

# 影像表格文字化的實作與學習

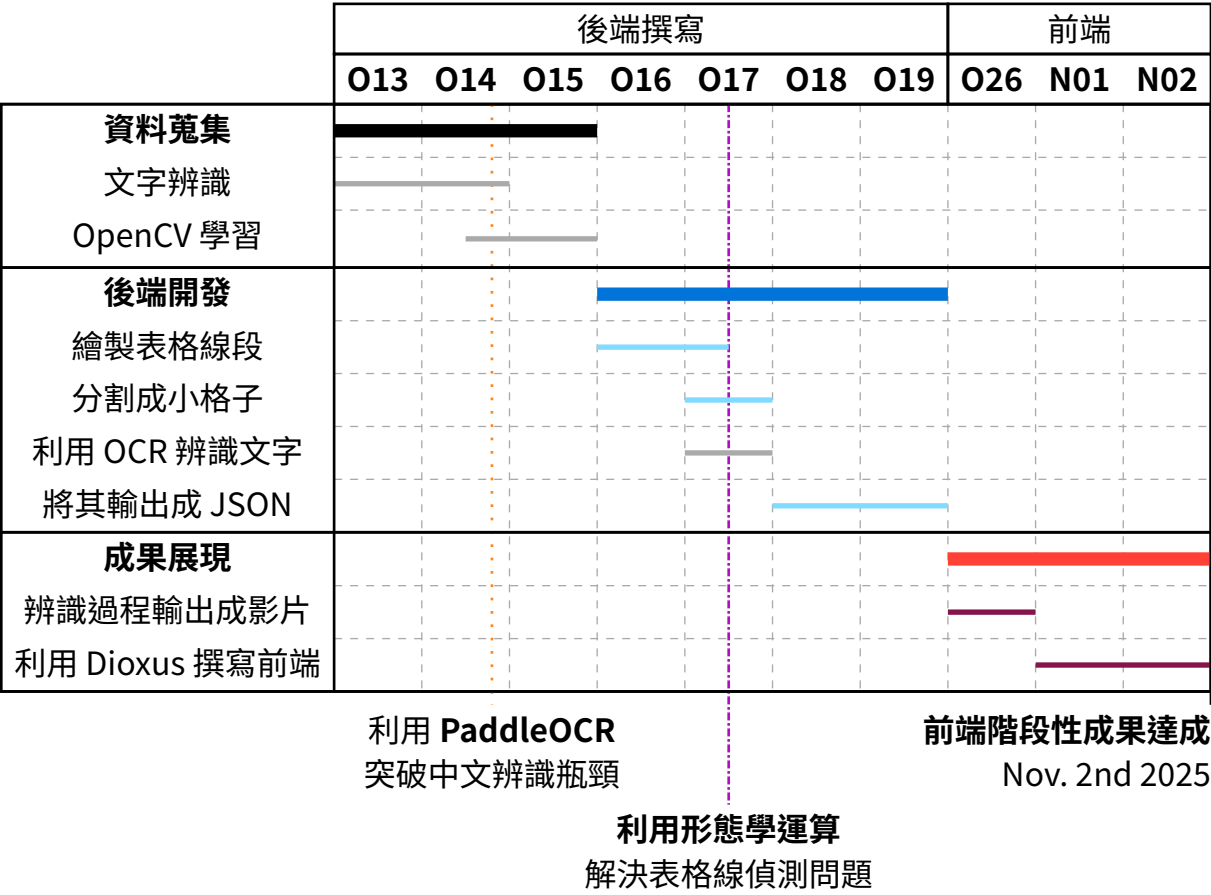
作者：薛詠謙

## 1、動機

在尋找合適校系的過程中，我發現 [University TW](#) 所提供的分數搜尋功能非常實用。不過，該網站的資料更新速度並不一定與官方同步，而 [大學甄選入學委員會](#) 所公布的錄取分數資料又多以 **圖片表格** 的形式呈現，難以直接整理或分析。

因此，我產生了想要將影像表格轉換成可數位化利用文字資料的想法，因此，我開始學習 **OCR**（光學文字辨識）技術，並嘗試實現影像中文字資料的自動化擷取與轉換。

## 2、時間線



### 專案現況與規劃：

截至 11 月 2 日，我已完成:

