





دانشگاه شهید بهشتی دانشکده برق

پروژه نهایی کارشناسی مهندسی برق

پردازش سیگنال نوار قلبی (ECG) بوسیله شبکه های عصبی در پایتون

استاد راهنما: دکتر علیرضا یزدی زاده

نگارش: سجاد رضوانی خالدی

زمستان ۱۴۰۲

# مقدمه پژوهش

### بيان مسئله

- بررسی سیگنال های قلبی که در حال حاضر در مراکز درمانی توسط پزشکان صورت می گیرد، می تواند با کمک هوش مصنوعی، با دقت، سرعت و دسترسی بیشتری صورت گیرد.
  - یکی از اولین روش های تشخیص اولیه بیماری ها در اورژانس، گرفتن نوار قلب و بررسی آن توسط پزشک متخصص است.
    - همواره پزشکانی با دانش و تخصص بالا در دسترس نیستند.
    - بررسی تعداد زیادی نوار قلب برای پزشک متخصص در زمان محدودی که دارد، زمان بر است.
      - پزشکان دارای خطای انسانی هستند.

## اهداف پروژه

هدف از این پروژه طراحی مدلی بر پایه شبکه عصبی است که در ورودی ۱۲ سیگنال نوار قلبی سابجکت را می گیرد و با دقت خوبی در خروجی شبکه، کالس بیماری قلبی را در یکی از ۵ کلاس مشخص شده تعیین می کند.

با یاری گرفتن از این سیستم ها در حوزه پزشکی میتوان بر همه ی نواقص سیستم های تمام انسانی که ذکر شد از جمله موارد زیر غلبه کرد:

- سیستم کامپیوتری میتواند همواره در دسترس باشد و مانند سیستم های انسانی خسته نمی شود و به استراحت نیاز ندارد.
- با استفاده از سیستم های کامپیوتری میتوان به صورت مرتب و در زمان های مشخص دیتا لحظه ای افراد را پردازش کرد.
- سیستم های کامپیوتری بخصوص هوش مصنوعی ثابت کرده اند که میتوانند در تسک های ریاضیاتی و پردازش سیگنالی سریعتر و دقیق تر از انسان ها باشند.

## اهمیت و ضرورت پژوهش

- بیماری های قلبی یکی از موارد شایع مرگ میر در میان افراد مخصوصا در سنین بالاتر و علت اصلی مرگ و میر در بین مردان، زنان هستند.
  - هر ۳۳ ثانیه یک نفر در ایالات متحده به علت بیماری قلبی عروقی جان خود را از دست میدهد.
- حدود ۶۹۵۰۰۰ نفر در ایالات متحده در سال ۲۰۲۱ از بیماری قلبی جان خود را از دست دادند که این به معنی یک نفر در هر پنج نفر است.



ECG Signal Classification Using Deep Learning Techniques Based on the PTB-XL Dataset مقاله) (۱ Sandra ´Smigiel, Krzysztof Pałczy ´nski, and Damian Ledzi ´nski کاری از

**Table 3.** The results of the convolutional network.

Number of Classes	Acc
2	0.882
5	0.72
20	0.589

Table 4. The results of SincNet.

Number of Classes	Acc
2	0.858
5	0.73
20	0.593

**Table 5.** The results of the convolutional network with entropy features.

Number of Classes	Acc
2	0.892
5	0.765
20	0.698



Table 7. Results for five-class classification.

Name	Acc
QRS, Raw signal, Raw signal entropy	79.1–74.9%
QRS, QRS entropy	78.0-75.2%
QRS, QRS entropy, Raw signal	77.7-73.6%
QRS, QRS entropy, Raw signal entropy	77.4-75.2%
QRS entropy, Raw signal, Raw signal en-	77.2-75.3%
tropy	
Raw signal	77.2-74.0%
QRS	77.1-75.1%
QRS, QRS entropy, Raw signal, Raw signal	76.9-74.8%
entropy	
QRS, Raw signal	76.7-74.9%
QRS, Raw signal entropy	76.5-73.5%
QRS entropy, Raw signal	76.5-74.7%
Raw signal, Raw signal entropy	76.2-73.9%
QRS entropy, Raw signal entropy	70.5-68.2%
QRS entropy	70.0-68.0%
Raw signal entropy	65.1-63.7%

