ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH
ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

BÁO CÁO ĐỒ ÁN

MÔN HỌC: MÁY HỌC - MACHINE LEARNING

ĐỀ TÀI

NHẬN DẠNG CHỮ VIẾT TAY TIẾNG VIỆT

Giảng viên hướng dẫn: Phạm Nguyễn Trường An
Lê Đình Duy

Sinh viên thực hiện: Tô Thanh Hiền - 19521490
Trần Vĩ Hào - 19521482
Trương Quốc Bình - 19521270

Lớp: CS114.L22.KHCL

Thành phố Hồ Chí Minh, ngày 19 tháng 7 năm 2021

MỤC LỤC

Chương 1. Tổng quan

1. Mô tả bài toán

Nhận diện chữ viết tay là ứng dụng cốt lõi của thị giác máy tính. Đây là ứng dụng tuy không hề mới mẻ nhưng vẫn còn đang phát triển và có nhiều tiềm năng ở Việt Nam. Trong bài báo cáo sẽ giới thiệu model nhận diện chữ cái viết tay tiếng Việt xây dựng bằng Convolutional Neural Network (CNN) và bằng Convolutional Recurrent Neural Network (CRNN).

Nhận dạng là lĩnh vực được các nhà khoa học rất quan tâm để giải quyết các yêu cầu trong cuộc sống hiện nay, có nhiều lĩnh vực nhận dạng như nhận dạng tín hiệu, nhận dạng tiếng nói hay nhận dạng ảnh. Vấn đề nhận dạng chữ viết tay thực sự là một thách thức đối với những nhà nghiên cứu.

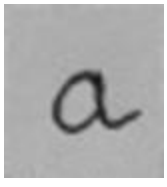
Chữ viết tay xuất hiện ở hầu hết trong các công việc của các cơ quan, nhà máy, xí nghiệp, trường học. Việc nhập một văn bản viết tay trên giấy vào máy tính hầu như chỉ có một cách giải quyết đó là gõ lại từng ký tự, việc này luôn chiếm nhiều thời gian và đôi khi không đảm bảo tiến độ hoạt động của công việc. Việc nhận dạng chữ viết tay hầu như đã có nhiều nhà nghiên cứu thử sức, nhưng phần lớn họ chỉ nhận diện chữ viết tiếng Anh, vậy những ngôn ngữ của các quốc gia khác thì sao? Với những lý do trên nhóm em đã chọn nghiên cứu đề tài: **"Nhận dạng chữ viết tay tiếng Việt"**.

Có thể mô tả tổng quát bài toán như sau:

+ Bài toán thuộc dạng bài phân loại.
+ Input đầu vào sẽ là một tấm ảnh trong đó có chứa đúng một chữ cái tiếng Việt. Output (dạng text) sẽ là chữ cái tương ứng với tấm ảnh đó.

VD:

Input:



Output: **a**

2. Mô tả dữ liệu

Bảng chữ cái Việt Nam bao gồm 29 chữ cái. Trong đó 22 chữ cái là thuộc chữ cái latin. Có 7 chữ cái biến thể bằng cách thêm dấu. Không những thế chữ cái còn có thêm 6 ngữ âm là ngang, sắc, huyền , hỏi, ngã, nặng. Kết hợp với các nguyên âm sẽ tạo nên các biến thể

khác. Tổng cộng chúng ta sẽ có 89 loại chữ cần thu thập.

Trong quá trình thu thập dữ liệu xuất hiện nhiều khó khăn ngoài ý muốn như sau:

- Do tình hình giãn cách xã hội nên không thể chỉ dẫn cụ thể, chỉ có thể điều khiển mọi việc từ xa dẫn đến việc dữ liệu thu thập được không đồng nhất. Người viết có xu hướng viết chữ lấn viền của ô thu thập data nên khi đưa vào code cắt ảnh, những tấm ảnh ấy đều bị xóa trắng không dùng được, trên lí thuyết mỗi bộ thu dataset sẽ thu được mỗi chữ cái 10 ảnh, nhưng thực tế số ảnh dùng được là rất ít, có khi không thu được ảnh nào.
- Ngoài ra còn có các vấn đề khác như: người cho dataset viết chữ theo mẫu của máy tính, đôi khi người cho không "nhiệt tình" nên chữ viết rất nguệch ngoạc, việc thu thập cũng như phân loại dữ liệu đều được làm thủ công bằng tay nên rất mất thời gian,…

Trước đây đã có người thu thập bộ dữ liệu trên nhưng nó hoàn toàn không public, nhóm em đã có tiếp cận xin bộ dataset trên nhưng không nhận được sự đồng ý từ họ. Chúng em đã tự thu thập dữ liệu và nhận thấy bộ dữ liệu của nhóm em cũng rất phong phú, nhờ vào sự "không nhiệt tình" của người cho chữ viết mà qua đó bộ dữ liệu của nhóm em lại càng thêm phong phú. Ngoài ra việc mô tả chi tiết bộ dữ liệu sẽ được đề cập cụ thể hơn ở Chương 3.

Chương 2. Các nghiên cứu trước

Đối với lớp CS114 trước đã có nhóm [15] cùng làm đề tài này ở kỳ trước. Dataset chữ cái tiếng việt mà nhóm sử dụng là dataset nhóm bạn thu thập với các bạn trong lớp. Nhóm bạn đã sử dụng SVM, logistic regression và MLP tuy nhiên kết quả không tốt. Kết quả tốt nhất thì test accuracy chỉ đạt 26% trong khi đó val-acc đạt 50%. Dễ thấy model bị overfitting khi validation accuracy cao gấp đôi test accuracy. Nguyên nhân cho việc này theo nhóm em hiểu là SVM và logistic regression không bao giờ thích hợp cho việc xử lý ảnh. Còn MLP lại quá đơn giản chỉ với 1 layer. Một nguyên nhân khác có thể do chính dataset không đủ dữ liệu.

Nhóm em có xem thêm các colab notebook trên dataset MNIST. MNIST dataset được xem như "hello world" dataset của thị giác máy tính. Đây là dataset về bảng chữ cái tiếng anh với chữ số. Đây là ví dụ nhóm em tham khảo [9]. Model được xây dựng trên kiến trúc CNN. Model đã đạt được training accuracy là 93,4% và validation accuracy là 98,7% chỉ sau 2 epoch nên model hoàn toàn có thể đạt được 99% val-acc nếu epoch là 30. Đây là 1 kết quả tuyệt vời. Validation accuracy cao hơn training accuracy chứng tỏ model không bị overfitting.

Chương 3. Xây dựng bộ dữ liệu

1. Cách thức xây dựng bộ dữ liệu

Bộ dữ liệu thu thập: Thủ công.

Về cách thu thập bộ dữ liệu phải phù hợp với tiêu chí đặt ra trong quá trình nhóm làm việc.

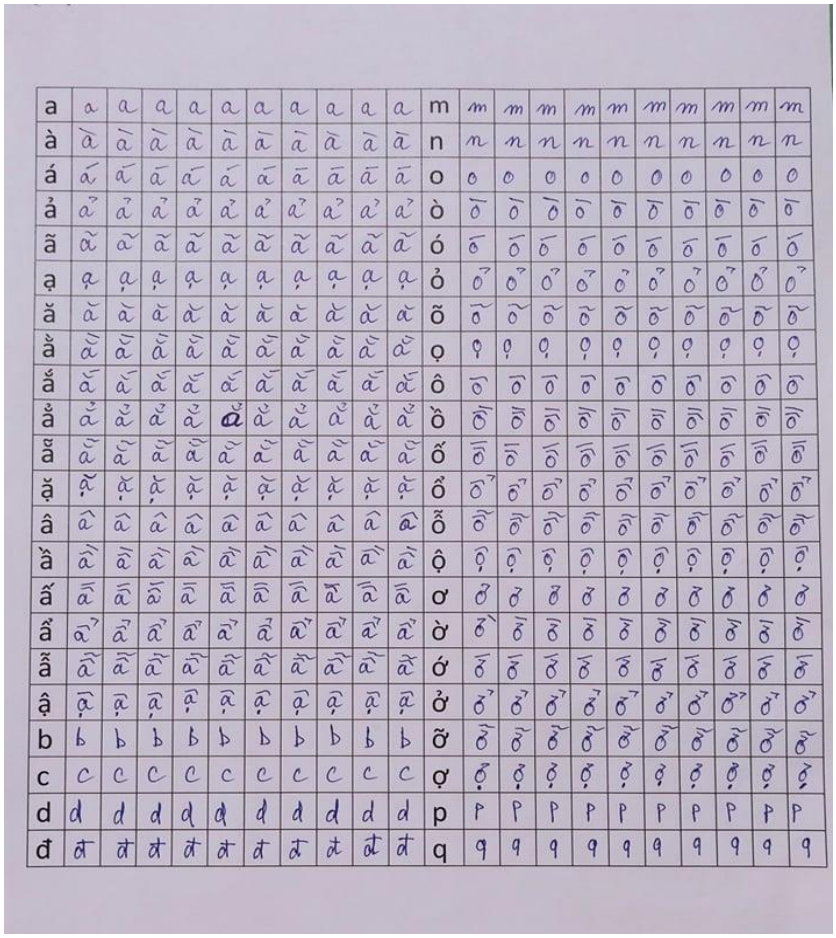
Quy trình thì nhóm tụi em đã làm các tờ giấy thu nhập chữ viết phân phát cho người thân và bạn bè. Nhóm em đã share dataset với nhóm của bạn Nguyễn Dương Hải. Một bộ thu dữ liệu sẽ có hai tờ giấy, bao gồm 89 chữ cái, mỗi chữ cái sẽ được điền 10 lần. Sau đó các tờ giấy sẽ được thu nhập và chụp hình lại. Hình sau đó sẽ được phân tách ra thành từng chữ cái và dán nhãn. Tuy là việc thu thập thủ công có hơi khó khăn vì ảnh hưởng dịch bệnh Covid và khá tốn thời gian nhưng nhờ vậy đã đảm bảo được tính đa dạng của bộ dữ liệu.

