



Yüksek Enerji Fiziği'nden Sağlık Alanında Makine Öğrenmesi'ne bir Yolculuk

Hale Sert

İstanbul Üniversitesi

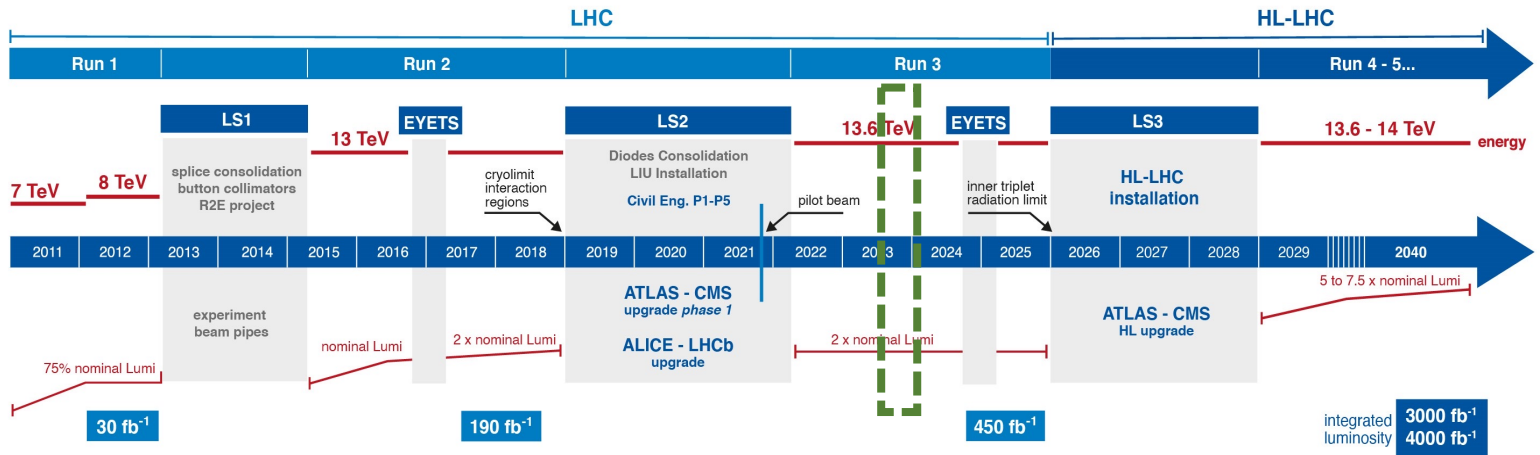
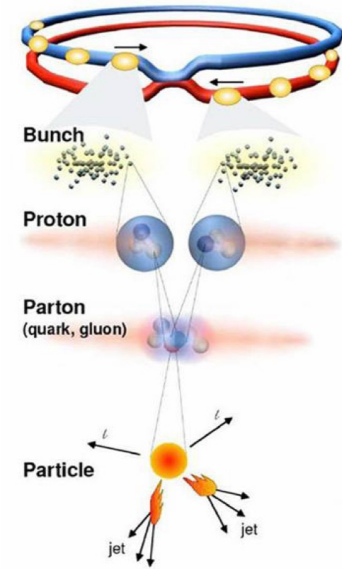
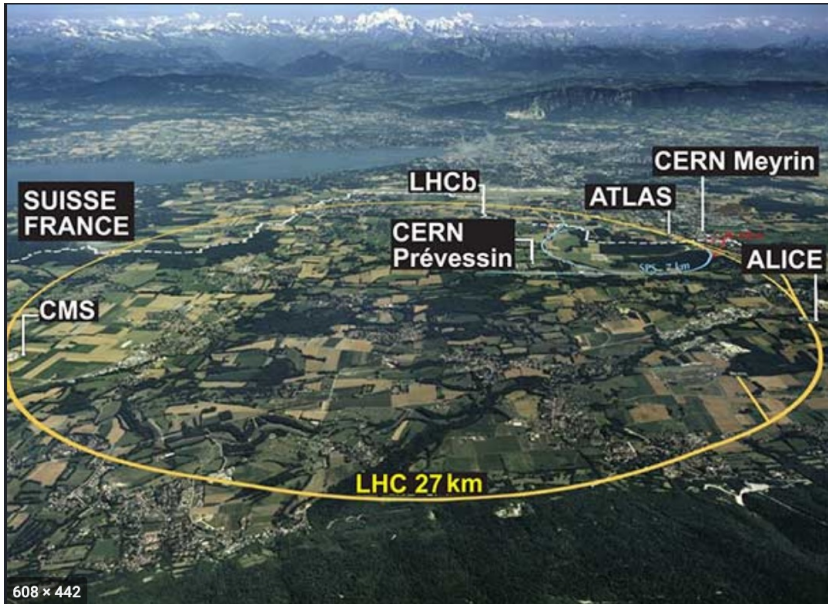
YEFİST 2023

14-15 October 2023

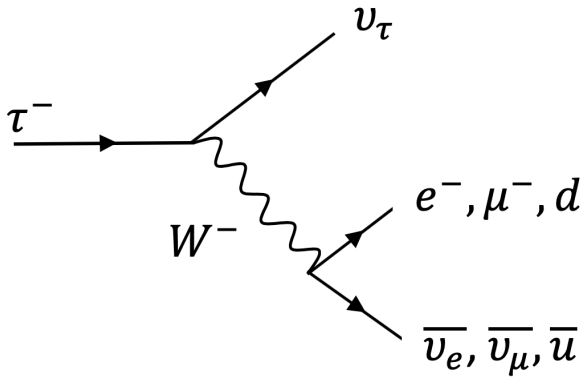
Yıldız Teknik Üniversitesi

Remal
2001

- Tau leptonunun CMS'de yeniden yapılandırma ve tanımlanması
- Makine öğrenmesinin sağlık alanında görüntü sınıflandırılması uygulaması