Deep Learning Techniques in the Classification of ECG Signals مقاله (۲ Using R-Peak Detection Based on the PTB-XL Dataset

Sandra 'Smigiel, Krzysztof Pałczy 'nski, and Damian Ledzi 'nski کاری از

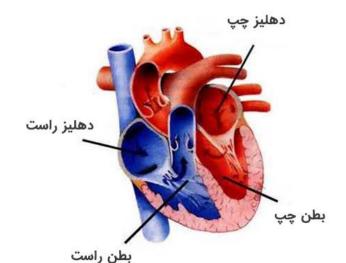


Table 4. Results for five-class classification

Technique	Acc
FSL proximity-based	69.8–74.2%
Softmax-based classification	75.1-77.1%
FSL + XGBoost	74.8-76.1%
FSL + Random Forest	75.2-77.7%
FSL + Decision Tree	67.0-68.5%
FSL + KNN - 5 neighbors	74.4-76.7%
FSL + KNN - 20 neighbors	77.3-79.5%
FSL + SVM with linear kernel	77.0-79.8%
FSL + SVM with polynomial kernel	74.5–76.9%
FSL + SVM with RBF kernel	77.9-80.2%
FSL + SVM with Sigmoid kernel	64.4–76.6%

۳) مقاله Study of the Few-Shot Learning for ECG Classification Based کاری (۳ Krzysztof Pałczy 'nski و همکاران که با on the PTB-XL Dataset و همکاران که با few shot learning و SVM و KNN با تکنیک های SVM دقت های مقابل رسیدند:

# PR Interval QT Interval

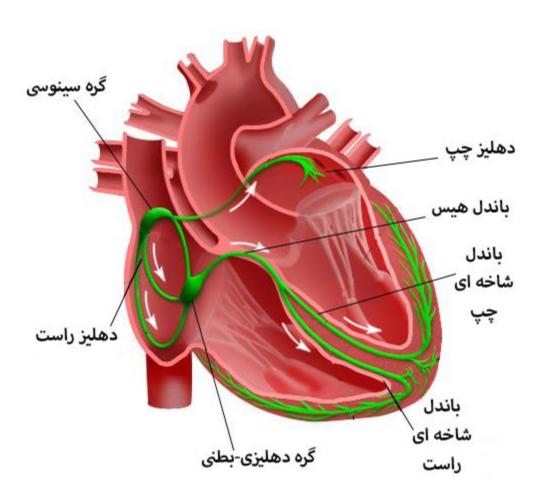


## سیگنال قلبی ECG (نوار قلب)

نوار قلب یک نمودار دوبعدی است که شدت الکتریسیته را برحسب زمان نشان میدهد. هر نوار ECG شامل چندین بخش اصلی است که در شکل زیر میبینید:

- موج P: زمانی که دهلیزها برای پمپاژ خون به داخل بطن ها منقبض می شوند.
- کمپلکس QRS: با دپولاریزاسیون بطن های راست و چپ که همان انقباض بطن ها است، مطابقت دارد.
- موج T: نشان دهنده رپلاریزاسیون بطنی است، یعنی زمانی که بطن ها شل می شوند.

# سیگنال قلبی ECG (نوار قلب)



قلب برای کارکرد صحیح به سیستم الکتریکی منظم نیاز دارد. این سیستم هماهنگی انقباضات ماهیچه ای را ایجاد می کند که نیروی لازم برای حرکت خون را فراهم می کنند.