Ngoài ra nhóm em còn thống nhất với nhau các tiêu chí sau:

+ Chữ viết không được dính với phần viền của ô chữ.
+ Viết như chữ viết thường ngày mọi người hay dùng.
+ Dùng bút bi đen hoặc bút chì để viết.
+ Khi chụp ảnh mẫu thu dữ liệu sẽ chụp theo tỉ lệ 3x3, căn chỉnh để lấy đúng phiếu thu, không được để xuất hiện các yếu tố ngoại cảnh vào tấm ảnh.

Thời gian thu thập bộ dữ liệu rơi vào khoảng 3 tuần.

Kết quả thu được hơn 120 mẫu thu thập chữ viết và chất lượng các mẫu thu thập chữ viết chỉ dừng lại ở mức tạm ổn.



Hình 1. Một mẫu thu nhập chữ viết

2. Số lượng, độ đa dạng dữ liệu

Bộ dataset chữ cái viết tay tiếng Việt sau khi thu thập có tổng cộng 50114 hình ảnh đã được phân loại, bao gồm:

a - 1356	ệ - 411	r - 707
à - 513	g - 282	s - 701
ả - 543	h - 430	t - 747
ã - 472	i - 1127	u - 908
á - 551	ì - 873	ù - 753
ạ - 615	ỉ - 818	ủ - 742
ă - 667	ĩ - 828	ũ - 699
ằ - 468	í - 873	ú - 702
ẳ - 443	ị - 834	ụ - 711
ẵ - 449	k - 559	ư - 776
ắ - 470	l - 560	ừ - 661
ặ - 474	m - 584	ử - 647

â - 607	n - 670	ữ - 654
ầ - 479	o - 1242	ứ - 599
ẩ - 456	ò - 461	ự - 654
ẫ - 410	ỏ - 481	v - 728
ấ - 476	õ - 433	x - 754
ậ - 485	ó - 432	y - 574
b - 418	ọ - 491	ỳ - 658
c - 806	ô - 520	ỷ - 338
d - 438	ồ - 423	ỹ - 368
đ - 372	ổ - 387	ý - 434
e - 828	ỗ - 398	ỵ - 346
è - 496	ố - 425	
ẻ - 468	ộ - 414	
ẽ - 467	ơ - 462	
é - 471	ờ - 362	
ẹ - 468	ở - 334	
ê - 536	ỡ - 300	
ề - 459	ớ - 290	
ể - 430	ợ - 306	
ễ - 368	p - 496	
ế - 409	q - 388	

*** SPLIT DATASET:**

Dataset được chia làm ba set: 30068 ảnh cho Training set (60%), 10023 ảnh cho Validation set (20%) và 10023 ảnh cho Test set (20%).

3. Code cắt ảnh và zoom, resize ảnh sau khi cắt:

Code cắt ảnh nhóm em tham khảo từ nhóm của bạn Nguyễn Dương Hải, việc dùng chung code cắt ảnh và xử lí đơn giản trước trong quá trình cắt ảnh giúp bộ dữ liệu của cả hai nhóm được đồng nhất.

CODE CẮT ẢNH TỪ ẢNH MẪU THU THẬP CHỮ VIẾT:

```
def Cut(image):
  gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
  #Chuyển đổi hình ảnh gốc của mình từ  không gian màu BGR sang màu xám , chúng tôi sử dụng mã  COLOR_BGR2GRAY.
  thresh = cv2.adaptiveThreshold(gray,255,cv2.ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C, cv2.THRESH_BINARY_INV,57,5)
  #Thực hiện phân ngưỡng bằng cách thay thế giá trị lớn hơn hoặc bằng và giá trị bé hơn giá trị ngưỡng bằng một giá trị mới.

  contours = cv2.findContours(thresh, cv2.RETR_EXTERNAL, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)[0]
  # Xuất ra các đường viền là một danh sách Python gồm tất cả các đường viền trong hình ảnh.
  # Mỗi đường viền riêng lẻ là một mảng Numpy của tọa độ (x, y) các điểm biên của đối tượng.
  max = -1
  L = []
  for cnt in contours:                          # Hàm findCountours sẽ giúp chúng ta lấy vị trí của các vật thể kín trong 1 bức hình.
                                                # Kiểu như một ảnh sẽ chia thành nhiều ô vuông nhỏ như trong SODOKU.
      x, y, w, h = cv2.boundingRect(cnt)        # Ở đây, nó có thể sẽ lấy ra được rất nhiều vị trí của các vật thể (Mỗi dòng là 1 vật thể, mỗi ô là 1 vật thể).
      if cv2.contourArea(cnt) > max:            # Tuy nhiên chúng ta sẽ chỉ cần lấy vật thể lớn nhất đó chính là bảng điền.
          x_max, y_max, w_max, h_max = x, y, w, h
          max = cv2.contourArea(cnt)
  table = image[y_max:y_max+h_max, x_max:x_max+w_max]
  return table
```

```
image = cv2.imread('/content/gdrive/MyDrive/ML/75.jpg')          #Đọc ảnh từ file
image = Cut(image)
#plt.figure(figsize=(10,20))
#plt.imshow(image, cmap='gray')
gray = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
#Chuyển đổi hình ảnh gốc của mình từ  không gian màu BGR sang màu xám , chúng tôi sử dụng mã  COLOR_BGR2GRAY.
thresh = cv2.adaptiveThreshold(gray,255,cv2.ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C, cv2.THRESH_BINARY_INV,57,5)
#thực hiện phân ngưỡng bằng cách thay thế giá trị lớn hơn hoặc bằng và giá trị bé hơn giá trị ngưỡng bằng một giá trị mới.
```

```
cnts = cv2.findContours(thresh, cv2.RETR_TREE, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE) #Lọc bỏ tất cả các numbers và noise để chỉ cô lập boxes
cnts = cnts[0] if len(cnts) == 2 else cnts[1]
for c in cnts:
    area = cv2.contourArea(c)
    if area < 1000:
        cv2.drawContours(thresh, [c], -1, (0,0,0), -1)
# Fix horizontal and vertical lines
# Xoá các yếu tố gây nhiễu
vertical_kernel = cv2.getStructuringElement(cv2.MORPH_RECT, (1,5))
thresh = cv2.morphologyEx(thresh, cv2.MORPH_CLOSE, vertical_kernel, iterations=9)
horizontal_kernel = cv2.getStructuringElement(cv2.MORPH_RECT, (5,1))
thresh = cv2.morphologyEx(thresh, cv2.MORPH_CLOSE, horizontal_kernel, iterations=4)

# Sắp xếp theo hàng trên xuống dưới và từng hàng từ trái sang phải
invert = 255 - thresh
cnts = cv2.findContours(invert, cv2.RETR_TREE, cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
cnts = cnts[0] if len(cnts) == 2 else cnts[1]
(cnts, _) = contours.sort_contours(cnts, method="top-to-bottom")
data_rows = []
row = []
for (i, c) in enumerate(cnts, 1):
    area = cv2.contourArea(c)
    if area < 50000:
        row.append(c)
        if i % 9 == 0:
            (cnts, _) = contours.sort_contours(row, method="left-to-right")
            data_rows.append(cnts)
            row = []
```

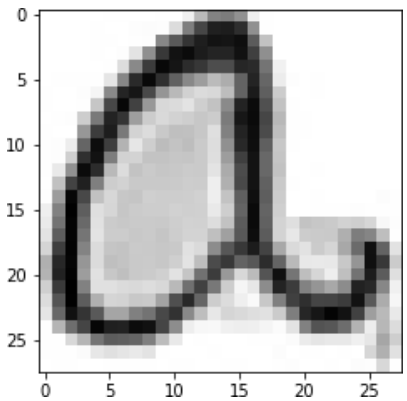
```
# Lặp lại từng box
count = 75000           #Gía trị đếm 75000
for row in data_rows:
  for c in row:
    mask = np.zeros(image.shape, dtype=np.uint8)
    cv2.drawContours(mask, [c], -1, (255,255,255), -1)  #Vẽ đường viền ảnh theo tỉ lệ
    result = cv2.bitwise_and(image, mask)               #Tạo ra mặt nạ theo đường viền cho trên
    result[mask==0] = 255
    img_result = result
    try:
      final = Cut(img_result)
    #fin_gray = cv2.cvtColor(final, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    #fin_thresh = cv2.adaptiveThreshold(fin_gray,255,cv2.ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C, cv2.THRESH_BINARY_INV,57,5)
    #kernel = np.ones((3,3),np.uint8)
    #opening = cv2.morphologyEx(fin_thresh, cv2.MORPH_OPEN, kernel)
      final = cv2.cvtColor(final, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
      final = cv2.cvtColor(final, cv2.COLOR_GRAY2RGB)
      cv2.imwrite('/content/gdrive/MyDrive/CutImage/75/image_' + str(count) + '.JPG' , final) #Xuất ra ảnh cắt từng chữ của mẫu chữ ra file Lưu trong drive.
      count += 1
    except:
      continue
    '''if count == 1:
       plt.imshow(final)
       cv2.waitKey(175)                 # hiển thị một khung trong thời gian, sau đó màn hình sẽ tự động đóng lại.
       break
  break'''
```