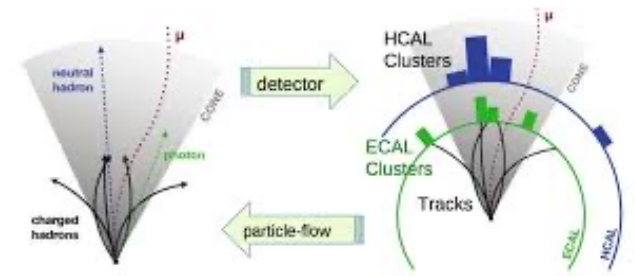
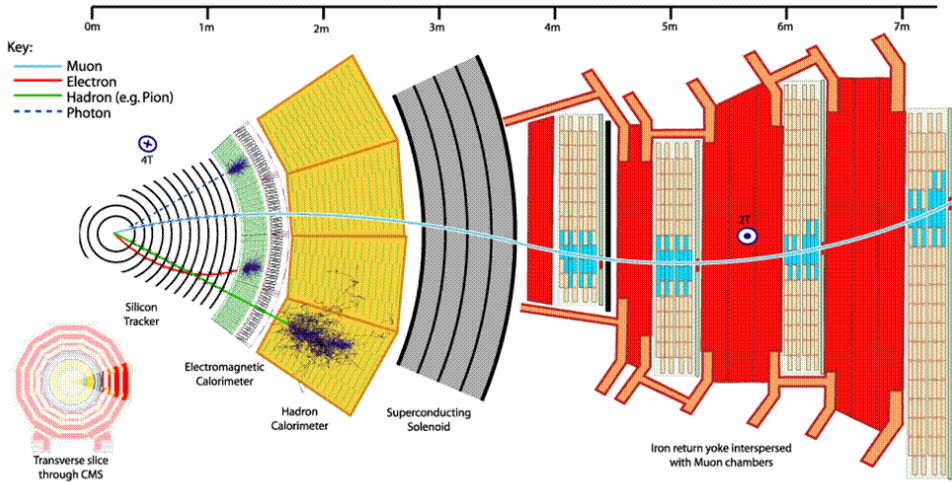
- Tau en ağır leptonudur, $m_\tau = 1.78 \text{ GeV}$
- Detektörün içinde bozunacak kısa yaşam süresine sahiptir
 - Yaşam süresi: $\tau \approx 3 \times 10^{-12} \text{ (} c\tau \approx 90 \text{ } \mu\text{m)}$
- Tau leptonları leptonlara ve hadronlara bozunurlar:



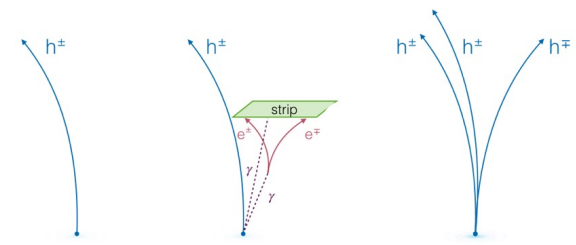
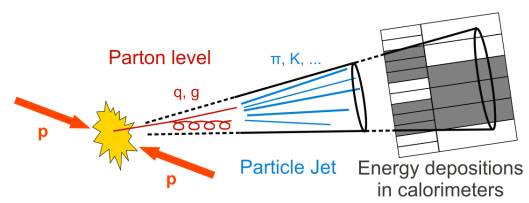
Decay mode	Resonance	\mathcal{B} (%)
Leptonic decays		35.2
$\tau^- \rightarrow e^- \bar{\nu}_e \nu_\tau$		17.8
$\tau^- \rightarrow \mu^- \bar{\nu}_\mu \nu_\tau$		17.4
Hadronic decays		64.8
$\tau^- \rightarrow h^- \nu_\tau$		11.5
$\tau^- \rightarrow h^- \pi^0 \nu_\tau$	$\rho(770)$	25.9
$\tau^- \rightarrow h^- \pi^0 \pi^0 \nu_\tau$	$a_1(1260)$	9.5
$\tau^- \rightarrow h^- h^+ h^- \nu_\tau$	$a_1(1260)$	9.8
$\tau^- \rightarrow h^- h^+ h^- \pi^0 \nu_\tau$		4.8
Other		3.3

- Tau lepton nasıl yeniden yapılandırabiliriz?

- CMS'in alt detektörlerindeki bilgiyi birleştiren **Particle Flow** algoritması kullanılır
 - *Elektron, müon, foton, nötr ve yüklü hadronlar*



- Yeniden yapılandırılan parçacıklar gruplandırılarak
 - Üst seviye objeler denilen *jets, METs and hadronlara bozunan tau-leptonları*



=> HPS Algoritması

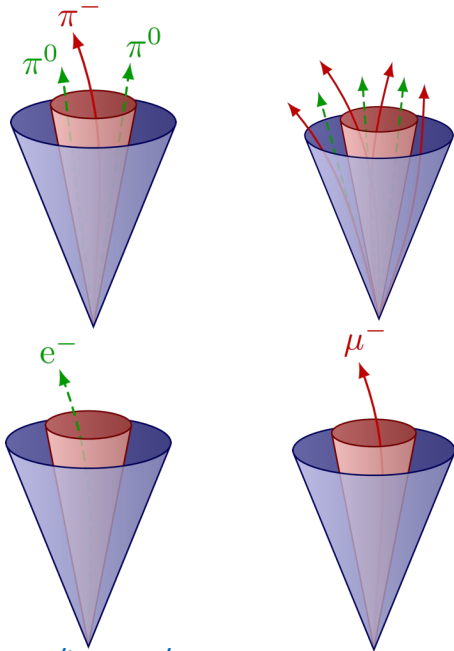
Ref: <https://cms.cern/news/jets-cms-and-determination-their-energy-scale>

- Yeniden yapılandırılan parçacıkların beklenen parçacıklar olup olmadığını test etmek ve doğru tanımlamayı arttırmak için uygulanan algoritalardır.

