|  |  |
| --- | --- |
| Team Number : | apmcm22XXXXX |
| Problem Chosen : | A, B or C |

2022 APMCM summary sheet

Mould flux plays the role of thermal insulation and preventing oxidation in the continuous casting process. \ Therefore, \ the distribution of mould flux has always been a key research direction in metallurgical industry.本文主要运用图形处理方法与回归分析对Mould flux熔炼过程进行探究。

For Task 1，对人工采集的熔炼关键节点标签图, 我们设计了一种文字识别模型,提高提取图像信息的效率。我们首先进行了图像预处理,然后,基于CNOCR识别库,我们二次训练DenseNet模型，最终将模型对两组电热偶温度数据的提取精度提高到98.8%以上。并根据提取的温度数据进行了均值分析,推断出原图像测量偏差大的原因。

For Task 2，为了全面了解析图像特征关于时间的变化特点,我们分别从灰度特征，颜色特征，IBP特征，频率特征和小波特征5方面提取了附件1中图像的特征向量。然后，我们使用主成分分析和箱线图，分析了组内特征显著性和组间特征显著性，均通过检验。并据此使用高斯回归进行了拟合，对上述数学模型进行保护渣熔化结晶过程的分析和研究。

For Task 3，为了进一步分析保护渣熔化结晶的时间特征与热力学关系，基于已有关键帧图像特征向量，我们对#1#2热电偶的温度与时间分别建立高斯过程回归模型。运用该回归模型作为预测算子，我们进行了数值模拟，很幸运我们发现了温度相对于熔化期和结晶器的多项式关系。最后，我们使用多项式回归得到了获得关于温度、时间变化与保护渣熔化结晶进度之间的函数关系式。

最后，我们对上述模型进行了合理评价,并通过检索文献,为后续研究的开展给出了一些建议。

结晶器保护渣在连铸过程中起到保温和防止氧化的作用。因此，结晶器熔剂的分布问题一直是冶金行业研究的重点。本文主要采用图形化处理方法和回归分析来探讨结晶器保护渣的熔化结晶过程,为冶金工业改进工艺提供了有益指导。 在任务1中，针对手工采集的冶炼关键节点标签图，我们设计了一种高精度文本识别模型，以提高提取图像信息的效率。首先对图像进行预处理,然后基于CNOCR识别库对DenseNet模型进行再次训练,最终将模型对两组热电偶温度数据的提取准确率提高到98.8 \ %以上,并结合实际运用需求,撰写了CNOCR改进模型的技术文档。此外,通过对提取的温度数据进行均值分析，推断出原始图像测量偏差较大的原因。 在任务2中,为了综合分析图像特征随时间的变化特性,我们从五个方面提取了附录1中图像的特征向量:灰度特征,颜色特征,IBP特征,频率特征和小波特征。然后利用主成分分析法和箱线图分析组内特征显著性和组间特征显著性。实验表明:5项特征均显示出较强的显著性。基于此，采用通用高斯回归对上述数学模型进行拟合，对保护渣的熔化结晶过程进行分析研究。 对于任务3，为了进一步分析时间特性与保护渣熔融结晶热力学的关系，基于已有关键帧图像的特征向量，建立了#1和#2热电偶温度和时间的高斯过程回归模型。使用回归模型作为预测算子，我们进行了数值模拟，并幸运地找到了温度与熔化期和模具之间的多项式关系。最后利用多项式回归得到温度、时间变化与保护渣熔化结晶过程的函数关系。 最后，通过检索文献，对上述模型进行合理评估，并对后续研究的发展提出建议。

Contents

(At the beginning of this text)

结晶器熔剂在连铸过程中对钢水弯月面进行热绝缘，防止钢水连铸过程中钢水的再氧

化，控制传热，对钢绞线起到润滑作用，并吸收非金属夹杂物。结晶器保护渣的冶金功能主要由其在温控曲线下的熔化速率和结晶速率决定。因此，研究结晶器熔剂在结晶器壁与铸坯壳间隙中的相分布就显得十分重要。

连铸结晶器熔剂被添加到结晶器内的钢水顶部。这些固体渣，以粉末层的形式积累在钢

液表面，可以防止钢液因温度下降过大而产生钢液层结皮。然后结晶器助熔剂的温度逐渐升高到熔点，熔化结晶器助熔剂形成烧结层。结晶器熔剂的原料通过化学反应形成低熔点物质，再形成液渣，结晶器熔剂的成分会发生一定程度的变化。**它是融化的过程。**