CODE RESIZE VÀ ZOOM ẢNH:

```
IMG_SIZE=28                                                    #Code zoom và resize ảnh sau khi cắt ra
    img_array=cv2.imread(os.path.join(datadir,img),cv2.IMREAD_GRAYSCALE)    #Chỉ định load hình ảnh ở chế độ màu xàm
    resized_img=cv2.resize(img_array,(IMG_SIZE,IMG_SIZE))      #resize ảnh và zoom ảnh theo chỉ số
```

Một ảnh chữ ảnh sau khi cắt ra

Sau khi cắt ảnh và zoom resize ta sẽ được



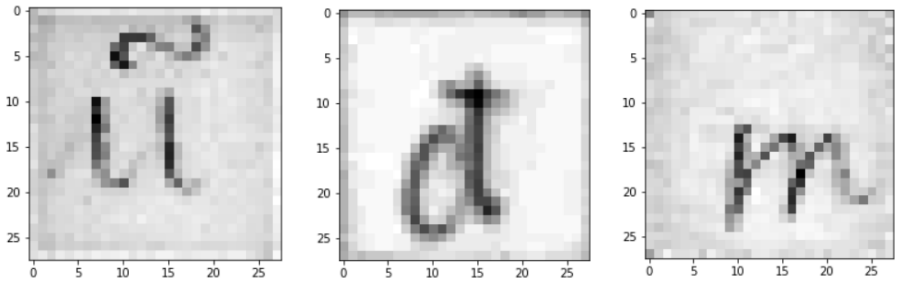
Khó khăn khi cắt, zoom và resize ảnh:

Trong quá trình cắt ảnh thì nhóm tụi em cũng gặp nhiều khó khăn vì rất nhiều ảnh cắt ra từ mẫu thu thập chữ viết, có ảnh bị mờ nét chữ, có ảnh không thấy rõ chữ, có ảnh bị xóa trắng nền… thế nên tụi em đã thủ công chọn lọc ra những ảnh không phù hợp.

VD:

Ảnh trước khi zoom và resize cũng đã mờ và không rõ nét

Ảnh sau khi zoom và resize mờ, có khoảng trắng và nhiều nhiễu:



Trong trường hợp này, đây đáng lẽ là một chữ a có dấu ví dụ như á, ă, ả,v.v… nhưng sau khi cắt ảnh đã khiến cho dấu bị mất đi, nguyên nhân có thể do nét bút ấy đã dính với phần viền của ô từ đó tạo nên khoảng trắng, khoảng trắng này rất có thể sẽ gây khó khăn cho model trong việc học nét chữ.

Chương 4. Training và Test model

1. Data Preprocessing

Xử lý tiền ảnh là bước vô cùng quang trọng để chuẩn bị dữ liệu cho các model. Có rất nhiều bước quan trọng trong xử lý tiền dữ liệu như data cleaning, data transformation và feature selection. Một tập dữ liệu sẽ chứa rất nhiều biến số, một biến số sẽ chứa rất nhiều thông tin. Vì vậy để đơn giản hóa các chiều không gian của model, chúng ta sẽ chỉ chọn những biến số độc đáo và chứa thông tin quan trọng.

1.1. Data Cleaning

1.1.1. Denoise

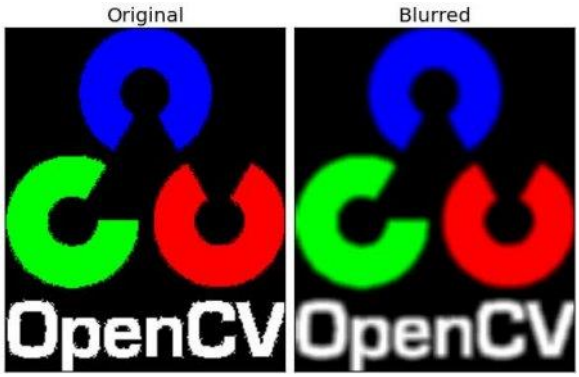
1.1.1.1. Lựa chọn phương pháp

OpenCV cung cấp 1 số công cụ để loại bỏ nhiễu ra khỏi ảnh:

Gaussian Blurring

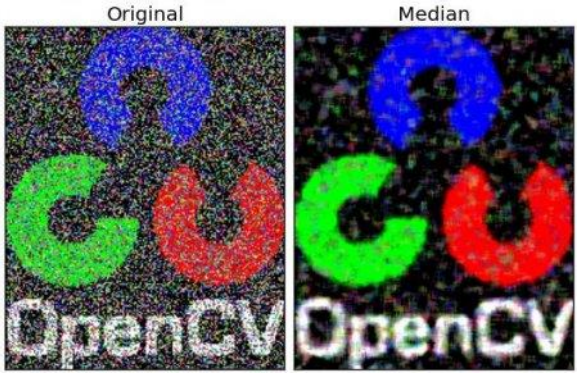
Hình 2: Ảnh trước và sau Gaussian blur

Average



Hình 3: Ảnh trước và sau blur

Median Blurring



Hình 4: Ảnh trước và sau khi Median blur

Bilateral Filtering

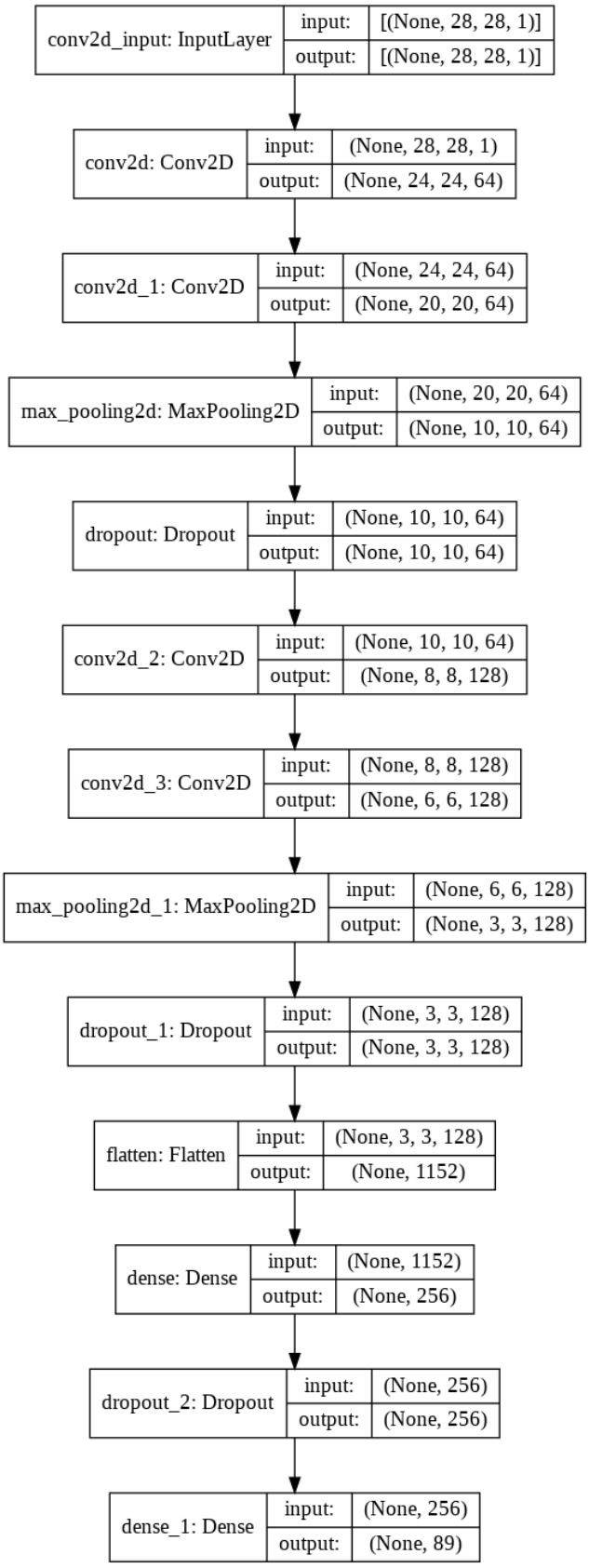
Hình 5: Ảnh trước và sau khi Bilateral blur

1.1.1.2. Experiment

Ở đây chúng ta sẽ kiểm tra từng sẽ kiểm thử từng phương pháp. Dataset sẽ được xử lý qua từng phương pháp như Gaussian Bluring , Median Blurring,… Kết quả sẽ được đánh giá qua val-loss và val-acc.

Dataset: ta sẽ dùng dataset đã thu thập được

Proposed model architecture



Hình 6: Model sử dụng

Result:

Training set: 3333, val set: 1667 sau 30 epoch

	VAL-ACC	VAL-LOSS
RAW	0.8666	0.5545
AVERAGE	0.8430	0.6659
GAUSSIAN	0.8755	0.5658
MEDIAN	0.8343	0.6783
BILATERAL	0.8335	0.8335

Training set: 37586, val set: 12528 sau 20 epoch

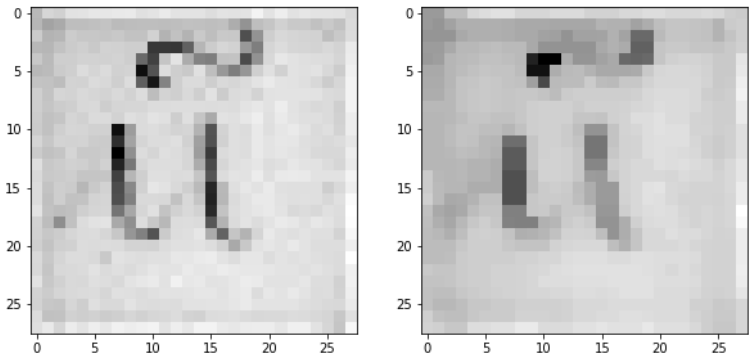
	VAL-ACC	VAL-LOSS
RAW	0,8902	0,3456
AVERAGE	0,8076	0,5825
GAUSSIAN	0,9073	0,2997
MEDIAN	0,8579	0,4559
BILATERAL	0,8902	0,3481

Kết luận:

Với cả dataset nhỏ và dataset lớn, Gaussian blur hoặc data raw cho ra kết quả tốt nhất.

