

# تشخیص بیماری‌های ریوی از روی تصاویر پزشکی با استفاده از یادگیری خودناظارتی

دانشجو: میترا عمرانی

استاد راهنما: دکتر پیمان ادیبی

استاد داور: دکتر حسین ماهوش محمدی

شهریور ۱۴۰۳



# فهرست مطالب

۱ مقدمه

۲ مفاهیم

۳ شرح پژوهش

۴ نتایج

۵ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

۶ مراجع

در عصر پیشرفت‌های سریع فناوری، پردازش تصویر به عنوان یکی از مهم‌ترین شاخه‌های هوش مصنوعی و بینایی ماشین نقش بسزایی در تحلیل و تفسیر داده‌های تصویری ایفا می‌کند. این علم به ویژه در حوزه‌های پزشکی کاربردهای فراوانی یافته است، به‌طوری که از تصاویر پزشکی برای تشخیص بیماری‌ها، نظارت بر روند درمان و برنامه‌ریزی جراحی‌ها استفاده می‌شود.

یکی از نمونه‌های بارز در این زمینه، تصاویر رادیوگرافی قفسه سینه است که برای تشخیص بیماری‌های مختلف تنفسی، از جمله سل و ذات‌الریه، به کار می‌رود. با توجه به پیچیدگی و شباهت علائم این بیماری‌ها در تصاویر، تشخیص آنها توسط متخصصان با چالش‌های زیادی همراه است.

## مشکلات، چالش‌ها و هدف اصلی

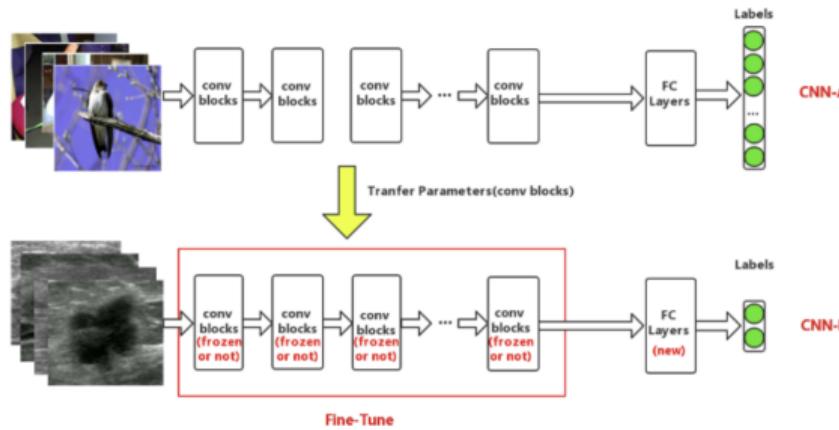
- پیچیدگی تشخیص بیماری‌ها به دلیل شباهت علائم در تصاویر.
- کمبود داده‌های برچسب‌گذاری شده برای آموزش مدل‌های یادگیری.
- هزینه و زمان بر بودن فرآیند برچسب‌گذاری تصاویر.
- وابستگی به مجموعه داده‌های بزرگ برای بهبود دقت مدل‌ها.

هدف اصلی: آیا یادگیری خودنظراتی می‌تواند عملکرد مشابه یا بهتر از یادگیری نظارت شده ارائه دهد و  
وابستگی به داده‌های برچسب‌گذاری شده را کاهش دهد؟

