دسته‌بندی تصاویر سلول‌های خونی با معماری CONVNEXT V2 و یادگیری خودنظارتی

ارائه دهنده: علی هاتفی
استاد درس: دکتر بغدادی

فهرست مطالب

- مقدمه و بیان مسئله
- بررسی مقاله مرجع
- روش پیشنهادی و پیاده‌سازی
- نتایج و ارزیابی
- جمع‌بندی

مقدمه

تعریف مسئله و چالش‌ها

- **هدف:**
  - چالش‌های طبقه‌بندی دقیق سلول‌های خونی در تصاویر پزشکی.
- **چالش‌های فعلی:**
  - روش دستی: زمان‌بر، خسته‌کننده و دارای خطای انسانی.
  - روش‌های یادگیری عمیق سنتی: نیاز به حجم عظیمی از داده‌های برچسب‌دار دارند.
- **راهکار :**
  - استفاده از معماری‌های مدرن
    - ConvNeXt V2و تکنیک‌های یادگیری خودنظارتی برای بهبود دقت تشخیص.

چرا CONVNEXT V2؟

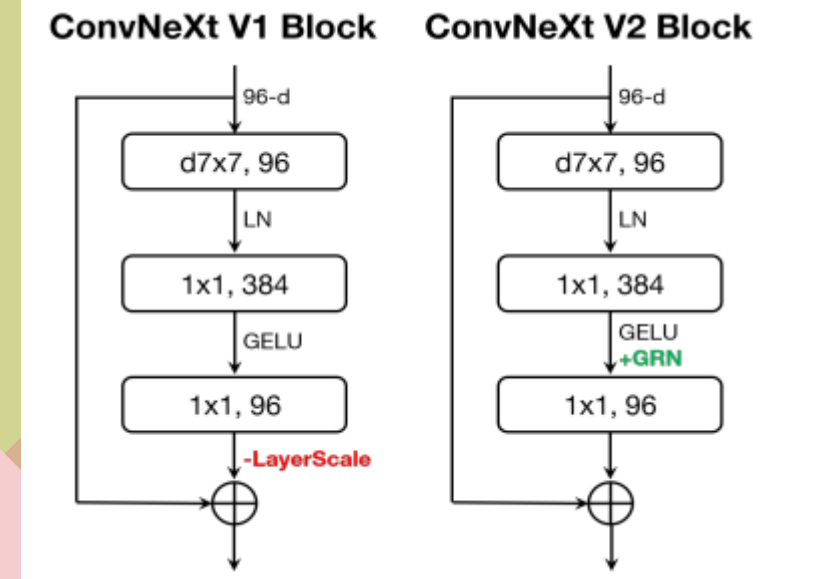
- پیاده‌سازی معماری ConvNeXt V2 (ترکیب CNN و Masked Autoencoders).
- آموزش مدل مدل بر روی دیتاست سلول‌های خونی
- استفاده از استراتژی دو مرحله‌ای:

1. پیش‌آموزش خودنظارتی (Self-Supervised Pre-training).
2. تنظیم دقیق نظارت‌شده (Supervised Fine-tuning).