- 後端辨識引擎 (100%)
- 表格切割與資料結構化 (100%)
- 辨識過程視覺化影片

- 前端介面開發中 (預計 11 月底完成)

雖然前端尚在開發，但核心的技術難題已經解決。這個過程讓我體會到，先攻克技術核心，再優化使用體驗的開發策略。簡單來說就是 Proof-Of-Concept 先寫出來，再去想之後的 tech-debt 問題。

## 3、資料蒐集

在有了這個想法之後，大約花了一個禮拜做資料蒐集，尋找是否有前人所做之成果。在閱讀了 [1] 與 [2] 之後，我將影像表格分析流程簡略分為以下幾個步驟：

1. **影像前處理**：對原始影像進行去噪、二值化或對比度等調整。
2. **表格分割**：偵測並標註表格的行列結構，將整體表格拆分為單元格。
3. **文字辨識**：對每個單元格進行 OCR 辨識，取得對應文字內容。
4. **轉換輸出格式**：將最終文字結果整理成結構化資料，如 `csv` 或 `json`。

### 3.1 影像預處理

#### 3.1.1 二值化

`threshold(thresh: f64)` 函式可將灰階影像轉換為純黑與純白的二值化影像。然而，由於中文字筆劃粗細不一，閾值 (`thresh`) 的設定若不恰當，可能會降低文字辨識的準確度。

檢定標準	檢定標準	檢定標準
圖 1: 閾值=100	圖 2: 閾值=150	圖 3: 閾值=200

因此，雖然在此範例中使用 圖 2（閾值 = 150）的二值化處理結果尚可接受，但鑒於本專案涉及多種不同文字樣式，最終我決定在文字辨識的預處理階段不採用二值化。

### 3.2 文字辨識

#### 3.2.1 Tesseract

將中文文字影像直接輸入 `tesseract` 進行辨識時，即使經過灰階化等前處理，辨識效果仍不盡理想。推測原因可能在於大考中心提供的檔案 **解析度** 過低<sup>[3]</sup>，導致模型無法正確辨識文字。

不過，`tesseract` 在數字的辨識上表現十分精準，能穩定且無誤地擷取出校系代碼欄位的資料。

人文社會學院學士班  
`tesseract figure-1.png -l chi_tra`  
無法 辨識出文字

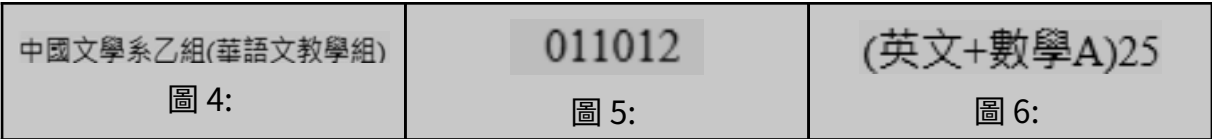
011012  
`tesseract figure-2.png -c tessedit_char_whitelist=0123456789`  
成功辨識出 011012

3.2.2 PaddleOCR

PaddleOCR 是由百度開發的文字辨識工具，相較於 `tesseract`，在中文文字的擷取上具有顯著的提升。

在大多數情況下，PaddleOCR 能夠成功辨識中文文字，其特色包括：

- 少數情況下可能漏字，例如在 圖 4 中僅辨識出「(華語文教學組)」。
- 純數字辨識有時也會漏字，如在 圖 5 中僅辨識出「1012」。
- 對中英文混合及標點符號具有良好容錯性，大部分情況下都能正確辨識，例如在 圖 6 成功辨識出「(英文+數學A)25」。



3.2.3 小結

綜上所述，將 `tesseract` 用於單元格的純數字辨識，而將 PaddleOCR 作為主要文字辨識工具，似乎為最佳組合。

4、 操作方法

根據 圖 7 所示，來源影像包含多個表格區段，必須先將主要區塊切出，才有辦法進行更細緻的分割。因此，需要先辨識各區域的 **外圍邊線** 並進行分割，再辨識表格內的 **分割線**，將表格切分成單元格，最後進行 **文字辨識**，並將結果整理成結構化的 JSON 格式。

