，此时需要image\*255

**显示图片：**

cv2.imshow(名称,image):将numpy数组显示成图片，显示通道为BGR

cv2.waitKey(0):0为一直显示(按任意键退出)，可改为任意的时长(毫秒)

cv2.destroyAllWindows():关闭所有窗口并释放内存(最好加上)

cv2.namedWindow(名称)：创建一个一直存在的窗口，然后使用cv2.imshow(名称要一致，否则会单独创建一个显示)和cv2.waitKey显示图片，最后再用cv2.destroyAllWindows()

**基本操作：**

image2=image1：引用image1 | image2=image1.copy()：复制image1

image[a:b,c:d]:选取图像的某个区域；image[:,:,0]:选取B通道

B,G,R=cv2.split(image1):取出每个颜色通道

image=cv2.merge((B,G,R)):通道合成

cv2.addWeighted(image,a,img2,b,c):融合图。a,b为融合比例，c为0

thresh,image2=cv2.threshold(image1,thresh,maxVal,type):转化为二值图,返回阈值和图像两个值。thresh为阈值，maxVal执行的操作一般为255，type：cv2.THRESH\_BINARY低于阈值设为0，高于阈值为maxVal，cv2.THRESH\_BINARY\_INV与之相反

cv2.inRange(image,a,b):将image中a到b的值变为255，其余变为0，当image为BGR时，a和b也为BGR三通到。把图像直接进行inRange操作的效果比转化为灰度图再做好

cv2.resize(image,(w,h),interpolation):将图像拉伸为指定形状(w,h)(注意与一般的reshape是反着的)。interpolation：cv2.INTER\_NEAREST最近邻插值，cv2.INTER\_LINEAR双线性插值（默认，速度快效果较好），cv2.INTER\_AREA使用像素区域关系重采样，cv2.INTER\_CUBIC为像素邻域的双3次插值，cv2.INTER\_LANCZOS4为像素邻域的Lancaos插值

cv2.copyMakeBorder(image,a,b,c,d,borderType):扩充边界。a,b,c,d为上下左右边界的扩充宽度，borderType为填充类型：cv2.BORDER\_REPLICATE复制边缘像素，cv2.BORDER\_REFLECT反射镜象，cv2.BORDER\_REFLECT\_101以边缘为轴反射镜像，cv2.BORDER\_CONSTANT,value=a填充常数a

cv2.flip(image,a)：翻转图像。a：1为水平翻转，0为垂直翻转，-1为水平垂直翻转

cv2.transpose(image)：转置。效果上为图片先左右翻转，再逆时针转90度

cv2.dnn.blobFromImage(image,size=(a,a),swapRB,mean,scalefactor=1)：将图片如(640,640,3)转为如(1,3,640,640)的形状并做预处理，数据类型也转为方便训练的float32。a为转换后图片的形状；mean=[r,g,b]为每个通道减去的均值，如果图片是BGR的，swapRB=True，不指定mean时不减均值；scalefacteor一般为1/255做归一化(减均值后)

cv2.dnn.blobFromImages([image,...])：处理多张图片时更快

**数据转换：**

cv2.imencode('.jpg',image)：将图片用'.jpg'编码方式转为一行np.array数组

cv2.imdecode(np.array,cv2.IMREAD\_COLOR)：将一行np数组转换为BGR图片数组

**画图（会改变原图）：**数据不能为张量

cv2.line(image,point1,point2,color)：在image中画直线。point1/2为直线起始/终点坐标；color单通道为a，BGR通道为(a,b,c)

cv2.rectangle(image,point1,point2,color=(0,255,0),thickness=2)：在image中画矩形框。point1、point2为矩形左上、右下坐标(x,y)，且必须为整数型；thickness为框的宽度，必须为整数

cv2.circle(image,center,radius,color)：在image中画圆。center为圆心坐标，radius为半径长度

cv2.putText(image,’名称’,(x1,y1),font,a,(0,255,0),b)：画标签注释。x1,y1为标签左下坐标；font为字体如cv2.FONT\_HERSHEY\_SIMPLEX；a为字大小，一般为1以内；(0,255,0)为颜色；b为字粗细，必须为整数一般为1/2

cv2.fillConvexPoly(image,points,(a,b,c))：在image上根据points中的坐标画实心图案，(a,b,c)为颜色。points要为np.array

**形态学运算：**

cv2.bitwise\_and/or/add/subtract(image1,image2):与/或/加/减运算。越界时值为边界值

cv2.erode(image,kernel,iterations=):腐蚀，凹的地方变钝，凸的地方变尖。kernel为全1的卷积核：kernel=np.ones((a,a),np.uint8)；iterations=b为迭代次数

cv2.dilate(image.kernel,iteration):膨胀，凹的地方变尖，凸的地方变钝。kernel同上

cv2.morphologyEx(image,op,kernel):利用腐蚀和膨胀运算。kernel同上；op：cv2.MORPH\_OPEN开运算，先腐蚀再膨胀消除黑点；cv2.MORPH\_CLOSE闭运算，先膨胀再腐蚀消除小孔；cv2.MORPH\_TOPHAT顶帽，原图-开运算，突出亮的部分；cv2.MORPH\_BLACKHAT黑帽，闭运算-原图，突出暗的部分

cv2.calcHist([image],[channels],mask,[histSize],[ranges]):计算图像直方图，返回存放含histSize个元素的一维数组。channels为图像的通道；mask：一般为None处理全图；histSize表示使用多少柱子一般为256；ranges是像素的范围一般为[0,256]