# مدل‌های بررسی شده

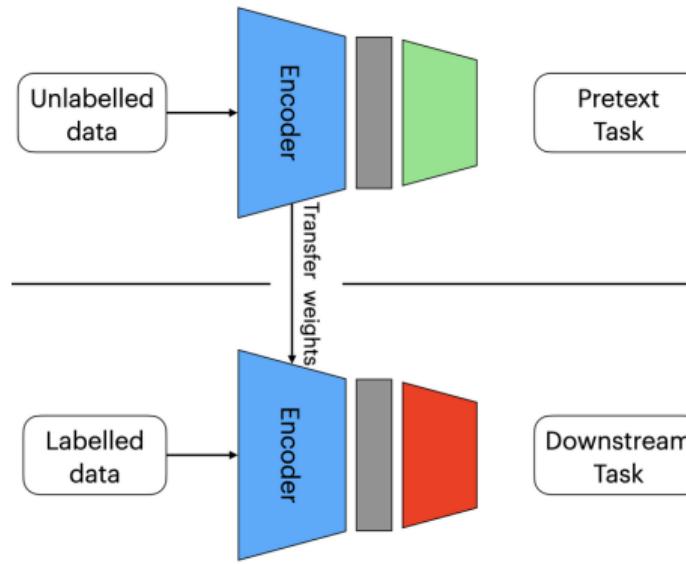
- ❶ یادگیری ناظارت شده با ResNet50
- ❷ یادگیری ناظارت شده با VGG16
- ❸ با رمزگذار ثابت (با معماری SimCLR)
- ❹ با رمزگذار غیرثابت (با معماری SimCLR)
- ❺ با رمزگذار ثابت (با معماری Barlow Twins)
- ❻ با رمزگذار غیرثابت (با معماری Barlow Twins)

# یادگیری انتقالی و مزایای آن



- کاهش زمان آموزش
- کاهش نیاز به داده
- بهبود عملکرد

# یادگیری خودناظارتی

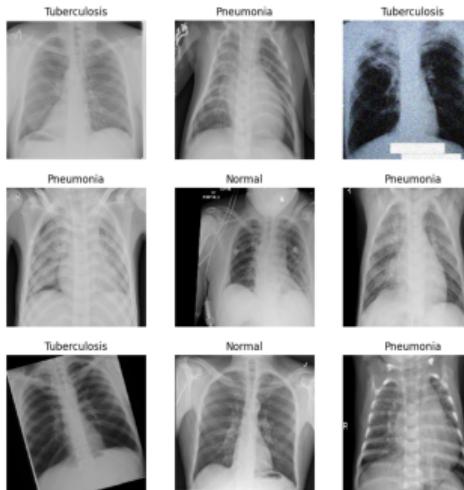


شکل: وظایف پیش‌زمینه و پسین

# جمع آوری داده و ترکیب دو مجموعه داده به عنوان مجموعه داده اصلی پروژه

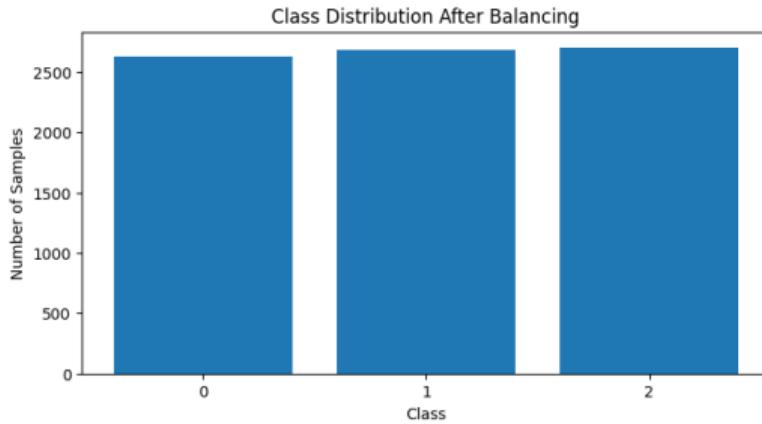
- مجموعه داده سل : ۳۵۰۰ تصویر نرمال و ۷۰۰ تصویر مبتلا به سل