Nguyên nhân:

Các phương pháp xử lý ảnh không chỉ xóa bớt nhiễu số nhưng đồng thời cũng lỡ làm mờ thêm các edge (cạnh) làm mất đi 1 số feature quan trọng



Hình 7: ảnh trước và sau median blur

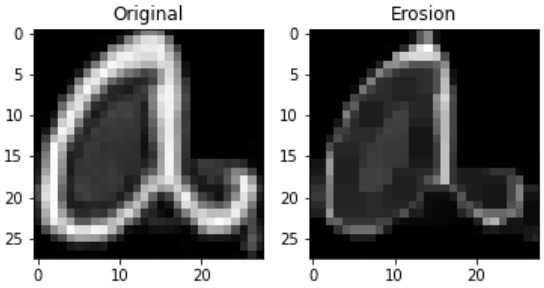
Dễ thấy các phương pháp Denoise không chỉ xóa nhiễu mà còn làm mờ luôn các cạnh của chữ vốn đã mờ do chất lượng ảnh không tốt. Có thể hiểu chính chất lượng ảnh không tốt đã dẫn tới việc mất 1 phần chữ sau xử lý loại nhiễu.

1.1.2. Segmentation & Morphological

1.1.2.1. Lựa chọn phương pháp

1.1.2.1.1. Erosion, dilation, opening & closing

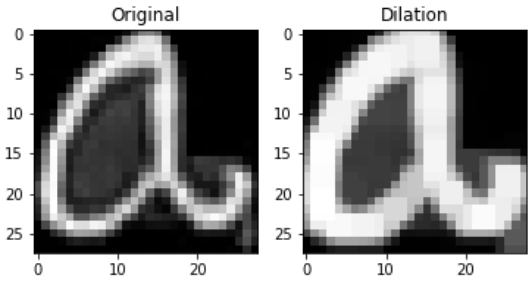
Erosion



Hình 8: Ảnh trước và sau Erode

Erosion giống như tên gọi của nó. Nó làm xói mòn (erode) loại bỏ lớp viền (cạnh) giúp cho vật nhỏ hơn.

Dilation



Hình 9: Ảnh trước và sau dilation

Hoàn toàn ngược lại với erosion, nó làm tăng kích thước của vật.

Opening

Hình 10: Ảnh trước và sau opening

Closing

Hình 11: Ảnh trước và sau closing

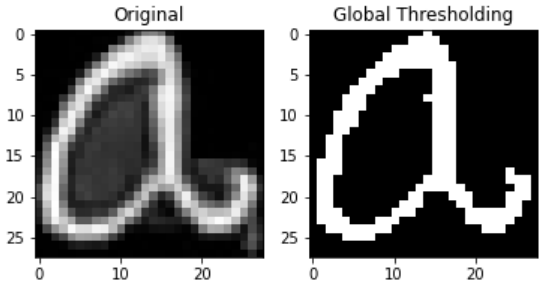
Qua thử nghiệm nhóm em quyết định sẽ không sử dụng những phương pháp này. Chất lượng của dataset là không đồng đều và kém chất lượng, không phân biệt được giữa chữ và background. Có nhiều ảnh sau khi qua xử lý đã mất dạng hoàn toàn chỉ còn hình background.

1.1.2.1.2. Threshold

1.1.2.1.2.1. Simple threshold

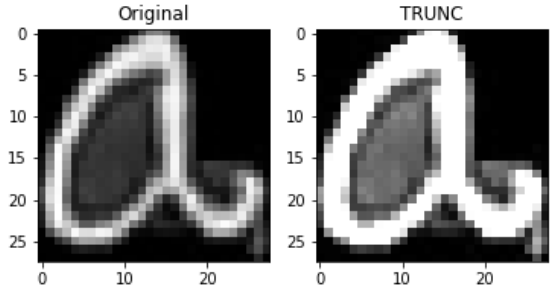
Đơn giàn mà nói trong phương pháp Thresholding nếu pixel có giá trị nhỏ hơn giá trị threshold nó sẽ trở thành 0, ngược lại sẽ thành 255.

Binary



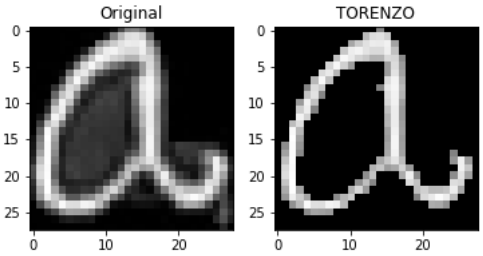
Hình 12: Ảnh trước và sau threshold

Trunc



Hình 13: Ảnh trước và sau threshold

Tozero

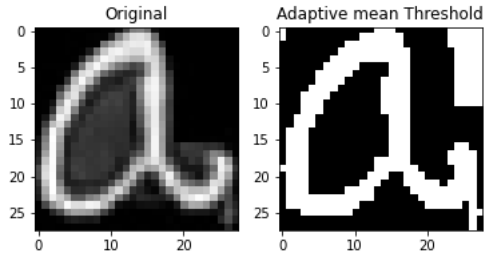


Hình 14: Ảnh trước và sau threshold

1.1.2.1.2.2. Adaptive threshold

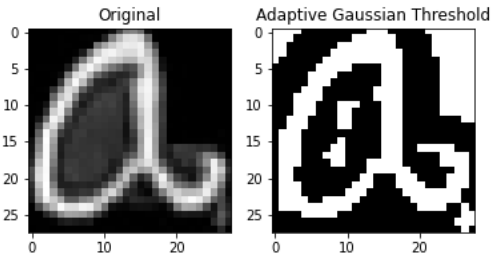
Khác với simple Threshold, khi Threshold là con số cố định. Nếu bức ảnh có điều kiện chiếu sáng khác nhau ở từng khu vực, Adaptive có thuật toán xác định Threshold của pixel dựa trên khu vực nhỏ xung quanh nó.

Adaptive Mean threshold



Hình 15: Ảnh trước và sau threshold

Adaptive Gaussian threshold



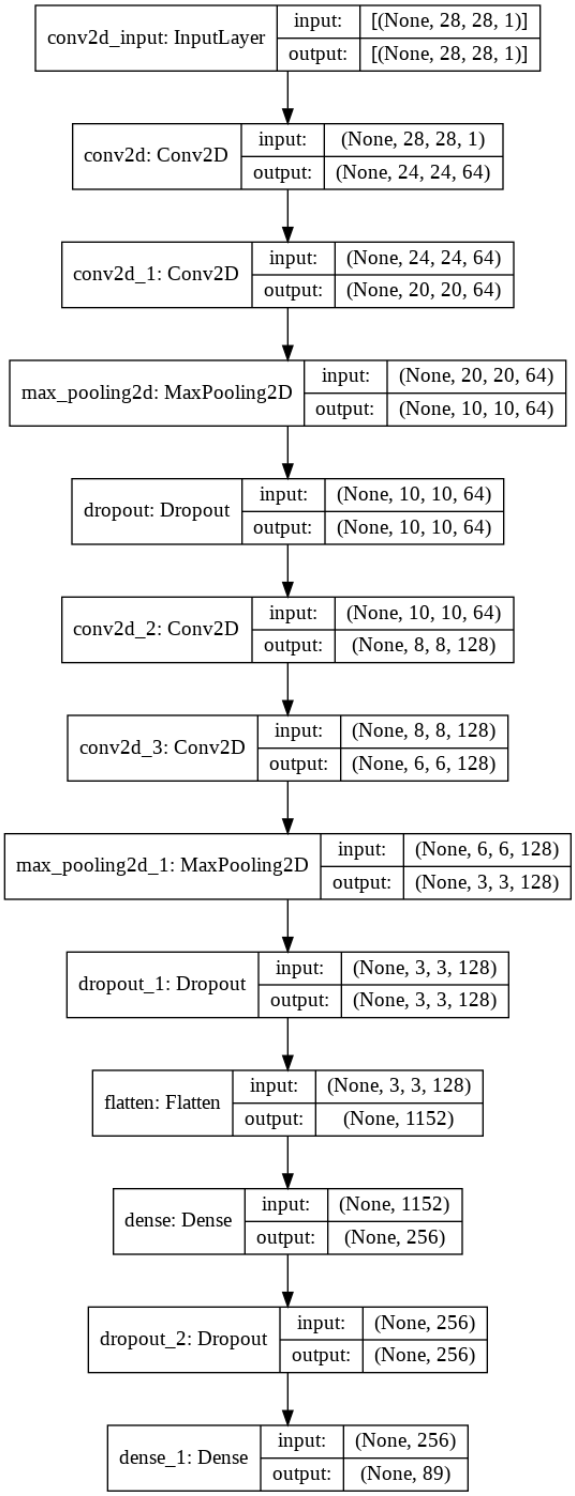
Hình 16: Ảnh trước và sau threshold

1.1.2.2. Experiment

Dataset : ta sẽ sử dụng dataset thu nhập được

Ở đây chúng ta sẽ kiểm thử từng phương pháp Segmentation và Morphological. Nhưng chúng ta sẽ xử lý dataset qua Gaussian blur trước, sau đó sẽ so sánh với các kết quả của dataset raw hay chỉ được xử lý qua phương pháp Segmentation và Morphological mà không qua Gaussian blur. Kết quả sẽ được đánh giá qua val-acc và val-loss.