cv2.equalizeHist(image):将image(单通道)直方图均衡化，返回图像

clahe1=cv2.createCLAHE(clipLimit=a,tileGridSize=(b,b)):定义一个clahe模板。clipLimit可为2，tileGridSize=(b,b)为划分的区域数量，分别对各个区域进行直方图均衡化，然后把区域边界额外处理后合成

clahe1.apply(image):将clahe1模型应用到image中，会改变image

**卷积运算与边缘检测：**

cv2.filter2D(image,ddepth,kernel):对图像进行卷积。ddepth：-1表示输出与原图像深度相同

cv2.blur(image,(a,a)):均值滤波。(a,a)为卷积核，一般卷积核较大

cv2.GaussianBlur(image,(a,a),sigmaX,sigmaY):高斯滤波，比均值效果好。(a,a)为卷积核，sigmaX/Y为x和y轴上的高斯核标准偏差，偏差越大越模糊

cv2.medianBlur(image,a):中值滤波，适合去除噪音点。a为方框大小

cv2.Sobel(image,ddepth,dx,dy,ksize):用Sobel算子计算，会有负数。ddepth一般为cv2.CV\_64F；dx,dy为0/1，选用横或竖算子，同时为1时计算横和竖边缘，但效果不如分别计算再相加好，ksize=a为卷积核边框大小

cv2.convertScaleAbs(image):将image取绝对值并转换为8位数

(cv2.addWeighted(sobelx1,1,sobely1,1,)

cv2.Scharr(image,ddepth,dx,dy,ksize):用Scharr算子计算，会有负数

cv2.Laplacian(image,ddepth):用Laplacian算子计算，会有负数

cv2.pyrDown(image):高斯下采样。图像变为1/4(与高斯核卷积后去除偶数行和列)

cv2.pyrUp(image):高斯上采样，图像扩大4倍(先将图像每个像素点的右、右下、下三个方向填充0，然后使用高斯核卷积获得近似值)

image-cv2.pyrUp(cv2.pyrDown(image)):利用高斯下、上采样进行边缘提取。下采样后再上采样与原图相比略缩小

cv2.Canny(image,minVal,maxVal)：Canny边缘提取。minVal和maxVal(0-255)越小保留的细节越多

cv2.HoughLines()：霍夫变换。利用边缘提取和霍夫变换可以使倾斜图片摆正

**模板匹配：**

list,array=cv2.findContours(image,mode,method):轮廓提取。list为所有轮廓组成的列表，包括很多没用的轮廓和图像边界框；array为每条轮廓对应的属性，image应先用处理为二值图。mode：cv2.RETR\_EXTERNAL只检测外轮廓，cv2.RETR\_TREE检索所有轮廓并重构嵌套轮廓的层次；method：cv2.CHAIN\_APPROX\_SIMPLE对于直线轮廓只保留轮廓终点

cv2.drawContours(image,contours,q,(a,b,c),w):将轮廓绘制到image中，会改变image。列表contours为轮廓信息；q为-1时显示所有轮廓；(a,b,c)为BGR通道表示绘制轮廓的颜色；w表示绘制线条的粗细

cv2.contourArea(list[a]):计算轮廓list[a]的面积

cv2.arcLength(list[a],True/False):计算轮廓list[a]的周长，True时曲线是封闭的

x,y,w,h=cv2.boundingRect(list[a]):用矩形边框包含第a个轮廓

arrary1=cv2.matchTemplate(image,template1,method):模板匹配，返回各板块数组。method：cv2.TM\_SQDIFF平方差匹配法，值越接近0越好；cv2.TM\_CCORR相关匹配法，数值越大越好；cv2.TM\_CCOEFF 相关系数匹配法，1最好，-1最差；cv.TM\_SQDIFF\_NORMED归一化平方差匹配法；cv2.TM\_CCORR\_NORMED归一化相关匹配法；cv2.TM\_CCOEFF\_NORMED归一化相关系数匹配法

cv2.TM\_SQDIFF\_NORMED归一化平方差匹配，cv2.TM\_CCORR\_NORMED归一化相关匹配，cv2.TM\_CCOEFF\_NORMED归一化相关系数匹配

min\_val,max\_val,min\_loc,max\_loc=cv2.minMaxLoc(arrary1):得到arrary1中最小值、最大值和其位置，min/max\_loc中存放模板左上角的(列，行)

**获取关键点：**

sift=cv2.xfeatures2d.SIFT\_create()：调用sift特征提取

keypoints=sift.detect(image)：获取图像的关键点(建议用灰度图)

img2=cv2.drawKeypoints(image,keypoints,img2)：用彩色小圆圈绘制关键点，image为原图，img2为绘制关键点的图

**坐标变换：**

M=cv2.getAffineTransfrom(points1,points2)：得到Affine类型变换矩阵。Points1/2要至少3组对应的坐标

cv2.warpAffine(image,M)：将image进行仿射变换

M=cv2.getAffineTransfrom(points1,points2)：得到仿射变换矩阵。Points1/2要至少3组对应的坐标

cv2.warpAffine(image,M)：将image进行M仿射变换。可实现旋转，平移，缩放；变换后的平行线依旧平行

M=cv2.getPerspectiveTransform(points1,points2)：得到透视变换矩阵。Points1/2要至少4组对应的坐标

cv2.warpPerspective(image,M)：将image进行M透视变换。可保持直线不变形，但是平行线可能不再平行

**import sklearn(机器学习库)**

(pip install scikit-learn)