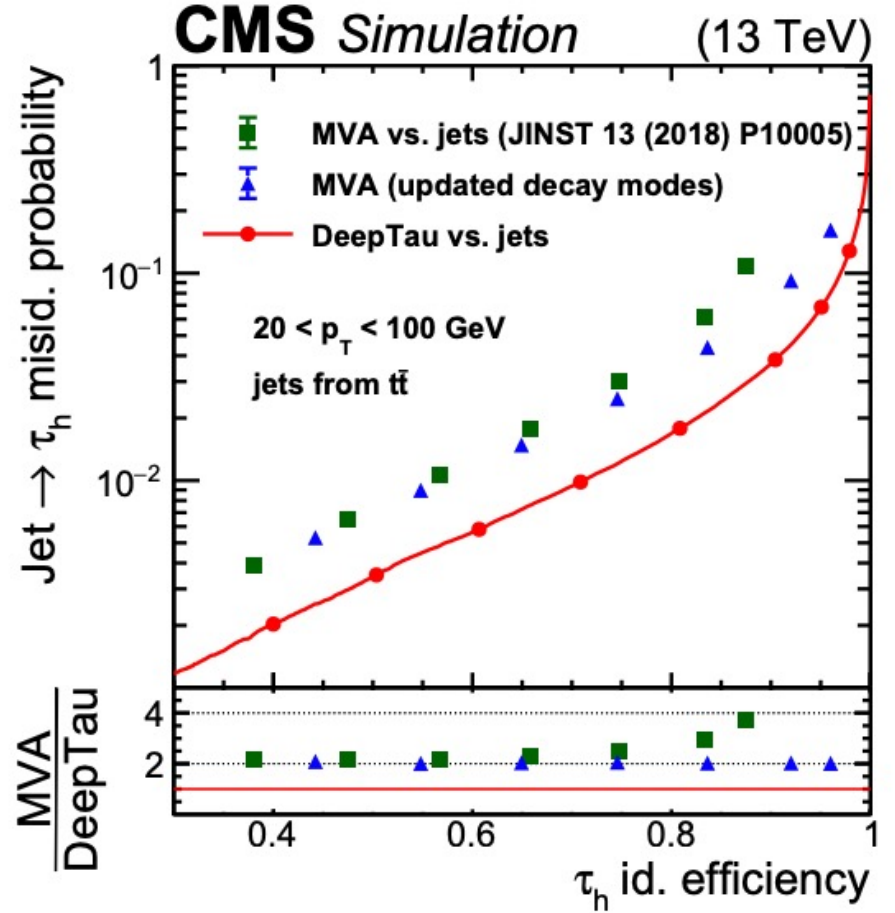
- Hadronik bozunan tau leptonları

- Olası yanlış yapılandırmalar:

- Quark ve gluonlardan oluşmuş jetler
- Elektron ve muonlar

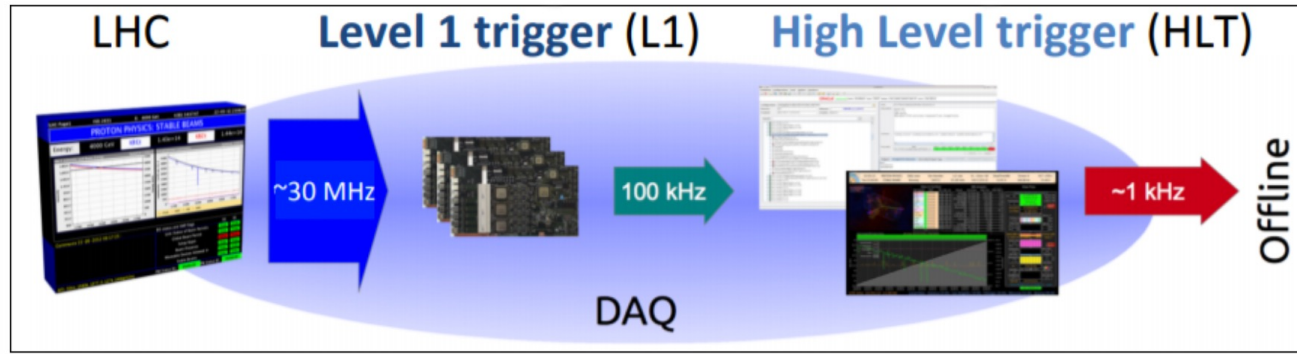


Ref: https://tikz.net/jet_tau/



Ref: JINST 17 (2022) P07023, CMS-TAU-20-001

- Saniyede 30 milyon çarpışma oluyor! ($f = 30 \text{ MHz}$)
- Trigger/Tetikleyici sistemi ilginç fizik olaylarını seçmek için kullanılır.
- Veri alımı sürecinde çalışır



- Level-1 trigger
 - Kararı yaklaşık 4 mikro saniyede almak zorundadır
- High Level Trigger (HLT)
 - Basitleştirilmiş yeniden yapılandırma algoritmaları uygulanmaktadır
 - Karar bir kaç mikro saniye içinde alınır

Tau lepton HLT path/yollarına örnekler

- $\mu\tau_h$ trigger:
 - `HLT_IsoMu20_eta2p1_LooseChargedIsoPFTau27_eta2p1_CrossL1`
- $e\tau_h$ trigger:
 - `HLT_Ele24_eta2p1_WPTight_Gsf_LooseChargedIsoPFTau30_eta2p1_CrossL1`
- $di\tau_h$ trigger:
 - `HLT_DoubleMediumChargedIsoPFTau35_Trk1_eta2p1_Reg_CrossL1`
 - `HLT_DoubleMediumDeepTauPFTauHPS35_L2NN_eta2p1_v3`

Bir trigger'ın performansı birkaç ana çalışma ile belirlenir:

- *Efficiency/Verimlilik (high efficiency)*
- *Rate/Oran (low rate)*
- *Timing/İşlem süreci (fast processing timing)*

Devam Eden Çalışmalar:

- *Faz 2 çalışmalarında kullanılmak üzere, di-tau HLT'lerinin yüklü ve deepTau isolation kullanılarak geliştirilmesi*
 - `HLT_DoubleMediumDeepTauPFTauHPS35_eta2p1`
 - `HLT_DoubleMediumChargedIsoPFTauHPS40_eta2p1`

- **TUBITAK 2232 - A** : Uluslararası Lider Araştırmacılar Programı
 - 1 Ekim 2022'de yürürlüğe girdi.
 - Derin öğrenme tabanlı X-ray akciğer görüntülerini otomatik tanımlayan yazılım aracının geliştirilmesi

Araştırmacılar: (Fizik Bölümlerinden)

- Prof. Dr. Suat Özkorucuklu
- Doç. Dr. Bora Işıldak
- Dr. Öğr. Üyesi Güray Gürkan

Araştırmacılar: (Tıp Fakültesinden)

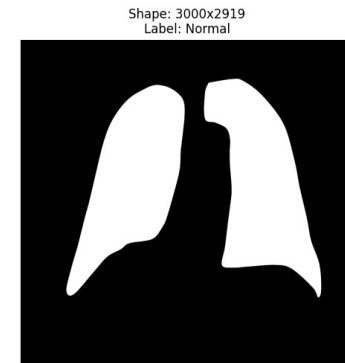
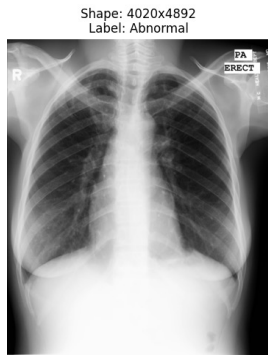
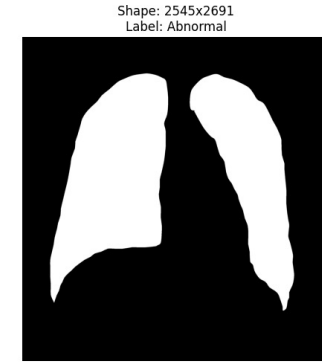
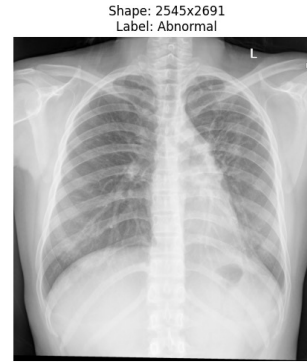
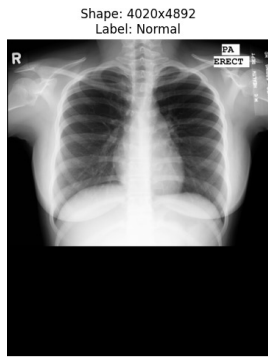
- Prof. Dr. Atadan Tunacı (Radyoloji)
- Prof. Dr. Mustafa Erelel (Göğüs Hast.)
- Doç. Dr. Metin Uysalol (Çocuk Hast.)
- Öğr. Gör. Dr. Doğu V. Bakkaloğlu (Patoloji)