- مجموعه داده ذاتالریه : ۴۲۷۳ تصویر نرمال و ۱۵۸۳ تصویر مبتلا به ذاتالریه

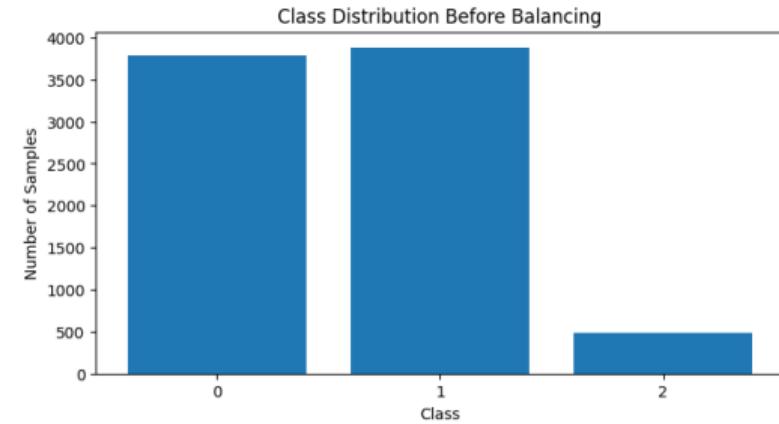


**شکل:** مجموعه داده‌ی سه دسته‌ای

# عدم تعادل مجموعه داده‌ی ترکیبی

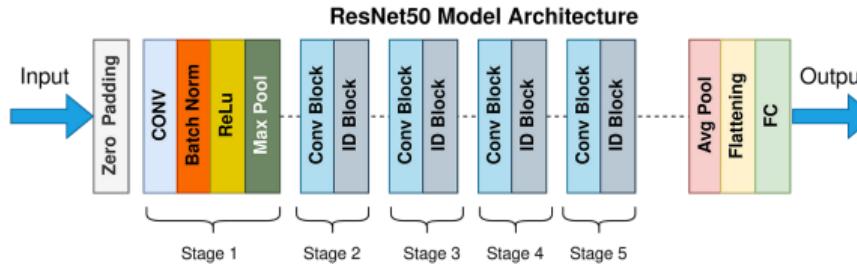


**شکل:** دسته‌ها بعد از متعادل‌سازی

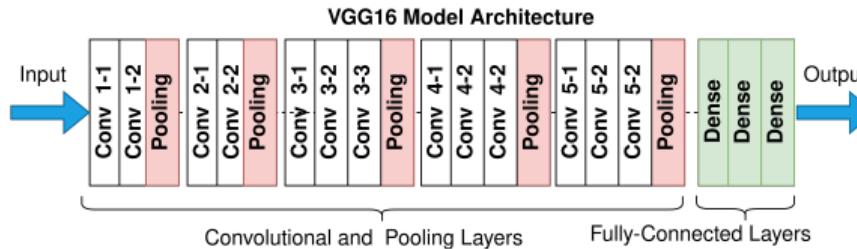


**شکل:** دسته‌ها قبل از متعادل‌سازی

# یادگیری ناظارت شده

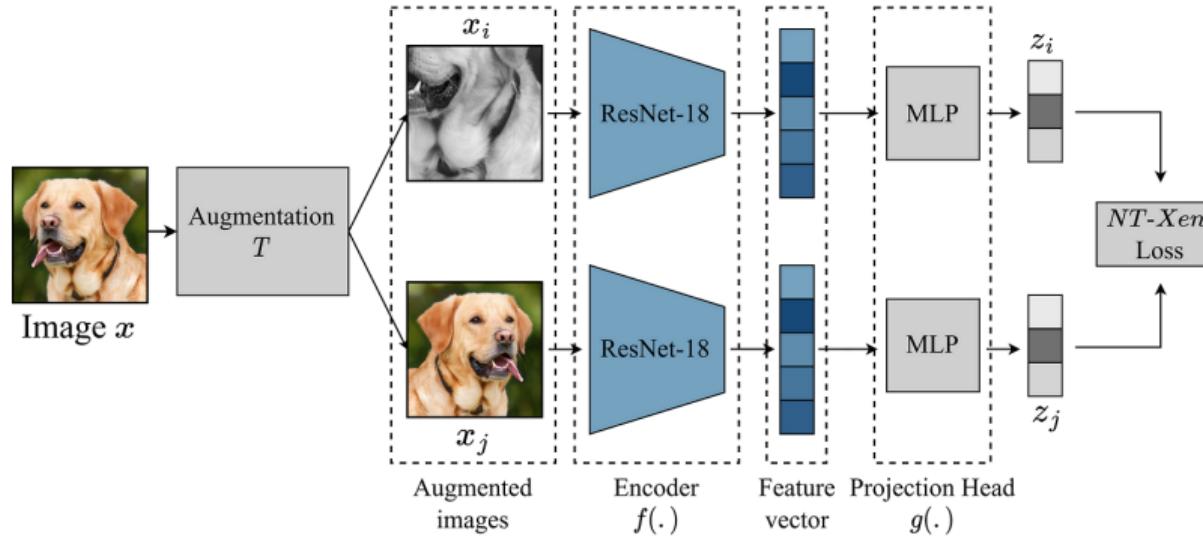