sklearn.metrics.explained\_variance\_score(A,B)：期望方差

sklearn.model\_selection.train\_test\_split()：划分数据集

**model=sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier(n\_neighbors,weights,algorithm,leaf\_size,metric,p)：初始化K近邻模型。**n\_neighbors是KNN的k值默认为5：k值较小时训练误差小但泛化误差大，容易受噪声影响，k值较大时反之，可以采用交叉验证法选取k值；weights是权重：uniform均等权重，distance距离近的点权重影响较；algorithm：auto自动选择，brute是线性扫描,训练集大时很耗时，kd\_tree构造kd数存储数据，维数小于20时效率高，ball\_tree克服了kd树高纬失效；leaf\_size默认30：构造kd树和ball树的大小，这个值会影响树构建的速度和存储大小；P默认为2：p=2是欧氏距离，P=1是曼哈顿距离，曼哈顿距离一般会比欧氏距离长,但计算速度快,不会有误差

model.fit(train\_x,train\_y):训练模型

model.predict(test\_x):用模型预测

model.score(test\_x,test\_y):求准确率

**model=sklearn.cluster.KMeans(n\_clusters=8,max\_iter=300,n\_init=10)：初始化K均值模型。**n\_clusters是生成聚类数；max\_iter是执行一次算法最大迭代数；n\_init是用不同聚类中心运行的次数，最终用inertia指标选出最优结果

model.fit(train\_x)：训练模型

model.labels\_：显示聚类结果

**model=sklearn.decomposition.PCA(n\_components,copy)：PCA主成分分析法。**基于方差最大化。n\_components是要变成的维度,用‘mle’表示采用mle算法自动决定变成的维度；copy默认为True,表示训练数据时使用备份,若为False会改变原始数据

model.fit(train\_x)：训练模型

model.explained\_variance\_：降维后各主成分方差,越大证明越重要

model.explained\_variance\_ratio\_：降维后各主成分方差占比

model.transform(train\_x)：降维后的数组

**model=sklearn.svm.SVC(C=1.0,kernel=’rbf’,cache\_size=200,max\_iter=-1,)：支持向量机分类。**C为惩罚参数：C越大准确度越高但泛化能力越弱；kernel为核函数：‘linear’线性核函数，’poly’多项式核函数，’rbf’高斯核函数；’sigmoid’sigmoid核函数；cache\_size为指定训练需要的内存；max\_iter为最大迭代次数：-1表示无限制。

model.fit(train\_x)：训练模型

model.predict(test\_x):用模型预测

**python中自带库**

**import os:**

os.listdir(文件夹路径)：读取文件夹中所有文件的相对路径（带格式）。在windows下读取的文件路径是自动排序好的，但linux中顺序是乱的。windows中读取路径可以用r’\’，linux不能识别

os.getcwd()：当前文件的相对路径

os.makedirs(path)：创建目录

os.chdir(path)：改变当前目录到path

os.remove(path)：删除位置为path的文件

os.rename(path,更改后名称)：更改文件名

os.path.abspath(‘’)：当前文件所在目录。’../’上级目录

os.path.join(A,B,C)：将A,B,C路径拼接起来，会自动加/

os.path.exists(path)：判断路径是否存在返回布尔值

os.path.isdir(path)：判断路径是否为目录

os.path.isfile(path)：判断路径是否为文件

os.environ：获取系统当前的环境变量，返回一个字典，键为环境变量名

**import math**

math.cos(a)：cos函数，a=0-1\*math.pi。math.pi为

**import pathlib**

pathlib.Path类似os.path的路径操作，但操作类型是WindowsPath

pathlib.Path(str1)：将路径转换为WindowsPath类型

pathlib.Path.cwd()：当前文件所在目录(需要用str()转换为字符串类型)

pathlib.Path.home()：用户的home根目录

pathlib.Path.exists(WindowsPath1)：判断路径是否存在返回布尔值

WindowsPath1 / WindowsPath2：相当于str1+’/’+str2

WindowsPath1.mkdir(parents=False)：创建路径文件。parents=True时会依次创建路径中间缺少的文件夹

文件名.rename(新文件名可带路径)：如果不带路径则直接更改文件名，如果带路径则是移动到目标路径下再更改文件名

**import sys(运行管理、与外部交互)**

sys.path:存放路径的列表，系统导入库函数时会在路径列表中的路径中找

for lines in sys.stdin：可以不断读取输入(输入为一行或多行，多行时处理较为复杂)

//line=sys.stdin.readline().strip()：输入为多行时，读取第一行

line=list(map(int,sys.stdin.readline().strip().split()))：完整处理

**import base64：二进制加密传输格式**

base64.b64encode(字节类型数据)：将字节类型转为base64格式

base64.b64decode(base64编码)：将base64格式转为字节类型数据

**编码：**

1，array=cv2.imencode('.jpg/png',image)[1]：BGR图片数组转为一行np数组

2，image\_byte=array.tostring()：一行np数组转为字节类型

3，image\_base64=base64.b64encode(image\_byte)：字节类型转为base64格式

4，image\_json = json.dumps(image\_base64.decode())：base64格式转为json格式

**解码：**

1，image\_base64 = json.loads(image\_json).encode()：json格式转换为base64格式

2，with open(图片位置,’rb’,encoding='utf-8') as f: //image\_byte=f.read()：读取为字节类型

image\_byte=base64.b64decode(传输信息)：base64格式转为字节类型

3，array=np.frombuffer(image\_byte,dtype=np.uint8)：字节类型转为一行np数组

4，image=cv2.imdecode(array,cv2.IMREAD\_COLOR)：一行np数组转为BGR图片

**import collections**

Collections.Counter(array)：统计array中各元素个数

dict=Collections.OrderedDict()：建立有序字典

**import copy**

copy.deepcopy(list):完全复制一份list

**import argparse(python自带的命令行参数解析包)**

parser=argparse.ArgumentParser(description='提示')：创建参数解析器

parser.add\_argument(‘--参数名’,default,type,choices=[],action,required,help)：添加参数。default为不传入参数时的默认值；type是命令行参数会被转成的类型如type=str；有choices时固定选用的参数；action=‘store\_true’时如果命令行传入参数如--A，则A的值为True，否则默认为False，‘store\_false’与之相反；required=True时必须从命令行传入参数；help为提示信息