当结晶器熔剂完全熔合后，会形成一层液渣层，并覆盖在钢液表面。当液渣从钢液表

面的渣池渗入壳体与铜模壁之间的空隙时，就会形成渣膜。由于钢绞线表面温度较高，与钢绞线相对的熔渣仍然保持着液相。但是，随着结晶器纵向方向上液渣温度随铸坯表面温度的降低，对着铜模壁的渣膜被淬火固化，形成玻璃状固体渣膜(渣膜的凝固行为)，随着结晶器的强制冷却，而渣膜在一定区域会结晶，在合适的条件下形成结晶层(渣膜的结晶行为)，最终形成典型的三层渣膜结构:玻璃层、结晶层和液渣层。**这个过程就是结晶。**

由于高温、瞬态流体流动、复杂的相变和化学反应以及结晶器壁的不透明，很难直接

观察结晶器熔剂的相变情况。SHT T II 型熔融结晶温度测定仪被广泛应用于观察结晶器熔剂的结晶行为。实验结束后，实验人员逐一演示图像，记录图像左上角的信息，用肉眼和经验识别关键节点图像(见图 1)，从而指导结晶器熔剂的设计，以满足钢牌号的凝固要求。这个过程既浪费人力，又阻碍了实验工艺信息的发展。迫切需要发展序列图像的自动特征提取和数学建模技术。

附件 1 有 562 张结晶器熔剂熔化结晶的序列图像。这些序列图像采集时间为实验开始时的第 110 秒到第 671 秒。文件序号按照采集时间顺序排列，每 1s 采集一次图像。信息以附件1中的数字图像呈现(见图 1)，每幅图像的左上角标有图像对应的时间和 1 号热电偶、2 号热电偶的温度值。

附件 2(请写一份分步技术操作文档)，并请制作温度-时间曲线图(1#丝温-2#丝温-时间图;1#

导线平均温度-2#导线平均温度-时间图)。另外，1#丝或 2 #丝的测试结果也不准确。请指

出并说明。

Q1

结晶器熔剂在连铸过程中起到热绝缘、防止在氧化等作用，结晶器熔剂功能主要由熔剂在温控曲线下的熔化速率和结晶速率决定。因此，结晶器熔剂的分布规律一直是冶金工业的重点研究方向。

矿石**融化**过程中，结晶器熔剂持续被添加到容器顶部的钢水中,以粉末形式累积在钢液表层，可以防止钢液层因降温过快而结皮。结晶器助熔剂逐渐升温到熔点形成烧结层，原料通过化学反应形成低熔点物质与液渣,伴随成分的变化。

矿石结晶后，最终会形成三层渣膜结构:玻璃层-结晶层-液渣层。当结晶器熔剂完全熔合后，会在钢液表面形成一层液渣层。随着结晶器液渣纵向温度的降低，附着在镀铜模壁上的渣膜经淬火固化形成玻璃层。冶炼结束,结晶器强制冷却时渣膜出现区域结晶，形成结晶层。

由于结晶器熔剂的相变情况不易观察,研究员记录了结晶器熔剂的结晶行为图像,见附件1与图1-6,关键节点图像左上角记录有人工识别信息。为提高识别效率与便于科研,迫切需要实现对图像自动的特征提取与模型抽象。

**根据图1中的6个节点图像，运用数字图像 处理技术， 研究并量化 结晶器熔炼 结晶过程中 相邻序列 图像之间 的动态差异 。** 在此基础上，请对量化后的不同特征进行时间序列建模，并根据数学模型的仿真结果讨论结晶器熔炼结晶过程曲线。

**给定温度和时间的变化，以及问题 2 的研究结果，请制作数学模型，讨论温度和时间变**

**化以及结晶器熔炼结晶过程之间的函数关系，并基于数值模拟结果讨论结晶器熔炼结晶动力学(温度、熔炼 速率和结晶速率之间的关系。**

WS:

T1：请使用图像识别技术,建立数学模型,实现关键节点图像1号与2号热电偶温度的自动提取与表格填写,并提供技术文档,此外还需要make a temperature-time curve diagram，指出并解释 the test result of 1#wire or 2 #wire 的误差来源。

T2:**根据图1中6张节点图像，通过数字图像处理量化结晶器熔炼过程中**the dynamic differences between adjacent sequence images in the process of melting and crystallization .并基于此对不同特征做时间序列分析， 建立的结果模型并讨论熔炼结晶过程曲线。

T3**请讨论结晶器温度和时间变化以及熔炼结晶过程之间的函数关系，and** discuss the kinetics of melting and crystallization of mold fluxes with numerical simulation methods, including **温度、熔炼 速率和结晶速率**.