Bursiyer:

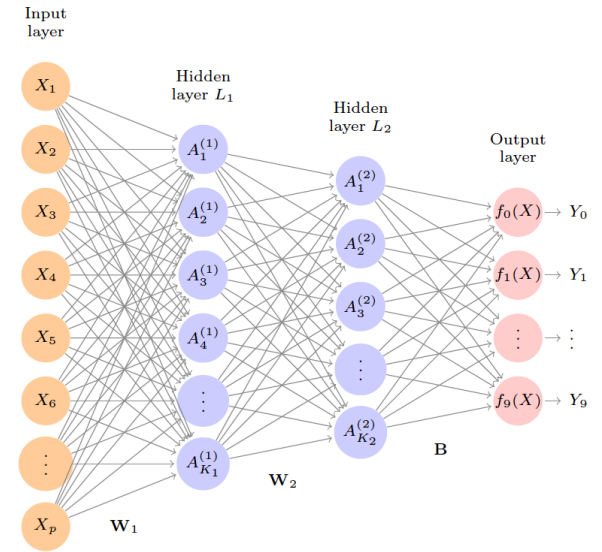
- Dr. Başak Ekinci (post-doc)
- Şafak Yasun (yüksek lisans)
- Osman Bayraktar (yüksek lisans)

- Halka açık Montgomery ve Shenzhen verileri kullanıldı

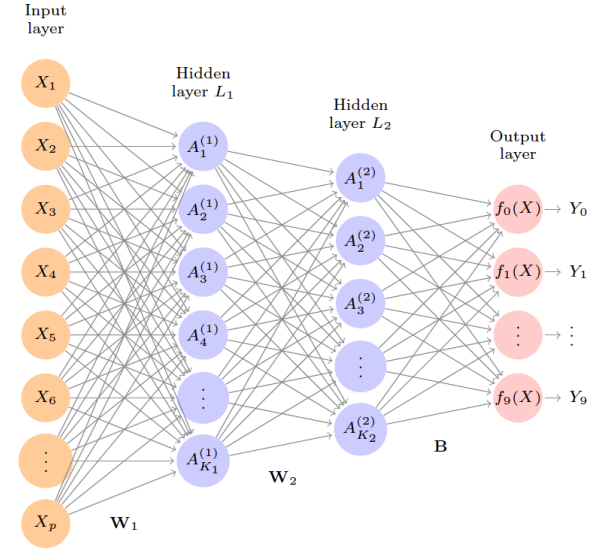
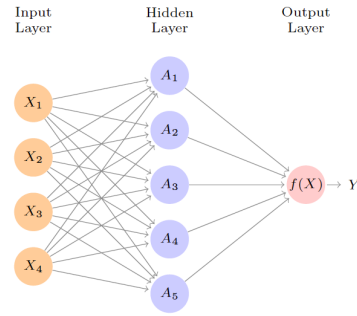
Datasets	Normal	Abnormal	Augmentation	Total
Montgomery	80	58	600	738
Shenzhen	326	336	0	662



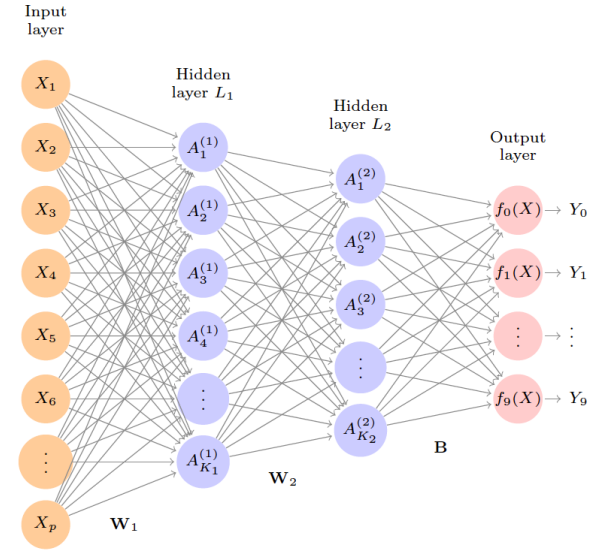
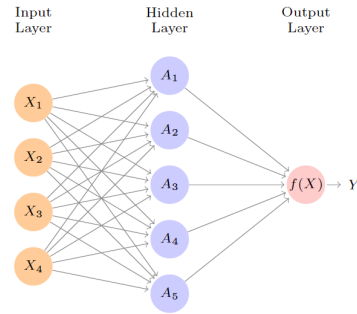
- Çok katmanlı sinir ağıdır



- Çok katmanlı sinir ağlarıdır
- Tek katmanlı sinir ağı:



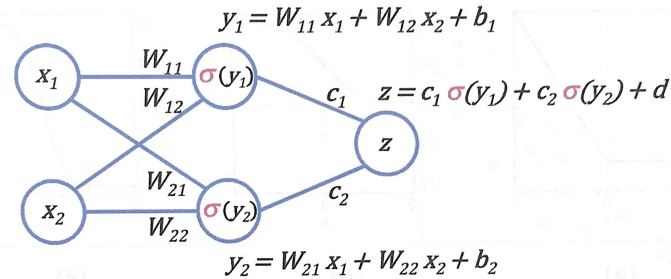
- Çok katmanlı sinir ağlarıdır
- Tek katmanlı sinir ağı:



- İki girdili basit bir sinir ağı

$$\vec{y} = \mathbf{W}\vec{x} + \vec{b}$$

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} W_{11} & W_{12} \\ W_{21} & W_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix}$$