args=parser.parse\_args()：解析参数。args中包含所有定义的参数，args的类型为namespace

在终端使用’cd’命令进入文件所在目录，输入‘python 文件名.py --参数名 值 --参数名 值...’传入参数并运行程序

python -m torch.distributed.launch --master\_port 9999 --nproc\_per\_node 2 文件名.py --device 0,1 --参数名 值...：启用pytorch的分布式训练。master\_port为随意一个未被占用的端口即可，nproc\_per\_node为使用GPU数，device为使用的GPU编号

**import xml.etree.ElementTree as ET**

root=ET.parse(文件路径.xml).getroot()：定义文件对应的root工具

root.find/findall(‘标签’)：读取xml文件中的/所有的’标签’

root.find(‘标签’).text：将读取的标签以正常形式显示

for object in root.findall('object')：遍历xml文件中所有的'object'标签，并定义object工具(同root)，可以继续使用object.find(‘标签’)

object[i][j].text：读取标签object中第i个子标签的第j个内容

**import time:**

time.time()：当前系统时间

**import warnings**

warnings.filterwarnings('ignore')：忽略此条语句之后的报错

**import json**

json无法编码numpy格式，要转为列表

with open(path\_label+'/'+dir\_json[i],'r',encoding='utf8') as f: //load=json.load(f)：解析json文件

with open('保存的文件名',‘w’,encoding=’utf-8’) as f: /json.dump(‘待转换的字典’, f, ensure\_ascii=True)：转字典为json文件并保存。ensure\_ascii=True时会将中文转换为ascll码便于直接阅读(占用更少的空间)

**标准COCO数据集格式**为json，在数据转换为json格式前也需要变成对应的标准字典格式，COCO中annotations保存的坐标为xmin,ymin,w,h：

{‘info’,’categories’,’images’,’annotations’}

info{‘year’,’version’,’description’,’contributor’,’url’,’date\_created’}



categories[{‘id’,’name’}]

images[{‘id’,’file\_name’,’width’,’height’}]

annotations[{‘id’,’category\_id’,’image\_id’,’box’:[xmin,ymin,w,h],’area’}]

**import jsonlines：jsonl是json的扩展**

with open(path\_label+'/'+dir\_json[i],'r',encoding='utf8') as f: //load=[\_ for \_ in jsonlines.Reader(f)]：解析jsonl文件

**import random**

random.randint(a,b)：生产a到b区间的随机整数

random.choice([...])：随机选取列表中一个数

**import concurrent**

**import threading**

**import thop：计算模型FPS**

in\_ = torch.rand(1,3,640,640,dtype) ：创建输入张量

flops, params = profile(model, inputs=(in\_, ))：计算FPS和参数量

**from concurrent.futures import ThreadPoolExecutor：多线程**

**import functools：固定常量**

def A(x,y):...：创建函数

A\_partial=functools.partial(A,y=1)：固定A函数的y变量为1。使用A\_partial函数时就不能传入y参数了。使用多线程时对于固定的参数可以使用partial固定，但要注意固定的参数在函数中要在待传入参数的后面

with ThreadPoolExecutor(a) as executer:：创建多线程。a为线程个数，不指定a时会自动采用最大值

//executer.map(A,[x1,x2...])：与map函数类似，先将变量列表分配到多个线程中，在各线程中依次将变量传入A函数并返回map对象(可再加list变成列表)

**import re**

正则表达式测试网站：<https://c.runoob.com/front-end/854/>

(^| )(13[0-9]|15[0-9]|18[0-9])\d{8}($| )：电话号码正则表达式。优先级()>其他>|；|表示或；^表示字符前面不能有其他字符；$表示字符后面不能有其他字符；(^| )表示除了空格不能有其他字符；数字n表示该位置要为数字n(也可以为汉字)；[0-9]表示该位置要为0-9中一个；\d{m-n}表示后面要有任意n-m个数字

0-9：\u0030-\u0039

汉字：\u4e00-\u9fa5

A-Z：\u0041-\u005a。a-z：\u0061-\u007a。大小写字母：\u0041-\u007a

regex=re.compile(正则表达式)：定义正则匹配函数

result=regex.findall(字符串内容)：找到所有匹配的值返回到列表中

result=regex.search(字符串内容)：匹配到任意内容就返回。没匹配到返回None，匹配到后使用result.regs[0]得到元组(起始字符下标，结束字符下标)

result=re.sub(r'[\u4e00-\u9fa5]+', '\*', str\_)：将所有汉字替换为一个\*号，不带+时为每个汉字分别替换

**其他库**

**from PIL import Image：**

Image.open(路径):读取图片。图片为RGB通道的特殊PIL对象。可以使用np转换为数组(np.unit8)

image.save(路径):保存图片

image.format:看格式；image.size:看尺寸；image.mode:看色彩模式

plt.show(image对象/numpy数组):显示图片

image.convert(色彩模式):1是二值，L是灰度，P是8位彩色，RGB是24位彩色，RGBA是32位彩色，CMYK是CMYK彩色，YCbCr是YCbCr彩色，I是32位整形灰度，F是32位浮点灰度