OW 基于已有节点图像，我们需要设计文字识别模型来自动化采集电热偶温度数据并绘制曲线,分析测量误差。同时，图像特征提取机与时间序列模型也被期待建立。此外，我应该分析过程中温度与时间的解析关系，并讨论kinetics of melting and crystallization.

Task 1,初步观察附件1后，为了实现精准提取标签信息,需要对图片进行预处理,提高有效信息密度。通过图像处理技术实现文字识别的方法很多,但需要选择精度高且强稳健的模型。通过识别模型采集温度数据后,可以使用程序实现表格的自动填写。由于节点图像为人工采集获得,收到测量方法的不同,温度难免有误差。

Task 2,节点图像中可以反映出样本状态特征随着熔炼时间的时序变化，我们需要提取图片中样本的有效像素,建立时间序列模型进行分析。我们考虑实现像素级的量化，并通过计算机模拟绘制曲线，根据曲线可以直观反映动态变化。

Task 3,矿石熔炼结晶在不同阶段有不同的温度,附件中给出了足量样本,基于任务一的温度识别模型与任务二模拟出的像素变化曲线,可以通过特征提取降维压缩实现函数关系的解析，通过计算机仿真可以模拟出矿石 温度、熔化速率和结晶速率等的变化特征。

AS 假设生产环境水汽、尘度各项指标均符合生产要求,对熔炼不会产生不良影响。

AS假设设备两组热电偶测量温度精确，没有出现仪器误差;但由于人工观测,存在测量误差。

AS 假设仪器采集图像质量满足图像处理基本要求,摄像头分辨率够高。

T1数据集预处理

为了调高对节点图像关键信息的提取精度,需要对检测图像进行标准化，提高目标有效信息的富集度。

1. 图片裁剪

任务一要求提取数据集中左上角的#1热电偶与#2热电偶温度数据, 那么只有图像的左上区域包含有有效的数据。若直接采用原图进行处理，由于左上角标签在图像的面积占比很小，直接识别不利于模型的收敛，会产生较大的误差。若目标图像占比过大, 也会增加识别误差。因此，我们考虑使用图像处理技术,裁剪数据图向左上200\*100像素范围作为目标标签,制作新的样本集。

1. 目标约束

任务一还要求实现提取数据后自动填写表格, 在附件2的表格中要求数据包括：检测时间、#1 温度、 #2 温度，依次约定两个目标温度变量为:

此外，依据题意，附件数据集图像由第110秒记录到第674秒，为了便于时刻的记录，我们批量对图片文件进行了重命名，按照时刻顺序依序命名为“110”,“111”,...,“674”，方面进行图像管理与人工复核。

MB CNOCR

* 优化了对数字识别的准确度。
* 优化了模型结构，进一步降低了模型的大小，提升了预测速度；最小模型从原来的6.8M降为4.7M。
* 使用了[爱因互动 Ein+](https://link.zhihu.com/?target=https://einplus.cn/" \t "https://zhuanlan.zhihu.com/p/_blank)自己的CDN存储模型文件，下载速度超快。
* 提供了预测速度更快的 shorter (-s)版预训练模型：densenet-lite-s-gru和densenet-lite-s-fc。
* 默认模型由之前的conv-lite-fc改为densenet-lite-fc。
* 预测支持使用GPU。

Optical Character Recognition (OCR), it converts all kinds of printed text into image information through optical input methods such as scanning, and then extracts effective computer input information from the image by using character recognition technology.