دیاگرام این سیستم را در شکل روبه رو مشاهده می کنید:

## Right Arm Left Arm Left Leg Right Leg Chest (Precordial) Electrodes and Limb (Extremity) Electrodes and Vertical plane (Frontal Leads) Placement Placement

## روش ضبط سیگنال

نوار قلب معمولاً از ۱۲ کانال ضبط می شود که این کانالها در نوارهای ECG به شرح زیر هستند و محل قرار گیری آنها را در شکل روبه رو می بینید:
Lead I, II, III, aVR, aVL, aVF (1

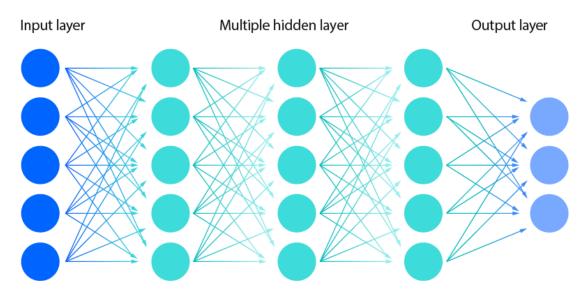
شش کانال اصلی که از الکترودها که به لید های اندامی شناخته میشوند. ۲) ۷۱تا ۷6:

شش کانال دیگر که الکترودها روی قفسه سینه قرار دارند.

## هوش مصنوعی و شبکه های عصبی

در دهه اخیر هوش مصنوعی و شبکه های عصبی تحول زیادی کردند و کاربرد آنها در بسیاری از زمینه ها از جمله پزشکی افزایش یافته است. شبکه های عصبی از هوش مصنوعی بنام یادگیری عمیق هستند تاثیرات گستردهای در تشخیص، پیشبینی و درمان بیماریها داشته اند. در شکل زیر شمای کلی یک شبکه عصبی را مشاهده می کنید:

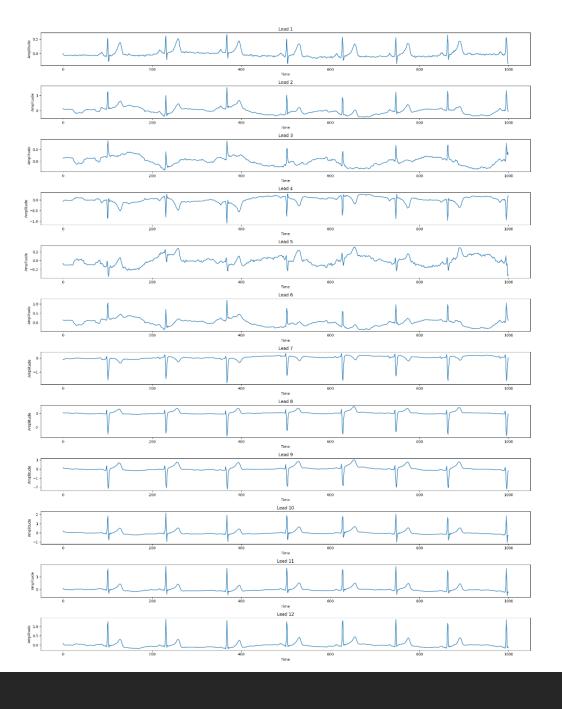
#### Deep neural network



بررسی مجموعه داده ها

#### ديتاست

مجموعه داده ECG PTB-XL یک مجموعه داده بزرگ از ECG PTB-XL بیمار با طول ۲۱۷۹۹ داده از ۱۲ کانال ECG بالینی از ۱۸۸۶۹ بیمار با طول سیگنال ۱۰ ثانیه است.



# کلاس بندی لیبل های دیتا

Records	Superclass	Description	كلاس
9514	NORM	Normal ECG	نرمال
5469	MI	Myocardial Infarction	سكته قلبى
5235	STTC	ST/T Change	تغییرات سگمنت ST
4898	CD	Conduction Disturbance	اختلال هادی
2649	НҮР	Hypertrophy	بزرگ شدن عضله قلب