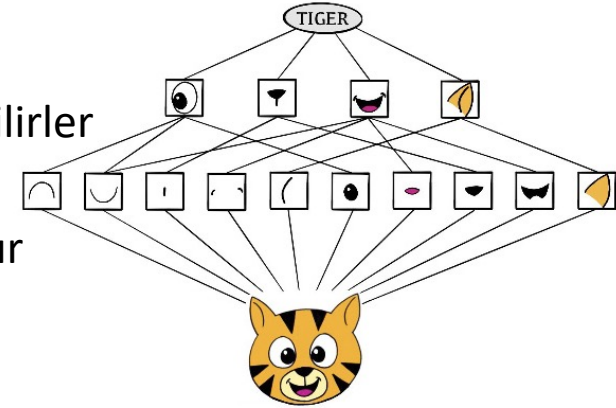


- Gizli katmanın sonuçlarını ve $\mathbf{W}' = (c_1 c_2)$ ağırlıklarını ve d yanlılığını (bias) kullanarak ağın çıktısı olan z değerini aşağıdaki gibi elde edebiliriz:

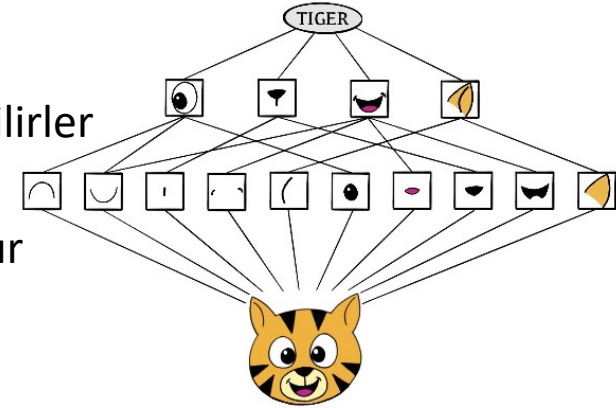
$$z = \mathbf{W}'\sigma(\vec{y}) + d$$

σ : aktivasyon fonksiyonu (non-linearliği hesaba katar)

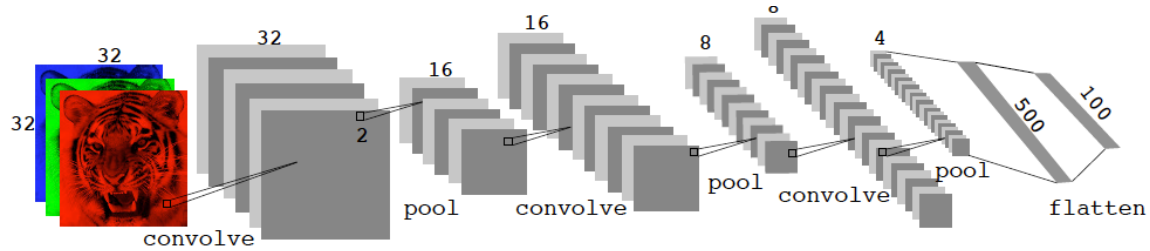
- Görüntü sınıflandırmaya odaklanan bir derin öğrenme çeşitidir
 - Ağ girdi görüntüsünden düşük-seviye özellikleri belirler
 - Küçük kenarlar gibi
 - Bunlar yüksek-seviye özellikleri oluşturmak için birleştirilirler
 - Kulağın bir kısmı, gözler gibi
 - Çıktının olasılıkları yüksek-seviye özelliklerden hesaplanır



- Görüntü sınıflandırmaya odaklanan bir derin öğrenme çeşitidir
 - Ağ girdi görüntüsünden düşük-seviye özellikleri belirler
 - Küçük kenarlar gibi
 - Bunlar yüksek-seviye özellikleri oluşturmak için birleştirilirler
 - Kulağın bir kısmı, gözler gibi
 - Çıktının olasılıkları yüksek-seviye özelliklerden hesaplanır



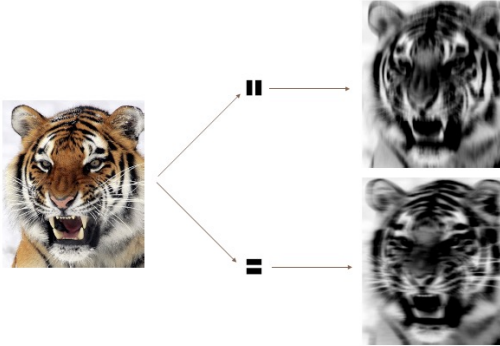
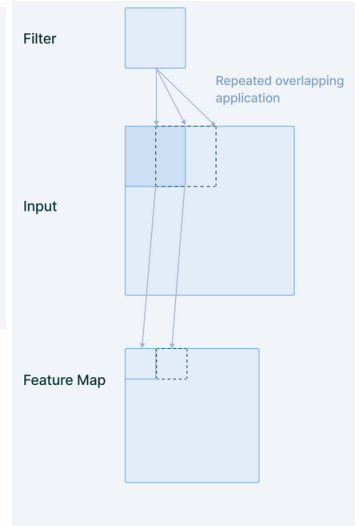
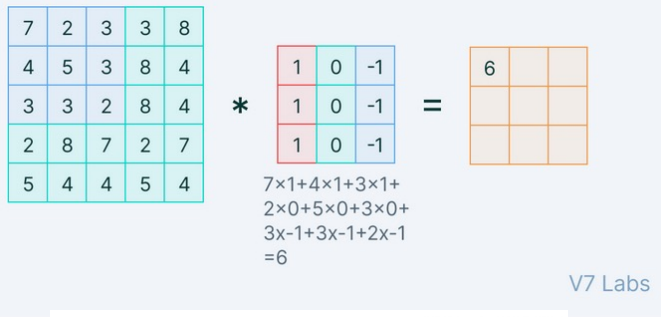
- *CNN Mimarisi:*



- İki farklı gizli tabakanın birleşmesinden oluşur
 - Evrışimli tabakalar (Convolutional)
 - Havuzlama tabakaları (Pooling)

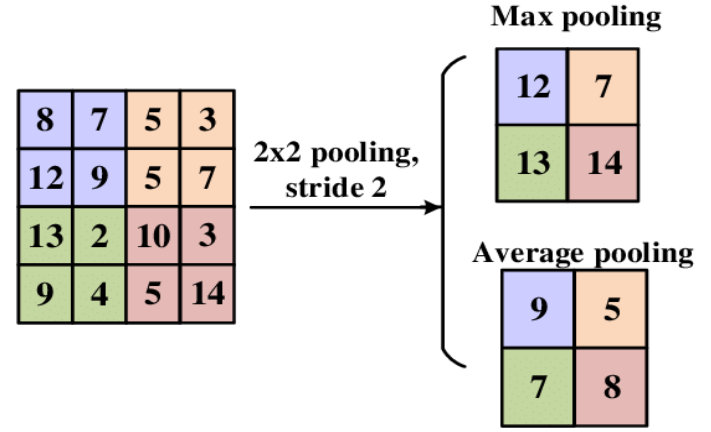
Evrişimli Katmanlar

- Çok sayıdaki evrişimli filtreden oluşturulurlar,
 - Her biri lokal bir özelliğin görüntüde var olup olmadığını belirler
 - Basit bir işleme dayanır: *convolution*