بررسی مقاله مرجع

معرفی مقاله مرجع CONVNEXT V2

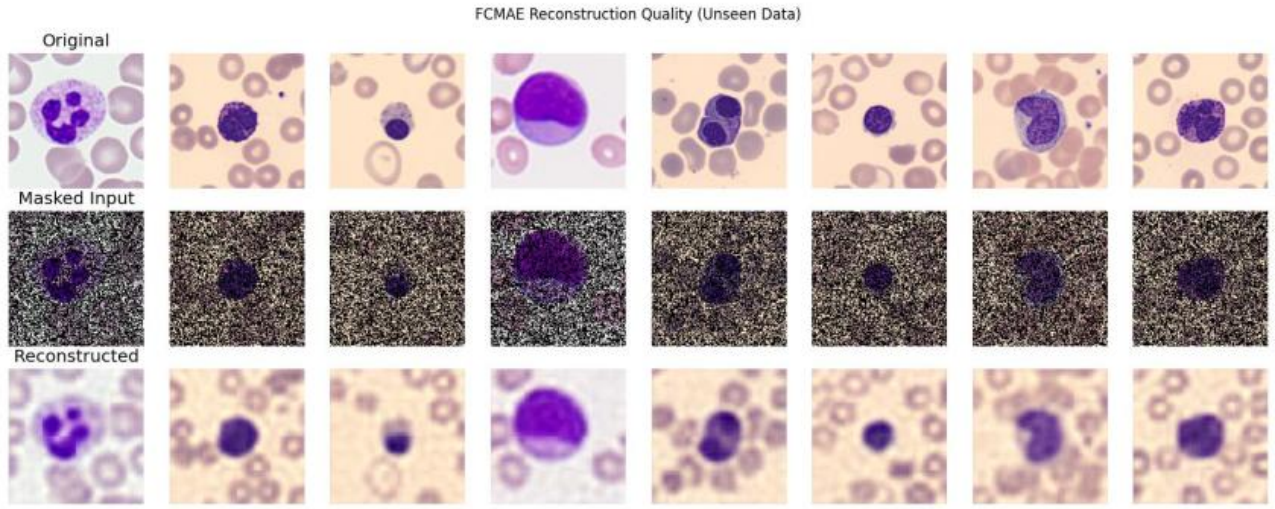
- عنوان مقاله: Co-Designing and Scaling ConvNets with Masked Autoencoders
- **ایده اصلی:**
  - چرا ConvNeXt V1 به V2 تبدیل شد؟ (نیاز به ترکیب مقیاس‌پذیری ConvNetها با قدرت یادگیری MAE).
- تفاوت کلیدی با (Vision Transformers) ViT:
  - استفاده از لایه‌های کانولوشنی به جای مکانیزم توجه (Attention) سنگین.



Woo et al. 2023

معماری پیشنهادی (FCMAE & GRN)

- FCMAE (Fully Convolutional Masked Autoencoder)
- GRN (Global Response Normalization



شکل ۴-۴ کیفیت بازسازی FCMAE روی داده‌های دیده‌نشده در فاز یادگیری خودنظارتی

پیاده‌سازی و روش پیشنهادی

معرفی مجموعه داده

- منبع داده‌ها: سلول‌های خون
- تعداد کلاس‌ها: ۵ کلاس
  - basophil
  - erythroblast
  - monocyte
  - myeloblast
  - seg_neutrophil
- تعداد تصاویر و فرمت داده‌ها
- **چالش داده‌ها:** پیش‌پردازش (Resize, Normalization).

استراتژی آموزش – فاز اول: پیش‌آموزش (PRE-TRAINING)

- توضیح فرآیند Self-Supervised Learning.
- ماسک کردن تصادفی تصاویر ورودی (مثلاً ۶۰٪ تصویر ماسک می‌شود).
- هدف شبکه:
  - بازسازی پیکسل‌های حذف شده.
- **نکته فنی:**
  - در این مرحله از برچسب (Label) کلاس‌ها استفاده نمی‌شود (یادگیری ویژگی‌های ساختاری سلول‌ها).

استراتژی آموزش – فاز دوم: تنظیم دقیق (FINE-TUNING)

- آموزش با استفاده از برچسب‌های واقعی کلاس‌ها.
- تابع هزینه (Loss Function):
  - Cross Entropy.
- بهینه‌ساز (Optimizer):
  - AdamW (طبق مقاله ConvNeXt).

جزئیات پیاده‌سازی و سخت‌افزار

- فریم‌ورک: PyTorch.
- سخت‌افزار: (GPU).
- ابزارها: DataLoaderها، تکنیک‌های Augmentation.
- تکنیک‌های جلوگیری از Overfitting: توقف زودهنگام، Dropout و DropPath.