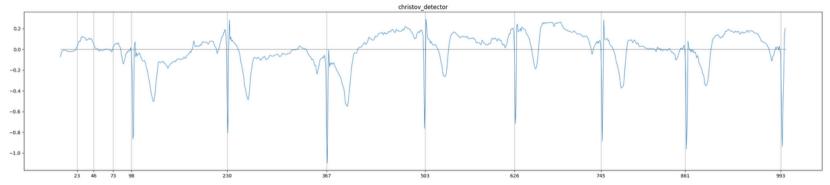
#### محاسبه دوره تناوب ديتا

با استفاده از پکیج ecgdetectors با استفاده از دو الگوریتم christov\_detector و swt\_detector که با آزمون و خطا متوجه بهترین عملکرد از آن ها شدیم پیک های سیگنال را بدست آورده و میانگین آن را حساب می کنیم که جلوتر در قسمت batch\_size از آن استفاده می کنیم:

Rpeaks: [ 23 46 73 98 230 367 503 626 745 861 993]

RR\_intervals: [132, 137, 136, 123, 119, 116, 132] ave: 127.85714285714286

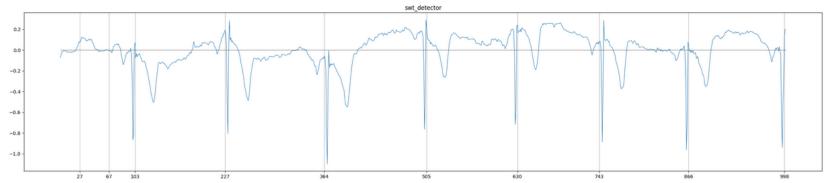
Beeb per min: 76.71428571428572 freq: 1.2785714285714287



Rpeaks: [ 27 67 103 227 364 505 630 743 866 998]

RR\_intervals: [124, 137, 141, 125, 113, 123, 132] ave: 127.85714285714286

Beeb per min: 76.71428571428572 freq: 1.2785714285714287



# روش شناسی

#### معماری پایه LSTM

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_5 (LSTM)	(None, 64)	19712
dense_8 (Dense)	(None, 5)	325

-----

Total params: 20037 (78.27 KB)
Trainable params: 20037 (78.27 KB)
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)

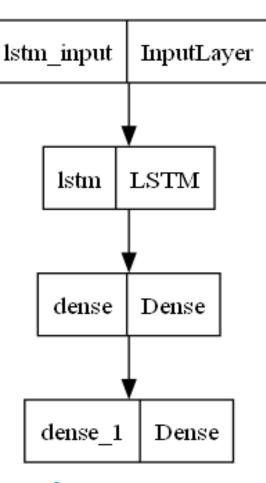
#### همانطور که مشاهده می کنید این مدل اصلا قابلیت یادگیری ویژگی ها را ندارد و از دقت بسیار پایینی برخوردار است:

ساختار معماری شبکه یایه LSTM:

#### افزایش پیچیدگی شبکه LSTM

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm_2 (LSTM)	(None, 64)	19712
dropout_4 (Dropout)	(None, 64)	0
<pre>batch_normalization_4 (Bat chNormalization)</pre>	(None, 64)	256
dense_4 (Dense)	(None, 64)	4160
dropout_5 (Dropout)	(None, 64)	0
<pre>batch_normalization_5 (Bat chNormalization)</pre>	(None, 64)	256
dense_5 (Dense)	(None, 5)	325

ساختار معماری شبکه جدید LSTM:



#### **کاهش رگولاریزیشن** LSTM

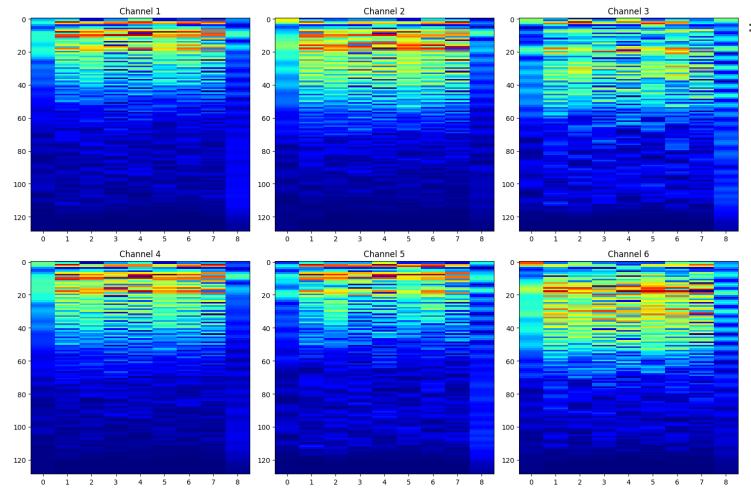
ساختار معماری آخر شبکه LSTM را در شکل روبه رو میبینید:

در اینجا مدل را ساده کردیم و با تغییر هایپرپارامتر های شبکه در بهینه ساز شبکه به مدلی با نتایج بهتر دست پیدا کردیم که نتیجه آن را در پایین میبینید که به دقت ۵۹ درصد رسیده است. هرچند این دقت کافی نیست و به دنبال معماری و متد بهتری میرویم.

#### پیاده سازی معماری های برپایه CNN در حوزه فرکانس

این روش از هر ۶ کلاس اول از ۱۲ کلاس داده هر سابجکت (که تعیین بیماری افراد نقش اساسی تری دارند) تبدیل شورت تایم فوریه یا ویولت میگیریم.

خروجی تبدیل شورت تایم فوریه روی ۶ کانال سابجکت اول:



#### **پیاده سازی معماری های برپایه CNN در حوزه فرکانس**

حال این ۶ تصویر را در بعد سوم به هم متصل کرده و به شبکه عصبی CNN ساده ای با یک لایه کاولوشن دادیم. در ابتدا مدل از افزایش گرادیان فاحش رنج میبرد و با طول زمان دقت مدل به شدت کاهش پیدا میکرد.

#### conv2d 9 input InputLayer conv2d 9 Conv2D MaxPooling2D max pooling2d 6 conv2d 10 Conv2D max pooling2d 7 MaxPooling2D conv2d 11 Conv2D flatten 3 Flatten dense 23 | Dense dense 24 Dense Z drop 1 Dropout dense 25 Dense

#### **پیاده سازی معماری های برپایه CNN در حوزه فرکانس**

سپس با کاهش learning rate و افزایش رگولاریزیشن در ساختار شبکه روبه رو این مشکل حل شد. با تغییر هایپرپارامتر های شبکه در بهینه ساز شبکه به مدلی با نتایج بهتر دست پیدا کردیم که نتیجه آن را در پایین میبینید که به دقت ۵۹ درصد رسیده است. هرچند این دقت کافی نیست و به دنبال معماری و متد بهتری میرویم.

#### Y\_conv\_1 Conv1D Y\_norm\_1 BatchNormalization Y\_relu\_1 ReLU Y\_conv\_2 | Conv1D Y\_relu\_2 ReLU X\_input | InputLayer Y\_max\_2 | MaxPooling1D Y\_relu\_3 ReLU X\_dropout\_2 | Dropout Y\_relu\_4 ReLU Y\_global | GlobalAveragePooling1D X\_dense\_6 Dense Z\_dense\_1 Dense Z\_dense\_3 Dense

#### CNN یک بعدی در حوزه زمانی (مدل موفق نهایی)

شاخه سمت راست اطلاع جدولی هر سابجکت را می گیرد و شاخه سمت چپ سیگنال قلبی فرد در ۲۲ کانال را بوسیله شبکه CNN می گیرد و بررسی می کند. این دوشاخه در نهایت به هم می رسند جایی که توسط سه لایه Fully connected تصمیم گیری نهایی خروجی مدل، هم براساس سیگنال که در شاخه سمت راست پردازش شده و هم براساس دیتا جدولی که از شاخه سمت چپ بررسی شده، انجام می شود.