Havuzlama Katmanı

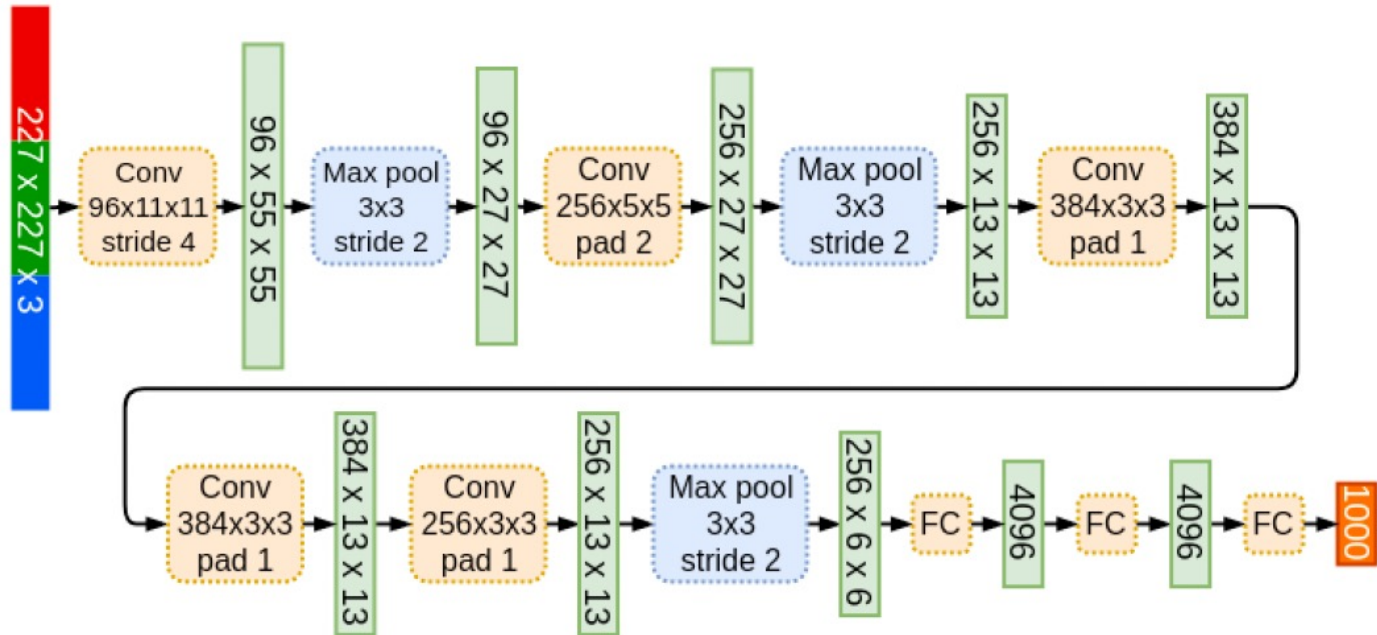
- Büyük bir görüntünün küçük özet görüntülere yoğunlaştırılmasını sağlar



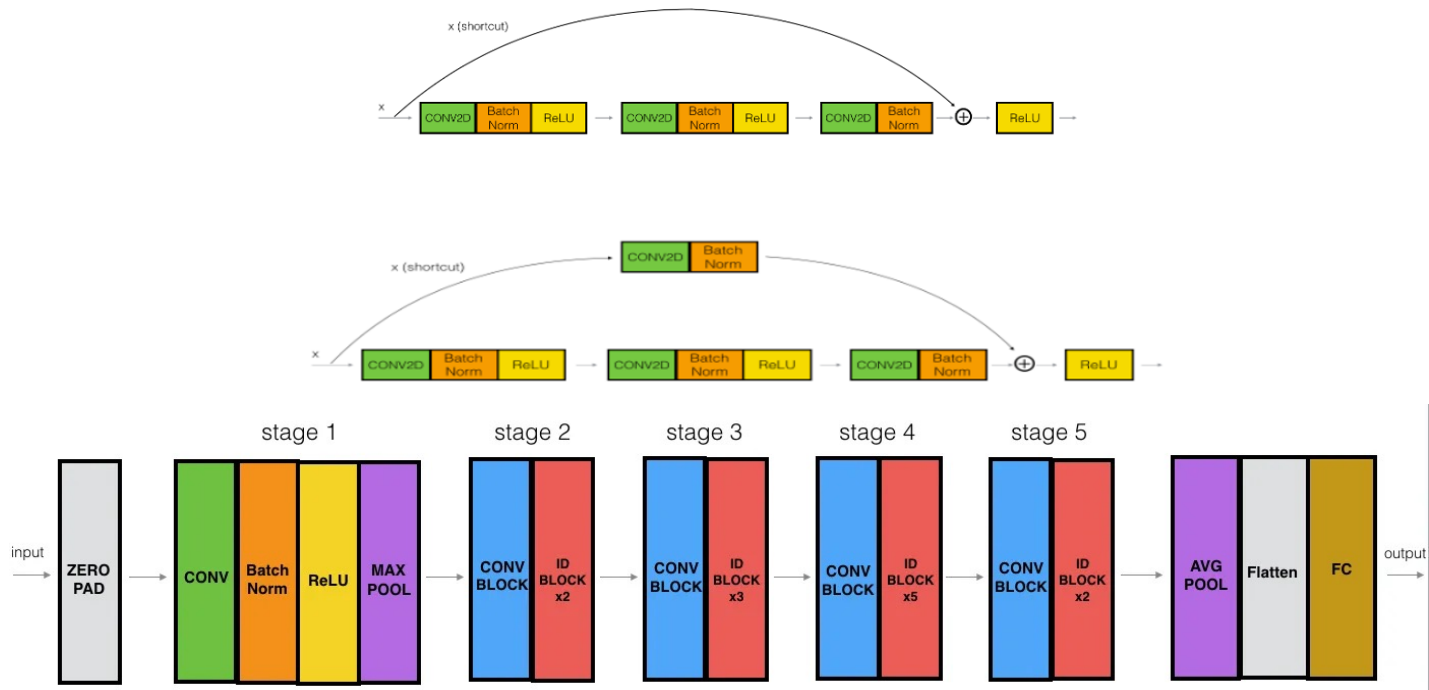
Ref: Deep Neural Networks on Chip - A Survey, Huo Yingge, Imran Ali, Kang-Yoon Lee

- AlexNet
 - 2012 ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge yarışmasını kazandı
- ResNet50
 - 2015 ImageNet Challenge yarışmasını kazandı
- DenseNet-201
 - 2017'de ResNet'in bir uzantısı olarak ileri sürüldü