**شکل:** معماری شبکه ResNet50



**شکل:** معماری شبکه VGG16

# معماری SimCLR



# تابع زیان SimCLR

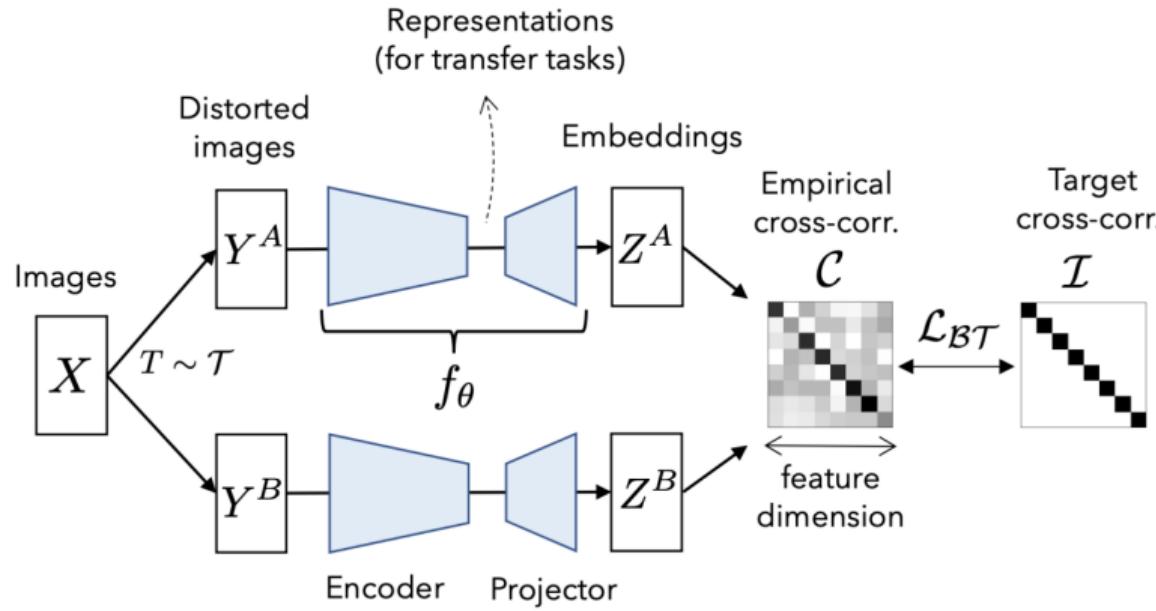
$$\ell_{i,j} = -\log \frac{\exp(\text{sim}(z_i, z_j)/\tau)}{\sum_{k=1}^{2N} \mathbb{1}_{[k \neq i]} \exp(\text{sim}(z_i, z_k)/\tau)}$$

## تعریف

- $\text{sim}(z_i, z_j)$  شباهت کسینوسی بین دو بردار ویژگی  $z_i$  و  $z_j$  است.
- $\tau$  یک پارامتر دما است که تندی توزیع را کنترل می‌کند.
- $N$  اندازه دسته است، بنابراین در کل  $2N$  نمونه افزوده شده وجود دارد (هر تصویر اصلی دارای دو افزایش است).

