

بسم الله الرحمن الرحيم



دانشگاه بجنورد
University of Bojnord

دانشگاه بجنورد
دانشکده فنی مهندسی

رشته مهندسی کامپیوتر

تشخیص انواع زباله به کمک یادگیری عمیق

نگارش

علی اله وردی

استاد راهنما

جناب دکتر وحید کیانی

مرداد ۱۴۰۲

فهرست

6	<u>مقدمه</u>
7	<u>بررسی داده ها</u>
13	<u>بررسی مدل</u>
17	<u>نتایج ارزیابی</u>
18	<u>نتیجه گیری</u>

فهرست نمودار

نمودار ۱..... ۸

نمودار ۲..... ۱۷

فهرست تصاویر

قو طی ۱	۸.....
قو طی ۲	<u>۸.....</u>
قو طی ۳	۹.....
قو طی ۴	<u>۹.....</u>

کاغذ ۱	۹.....
کاغذ ۲	<u>۹.....</u>
کاغذ ۳	۹.....
کاغذ ۴	۹.....
کاغذ ۵	۱۰.....

پلاستیک ۱	۱۰.....
پلاستیک ۲	۱۰.....
پلاستیک ۳	۱۰.....
پلاستیک ۴	۱۰.....

زباله ۱	۱۱.....
زباله ۲	۱۱.....
زباله ۳	۱۱.....
زباله ۴	۱۱.....
زباله ۵	۱۱.....
زباله ۶	۱۱.....
زباله ۷	۱۲.....

شکل ۱	۱۳.....
شکل ۲	۱۴.....
شکل ۳	<u>۱۴.....</u>
شکل ۴	۱۵.....
شکل ۵	۱۶.....

۱. مقدمه:

مسئله که در این مقاله به آن پرداخته شده پردازش تصویر و موضوع مورد بحث طبقه بندی زباله ها می باشد در دنیا امروز بررسی و طبقه بندی زباله بسیار مهم است زیرا تأثیرات گسترده ای روی محیط زیست، بهداشت عمومی و اقتصاد دارد. اهمیت این مسئله به دلیل زیر است:

۱,۱. حفاظت از محیط زیست:

طبقه بندی درست زباله ها کمک می کند تا آلودگی های زیست محیطی کاهش یابد. با افزایش جمعیت و مصرف، مدیریت مناسب زباله ها اهمیت بیشتری پیدا کرده است.

۱,۲. مدیریت منابع:

با بازیافت و بازیافت مواد قابل استفاده از زباله ها، منابع طبیعی حفظ می شوند و نیاز به استخراج بیشتر از معادن کاهش می یابد.

۱,۳. کاهش تولید زباله:

طبقه بندی منجر به توجه به راهکارهای کاهش تولید زباله می شود. این کاهش در مصرف و برگشت به چرخه مواد کمک به کاهش زباله ها می کند.

۱,۴. بهداشت عمومی:

زباله های ناصحیح طبقه بندی شده می توانند به منشاء بیماری ها و آفات تبدیل شوند. مدیریت صحیح زباله ها به بهبود بهداشت جامعه کمک می کند.

۱,۵. تأثیر اقتصادی:

صنایع مرتبط با بازیافت و دفع زباله از نظر اقتصادی اهمیت دارند و ایجاد شغل و افزایش درآمد را دنبال می کنند .

۱,۶. الزامات قانونی:

در بسیاری از کشورها، مقررات مشخصی برای مدیریت زباله ها و بازیافت وجود دارد که سازمان ها و شرکت ها را به رعایت آنها تشویق می کند.

۱,۷. شهر سازی و توسعه پایدار:

مدیریت مناسب زباله ها به بهبود شهر سازی و محیط زیست شهری کمک می کند و توسعه پایدار را ترویج می دهد .

به صورت کلی این مسئله با سازمان های محیط زیست، شهرداری ها، صنایع بازیافت و تجهیزات، دانشگاه ها و تحقیقاتی، سازمان های بهداشت و سازمان های حاکمیتی مرتبط با محیط مرتبط می باشد.

۲. بررسی داده ها:

این اطلاعات توسط عده ای از دانش آموز یک دبیرستان در کره جنوبی در سال ۲۰۱۹ گردآوری شده که از ادرس گیت هاب زیر قابل دانلود می باشد.