Proposed model architecture



Hình 17: Model sử dụng

Training set: 3333, Val set: 1667 sau 30 epochs

Có Gaussian blur, Simple threshold:

	VAL-ACC	VAL-LOSS
BINARY	0.801	0.7961
TOZERO	0.8636	0.5711
TRUNC	0.6558	1.3378

Có Gaussian blur, adaptive threshold:

	VAL-ACC	VAL-LOSS
THRESH-MEAN	0,78	0,7438
THRESH-GAUSSIAN	0,7922	0,7917

Không Gaussian blur, simple threshold:

	VAL-ACC	VAL-LOSS
BINARY	0,8065	0,8482
TOZERO	0,892	0,4661
TRUNC	0,6558	1,397

Không Gaussian blur, adaptive threshold:

	VAL-ACC	VAL-LOSS
THRESH-MEAN	0,6955	1,1861
THRESH-GAUSSIAN	0,6225	1,5902

So với Raw dataset:

VAL-ACC	VAL-LOSS
0,8493	0,5898

Training set: 37586 , Val set:12528 sau 10 epochs

Có Gaussian blur, simple threshold:

	VAL-ACC	VAL-LOSS
BINARY	0,6604	1,234
TOZERO	0,8645	0,4610
TRUNC	0,0268	4,435

Có Gaussian blur, adaptive threshold:

	VAL-ACC	VAL-LOSS
THRESH-MEAN	0,8373	0,5317
THRESH-GAUSSIAN	0,8506	0,4814

Không Gaussian blur, simple threshold:

	VAL-ACC	VAL-LOSS
BINARY	0,7238	0,9818
TRUNC	0,0268	4,4356
TOZERO	0,8716	0,4417

Không Gaussian blur, adaptive threshold:

	VAL-ACC	VAL-LOSS
THRESH-MEAN	0,6623	1,4653
THRESH-GAUSSIAN	0,6854	1,3452

So với raw dataset:

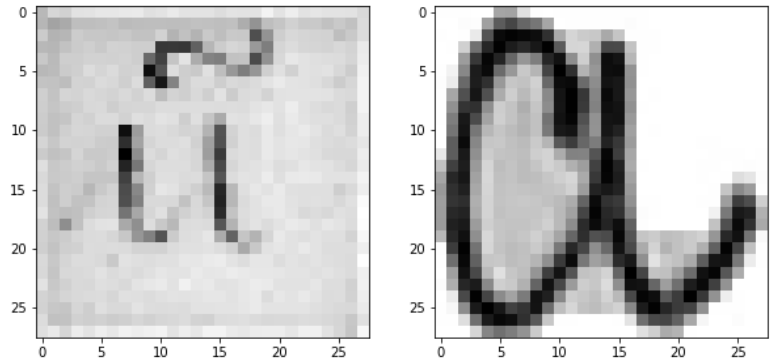
VAL-ACC	VAL-LOSS
0,8911	0,3123

1.1.2.3. Kết luận

Không sử dụng các phương pháp segmentation & morphological là tốt nhất.

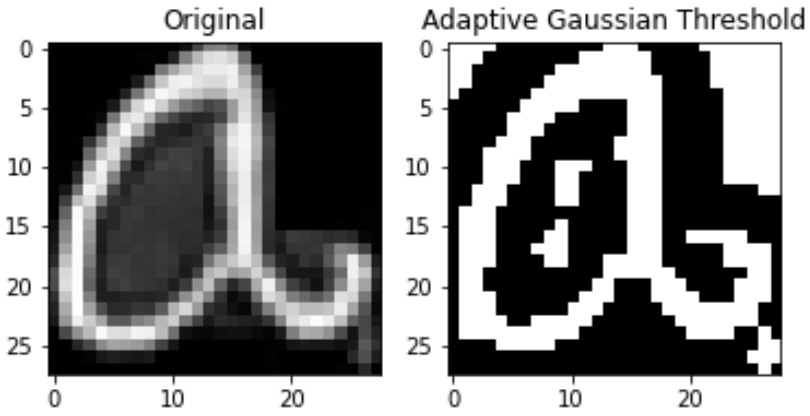
Nguyên nhân:

Mỗi bức ảnh là từ nhiều nguồn, khác nhau do cách chụp ảnh trước khi cắt nên chất lượng sau khi cắt cũng khác nhau nên threshold giữa background và chữ cũng rất khác nhau.



Hình 18: Minh họa cho khác nhau giữa chất lương ảnh

Vì vậy khó mà đặt được một Threshold cho tất cả các ảnh. Nên có ảnh sẽ mất đi các feature quan trọng. Adaptive threshold cũng không khá khẩm hơn. Khi trong dataset này ảnh sau xử lý Adaptive threshold lại xuất hiện các lõm trắng và đen lẫn lộn.

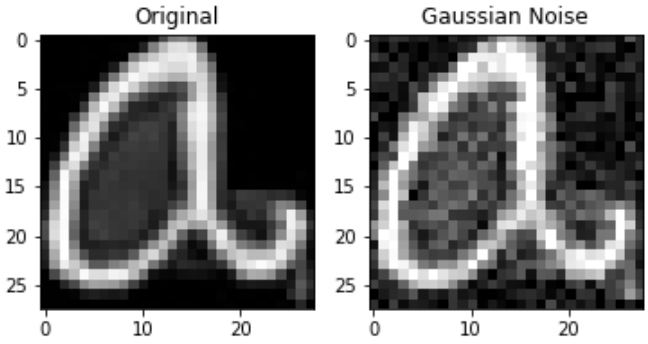


Hình 19: Ảnh minh họa cho lõm trắng của adaptive threshold

1.2. Data augmentation

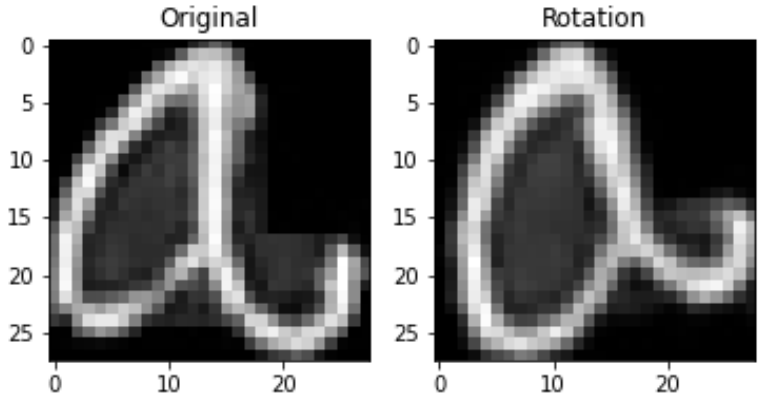
Data augmentation là phương thức tạo ra dataset mới từ dataset đã có. Ví dụ một dataset mới đã được tạo ra bằng cách quay dataset cũ một góc 10 độ cùng chiều kim đồng hồ. Kết hợp cả hai dataset ta có một dataset mới.

1.2.1 Addition of noise



Hình 20: Ảnh trước và sau adding noise

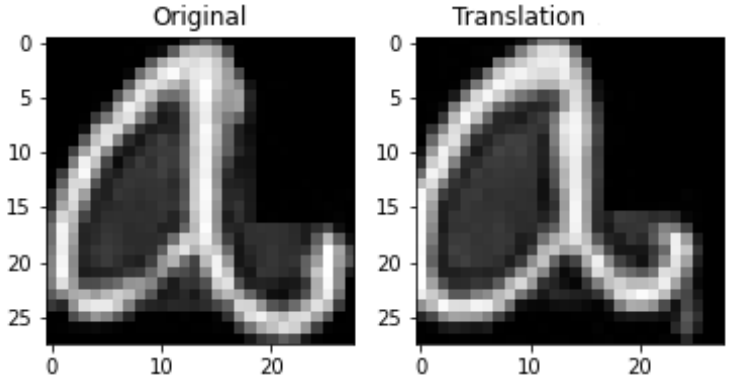
1.2.2. Rotation



Hình 21: Ảnh trước và sau rotation

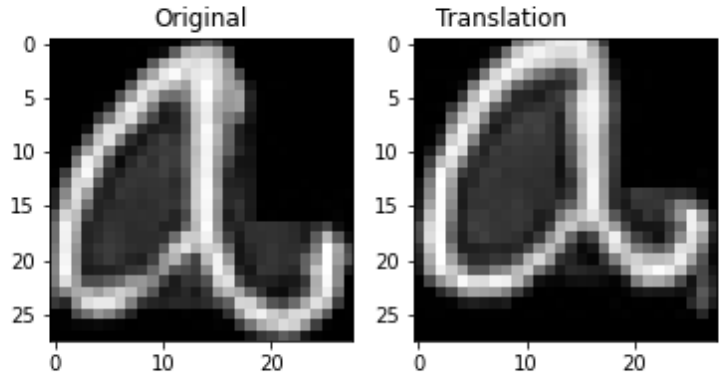
1.2.3. Translation

Horizontal



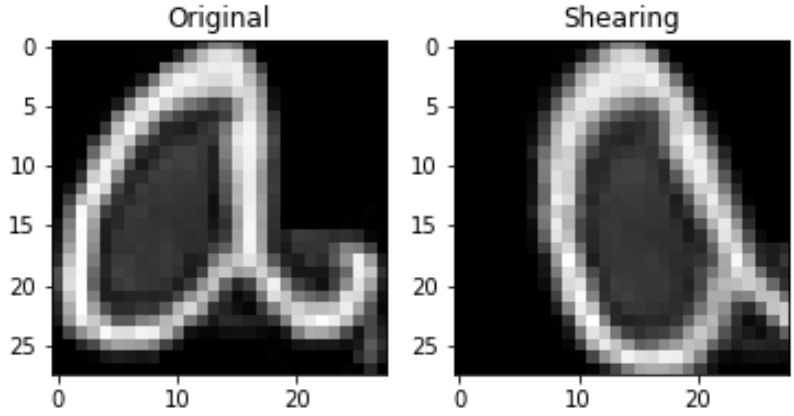
Hình 22: Ảnh trước và sau khi Horizontal translation