# Barlow Twins

## معماری



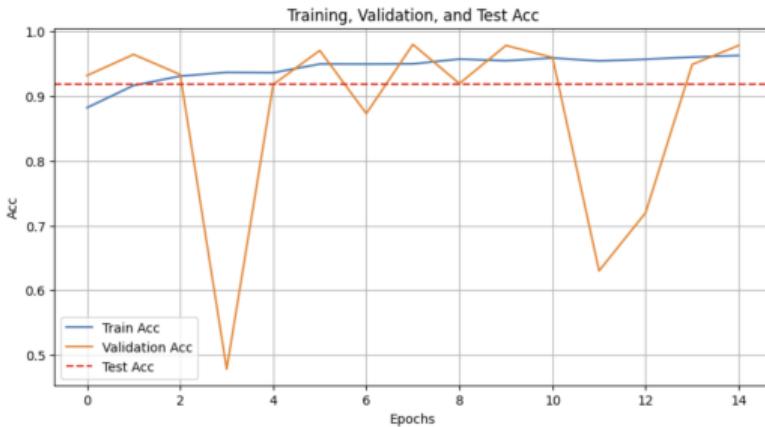
# تابع زیان Barlow Twins

$$L = \sum_i (1 - C_{ii})^2 + \lambda \sum_{i \neq j} C_{ij}^2$$

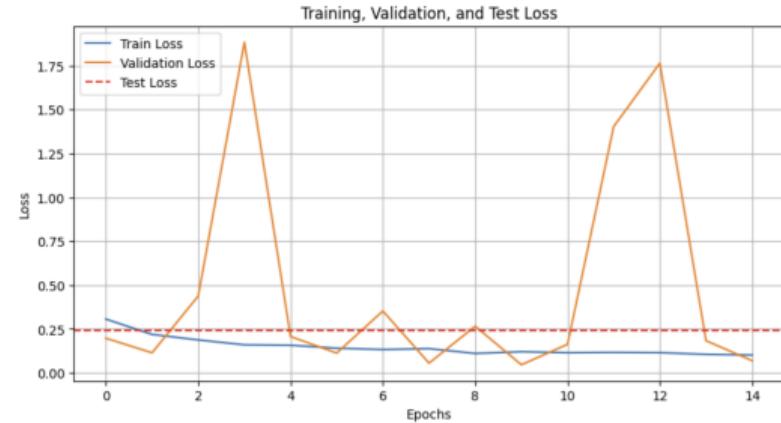
## تعریف

- $C$  ماتریس همبستگی متقابل محاسبه شده بین بازنمایی‌های دو دیدگاه مختلف است.
- $C_{ii}$  عناصر قطری ماتریس خودهمبستگی را نشان می‌دهد.
- $C_{jj}$  عناصر خارج از قطر همبستگی متقابل را نشان می‌دهد.
- $\lambda$  یک فاکتور وزنی است که اهمیت دو عبارت در تابع زیان را متعادل می‌کند.