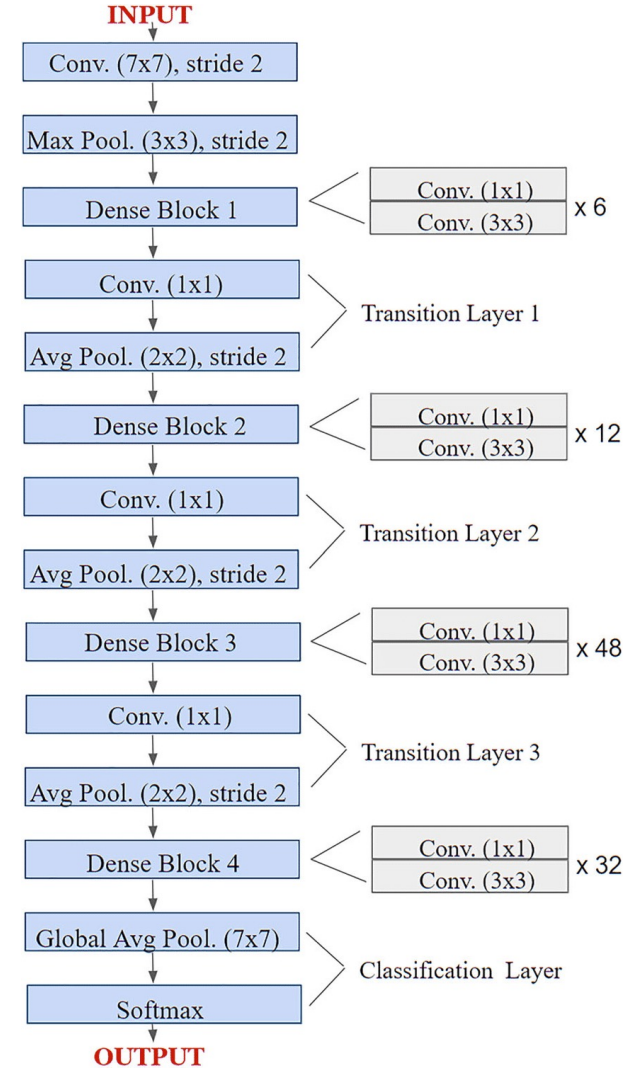
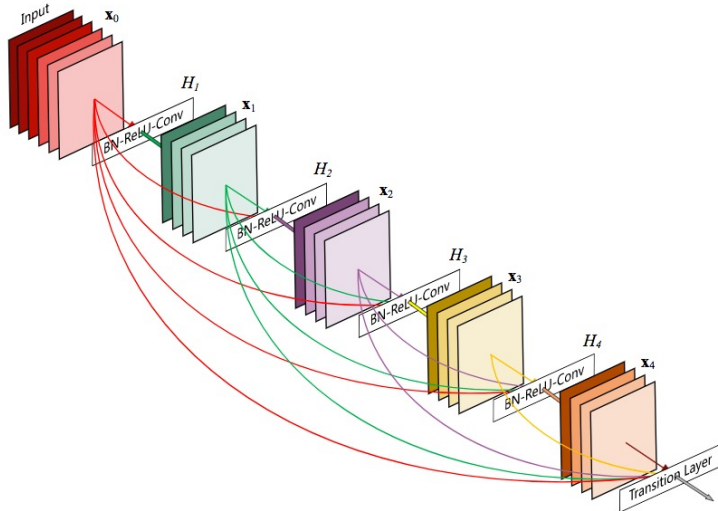
- AlexNet iyi bilinen derin öğrenme mimarilerinden biridir
- Evrişimli katmanlar, max-havuzlama katmanları ve tam bağımlı katmanların birleşiminden oluşur.



- Derin ağların eğitilmesi türev almanın kaybolması olarak bilinen problem den ötürü problem yaratabiliyor
- ResNet mimarisi bu problem çözmek için öne sürülmüştür
- Residual bloklardan oluşur
 - They are formed from two or more convolutional layers with **shortcut connections**
 - that allow the gradients to flow directly through the network without diminishing

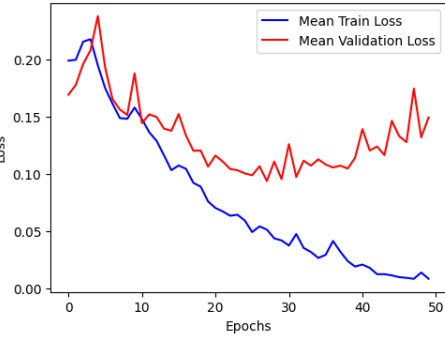


- ResNet'in bir uzantısıdır
 - Bilginin katmanlar arasında kaybolmasını engeller
 - Tüm katmanları daha önceki katmanlara, ve şu anki katmanı gelecekteki katmanlara bağlar
- Dense bloklar daha önceki tüm katmanlara bağlı olan katmanlar grubudur.

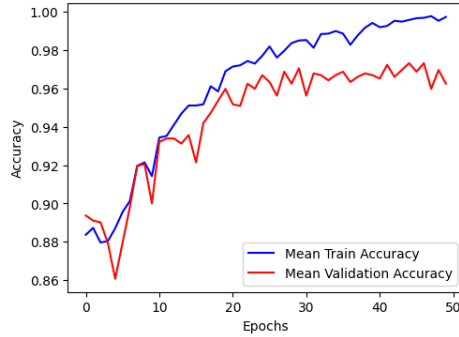


Models	Optimizer	Loss Function	Learning Rate	Batch Size	Epoch	Activation Functions
AlexNet, 2012	Adam	Binary cross entropy	0.0001	64	50	ReLU & Sigmoid
ResNet-50, 2015	Adam	Binary cross entropy	0.0001	64	100	ReLU & Softmax
DenseNet-201, 2017	Adam	Binary cross entropy	0.00001	64	100	ReLU & Sigmoid