نتایج و ارزیابی

معیارهای ارزیابی

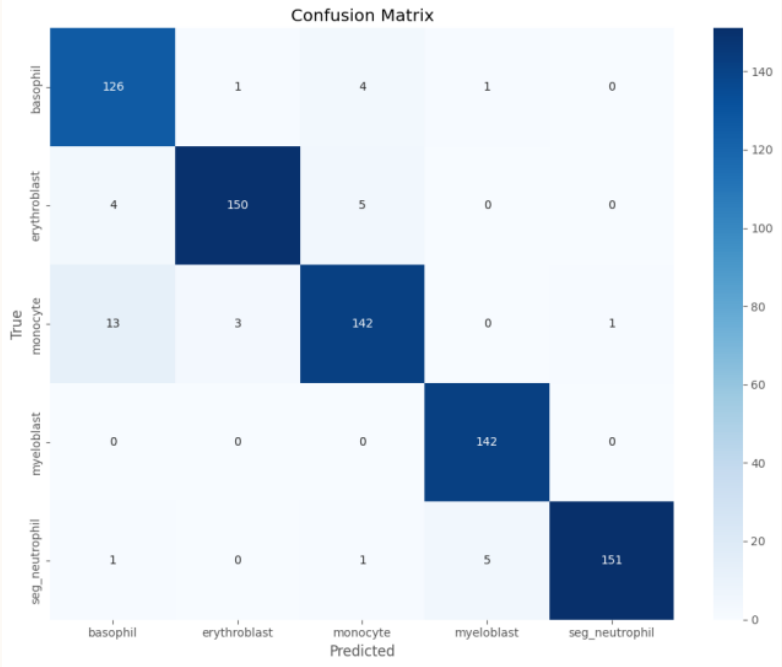
- معرفی معیارها:
  - Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, AUC-ROC

. ماتریس درهم‌ریختگی

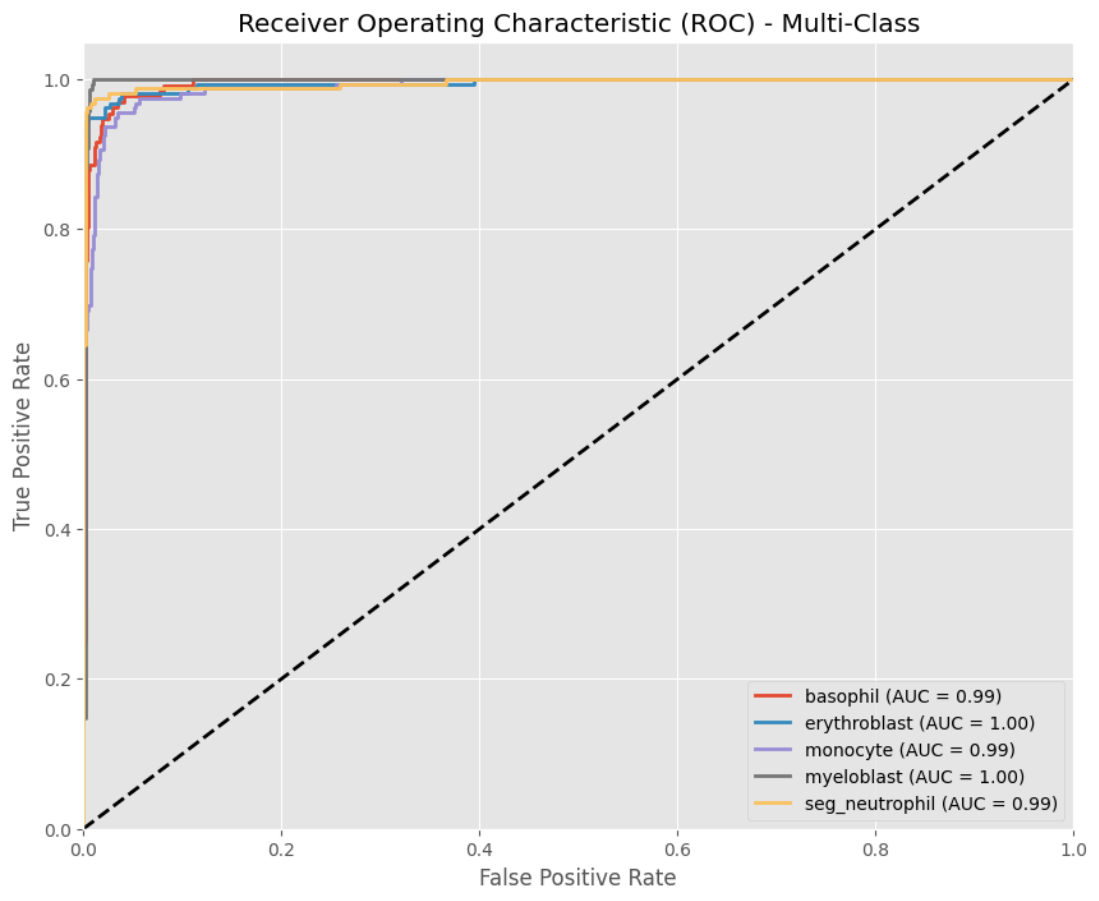
```
Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     basophil     0.8750    0.9545    0.9130       132
 erythroblast     0.9740    0.9434    0.9585       159
     monocyte     0.9342    0.8931    0.9132       159
   myeloblast     0.9595    1.0000    0.9793       142
seg_neutrophil    0.9934    0.9557    0.9742       158

     accuracy                         0.9480       750
    macro avg     0.9472    0.9493    0.9476       750
 weighted avg     0.9495    0.9480    0.9481       750
```