# نتایج مدل ResNet50



شکل: دقت آموزش و اعتبارسنجی و آزمایش

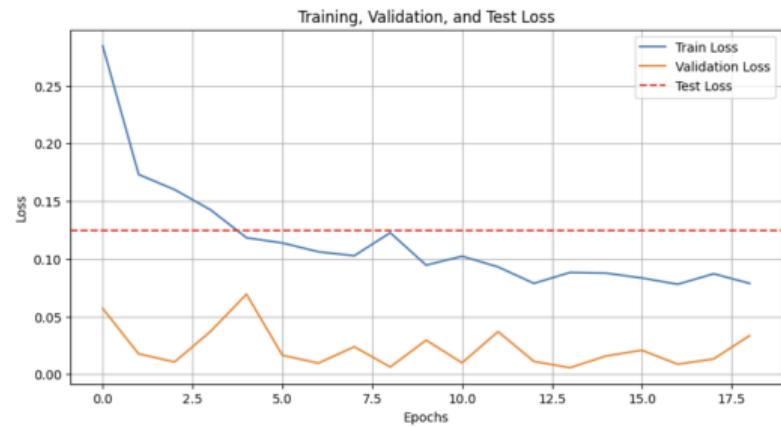


شکل: خطای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش

# VGG16 نتایج مدل

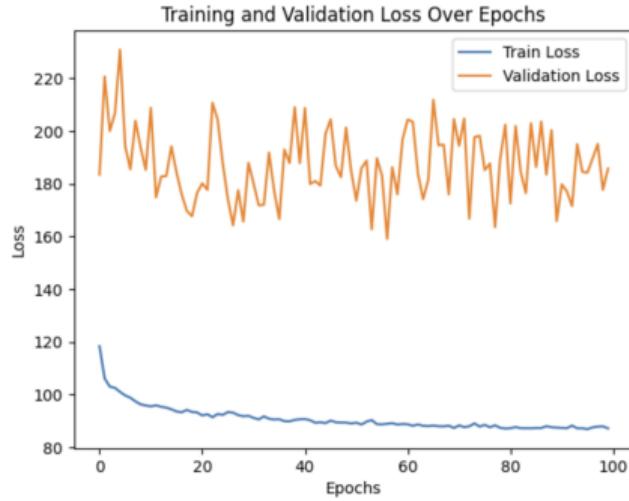


شکل: دقت آموزش و اعتبارسنجی و آزمایش

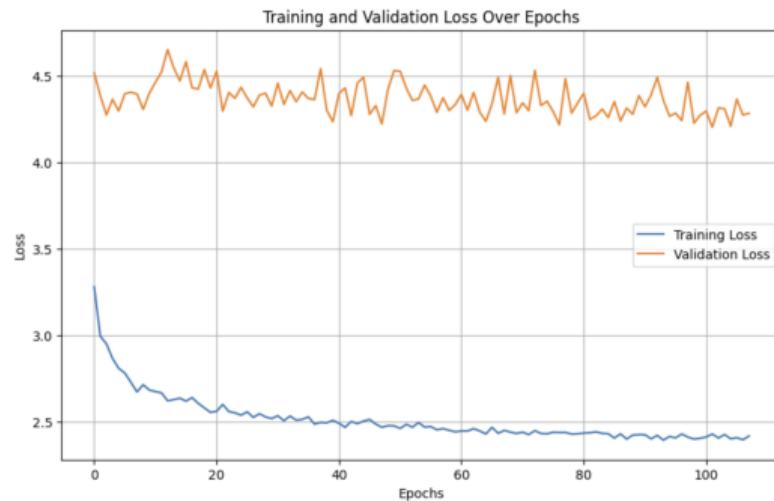


شکل: خطای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش

# نتایج مدل‌های خودناظارتی در آموزش

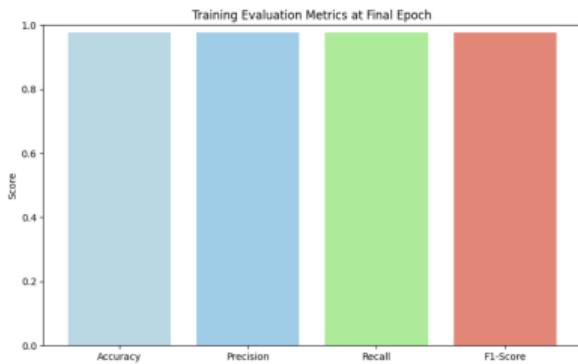


**شکل:** خطای آموزش در طول دوره‌ها در Barlow Twins



**شکل:** خطای آموزش در طول دوره‌ها در SimCLR

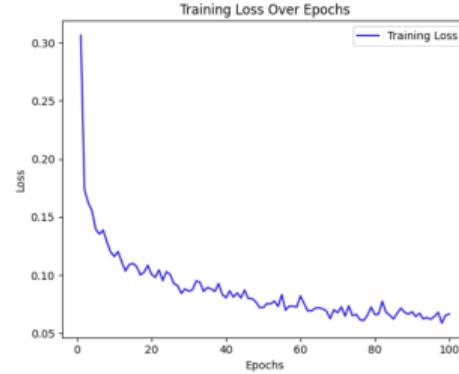