使用OCR技术可以实现对目标文字的提取，文字识别分为中文、英文等的识别。而本题中标签图包括中文、数字与符号，最终，我们考虑使用Python中的CNOCR库训练识别模型。CNOCR是Python3中支持**中英文**和**数字**常见字符识别的OCR工具包，支持竖排文字的识别，并且支持二次开发。我们考虑在CNOCR的基础上训练本题的文字识别模型。

卷积神经网络（CNN）是当前最主流一种方法，DenseNet是基于CNN的一种密集连接卷积（dense connection）,前层与后层连接密度高。

即互相连接所有的层，具体来说就是每个层都会接受其前面所有层作为其额外的输入。在DenseNet中，每个层都会与前面所有层在channel维度上连接（concat）在一起，并作为下一层的输入。对于一个 L LL 层的网络，DenseNet共包含个连接，而且DenseNet是直接concat来自不同层的特征图，这可以实现特征重用，提升效率.

在DenseNet中，会连接前面所有层作为输入

‘

，上面的

​

(⋅)代表是非线性转化函数（non-liear transformation），它是一个组合操作，其可能包括一系列的BN(Batch Normalization)，ReLU，Pooling及Conv操作。注意这里l ll层与 l − 1 l-1l−1层之间可能实际上包含多个卷积层。

DenseNet的前向过程如图所示，可以更直观地理解其密集连接方式，比如 h 3 h\_3h

3

​

1

​

和 x 2 x\_2x

2

​

，它们是在channel维度上连接在一起的。

我们采用CNOCR框架来实现DenseNet，CNOCR内置了DenseNet与DenseNet-lite模型，下面简单介绍训练过程：

Features from input Layers 经过了concat整合与标准化，经过多重卷积，将输入数据降低到一维，将图片上的文字像素信息经过多次向前传播最终压缩出目标特征，提取出文字。

Figure 3: DenseNet layer forward pass: original implementation (left) and efficient implementation(right). Solid boxes correspond to tensors allocated in memory, where as translucent boxes are pointers. Solid arrows represent computation, and dotted arrows represent memory pointers. The efficient implementation stores the output of the concatenation, batch normalization, and ReLU layers in temporary storage buffers, whereas the original implementation allocates new memory.

我们将预处理得到的图片集合使用CNOCR中的DenseNet模型进行训练, 我们将数据集分为训练集，测试集和验证集。由于模型已经较为成熟，我们使用前100组图像进行训练，寻找到较合适的参数配置，后再使用50组数据进行测试。经过测试，模型的文字准确识别率可以达到98.5%。

之后，我们将全部564组图像使用训练好的网络进行了文字识别,并用pandas对获取的文字数据自动化地写入附件2表格中，下表1所示,由于篇幅原因，只取前16组文字识别结果:

温度变化曲线与异常分析

基于文字识别模型获取的温度信息，我们分别就#1 热电偶与#2 热电偶关于时间的温度变化曲线使用MATLAB程序进行绘制,如图10所示:

从图像中可以反映出#1热电偶在加热阶段呈现稳步升温态势，在结晶期间温度则均匀下降，但在两个状态之间存在一段温度恒定的区间。

查阅有关文献与SHTT实验仪手册, 我们分析推断出可能如下缘由: 1.在熔炼达到熔点之后继续吸热不会升温。2.SHTT实验仪器在样本熔炼结晶阶段之间有保温功能。

两组热电偶的测试数据存在一定关联,根据题目的要求,我们计算了每个时刻热电偶的平均温度，绘制了热电偶#1#2平均温度曲线如图所示：

****Environment****

任务一的温度信息文字识别模型基于Python3进行程序开发,依赖于CNOCR库二次训练,在使用本识别软件之前应该确保计算机上安装好3.7及以上版本的Python环境，并且根据下述说明书安装好本程序引用的第三方库：

Install Dependence

pip install cnocr

pip install pandas

pip install re

pip install Image

安装速度慢的话，可以指定国内的安装源，如使用豆瓣源：

pip install cnocr -i https://pypi.doubanio.com/simple

****Warning****

如果电脑中从未安装过 PyTorch，OpenCV python包，初次安装可能会遇到问题，但一般都是常见问题，可以自行百度/Google解决。

官方代码库：[https://github.com/breezedeus/cnocr](https://gitee.com/link?target=https://github.com/breezedeus/cnocr)

Steps

Step.1 将采集的原始图片放置在路径D盘路径 “D:\Attachment 1”。

Step.2 将附件2的表格防止在与python程序task1.py相同目录下。

Step.3 使用Powershell或者Pycharm等IDE软件启动python程序,注意使用”管理员模式”,确保程序有读写目标文件权限。

Step.4 最终将采集到温度信息写入目录中的Attachment 2.xlsx文件中

Task2

图像特征分析

#### 1111

田浩:

欧克

田浩:

纹理特征：

田浩:

均值 标准差 对比度 相异性 同质性/逆差距 角二阶矩 能量(ASM) 能量(Energy) 熵(Entropy) 它们都是共生灰色矩阵下的

田浩:

https://zhuanlan.zhihu.com/p/90235253具体可以参考这个博客

田浩:

lbp特征 ：原始LBP特征 旋转不变LBP特征 等价模式LBP特征 旋转不变等价模式LBP特征

颜色特征：一阶色矩 二阶2色矩 三阶色矩

一阶色矩（均值)、二阶色矩(方差,)和三阶色矩(skewness）

有些特征可能会不用

㕻山:

可以

童仕延:

那就用第一种方案了哈

灰度特征：

共生灰度矩阵可以反映图像灰度关于相邻间隔、方向、幅度的综合信息，GLCM一般通过统计图像的特定灰度和像素间的状态确定 ，进而计算基于 GLCM 的 7 个统计量， 包括角二阶矩、对比度、相关性、相异度、熵、同质性、能量，解释了图像的灰度特征:

灰度共生矩阵（灰度联合概率密度）

### 小波特征

In this paper, WMCM is used to extract the texture features of the molten crystallization process image of protective slag.

1创建 WMCM

查阅相关文献，图像特征可以分为纹理特征与颜色特征两大类，为了使图像评价尽量客观，我们考虑分别以各种方式

本文采用 R、G、B 颜色分量的一、二和三阶矩来表示保护渣熔化

结晶过程图像的颜色分布，三个颜色矩的定义为：

颜色是图像的主要特征之一。颜色矩是一种简单有效的颜色特征表示方法，

有一阶矩、二阶矩和三阶矩等，本文采用 R、G、B 三个颜色分量的一、二和三阶矩来表示保护渣熔化结晶过程图像的颜色分布，低阶矩可较全面地反映颜色分布，并且不用量化空间。三个颜色矩的定义为:

图像的 3 个分量的前三阶颜色矩组成一个 9 维向量，即得到 9 个颜色特征。

将预处理后的子图像进行一级 2D-WPT 分解，得到 4 个 256\*256 像素的子

图，即高频噪声子图(High-High, *HH*)、垂直细节子图(Low-High, *LH*)、水平细节

子图(High-Low, *HL*)和近似子图(Low-Low, *LL*)

\noindent\textbf{6.2.1 Grayscale feature Extractors}

\begin{equation}

\tag{6-2-1}-

\end{equation}

\noindent\textbf{6.2.2 Color Feature Extractor}

颜色特征是通过图像或图像区域的颜色特征来描述，它具有整体性．颜色特征提取方法有颜色直方图、颜色集、颜色矩 ，以颜色直方图提取为例，假设非负函数Ｆ（Ｘ）的积分为１，即

\noindent\textbf{6.2.3 LBP Feature Extractor}

LBP指局部二值模式，(Local Binary Pattern)，是一种用来描述图像局部特征的[算子](https://so.csdn.net/so/search?q=%E7%AE%97%E5%AD%90&spm=1001.2101.3001.7020" \t "https://blog.csdn.net/qq_29462849/article/details/_blank)，LBP特征具有灰度不变性和旋转不变性等显著优点。

为了提高图像特征的独特性,本文中使用LBP的改进特征模型——圆形LBP。Ojala等对LBP 算子进行了改进，将 3×3邻域扩展到任意邻域，并用圆形邻域代替了正方形邻域,改进出圆形LBP。圆形LBP的原理与传统LBP基本一致，引入了采样点数P以及采样圆形领域半径R。

根据LBP基本原理,我们分别提取了图像区域的原始LBP特征、旋转不变LBP特征、等价模式LBP特征和旋转不变等价模式LBP特征,并绘制了特征时序曲线, 如图所示：

\noindent\textbf{6.2.4 Frequency Feature Extractor}

我们使用快速傅里叶变换(FFT)对图像像素的光谱频率特征进行了提取,快速傅里叶变换是一种在时间内完成的离散傅里叶变换算法

对展开 目标式我们进行多项式变换得到:

我们抽取了样本中具有代表性的20张样本，运用快速傅里叶变换分别提取了样本的频率特性：

多贝西小波变换分解

**Coiflet小波是**Ingrid Daubechies设计的一种离散小波，能同时拥有高消失动量，且其波形接近对称，常被用于数字信号处理。对于图像数字信号的处理,具有强力的抽取能力。

为了提高模型的效率,使用离散化的处理算法可以较高地降低空间复杂度, 常用二进小波来解构二维图像信息：

二维离散小波变换是一维离散小波变换得推广，是将信号在不同尺度上的分解，从而得到原始信号的近视值和细节值；由于信号是二维的，所以分解也是二维的；分解后的结果是：近似分量；水平细节分量；垂直细节分量；对角细节分量,本文中认为图像信息为低频输入激励:

ca 低频均值 ch水平高频均值 cv垂直高频均值 cd对角线高频均值

运用多贝西小波，我们对问题一中的检测图像提取了小波特征, 如图所示为熔炼结晶期间的小波特征曲线。

在样本融化过程中

问题题干中了矿石的样本特征图,为了全面地反映矿石在冶炼和结晶过程中各项特征指标的变化态势，需要在设计特征指标时，需要尽可能地增加指标数量的覆盖面，这样可以提高特征提取的全面性。

在选取特征时,可以从多个维度切入，如色相、色彩、像素等，通常包括颜色特征和纹理特征的提取，而各自又细分出多项特征可以采用。

观察处于融化阶段的图像，我们发现：融化期间的图像色彩亮度较高，且色彩浓度密集，对比度明显，可以通过像素压缩提取对应的图像特征。此时助溶剂还在发挥作用，图像明亮，样本边界明显。

处于结晶阶段的图像，我们发现：随着时间的推进，样本温度逐渐降低，最终图像会结晶成低亮度物体,且由样本中心先接近形成渣膜,渣膜的覆盖会逐渐提高降温速度，当渣膜层完全覆盖后，继续降温会形成玻璃层。

基于前述研究模型，我们依次提取5类主要的图像特征作为冶炼过程中的特征指标, 由于选取指标数量较多，需要对指标质量进行筛选。我们假设以时间为序列，利用提取的五组特征，计算保护渣熔化结晶过程中相邻序列图像间进行主成分分析（PCA）：

经过主成分分析的验证,提取出的五领域图像特征量均与矿石样本熔炼结晶过程之间具有强联系，我们以五组特征数据,使用高斯过程线性模型拟合了模型,得出模型参数如表所示：

从保护渣的熔化和结晶过程曲线在,在融化阶段：中相邻序列图像之间的动态差异变化不明显,关键节点图像特征类似，均为高亮图。在结晶阶段：由于图中的样本迅速降温结晶,结晶期的特征变化较快，且变化速率逐渐变缓。

# Task3

## 基于上文对熔炼结晶图像特征的提取模型以及附件2中的温度数据，我们开始对温度时序关系进行分析。

## 附件2中的数据是从附件1中的图像集中提取,局限于OCR的精度,在误差允许的范围内,可以运用回归类的方法进行对时间与温度关系的解析。

我们将任务一提取出来的数据投射在以时间为轴的三位空间内,得到了两热偶温度关于时间的曲面,如图22：

从图中可以发现, 曲面光滑无奇点, 具有较强的线性相关性。

由于变量之间存在线性关系,我们考虑使用多项式回归模型解析温度的表达式——高斯过程回归是典型的多项式回归模型。

我们高斯过程回归作为数值模拟的生成器,使用多组时刻预测热电偶图绘制了散点图, 通过观察熔化期和结晶期的散点图,我们发现：熔化期内温度变化速率的散点图呈现二次函数分布，结晶期内温度变化速率的散点图呈现一次函数分布。

通过计算机模拟预测出温度速率散点后, 我们使用二次线性回归模型对熔化期间的温度变化速率进行了回归拟合,得出了熔化阶段的热力学关系曲线：

After predicting the temperature rate scatter through computer simulation, we used a quadratic linear regression model to regressively fit the temperature change rate during melting, and obtained the thermodynamic relationship curve of the melting stage:

同理，我们以计算机模拟预测出结晶器的热力学参数进行回归， 使用一次线性拟合模型回归出结晶阶段的热力学关系曲线。The relationship between temperature, melting rate and crystallization rate can be shown in the curve.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 4.cnocr | 优点 | 区域检测和内容识别效果都很高 |
|  | 缺点 | start星最低， |
|  | 部署 | pip安装，doker部署 |