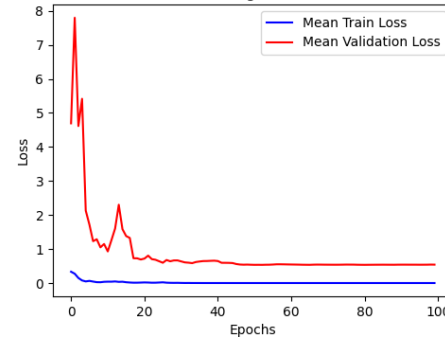
Mean Learning Curves - Loss



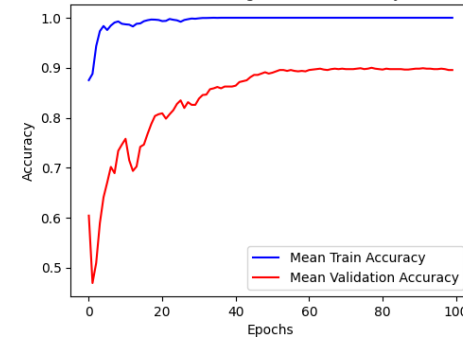
Mean Learning Curves - Accuracy



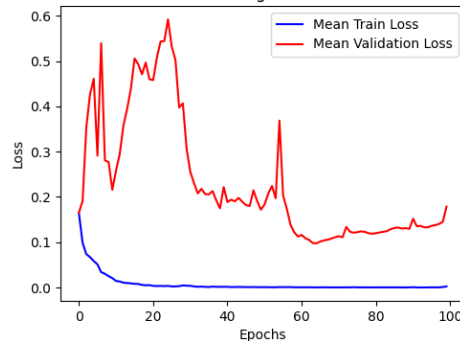
Mean Learning Curves - Loss



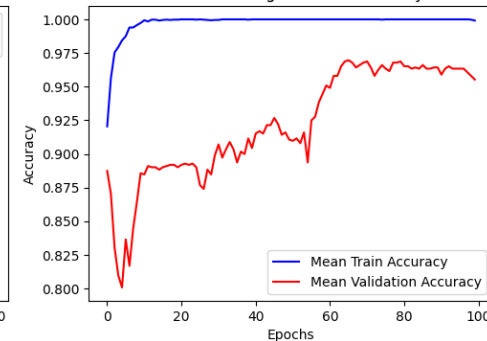
Mean Learning Curves - Accuracy



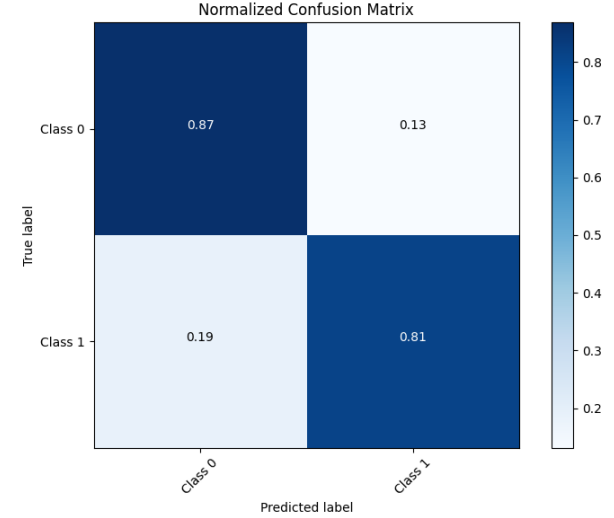
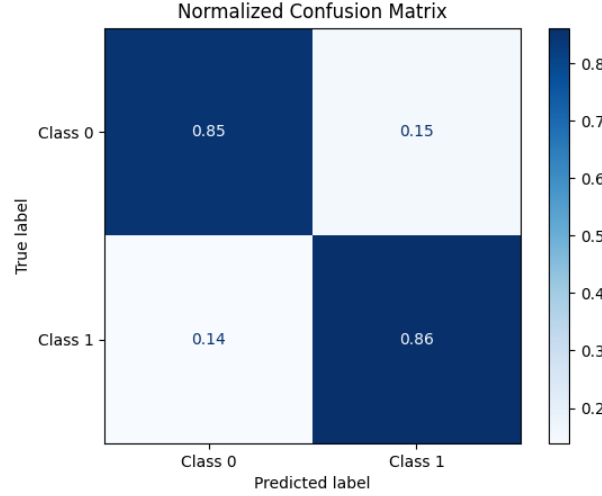
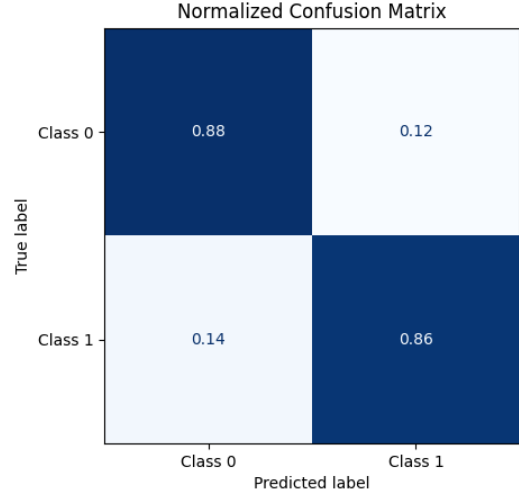
Mean Learning Curves - Loss



Mean Learning Curves - Accuracy



- Resnet-5, düşük epoch değerlerinde yüksek validasyon kayıp değerlerine sahip
- DenseNet-201, düşük epoch değerlerinde dalgalanmalar var
- AlexNet daha kararlı eğitim ve doğrulama performansı sergiliyor.



Model	Precision	Recall	F1-score	AUC	Average Accuracy
AlexNet	0.87	0.83	0.85	0.95	0.95
Resnet-50	0.80	0.86	0.83	0.85	0.75
DenseNet-201	0.85	0.87	0.86	0.93	0.84

- Tüm modeller Confusion Matrisine göre benzer performanslara sahip, ama AlexNet en iyisi.
- ResNet-50 modelinin performansı diğer iki modelin az gerisinde
- Model metriklerine göre de AlexNet en iyi performans gösteren model!
 - iyileştirmeler yapılması gerekiyor!
 - Hiperparametre seçimleri
 - Regularizasyon metodları ekleme.

Çalışmalarımız

- tau lepton yeniden yapılandırılması ve tanımlanmasında
- sağlık alanında makine öğrenmesinin çalışmaları
- ve daha fazlası..
 - Fluka ile simülasyon çalışmaları
 - CMS open data ile ML çalışmaları

Çalışmalarımız

- tau lepton yeniden yapılandırılması ve tanımlanmasında
- sağlık alanında makine öğrenmesinin çalışmaları
- ve daha fazlası..
 - Fluka ile simülasyon çalışmaları
 - CMS open data ile ML çalışmaları

İÜ Fizik Bölümünde yeni bir araştırma laboratuvarı açıldı!

YENİ!

- Veri Analizi ve Makine Öğrenmesi Uygulamaları Laboratuvarı

- *DAMLA Lab*

*Data Analysis and Machine Learning
Application Laboratory*

Var olan laboratuvar:

- Parçacık ve Radyasyon Dedektörleri Araştırma ve Geliştirme Laboratuvarı

- *PARDET Lab*



Dinlediğiniz için teşekkürler!

İletişim : hale.sert@istanbul.edu.tr
yef.lab.cms@istanbul.edu.tr