# نتایج مدل SimCLR با رمزگذار آزاد



**شکل:** معیارهای ارزیابی آموزش در دوره نهایی

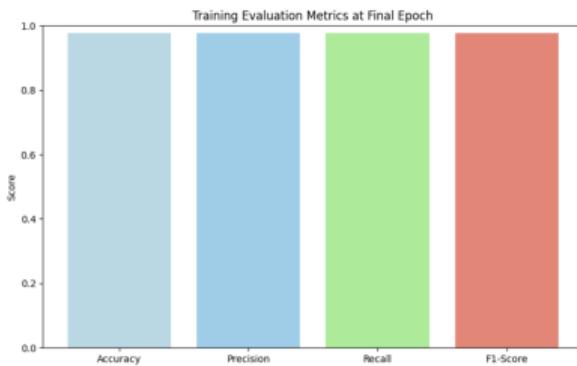


**شکل:** دقت آموزش در طول دوره‌ها

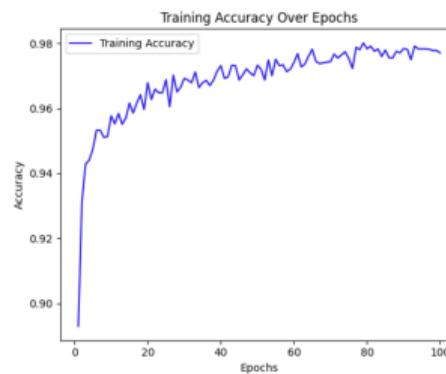


**شکل:** خطای آموزش در طول دوره‌ها

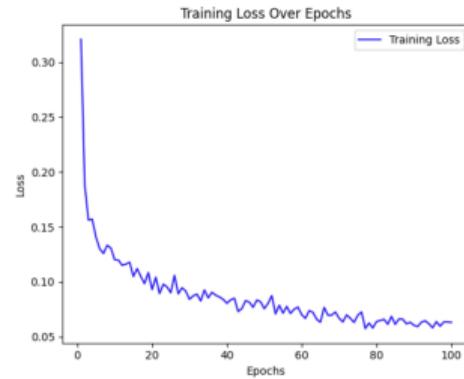
# نتایج مدل SimCLR با رمزگذار ثابت



**شکل:** معیارهای ارزیابی آموزش در دوره نهایی

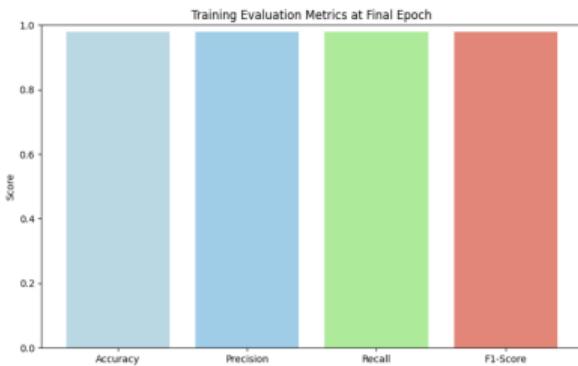


**شکل:** دقت آموزش در طول دوره‌ها



**شکل:** خطای آموزش در طول دوره‌ها

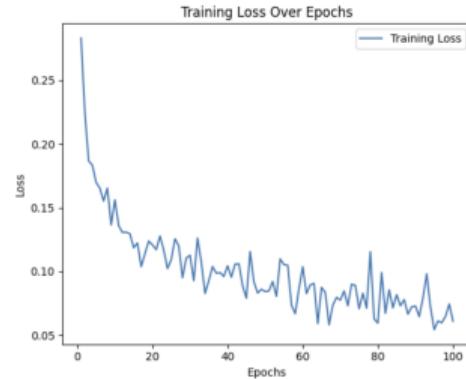
# نتایج مدل Barlow Twins با رمزگذار آزاد