# S&W

CNOCR使用了多种网络模型,区域检测和内容识别效果都很高,且程序体量小,代码编写难度不大。可以基于内置模型二次训练文字识别模型，具有优秀的移植性。

CNOCR主要针对的是排版简单的印刷体文字图片，如截图图片，扫描件等。目前内置的文字检测和分行模块无法处理复杂的文字排版定位。如果要用于场景文字图片的识别，需要结合其他的场景文字检测引擎使用，例如同样基于 MXNet 的文字检测引擎 **[cnstd](https://github.com/breezedeus/cnstd)** 。同时，由于CNOCR用户有限,代码缺少维护，更新较慢。

检查图像质量,确保原始图像的可识别性。结合题目训练集设计更加优秀的OCR算法。使用算法模型迭代训练得出最适合识别温度数据的图片尺寸，提高有效ppi,消除图像噪音。

如果图像中存在背景或前景噪声，我们要将其删除，以便获得高质量的数据输出。

————————————————

版权声明：本文为CSDN博主「猛男技术控」的原创文章，遵循CC 4.0 BY-SA版权协议，转载请附上原文出处链接及本声明。

原文链接：https://blog.csdn.net/weixin\_45755332/article/details/115798649

\noindent\textbf{8.2.1 Strengths of 5-domains feature extractor}

(1)Grayscale feature

简单，灰度值稳定，计算机对灰度图灰度图图像处理响应迅速,符合二进制运算规律。

(2)Color feature

使用颜色矩来剃取颜色特征,不需要颜色空间量化，特征向量维数低

(3)LBP feature

计算复杂度低,无需训练学习,光照不变性,易于工程实现

(4)Frequency feature

****图像的频谱都是中心对称的,利用快速傅里叶变换进行展开,模型具有普遍适用性,****可以解释时域很难解释的滤波问题

1. WaveLet feature

小波变换不但能够反映频率能量的分布，同时还保留了图像特征的空间分布特性。多贝西小波转换具有良好的性质，经过多次压缩还是能保有原本的资讯。

\noindent\textbf{8.2.2 Weakness of 5-domains feature extractor}

(1)Grayscale feature

处理制作灰度图像的时间复杂度大,由于二值化后信息量少，导致在复杂的场景可能无法正常判断与识别。

(2)Color feature

该方法的优点是：；(3)LB但是该方法的检索效率比较低，实际应用中常用来过滤图像，以缩小检索范围。

P feature

LBP特征的缺点是它在平面图像区域上不太稳健。在平面图像区域内，强度差异幅度小并且受图像噪声的高度影响。

(4)Frequency feature

存在的条件比较苛刻,时间-频率分辨率无法同时满足

1. WaveLet feature

使用小波变换提取特征,不可避免地压缩了图像特征,图像失真。

本文就矿石冶炼过程中渣层结构的时间变化规律进行了研究。首先，我们对训练图像中进行识别,基于CNOCR进行了二次开发训练出针对电热偶温度的文字识别模型。实验证明，CNOCR模型识别准确率98.5%.

For task 2,为了分析熔炼结晶期间各阶段样本的变化状态，我们分别对关键帧图像就灰度特征，颜色特征，IBP特征，频率特征与小波特征进行了特征提取, 通过各箱线图可以反映五项特征均很明显。随后我们对提取出的特征向量进行了主成分分析，根据PCA的结果绘制了熔炼结晶过程曲线。

此外,通过建立高斯过程回归模型，我们解析了温度与时间的关系,通过分析基于高斯过程回归预测的数值模拟结果,我们发现:熔化期内温度变化速率的散点图呈现二次函数分布，结晶期内温度变化速率的散点图呈现一次函数分布。据此绘制了两个状态的拟合曲线图。

本文使用到计算机图形处理中常用的图形特征提取算法，并且使用了CNOCR作为二次开发的框架改进特征指标

文献

文献给出了一种机遇色域分量的颜色特征提取方法, 相比使用颜色矩具有更低的时间复杂度，更广的适用性。改进后的算法降低了计算复杂度,极大地减少了图像纹理特征提取的时间。

在文献中, 研究员将小波变换巧妙地应用于频率特征的提取。两类特征的结合极大地提高了特征提取效率。作者对低频分量提出了一种基于非采样提升小波变换的空间频率比图像融合方法。相对于 传统小波变换的图像融合更有效地保留了源图像的边缘细节信息，获得了更好的融合图像。