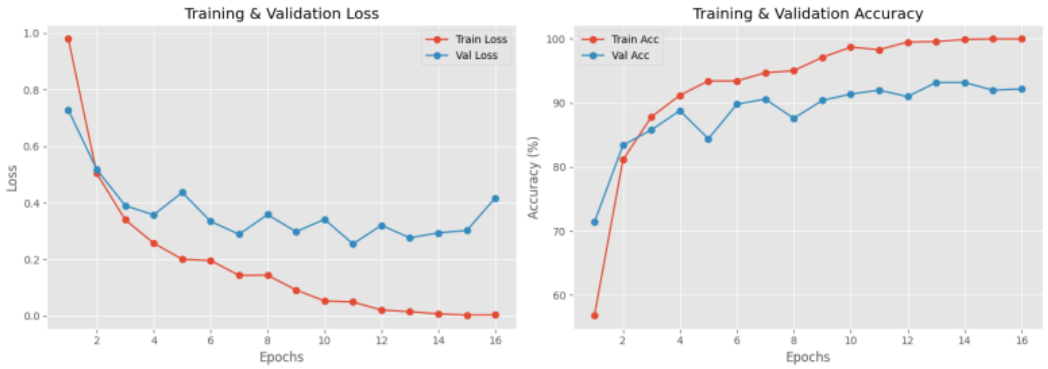


نمودار AUC-ROC



نمودارهای آموزش

- نمودار Loss (Train vs Validation) در طول Epochها
- نمودار Accuracy
- تحلیل:
  - نشان دهید که مدل همگرا شده و دچار بیش‌برازش شدید نشده است.



شکل ۴–۵ منحنی‌های آموزش و اعتبارسنجی مدل ConvNeXt V2 مبتنی بر FCMAE

جمع‌بندی

چالش‌ها و محدودیت‌ها

- هزینه محاسباتی بالای آموزش خودنظارتی.
- چالش‌های مربوط به بالانس نبودن داده‌های پزشکی.

نتیجه‌گیری و کارهای آینده

- اثربخشی معماری ConvNeXt V2 و لایه GRN در استخراج ویژگی از تصاویر سلولی.
- **پیشنهاد:** استفاده از دیتاست‌های بزرگتر، ترکیب با مدل‌های ترنسفورمر.

باتشکر از توجه‌ی شما