Vertical



Hình 23: Ảnh trước và sau Vertical translation

1.2.4. Shearing



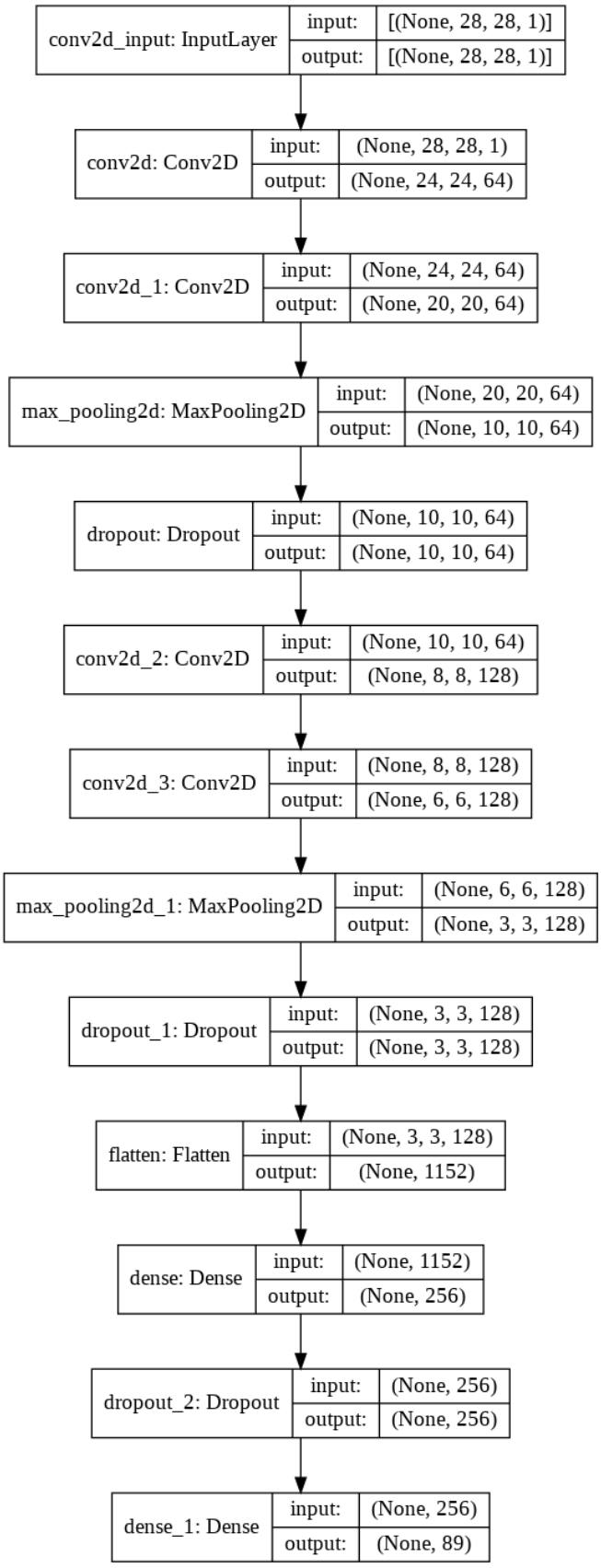
Hình 24: Ảnh trước và sau shearing

1.2.5. Experiment

Set up:

Sẽ có 5000 bức ảnh được chọn trong dataset thu nhập được. 5000 ảnh sẽ chia thành traing set 3334 val set 1666. Training set sẽ được thử qua từng phương pháp Rotation, Translation, Scaling, Shearing và Noise addition.

Proposed model architecture



Hình 25: Model được sử dụng

Result:

	VAL-ACC	VAL-LOSS
RAW	0,8452	0,5964
ROTATION	0,9090	0,4272
HORIZONTAL TRANSLATION	0,9090	0,4000
VERTICAL TRANSLATION	0,8985	0,3981
GAUSSIAN NOISE	0,9151	0,3728
SHEARING	0,8549	0,5461

1.2.6. Kết luận

Ngoại trừ Shearing với chênh lệch val-acc giữa Raw và Shearing là dưới 1% thì tất cả các phương pháp Data augmentation đều cho kết quả tốt nằm vào khoảng 89% - 91%. Tốt nhất là Gaussian noise với val-acc là 0,9151 và val-loss là 0,3728.

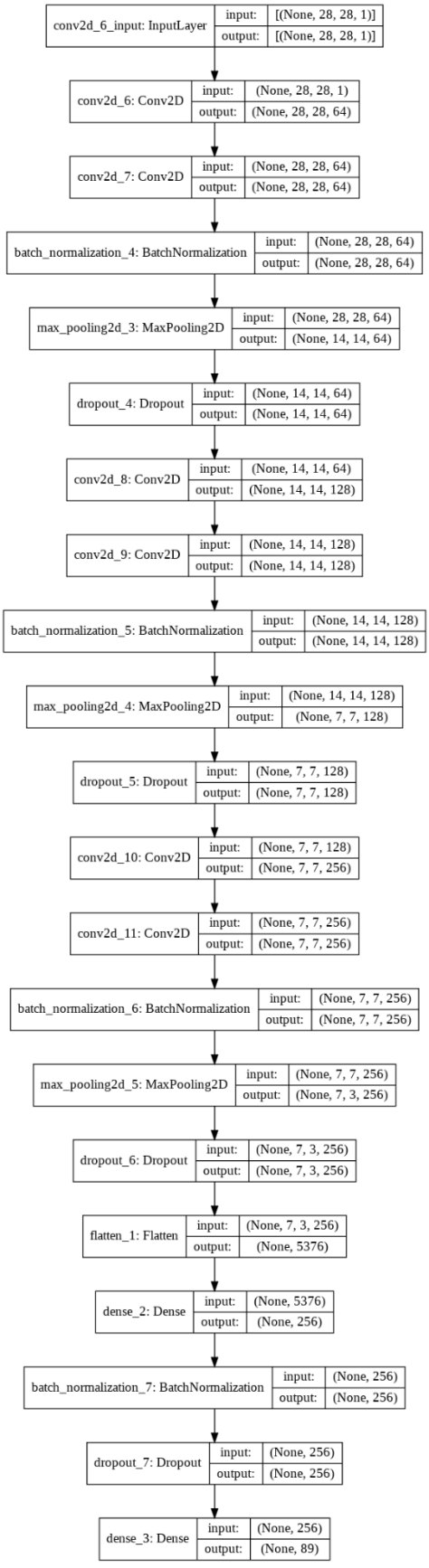
Nguyên nhân:

Các phương pháp đều làm gia tăng dataset vì thế làm tăng accuracy. Ngoại trừ Shearing vì khi Shearing làm cho augmented dataset biến dạng nhiều so với ảnh gốc tạo ra các false feature cho máy để học.

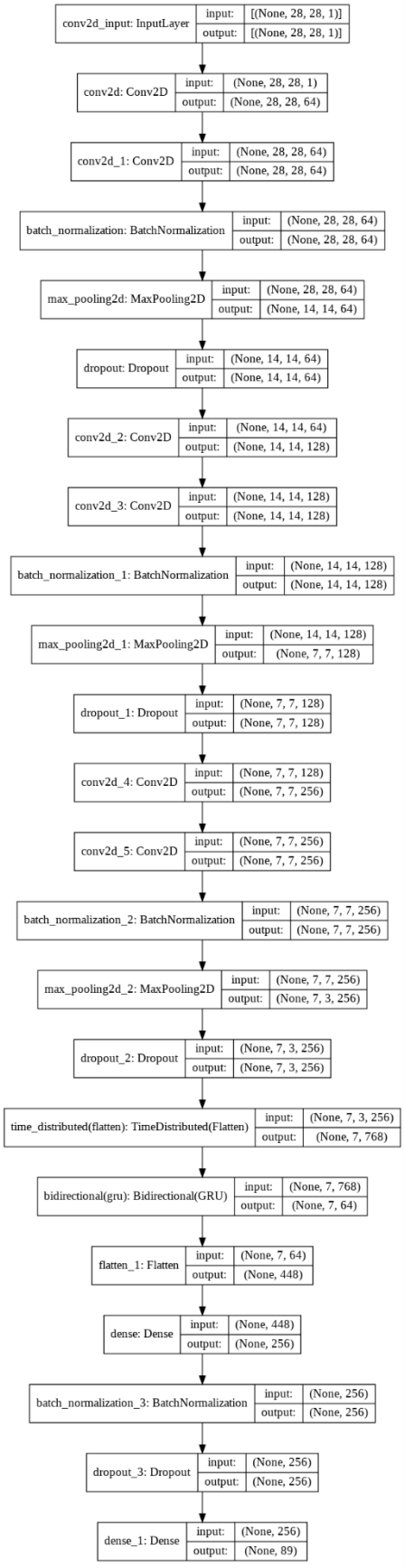
2. Building model

Ở đây chúng ta sẽ xây dựng 2 model dựa trên cấu trúc CNN và CRNN.