np.array(pic1):将图片转化为数组

image.crop((x1,y1,x2,y2)):裁剪图像

**from scipy import ndimage**

可以处理插值、积分、优化、图像处理、常微分方程数值解的求解、信号处理等问题

ndimage.rotate(image,角度,reshape=False)：逆时针旋转图片，图像大小不变，超出原边框的地方被裁减，多出来的地方用黑色补充

**import requests:**

code1=requests.get(‘网址’):获取网页代码;code1.text显示代码

response=requests.post(url=,data)：post访问服务器。要用json格式传输数据。response显示200时为传输正常

**from mpl\_toolkits.mplot3d import Axes3D**

Axes3D.scatter(x,y,z):三维散点图

Axes3D.plot\_surface(x,y,z):三维表面图

Axes3D.plot\_wireframe(x,y,z):三维线框图

**import psycopg2**

建立和操作数据库PostgreSQL

(pip install psycopg2-binary安装)

connect=psycopg2.connect：建立一个数据库connect

cursor=connect.cursor()：建立一个光标执行数据库操作

**import obs：从网站上下载数据**

(pip install esdk-obs-python安装)

obs=obs.ObsClient(access\_key\_id,secret\_access\_key,server)：配置

obs.getObject(容器名称,图片服务器路径,保存位置,loadStreamInMemory=False)：从服务器下载图片

image=obs.getObject(容器名称,图片服务器路径,保存位置,loadStreamInMemory=True)：从服务器下载图片到本地缓存而不直接保存，此时会自动忽略保存位置

image=image.body.buffer：得到图片的字节类型数据

image=np.frombuffer(image,dtype=np.uint8)：将字节类型一行数组

image=cv2.imdecode(image,cv2.IMREAD\_COLOR)：将一行数组转为BGR图片

**import pymongo：一种数据管理库**

**import tabulate：绘制表格**

tabulate.tabulate(...)：绘制表格

**tqdm：显示进度条**

for i in tqdm.tqdm(range(n)):：显示循环的进度条

for i,j in enumerate(tqdm.tqdm(list\_)):：显示循环的进度条

tqdm\_show=tqdm.tqdm(iterable,total,postfix=dict,mininterval=0.1)：定义显示方法。iterable为可迭代对象，或者使用total指定长度；postfix为传入的说明(dict格式)；mininterval为最小显示间隔

//tqdm\_show.set\_postfix({'当前loss':loss\_batch.item()})：实时添加显示信息

//tqdm\_show.update(1)：更新进度条，进度条总长度为设定的total，1为更新的进度

list(tqdm.tqdm(多进程,total=len(长度)))：对于多进程等情况如果不显示进度条要加total参数，加list是让进度条会显示加载进度

**import albumentations：图片处理与增强，需要opencv库**

<https://albumentations.ai/docs/getting_started/image_augmentation>

transform=albumentations.Compose([...])：定义转换的框架。将其他执行的函数依次放入框架中

//image=transform(image=image)[‘image’]：执行框架

albumentations.LongestMaxSize(max\_size)：等比缩放，指定最大边长

albumentations.SmallestMaxSize(min\_size)：等比缩放，指定最小边长

albumentations.Normalize(max\_pixel\_value=255.0,mean=(0.485,0.456,0.406),std=(0.229,0.224,0.225))：归一化、减均值、除以方标准差。默认为BGR

albumentations.PadIfNeeded(min\_height=320,min\_width=320,border\_mode=cv2.BORDER\_CONSTANT,value=(126,126,126))：向图片四周填充value

albumentations.GaussianBlur(blur\_limit=(3,3),sigma\_limit=0,p=0.5)：高斯模糊。blur\_limit为卷积核大小；sigma\_limit为标准差；p为使用的概率

albumentations.GaussNoise(var\_limit=(10,50),p=0.5)：高斯噪声。var\_limit为噪声方差范围；p为使用概率

**import yaml**

(pip install pyyaml安装)

内容格式为：名称: 内容

多级嵌套时：1级名称:// 2级名称: 内容// 2级名称: 内容//...

标注格式为：# 内容

with open(文件位置.yaml,'r',encoding='utf-8')as f:

//dict\_=yaml.load(f,Loader=yaml.SafeLoader)：加载yaml中内容为字典

**import wandb：训练可视化**

Weights & Biases是一个类似于tensorboard的在线模型训练可视化网站，wandb是Weights & Biases的辅助库，放到代码中可实时上传到网站观看。除此之外还会保存日志信息到当前目录wandb下。使用时wandb库时用VPN可能会影响

使用教程：<https://docs.wandb.ai/guides>

先注册Weights & Biases账号：<https://wandb.ai>

安装wandb库后在命令终端使用wandb login，复制Weights & Biases网站个人账户中的API key粘贴到命令终端指定位置就可以完成登录。Project Defaults中可以设置保存到哪个项目中(个人/小组的)

wandb\_run=wandb.init(project,name,config)：初始化，在网页中可看到。project为网站中项目的名称；name是单次训练的名称，一个项目中的所有单次训练可以合在一起观察；config是记录一些配置信息，定义了argparse后可以直接config=args

wandb\_run.log({‘metric/val\_loss’:val\_loss},...)：添加数据，’/’前面的’charts’为网页中的集合名。一般放在每轮循环中，在wandb网址上会自动生成图像。CPU和GPU的使用信息会自动获取。每一次使用log时所有图x轴都会+1，因此一轮中只能有一个log

wandb\_image=wandb.Image(image,boxes=None)：将图片变为可添加的对象。image为rgb通道的numpy数据

//boxes={"predictions":{"box\_data":[box1,box2,...],"class\_labels":wandb\_class\_name}}：记录所有的边框。用于给图片添加目标边框