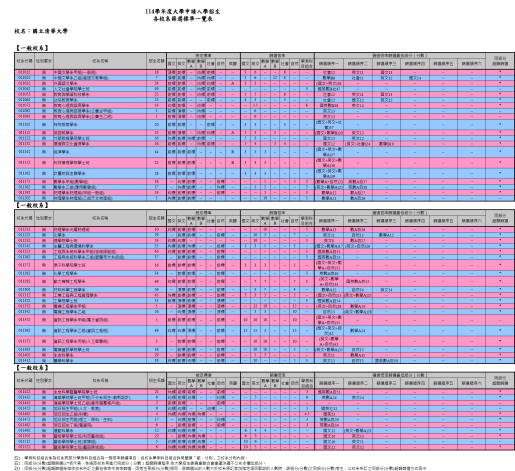


圖 7:

處理流程可簡述如下：

外圍邊線辨識 → 區域分割 → 表格邊線辨識 → 單元格分割 → 文字辨識 → 將資料結構化

4.1 外圍邊線辨識與分割

根據 [1]，可使用 `find_contours_with_hierarchy` 函數進行直線邊緣偵測。然而，此方法同時會偵測到文字筆劃中的直線，導致難以準確判定外框邊界。

### 4.1.1 消除文字

為消除文字干擾，可採用膨脹與腐蝕（morphological closing）處理。

```
let kernel =  
    get_structuring_element(imgproc::MORPH_RECT, Size::new(20, 5),  
    Point::new(-1, -1));  
  
let mut closed = Mat::default();  
  
morphology_ex(  
    &thresh,  
    &mut closed,  
    imgproc::MORPH_CLOSE,  
    &kernel,  
    Point::new(-1, -1),  
    1,  
    BORDER_CONSTANT,  
    Scalar::default(),  
)?;
```

表 1: 其中 `thresh` 為經過二值化的影像

由表 1 和轉換過後的圖 8 可見，以長 20、寬 5 的矩形結構元素（kernel）進行運算，能有效的腐蝕掉文字，不過同時也腐蝕掉了表格。為保留表格結構，可將處理後的影像與原始影像進行 `bitwise_or` 運算，以刪除文字，如圖 9 所見。



圖 8: 經過腐蝕過後的圖像

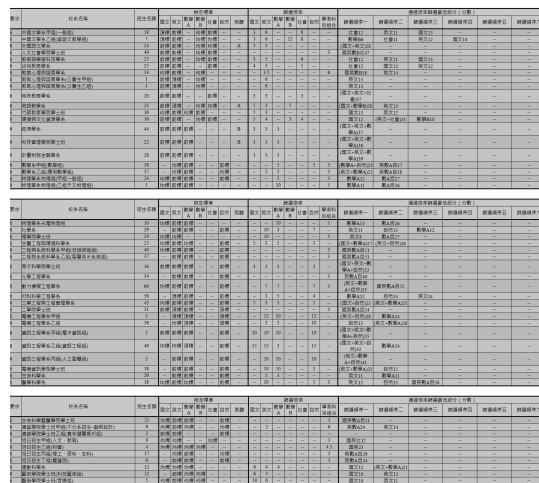


圖 9: 經 bitwise\_or 合併的圖像

### 4.1.2 辨識邊線

如表 2 所示，將影像經由 `threshold` 函數進行二值化處理後，再執行 `bitwise_not` 運算，即可得到如圖 10 之結果。

```
let mut thresh = Mat::default();
threshold(&output, &mut thresh, 254.0, 255.0,
THRESH_BINARY)?;
bitwise_not(&thresh.clone(), &mut thresh, &no_array())?;
```

表 2: 其中 `output` 為經過 `bitwise_or` 處理過後的影像

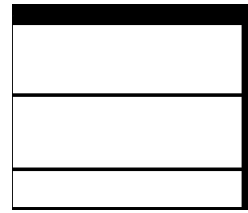


圖 10:

### 4.1.3 分割表格區段

```
let mut contours = Vector::<Vector<Point>>::new();
let mut hierarchy = Vector::<Vec4i>::new();
find_contours_with_hierarchy(
    &thresh,
    &mut contours,
    &mut hierarchy,
    imgproc::RETR_EXTERNAL,
    imgproc::CHAIN_APPROX_SIMPLE,
    Point::new(0, 0),
)?;
let mut blocks: Vec<Rect> = contours
    .iter()
    .map(|contour| {
        let rect = imgproc::bounding_rect(&contour).unwrap();
        let area = (rect.width * rect.height) as f64;
        (rect, area)
    })
    .collect();

// sort by y-values first
blocks.sort_by(|a, b| a.y.cmp(&b.y).then_with(|| a.x.cmp(&b.x)));

let blocks_mat = blocks
    .into_iter()
    .map(|rect| Mat::roi(img, rect).map(|x| x.clone_pointee()))
    .collect::<Result<Vec<_>, opencv::Error>>()?;
```