2.1. CNN (Convolutional Neural Network)



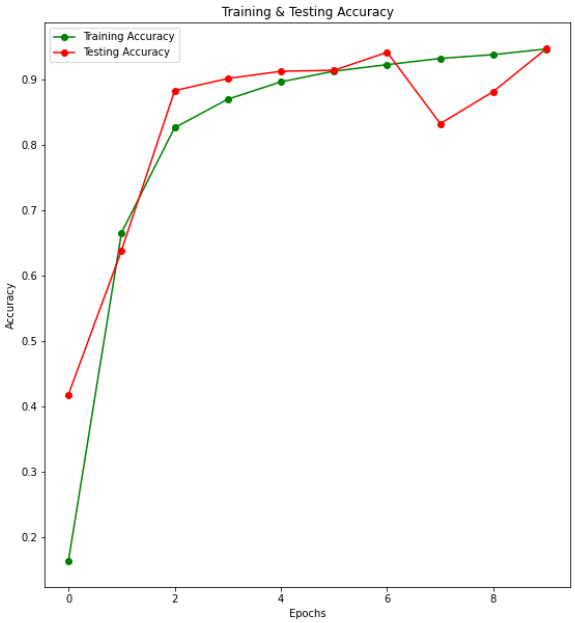
2.2. CRNN (Convolutional Recurrent Neural Network)

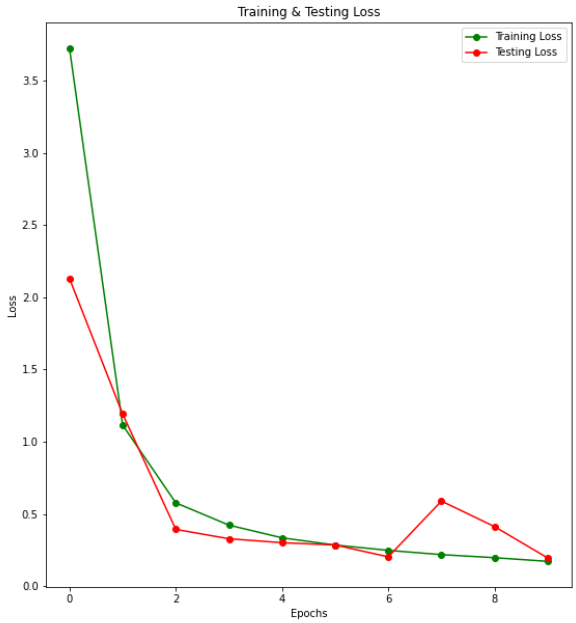


2.3. So sánh 2 model

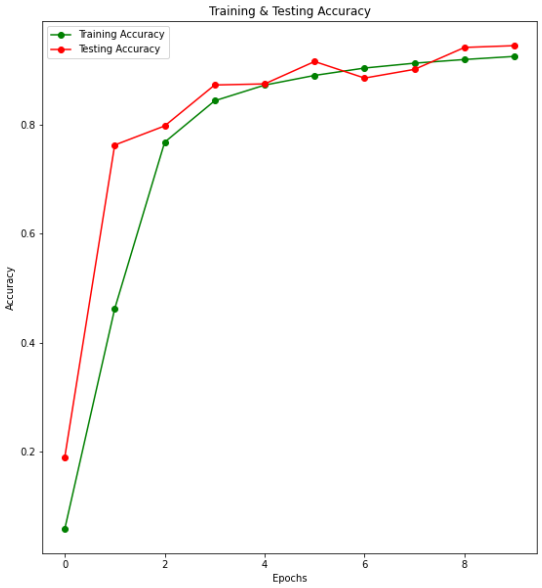
Dataset sẽ chia thành training set: 37585 và val set: 12528.

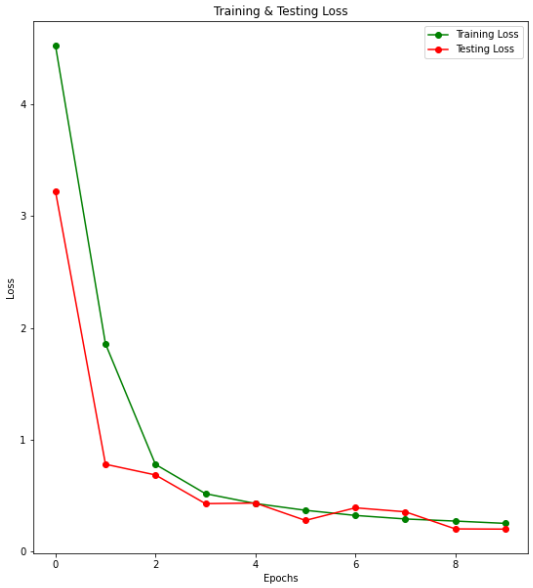
CNN





CRNN





2.4. Kết luận

Cả 2 model đều fit ổn, không có sự chênh lệch lớn của accuracy và loss giữa Training set và Val set. Tuy nhiên CRNN fit ổn định hơn. Khó có thể kết luận cái nào tốt hơn.

3. Final run

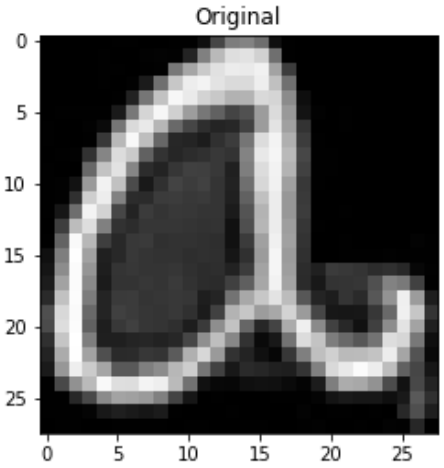
3.1. Preprocessing

3.1.1. Data cleaning

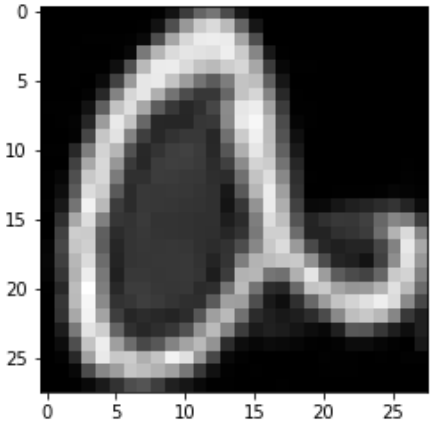
Ảnh sẽ được chuyển từ ảnh nền trắng chữ đen sang ảnh nền đen chữ trắng bằng OpenCV bit_wise not sau đó sẽ được Gaussian Blur, cuối cùng resize về kích thước (28,28).

3.1.2. Data Augmentation

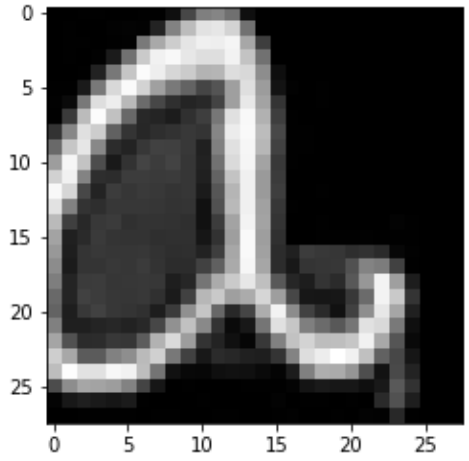
Dataset sẽ được tăng kích thước dataset lên 4 lần bằng các phương pháp Data augmentation. Các phương pháp sử dụng là counter clockwise ten degree rotation, Horizontal translation về phía trái hoặc kết hợp horizontal translation về phía trái sau đó counter clockwise ten degree rotation theo khuyến nghị của [5] Data augumentation of handwritten character dataset for Convolutional Neural Network and integration into a Bayensian Linear Framework.



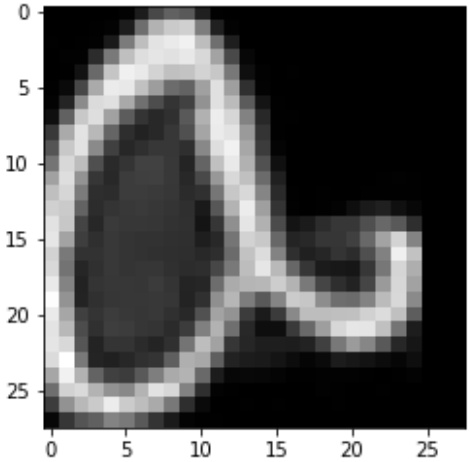
Original



Counter clockwise rotation

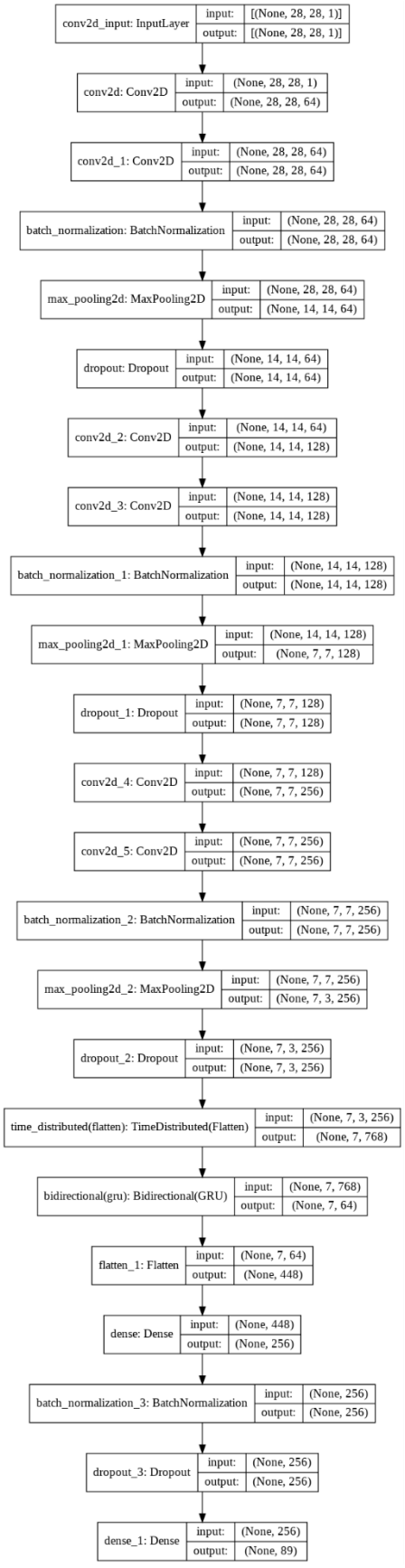


Horizontal translation



Horizontal translation and counter clockwise rotation

3.2. Model sử dụng



3.2.1 ReLu activation function

ReLU (Rectified Linear Unit) function là 1 non-linear function. ReLU là 1 function phổ biến.