//box1={"position":{"minX":0.1,"minY":0.2,"maxX":0.3,"maxY":0.4},"class\_id":0,"box\_caption":wandb\_class\_name[0],"score":{"score":b}}：每个边框的格式。position为相对坐标；class\_id和box\_caption用于给边框加标签；wandb\_class\_name={ 0:'name0',1:'name1',... }为类别；有score时可以根据数值筛选框

//使用wandb\_run.log可添加wandb\_image或列表[wandb\_image1,wandb\_image2,...]，添加多张图片会加上筛选功能和index筛选项，每一次wandb\_run.log上传都为一个step

**import fiftyone：目标检测数据集可视化工具**

官方教程：https://docs.voxel51.com/index.html

可以选择本地数据(图片分类、目标检测)并后以浏览器的方式查看，会自动去除空标注的图片和找不到图片的标注，数据缓存为文件.fiftyone。需要pycocotools库

(pip install fiftyone)

(pip uninstall fiftyone fiftyone-brain fiftyone-db)

dataset=fiftyone.Dataset.from\_dir(name,labels\_path,data\_path,dataset\_type=fo.types.COCODetectionDataset)：查看数据。name为自定义名称，默认为当前的时间日期；labels\_path为coco标签位置(为空时也可正常运行)，如果设定了data\_path，coco标签可以为相对路径否则要为绝对路径

dataset.persistent=True：保存缓存，方便之后查看(可以设置为False并直接加载空标签，以快速启动fiftyone)

/ session=fiftyone.launch\_app(dataset)：启动fiftyone查看dataset

/ session.wait()：让网页等待，才能看到。如果网页关了要重新启动

如果在A服务器上启动程序，则网址为”A服务器公网地址:端口号”，端口号会在运行程序后给出，一般为5151

**import doccano：文本分类标注工具**

github：<https://github.com/doccano/doccano>

**import Cython**

Cython可以编译python语言，提高运行速度

**import pycocotools**

windows安装较复杂，linux可直接安装

**import flask(import requests)**

flask是一个用Python编写的Web应用程序框架，可以将python程序包装成一个可以随时调用的服务，存放到服务器上

app=flask.Flask(\_\_name\_\_)：创建一个服务框架

@app.route('/name/',methods) //def flask\_app():...：初始化服务并定义每当调用服务时会执行的功能。’/name/’的’/’不能少，methods=['POST']表示只可以使用post请求

app.run(host='127.0.0.1',port=5000,debug=False)：启动服务。host为监听主机名，设为’0.0.0.0’时使服务可以通过外网访问(此时内网也可)；port为监听端口，可以设为2000-9999；debug=True时提供调试信息。运行后可通过http://host:port/name/访问服务

**浏览器访问：**

每搜索一次http://服务器IP:port/name/就会执行一次函数def flask\_app()中的内容

**POST访问：**

response=requests.post(url=,data)：post访问服务器。要用json格式传输数据。response显示200时为传输正常

result=response.json()：得到返回结果

**import onnx,onnxsim：压缩简化onnx模型**

(pip install onnx-simplifier(同时会安装onnx))

model=onnx.load(onnx位置)：加载onnx模型

onnx.checker.check\_model(model)：检测onnx模型，不报错就是没问题

model\_simplify,check = onnxsim.simplify(model)：压缩简化onnx模型

onnx.save(model\_simplify,保存位置)：保存模型file:/C:/Users/twk10/PythonFile/证件识别/flask\_request.py

file:/C:/Users/twk10/PythonFile/证件识别/flask\_start.py

**import onnxruntime：onnx模型转化和推理**

github：https://github.com/onnx/onnx

(pip install onnxruntime：安装cpu版本)

(pip install onnxruntime-gpu：安装gpu版本，cpu和gpu都可以用)

onnx是机器学习模型加速库，一般将tensorflow/pytorch模型转换为onnx，然后从onnx转换为tensorrt。onnx模型可以用netron软件查看。onnx模型转出后输入的形状就确定了，并且不再依赖模型代码可直接加载运行(pt模型加载需要模型代码)

**推理：**

在电脑支持的情况下，CPU/GPU上都可以使用float32/float16推理。输入数据要为np.array

session = onnxruntime.InferenceSession(onnx位置,providers)：加载模型和框架。providers=['CPUExecutionProvider']/['CUDAExecutionProvider']使用CPU/GPU推理

input\_name = session.get\_inputs()[0].name：获取网络输入名称。[0].name为第1个输入的名称

output\_name = session.get\_outputs()[0].name：获取网络输出名称

pred = session.run([output\_name], {input\_name: np数据})：推理

**import netron：查看onnx模型结构**

netron有还有专门的软件，可以直接打开.onnx文件查看网络结构

netron.start(onnx)：在跳出的网页中查看onnx模型的网络结构

**import tensorrt：针对英伟达GPU推理**

下载：https://developer.nvidia.com/nvidia-tensorrt-8x-download

github：<https://github.com/NVIDIA/TensorRT>

使用函数：<https://docs.nvidia.com/deeplearning/tensorrt/archives/tensorrt-840-ea/api/c_api/index.html>

(安装要从NVIDIA官方下载对应cuda、cudnn版本的压缩包)

需要先安装cuda和cudnn，下载tensorrt版本要对应，只需要压缩包中的bin、include、lib文件，然后添加lib文件路径到系统路径中(windows为：系统->高级系统设置->环境变量->系统变量->Path中加入。linux为：sudo ldconfig lib位置)，然后找到对应版本的whl文件使用pip install .whl。bin中是官方提供的onnx转trt程序

tensorrt是英伟达官方针对自己的硬件设备面向AI工作者推出的一种部署方案，可以改善网络的延迟、吞吐量以及效率。对于trt模型，批量预测相对单张预测只有在小模型上有一点优势，大模型上差不多，甚至单张预测更快，反而单张预测占显存更少

**onnx转trt：使用bin中的trtexec**

linux需要添加环境变量export LD\_LIBRARY\_PATH=$LD\_LIBRARY\_PATH:lib位置。命令终端输入trtexec：会看到使用的提示信息

trtexec --onnx=best.onnx --saveEngine=best --useCudaGraph ...