表 3: 其中 `thresh` 為經過 `bitwise_not` 處理過後的影像

最後如表 3 所見，利用 `find_contours_with_hierarchy` 與 `Mat::roi` 即可將原影像分割成三個子區塊。

## 4.2 表格內部邊線辨識

[4] 指出可透過形態學運算進行表格辨識；而 [1] 與 [2] 則是採用 **Canny** 邊緣檢測函數，並結合 **HoughLinesP** 霍夫直線變換進行偵測。經實測比較後發現，利用形態學運算所需調整的參數較少，前處理需求也更為簡化。

由於本專案處理的影像並非真實拍攝結果，而是不含掃描噪點的數位圖片，因此形態學運算在此應用情境下更為合適。

### 4.2.1 前製處理

```
let mut gray_inv = Mat::default();
bitwise_not(&gray, &mut gray_inv, &no_array());
let mut binary = Mat::default();
threshold(&gray_inv, &mut binary, 90.0, 255.0, THRESH_BINARY)?;
```

表 4: **gray** 為將圖像灰白化後的圖片

因為我們要偵測的是邊線，所以將圖像負片化能使邊線轉換成白色，較易偵測。

```
let dilate_kernel = get_structuring_element(MORPH_RECT, Size::new(3, 1),
Point::new(-1, -1))?;
let mut binary_dilated = Mat::default();
dilate(
    &binary,
    &mut binary_dilated,
    &dilate_kernel,
    Point::new(-1, -1),
    1,
    BORDER_CONSTANT,
    morphology_default_border_value()?,
)?;
```

表 5:

再先進行簡單的膨脹運算，將文字變得更粗，如 表 5 可見。

#### 4.2.2 偵測橫線

```
let horizontal_kernel =  
    get_structuring_element(MORPH_RECT, Size::new(kernel_width, 1),  
    Point::new(-1, -1))?;  
  
let mut detected = Mat::default();  
  
morphology_ex(  
    &binary,  
    &mut detected,  
    MORPH_OPEN,  
    &horizontal_kernel,  
    Point::new(-1, -1),  
    1,  
    BORDER_CONSTANT,  
    morphology_default_border_value()?,  
)?;
```

表 6: `binary` 圖片是經過 表 4 和 表 5 處理過後的圖像

透過使用極扁的 `kernel` 並施行開運算 (MORPH\_OPEN)，可將非橫向排列的區域轉換為背景。因此，調整 表 6 中的 `kernel_width` 會影響處理結果。

經測試，圖 11 與 圖 12 仍可觀察到未完全腐蝕的文字，最終決定將 `kernel_width` 設為 60，以確保文字完全被去除。

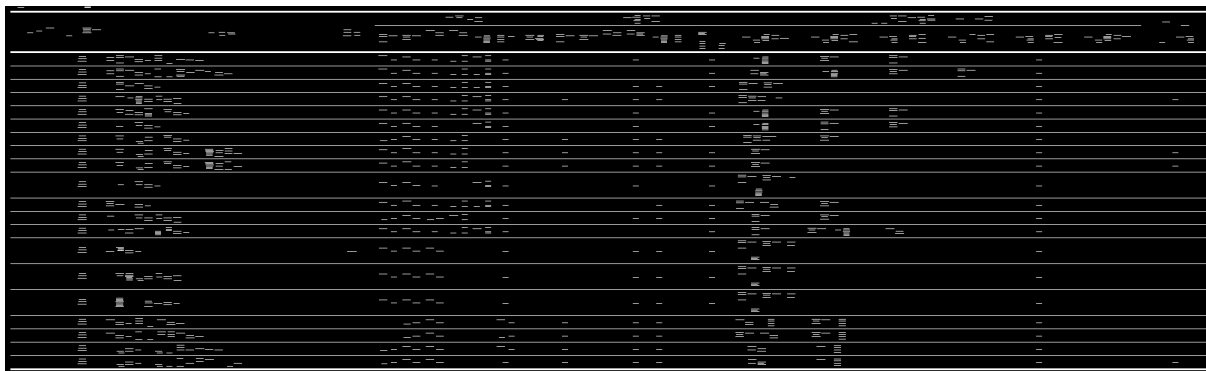


圖 11: `kernel_width = 10`



圖 12: `kernel_width = 20`



圖 13: `kernel_width = 40`

### 4.2.3 偵測直線

同樣的邏輯可以套用在直線上，而 `kernel_height` 這次設定為 40，因為有較多更短的直線。

```
let vertical_kernel =  
  get_structuring_element(MORPH_RECT, Size::new(1, kernel_height),  
    Point::new(-1, -1));
```