3.2.2. Dropout

Dropout giúp cho model không bị overfitting. Nó giúp model trong lúc train tránh bị hiện tượng overfitting.

3.2.3. Optimizer

Bên em sẽ sử dụng Adam.

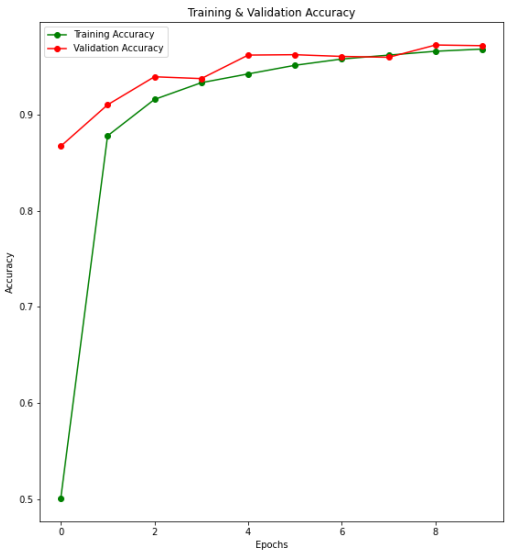
3.2.4. Loss funtion

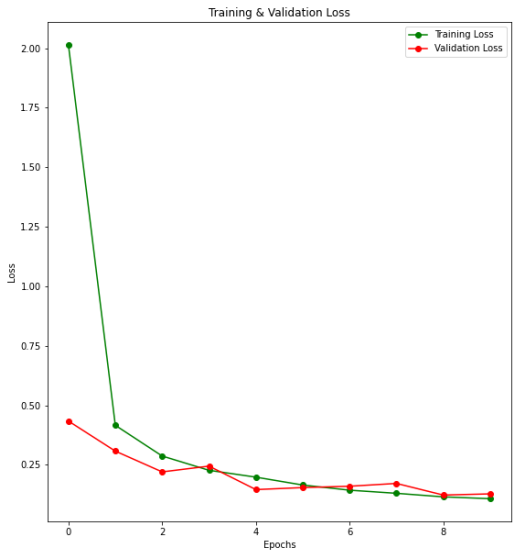
Loss function là categorical_crossentropy cho multi-label classification.

4. Kết quả cuối cùng (Test result)

Training process:

Network sẽ train trong 10 epoch, mỗi epoch có 1879 step với batch size là 64. Thời gian train mỗi epoch là khoảng 2000 giây.





Kết quả tập Training set: 0.9681

Kết quả tập Val set: 0.9716

TEST RESULT:

accuracy			0.97	10023
macro avg	0.97	0.97	0.97	10023
weighted avg	0.97	0.97	0.97	10023

Kết quả tập test set: 0.972

5. Nhận xét

Model có độ chính xác cao. Accuracy đối với Test set là 0.97. Model fit tốt cụ thể là 0,9681 đối với Training set; 0,9716 với Val set và 0.972 với Test set.

Tuy vậy, vẫn có sự lẫn lộn giữa những class có nét tương đồng cao như ‘ê’ với ‘ể’ hay ‘ề’. Ngoài ra còn lẫn lộn giữa ‘o’ và ‘ỏ’ hay ‘ơ’ và ‘ọ’ v.v…

Nguyên nhân:

- Dataset chưa đủ nhiều. Dataset không cân bằng giữa các class. Có class lại có trên 1500 ảnh nhưng có class chỉ dưới 400 ảnh. Và không ngoài dự đoán, những class dự đoán thiếu chính xác nhất chính là những class có ít ảnh nhất.
- Dataset có chất lượng không tốt. Có ảnh nhìn rõ, có ảnh thì mờ.
- Xử lý ảnh vẫn chưa tốt. Xử lý nhiễu sẽ loại bỏ một phần các edge(cạnh) của ảnh làm mờ chữ. Vẫn chưa tìm ra phương pháp Segmentation & Morphological thích hợp. Các phương pháp đều không hiệu quả khi có ảnh mất trắng.

Hướng cải thiện:

- Tăng số lượng dataset. Nếu đảm bảo ít nhất mỗi class có thể đạt tối thiểu trên 1000 ảnh thì model có khả năng sẽ đạt độ chính xác trên 99%
- Học cách xử lý mô hình tốt hơn
- Tìm kiếm các phương pháp xử lý ảnh tốt hơn.

Chương 5. Ứng dụng và hướng phát triển

1. Ứng dụng

Bài toán này ra đời trong bối cảnh trên thị trường các ứng dụng nhận dạng chữ viết dùng để nhập liệu vào máy còn kém trong việc nhận dạng tiếng Việt.

Ta lấy ví dụ một trường hợp như sau: ta đang có một văn bản giấy viết tay cần nhập liệu vào máy tính để in ra văn bản hoàn chỉnh, theo lẽ tự nhiên thì chúng ta sẽ chọn cách ngồi gõ lại, nhập liệu tay tài liệu ấy. Việc làm trên sẽ rất mất thời gian nếu ta gặp phải một khối lượng tài liệu lớn. Vì vậy việc có một ứng dụng có thể chụp ảnh lại tài liệu ấy và xuất ra text trên máy tính hoặc điện thoại là thực sự hữu ích trong trường hợp này. Nếu bài toán này thành công và thực sự được phát triển thành một ứng dụng cụ thể thì sẽ giúp ích rất ích nhiều cho các đối tượng thường xuyên tiếp xúc nhiều với các loại tài liệu văn bản như nhân viên văn phòng, học sinh, sinh viên,…

Thực tế, trên thế giới cũng đã có những ứng dụng tương tự ví dụ như Google Lens, qua một thời gian sử dụng thì nhóm em thấy được nhược điểm của ứng dụng trên như sau:

- Độ chính xác cao với tiếng Anh, tiếng Việt vẫn không cao lắm.
- Scan được những chữ viết được in trên sách báo, văn bản được in từ máy tính,…. nhưng độ chính xác lại thấp với chữ viết tay.

Từ những lẽ trên mà nhóm em đã quyết định giải quyết bài toán nhận dạng chữ viết tay tiếng Việt này, những sự hữu ích mà bài toán này mang lại là không phải bàn cãi.

2. Hướng phát triển

Model trên có độ chính xác vào khoảng 97%, là một con số ấn tượng, tuy nhiên trong tương lai nhóm em sẽ cải thiện thêm nữa, ví dụ như:

- Do model này được thực hiện trên Google Colab, mà thời gian giới hạn của một phiên làm việc chỉ là 12 tiếng, vì vậy model chỉ học được tối đa 10 epoch, nếu có một server đủ lớn mạnh và có thể treo máy trong khoảng thời gian dài thì nhóm em sẽ để model học nhiều hơn, nhóm em tin rằng độ chính xác hoàn toàn có thể lên đến con số 99%.
- Bài toán trên chỉ mới dừng lại ở việc dự đoán riêng lẻ từng chữ cái và tổ hợp của các chữ cái với các thanh âm, vì vậy để phục vụ cho các mục đích mà nhóm em hướng tới trong phần ứng dụng thì nhóm em phải phát triển bài toán thành nhận dạng từ, câu, đoạn văn bản… cụ thể là một tổ hợp gồm nhiều kí tự.
- Việc phát triển ứng dụng dựa trên một bài toán giàu tiềm năng như thế này thật sự rất cần thiết, nếu ứng dụng được phát triển thành công thì lại có nhiều hướng mới mở ra, ngoài việc giúp ích trong việc nhập liệu, chúng ta còn có thể kết hợp với các công cụ tìm kiếm để tìm thông tin dựa vào văn bản mình nhận dạng được.

Tài liệu tham khảo

[1] https://docs.opencv.org/4.5.2/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html

[2] https://www.geeksforgeeks.org/erosion-dilation-images-using-opencv-python/

[3] https://docs.opencv.org/3.4/db/df6/tutorial_erosion_dilatation.html

[4] https://docs.opencv.org/4.5.2/d4/d13/tutorial_py_filtering.html

[5] https://theses.ubn.ru.nl/bitstream/handle/123456789/2620/Klep%2C_D.M.J._1.pdf?sequence=1

[6] https://towardsdatascience.com/improving-accuracy-on-mnist-using-data-augmentation-b5c38eb5a903

[7] https://towardsdatascience.com/image-pre-processing-c1aec0be3edf

[8] https://towardsdatascience.com/get-started-with-using-cnn-lstm-for-forecasting-6f0f4dde5826

[9] https://towardsdatascience.com/data-preprocessing-and-network-building-in-cnn-15624ef3a28b

[10]https://www.researchgate.net/publication/341798621_Vietnamese_handwritten_character_recognition_using_convolutional_neural_network

[11] https://www.kaggle.com/yassineghouzam/introduction-to-cnn-keras-0-997-top-6

[12] https://www.kaggle.com/residentmario/automated-feature-selection-with-sklearn

[13] https://www.kaggle.com/samfc10/handwriting-recognition-using-crnn-in-keras

[14] https://www.tensorflow.org/tutorials/images/data_augmentation

[15] https://github.com/thanhnhan311201/CS114.L11.KHCL