**شکل:** معیارهای ارزیابی آموزش در دوره نهایی



**شکل:** دقت آموزش در طول دوره‌ها



**شکل:** خطای آموزش در طول دوره‌ها

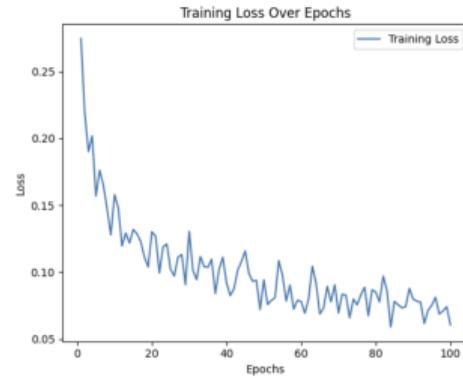
# نتایج مدل Barlow Twins با رمزگذار ثابت



**شکل:** معیارهای ارزیابی آموزش در دوره نهایی



**شکل:** دقت آموزش در طول دوره‌ها



**شکل:** خطای آموزش در طول دوره‌ها

## مقایسه مدل‌های نظارت شده

مزایا:

- **VGG16**: دقیق بالاتر در معیارهای مختلف مانند امتیاز F1، صحت و یادآوری با نوسانات کمتر و ثبات بیشتر.
- **ResNet50**: ارائه دقیق بالا و تعمیم‌پذیری مناسب در کنار معماری پیچیده‌تر مناسب در مسائل خاص مفید.

معایب:

- **VGG16**: معماری ساده‌تر و عملکرد ضعیف‌تر در مسائل پیچیده نسبت به ResNet50.
- **ResNet50**: نوسانات بیشتر در برخی معیارها مانند امتیاز F1 و دقیق، همراه با پیچیدگی بالاتر به همراه هزینه محاسباتی بالاتر.

# مقایسه مدل‌های SimCLR

مزایا:

- رمزگذار ثابت: آموزش سریع‌تر، هزینه محاسباتی کمتر.
- رمزگذار غیرثابت: دقت بالاتر، تنظیم دقیق‌تر.

معایب:

- رمزگذار ثابت: دقت کمتر نسبت به نسخه غیرثابت.
- رمزگذار غیرثابت: زمان آموزش طولانی‌تر، هزینه محاسباتی بیشتر.

## مقایسه مدل‌های Barlow Twins

مزایا:

- رمزگذار ثابت: آموزش سریع‌تر، عملکرد خوب با منابع محاسباتی کمتر.
- رمزگذار غیرثابت: دقت بالاتر، فرآیند آموزش پایدار‌تر.

معایب:

- رمزگذار ثابت: نوسانات بیشتر در خطای اعتبارسنجی، دقت کمتر.
- رمزگذار غیرثابت: زمان آموزش طولانی‌تر، نیاز به منابع محاسباتی بیشتر.

# مقایسه دقت مدل‌ها با یکدیگر

مدل	دقت نهایی
یادگیری ناظارت شده ResNet50	۹۸.۰
یادگیری ناظارت شده VGG16	۹۹.۰
SimCLR با رمزگذار ثابت	۹۵.۰
SimCLR با رمزگذار غیرثابت	۹۸.۰
Barlow Twins با رمزگذار ثابت	۹۶.۰
Barlow Twins با رمزگذار غیرثابت	۹۸.۰

**جدول:** مقایسه دقت نهایی مدل‌ها

## ممنون از توجه شما

[1] [2] [3]

-  [GeeksforGeeks.](#)  
**Self-supervised learning (ssl), Dec. 2023.**  
**Accessed: 2024-08-28.**
-  [M. G. W. C. C. V. H. L. S. L. B. A. M. e. a. Kermany, Daniel S.](#)  
**Identifying medical diagnoses and treatable diseases by image-based deep learning., 2018.**
-  [T. Rahman, A. Khandakar, M. A. Kadir, K. R. Islam, K. F. Islam, R. Mazhar, T. Hamid, M. T. Islam, S. Kashem, Z. B. Mahbub, M. A. Ayari, and M. E. H. Chowdhury.](#)  
**Reliable tuberculosis detection using chest x-ray with deep learning, segmentation and visualization.**  
**IEEE Access, 8:191586–191601, 2020.**