转换过程中有很多提示信息，可以解决大多数问题。转换后会进行速度测试。不指定输入形状时默认为单批量预测(推荐)

# --onnx=onnx模型位置

# --saveEngine=trt模型保存位置

# --noTF32：禁用float32精度

# --fp16：启用float16精度(通常使用fp16)

# --int8：启用int8精度(精度下降较为严重)

# --best：开启所有精度(有的模型是混合精度的)

# --device=0：使用的GPU号码，默认为0

# --useCudaGraph：尝试使用cuda图

**使用tensorrt推理：**



input为输入、h\_input为锁存、d\_input为显存；output同理

使用cuda延迟加载能够提升性能，但需要较高的cuda版本

**import pycuda.driver as cuda：**python的cuda接口，cuda由c和少量c++组成，python要通过pycuda接口来使用cuda计算

**import pycuda.autoinit**：导入后会自动进行一些数据初始化和内存管理

logger=tensorrt.Logger(tensorrt.Logger.WARNING)：创建日志记录器

with open(model\_path, "rb") as f,tensorrt.Runtime(logger) as runtime: //model=runtime.deserialize\_cuda\_engine(f.read())：读取模型

model.num\_bindings：模型的接口总数(输入口和输出口)

for binding in model:：binding为模型接口的字符串名称

//model.get\_tensor\_mode(binding)：判断接口是否为输出返回bool值

//tuple(model.get\_tensor\_shape(binding))：获取接口的形状

//tensorrt.nptype(model.get\_tensor\_dtype(binding))：获取接口的数据类型并转为np的字符串格式

tensorrt.volume(形状:model.get\_tensor\_shape(binding))：计算该形状的一维长度。如输入(1,3,640,640)得到

h\_input=np.zeros(长度:(tensorrt.volume(model.get\_tensor\_shape(binding))),dtype=np.float32)：获取输入的形状(一维)。h\_output同理

h\_input.nbytes：获取h\_input的字节数。float32为，16为2

d\_input=cuda.mem\_alloc(h\_input.nbytes)：分配显存空间。d\_output同

stream = cuda.Stream()：创建cuda流

bindings=[int(d\_input), int(d\_output)]：绑定显存输入输出

context = model.create\_execution\_context()：创建模型推理器

cuda.memcpy\_htod\_async(d\_input, h\_input, stream)：将输入数据从CPU锁存复制到GPU显存。h\_input为输入的数据(一维)

context.execute\_async\_v2(bindings=bindings,stream\_handle=stream.handle)：执行推理

cuda.memcpy\_dtoh\_async(h\_output, d\_output, stream)：将输出数据从GPU显存复制到CPU锁存。h\_output为推理输出的结果(一维)

stream.synchronize()：同步线程

**import insightface**

github：<https://github.com/deepinsight/insightface>

(安装insightface时会自动安装很多依赖库)

运行后下载的模型文件位置在本地用户中

人脸识别库，需要onnxruntime库。insightface库中不包括一些模型文件，因此运行一些函数时会下载模型文件到用户下的.insightface文件中

model=insightface.app.FaceAnalysis()：导入模型。未指定会自动下载默认的官方给定模型到本地用户下的.insightface，之后可直接调用

/ model.prepare(ctx\_id, det\_size=(a,a))：模型设置。ctx\_id=0为使用cpu推理；det\_size为推理时输入的图片尺寸，一般为(640,640)(实际输入图片大小可以不为640，会自动调整)

faces=model.get(image)：获取图片中所有人脸框的信息。faces为列表，列表每个元素中包含多种信息，如人脸特征.normed\_embedding(512条)人脸位置.bbox(xmin,yxmin,xmax,ymax)

image\_draw=model.draw\_on(image, faces)：画出人脸框

**import clip：图片与文本匹配(官方文本模型只支持英文)**

github：<https://github.com/openai/CLIP>

(pip install ftfy regex tqdm)

(pip install git+https://github.com/openai/CLIP.git)

2021年openai发布的基于对比学习的多模态模型(pytorch)，用于将文字描述和图片匹配。由一个图片编码模型和一个文本编码模型组成，一张图片经过图片模型得到的特征向量和这张图片的描述经过文本模型得到的特征向量会相近，通过计算余弦相似度和设定阈值可以通过文本找图片、通过图片找文本

model\_list=clip.available\_models()：查看所有的模型

model,image\_deal=clip.load(官方模型名称,device)：加载模型和图片预处理方式。官方模型名称：ViT-B/16(335M)、ViT-B/32(338M)、ViT-L/14(890M)；device=cuda/cpu。模型为pytorch模型，会下载模型到本地。图片模型输入float32输出float16，文本模型使用int32和float16