表 7:

### 4.2.4 統一線寬

由於 `.data_bytes_mut()` 必須取得一塊連續記憶體，因此原本在 OpenCV 中不是連續記憶體的列(column)，無法直接使用該方法進行操作。

為了統一處理線寬，可利用矩陣轉置，將原本的列轉換為行(row)，使其變成連續的記憶體區塊，即可直接傳入 `keep_middle_line`。



```
// transpose to make columns continuous
transpose(&h_lines.clone(), &mut h_lines)?;
for y in 0..h_lines.rows() {
    keep_middle_line(h_lines.row_mut(y)?.data_bytes_mut()?);
}
transpose(&h_lines.clone(), &mut h_lines)?;

for y in 0..v_lines.rows() {
    keep_middle_line(v_lines.row_mut(y)?.data_bytes_mut()?);
}

fn keep_middle_line(line: &mut [u8]) {
    let line_with_index =
line.iter().copied().enumerate().collect::<Vec<_>>();
    // if consecutive elements are all 255, group them together
    let consecutive_runs = line_with_index
        .chunk_by(|(_, lhs), (_, rhs)| *lhs == 255 && *rhs == 255)
        .filter(|x| !x.iter().rev().any(|x| x.1 == 0)); // prevents
boundary condition of [255, 0]
    line.fill(0);
    for stride in consecutive_runs {
        line[stride[stride.len() - 1].0] = 255;
    }
}
```

表 8:

#### 4.2.5 計算相交點

```
let mut intersection_mat = Mat::default();
bitwise_and(&v_lines, &h_lines, &mut intersection_mat, &no_array())?;

let mut points_mat = Mat::default();
find_non_zero(intersections_mat, &mut points_mat)?;

let mut intersections = points_mat
    .iter::<Point>()
    .into_iter()
    .flatten()
    .map(|e| (e.1.x, e.1.y))
    .collect::<Vec<_>>();
```

表 9:

根據表 9，可利用 `bitwise_and` 計算線條的交點。然而，交點結果儲存在 `Mat` 影像中，不易直接運用。因此，使用 `find_non_zero` 將非零像素（即交點）轉換為 `Vec<Point>`，以便後續處理。

### 4.3 單元格分割

### 4.4 資料結構化

## 參考文獻

- [1] 蔡桓銘, “用 Tesseract 結合 LSTM 模型實作手填表格辨識,” 2021. doi: [10.6846/TKU.2021.00596](https://doi.org/10.6846/TKU.2021.00596).
- [2] Johnny Chang, “使用 python 萃取掃描文件中的表格(一)切豆腐篇.” [Online]. Available: <https://between2058.medium.com/%E4%BD%BF%E7%94%A8python%E8%90%83%E5%8F%96%E6%8E%83%E6%8F%8F%E6%96%87%E4%BB%B6%E4%B8%AD%E7%9A%84%E8%A1%A8%E6%A0%BC-%E4%B8%80-%E5%88%87%E8%B1%86%E8%85%90%E7%AF%87-d5b65b7ec320>
- [3] Willus Dotkom, “Optimal image resolution (dpi/ppi) for Tesseract 4.0.0 and eng.traineddata?.” [Online]. Available: [https://groups.google.com/g/tesseract-ocr/c/Wdh\\_JJwnw94/m/24JHDYQbBQAJ?pli=1](https://groups.google.com/g/tesseract-ocr/c/Wdh_JJwnw94/m/24JHDYQbBQAJ?pli=1)
- [4] S. Mandal, S. P. Chowdhury, and A. K. Das & Bhabatosh Chanda, “A simple and effective table detection system from document images.” doi: [10.1007/s10032-005-0006-5](https://doi.org/10.1007/s10032-005-0006-5).