<https://github.com/alansun17904/smart-trash>

این دیتا داری چهار تقسیم بندی می باشد که شامل تصاویر

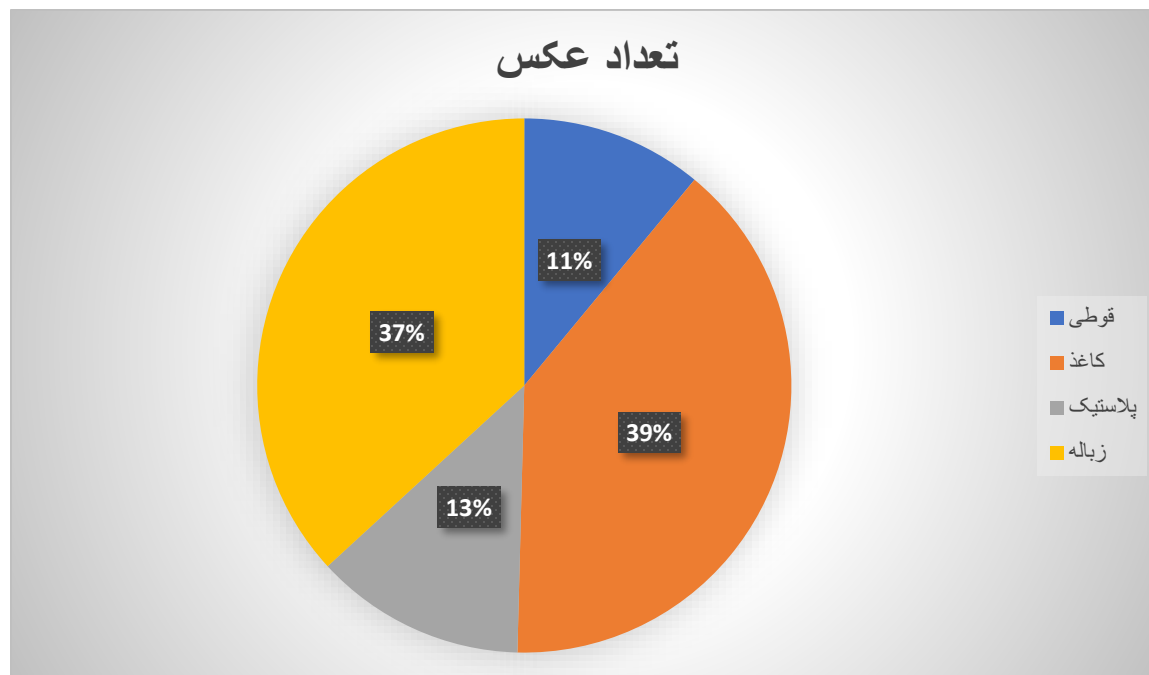
- قوطی ها که شامل ۴۵۷ عدد عکس
- کاغذ ها که شامل ۱۶۳۷ عدد عکس
- پلاستیک ها که شامل ۵۳۰ عدد عکس
- زباله که این بخش شامل هر گونه زباله ای به غیر از زباله های موارد بالا می باشد که شامل ۱۵۳۰ عدد عکس می باشد.

جدول تقسیم بندی زباله ها به همراه نمودار دایره ای با درصد هر کلاس در کل

جدول ۱- در این جدول نوع و تعداد زباله ها را مشاهده می کنید

تعداد	نام کلاس
۴۵۷	قوطی
۱۶۳۷	کاغذ
۵۳۰	پلاستیک
۱۵۳۰	زباله

نمودار ۱-انواع زباله ها و درصد هر کدام نسبت به کل زباله ها



برای نمونه چند مورد از عکس ها را در زیر مشاهده می کنید.

۲،۱. قوطی:

چند نمونه از کلاس قوطی



قوطی ۲- یک نمونه از کلاس قوطی



قوطی ۱- یک نمونه از کلاس قوطی



قوطی ۴- یک نمونه از کلاس قوطی



قوطی ۳- یک نمونه از کلاس قوطی

۲,۲. کاغذ:

چند نمونه از عکس های کلاس کاغذ



کاغذ ۲- یک نمونه از کلاس کاغذ



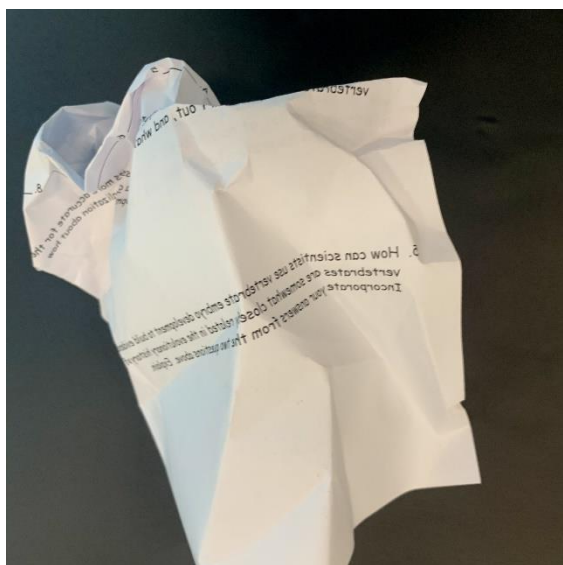
کاغذ ۱- یک نمونه از کلاس کاغذ



کاغذ ۴- یک نمونه از کلاس کاغذ



کاغذ ۳- یک نمونه از کلاس کاغذ



کاغذ ۵- یک نمونه از کلاس کاغذ

۲،۳. پلاستیک:
چند نمونه از تصاویر کلاس پلاستیک



پلاستیک ۲- یک نمونه از کلاس پلاستیک



پلاستیک ۱- یک نمونه از کلاس پلاستیک



پلاستیک ۴- یک نمونه از کلاس پلاستیک



پلاستیک ۳- یک نمونه از کلاس پلاستیک

۲,۴. زباله:



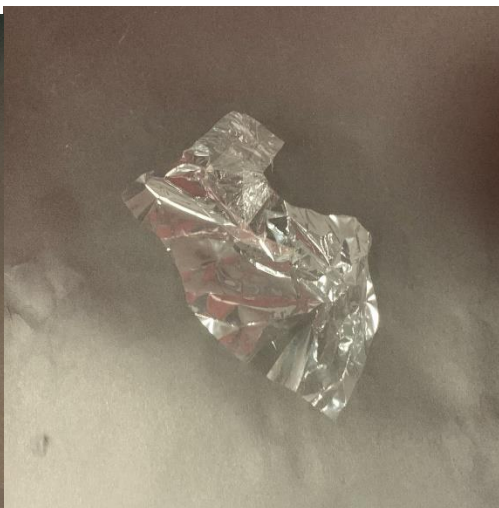
زباله ۲- یک نمونه از کلاس زباله



زباله ۱- یک نمونه از کلاس زباله



زباله ۴- یک نمونه از کلاس زباله



زباله ۳- یک نمونه از کلاس زباله



زباله ۶- یک نمونه از کلاس زباله



زباله ۵- یک نمونه از کلاس زباله



زیاله ۷- یک نمونه از کلاس زیاله

۳. بررسی مدل:

۳، ۱. مقدمه:

در این گزارش، ما به طراحی و آموزش یک شبکه عصبی با رویکرد شبکه های عصبی کانولوشنالی Convolutional Neural Networks برای تشخیص الگوهای تصویری در تصاویر می پردازیم. هدف اصلی این پروژه، توسعه یک مدل که بتواند به طور خود کار الگوهای مختلف در تصاویر را تشخیص داده و دسته بندی کند، است.

۳، ۲. روش انجام کار:

برای ایجاد شبکه عصبی پیچشی با رویکرد شبکه های عصبی کانولوشنالی CNN، از کتابخانه های معروف کار با شبکه های عصبی Keras استفاده شد. مدل از سه لایه پیچشی با فیلترهای 3×3 تشکیل شده است. در ابتدا، تصاویر ورودی با ابعاد 64×64 و ۳ کانال رنگی به لایه پیچشی وارد می شوند. پس از هر لایه پیچشی، یک لایه پولینگ با ابعاد 2×2 وجود دارد تا اطلاعات مهم از تصاویر استخراج شوند. سپس به ترتیب دو لایه پیچشی دیگر برای استخراج ویژگی های عمقی از تصاویر به کار گرفته می شوند. پس از این مراحل، داده ها به بردار تبدیل شده و از لایه های کاملاً متصل برای دسته بندی استفاده می شود. همچنین از Dropout با نرخ ۰.۵ برای جلوگیری از بیش برآزش در شبکه استفاده شده است.