**图片模型：(import PIL)**

image=image\_deal(PIL.Image.open("image/01.jpg"))：读取图片并预处理为tensor(3,224,224)(float32)。要用PIL库读取图片才能使用image\_deal

image\_bacth=torch.stack([image0,image1,...],dim=0).to(device)：合成批量

image\_feature=model.encode\_image(image\_batch)：预测图片得到特征向量(batch,n)(float16)，n与模型型号有关

**文本模型：**

english\_text\_batch=clip.tokenize(["sentence1", "sentence2",...])：英文文本处理tensor(batch,77)(int16).to(device)

english\_text\_feature=model.encode\_text(english\_text\_batch)：预测英文文本得到特征向量(batch,n)(float16)，n与模型型号有关

**图片和文本匹配：**

score=(image\_feature@english\_text\_feature.t()).softmax(dim=1)：得到各图片与文本对应的匹配分数。得分阈值以0.17为基准

**使用ViT-L/14型号(890M)的非官方中文文本模型：(import transformers)**

中文文本模型：<https://huggingface.co/IDEA-CCNL/Taiyi-CLIP-Roberta-large-326M-Chinese>

图片模型公用model.encode\_image(image\_batch)，文本模型分开

chinese\_tokenizer=transformers.BertTokenizer.from\_pretrained("IDEA-CCNL/Taiyi-CLIP-Roberta-large-326M-Chinese",cache\_dir=’.../huggingface/hub’)：中文文本预处理方式。cache\_dir为模型文件夹下载/加载路径的根目录

chinese\_text=chinese\_tokenizer(chinese\_text, max\_length=77, padding='max\_length', truncation=True,return\_tensors='pt')['input\_ids'].type(torch.int32).to(device)：中文文本处理，等价于clip.tokenize(...)

chinese\_encode=transformers.BertForSequenceClassification.from\_pretrained("IDEA-CCNL/Taiyi-CLIP-Roberta-large-326M-Chinese",cache\_dir).eval().half().to(device)：中文语言特征提取模型。cache\_dir为模型文件夹下载/加载路径的根目录

chinese\_text\_feature=chinese\_encode(chinese\_text).logits：预测中文文本得到特征向量，等价于model.encode\_text(...)

score=(image\_feature@chinese\_text\_feature.t()).softmax(dim=1)：得到各图片与文本对应的匹配分数。得分阈值以0.12为基准

**import segment\_anything**

github：<https://github.com/facebookresearch/segment-anything>

示例网址：<https://segment-anything.com/>

(pip install git+https://github.com/facebookresearch/segment-anything.git)

2023年facebook发布的图像分割模型(pytorch)，能对图片进行分割，可用于抠图等。有vit\_b(358M)、vit\_l(1.16G)、vit\_h(2.39G)三个型号，要单独下载模型

model=segment\_anything.sam\_model\_registry[model\_type](checkpoint).to(device)：加载SAM模型。model\_type='vit\_h'，checkpoint=weight.pth，要手动下载模型到本地

**图片处理：(import cv2)**

image=cv2.imread(image\_path)：读取图片

image=cv2.cvtColor(image,cv2.COLOR\_BGR2RGB)：转为RGB通道

**局部分割：**

input\_point=np.array([[x,y],...])：原图上分割的提示点位置坐标，会以这些点所在的图层为基准分割图片

input\_label=np.array([1],...)：表示是前景点(1)还是背景点(0)，前景点提示预测位置，背景点抑制预测范围

predictor=segment\_anything.SamPredictor(model)：初始化模型

predictor.set\_image(image)：传入图片

mask,core,\_=predictor.predict(point\_coords=input\_point,point\_labels=input\_label,multimask\_output)：分割图片，mask为每个位置的bool值，score为得分。multimask\_output=True分割出3个得分最高的区域，False时分割出1个得分最高的区域

**整体分割：**

predictor=segment\_anything.SamAutomaticMaskGenerator(model)：初始化模型

mask=predictor.generate(image)：分割全图，mask的形状为[dict1,dict2,...]，dict的键为['segmentation', 'area', 'bbox', 'predicted\_iou', 'point\_coords', 'stability\_score', 'crop\_box']

**部分onnx推理：**

可以将模型的提示编码部分、掩码解码部分导出为onnx进行推理

**import pycorrector(2022)：中英语句纠错模型库**

github：<https://github.com/shibing624/pycorrector>

(pip install -U pycorrector -i https://pypi.doubanio.com/simple)

中英语句纠错模型库，默认模型Kenlm(2.8G)，除此之外库中还有其他模型

pycorrector.set\_custom\_confusion\_path\_or\_dict('./add.txt')：添加规则，如果文本中出现带更改的词就会修改成对应的词。关键词替换的耗时非常少。add.txt内容为‘待更改的词 改成对应的词\n’

pred,detail=pycorrector.correct(‘中文话’)：对输入的话进行纠错。pred是改正后的话；detail是修改细节，形状为[(有问题的词,修改后的词,起始下标,结束下标)]。会下载模型(2.8G)到本地pycorrector/datasets/zh\_giga.no\_cna\_cmn.prune01244.klm

pred,detail=pycorrector.en\_correct(‘英文话’)：对输入的英文话进行拼写纠错

**from pycorrector.macbert.macbert\_corrector import MacBertCorrector**

model=MacBertCorrector("shibing624/macbert4csc-base-chinese"/本地路径)：加载MacBert4csc中文版模型(420M)(1500M)。默认会下载到本地huggingface/hub，本地加载路径要为pytorch\_model.bin的根目录

pred,error=model.macbert\_correct(text)：对输入的话进行纠错。pred为修正后的话；error形状为[(错词, 修改后的词, 起始下标, 结束下标),...]