سپس مدل با استفاده از الگوریتم بهینه سازی RMSprop و تابع هزینه

categorical_crossentropy آموزش داده شد. داده های آموزش به مدل داده شده و به مدت

۲۰ دوره آموزش داده شد. اندازه دسته های آموزشی برابر با ۳۲ بوده است و ۲۰٪ از داده ها برای

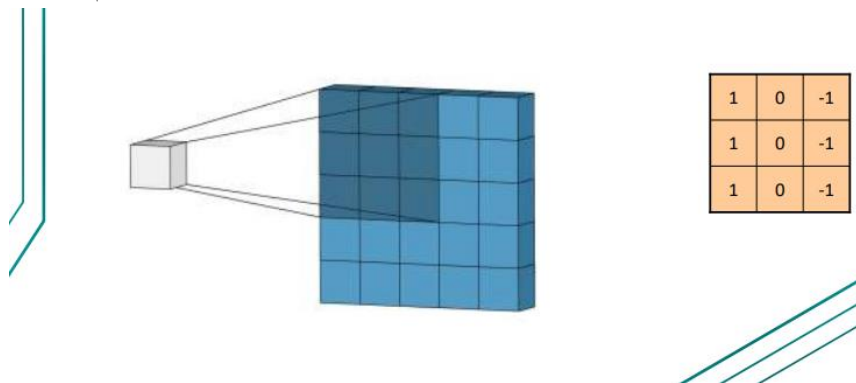
اعتبارسنجی استفاده شدند.

و ما در خروجی انتظار یکی از لیبل ها را داریم که یکی از مقادیر ۰ و ۱ و ۲ و ۳ را به خود اختصاص می دهد در پایین قطعه کد رو قرار دادیم و هر مرحله از اعمال را به صورت تصویری قرار دادیم

```
model = Sequential()
model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input_shape=(64, 64, 3))) # لایه
# پیشگی
model.add(MaxPooling2D((2, 2))) # لایه پولینگ
model.add(layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D((2, 2))) # لایه پولینگ
model.add(layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
model.add(layers.Flatten()) # تبدیل داده ها به بردار
model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.5)) # پنجاه درصد نورن ها از بین می روند به صورت رندوم
model.add(layers.Dense(4, activation='softmax'))
model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='rmsprop',
metrics=['accuracy'])
model.fit(x_train,y_train,
epochs=20,
3.2.1. batch_size=32, validation_split=0.2)
```

۱، ۲، ۳. عمل کانلوشنال:

تصویر عمل کانلوشنال هر باره همانند شکل ۱ یک قسمت از عکس را میخوانیم



شکل ۱-عمل کانلوشنال

۲، ۲، ۳. عمل پولینگ:

در عمل پولینگ همانند شکل ۲ مایه‌ترین مقدار را در هر قسمت در نظمی گیریم

لایه‌ی pooling

1	3	2	1
2	9	1	1
1	3	2	3
5	6	1	2

9	2
6	3

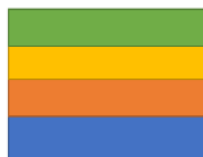
شکل ۲- نحوه انجام عمل پولینگ



۳، ۲، ۳. تبدیل به بردار:

برای تبدیل به بردار مانند شکل ۳ ما تمام داده‌ها را تبدیل به بردار می‌کنیم

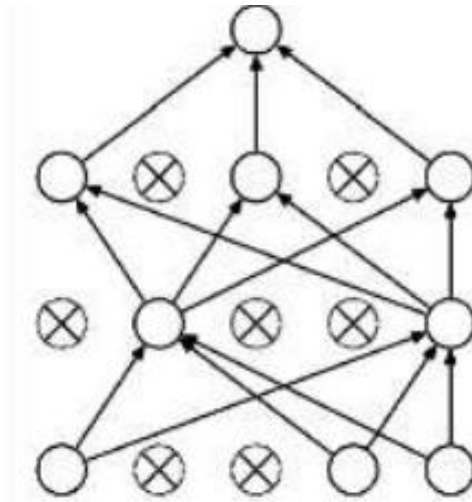
Keras Flatten



شکل ۳- نحوه تبدیل داده‌ها به بردار

۴، ۲، ۳ لایه $drop\ out$:

در اینجا ما به صورت رندوم هر بار ۵۰٪ نورن ها را حذف میکنیم



شکل ۴- نحوه انجام عمل $dropout$

۳، ۲، ۵. خلاصه مدل:

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_19 (Conv2D)	(None, 62, 62, 32)	896
max_pooling2d_13 (MaxPooling)	(None, 31, 31, 32)	0
conv2d_20 (Conv2D)	(None, 29, 29, 64)	18496
max_pooling2d_14 (MaxPooling)	(None, 14, 14, 64)	0
conv2d_21 (Conv2D)	(None, 12, 12, 64)	36928
flatten_7 (Flatten)	(None, 9216)	0
dense_13 (Dense)	(None, 64)	589888
dropout_7 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_14 (Dense)	(None, 4)	260
Total params: 646,468		
Trainable params: 646,468		
Non-trainable params: 0		

شکل ۵- خلاصه مدل

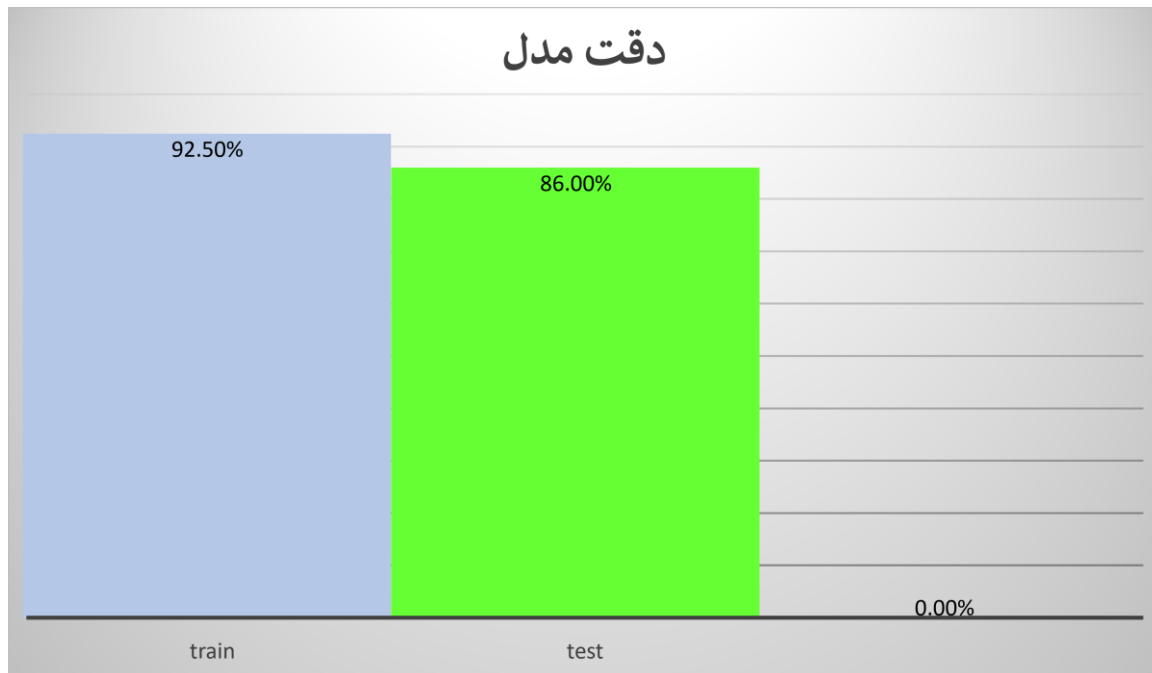
۴. نتایج ارزیابی:

پس از اجرا مدل بالا بر روی داده ها ما به دقت ۹۲.۵٪ بر روی داده های آموزش و به ۸۶٪ دقت بر روی داده ازمون رسیدیم جزئیات بیشتر در جدول ۲ و نمودار ۲

جدول ۲- دقت مدل بر روی داده های آموزش و ازمون

نوع دیتا	درصد
Train	۹۲.۵٪
Test	۸۶٪

نمودار ۲- دقت مدل بر روی داده آموزش و آزمون



ه. نتیجه گیری:

در این پروژه طبقه بندی زباله ها انجام شد و به درصد ۸۶ درصد روی دیتا تست رسیدیم اما می توان با تغییر پارامترها به درصد بالا تری رسید البته اگر تعداد دیتا هم افزایش پیدا کند می تواند به یادگیری مدل کمک کند و می توان به درصد بالا تری رسی و در اخر می توان از رویکرد های دیگر یادگیری عمیق هم میتوان استفاده کرد مانند RNN