#### Y\_input InputLayer Y\_conv\_1 | Conv1D Y norm 1 BatchNormalization ReLU Y relu 1 Y\_max\_1 | MaxPooling1D Y\_conv\_2 | Conv1D Y\_norm\_2 BatchNormalization X\_input InputLayer Y relu 2 ReLU X\_dense\_1 Dense Y\_max\_2 | MaxPooling1D Y\_conv\_3 Conv1D X\_dropout\_1 Dropout Y norm 3 BatchNormalization X dense 2 Dense ReLU X\_dropout\_2 Dropout Y relu 3 Y\_conv\_4 | Conv1D X\_dense\_3 Dense Y\_norm\_4 BatchNormalization X\_dropout\_3 Dropout Y\_relu\_4 ReLU X\_dense\_4 Dense Y\_dropout\_4 Dropout X\_dropout\_4 Dropout Y\_global | GlobalAveragePooling1D X\_dense\_5 Dense Y\_dropout | Dropout X\_dense\_6 Dense Z\_dense\_1 Dense Z\_dropout\_1 Dropout Z\_dense\_2 Dense $Z_dropout_2$ Dropout $Z_dense_3$ Dense

#### CNN یک بعدی در حوزه زمانی

ابتدا شاخه سمت راست را آموزش می دهیم و همانطور که مشاهده میکنید دقت ۷۹.۵۷ برای این شاخه که بـا دیتـای جدولی هر سابجکت کار میکند، بدست میآید:

```
Epoch 109/120
ecall: 0.4891 - val loss: 0.4895 - val binary accuracy: 0.7905 - val precision: 0.6436 - val recall: 0.4156
ecall: 0.4889 - val loss: 0.4862 - val binary accuracy: 0.7937 - val precision: 0.6585 - val recall: 0.4118
Epoch 111/120
ecall: 0.4904 - val loss: 0.4872 - val binary accuracy: 0.7944 - val precision: 0.6612 - val recall: 0.4118
Epoch 112/120
ecall: 0.4805 - val loss: 0.4877 - val binary accuracy: 0.7944 - val precision: 0.6612 - val recall: 0.4118
Epoch 113/120
ecall: 0.4936 - val loss: 0.4838 - val binary accuracy: 0.7944 - val precision: 0.6612 - val recall: 0.4118
Epoch 114/120
236/236 [============ ] - 1s 3ms/step - loss: 0.4056 - binary accuracy: 0.8238 - precision: 0.7212 - r
ecall: 0.4872 - val loss: 0.4859 - val binary_accuracy: 0.7957 - val_precision: 0.6633 - val_recall: 0.4182
Epoch 115/120
ecall: 0.4815 - val loss: 0.4905 - val binary accuracy: 0.7957 - val precision: 0.6646 - val recall: 0.4156
Epoch 116/120
ecall: 0.4919 - val loss: 0.4840 - val binary accuracy: 0.7944 - val precision: 0.6718 - val recall: 0.3926
ecall: 0.4796 - val loss: 0.4915 - val binary accuracy: 0.7918 - val precision: 0.6475 - val recall: 0.4182
ecall: 0.4849 - val loss: 0.4901 - val binary accuracy: 0.7911 - val precision: 0.6455 - val recall: 0.4169
Epoch 119/120
ecall: 0.4798 - val loss: 0.4894 - val binary accuracy: 0.7905 - val precision: 0.6441 - val recall: 0.4143
```

#### Y\_input InputLayer Y\_conv\_1 | Conv1D Y\_norm\_1 BatchNormalization Y relu 1 ReLU Y\_max\_1 MaxPooling1D Y\_conv\_2 | Conv1D Y\_norm\_2 BatchNormalization Y\_relu\_2 ReLU X\_input InputLayer Y\_max\_2 | MaxPooling1D X\_dense\_1 Dense Y\_conv\_ Conv1D X\_dropout\_1 Dropout Y\_norm\_3 BatchNormalization X\_dense\_2 Dense X\_dropout\_2 Dropout Y relu 3 ReLU Y\_conv\_4 Conv1D X\_dense\_3 Dense Y norm 4 BatchNormalization X dropout 3 Dropout Y\_relu\_4 ReLU X\_dense\_4 Dense Y\_dropout\_4 Dropout X\_dropout\_4 Dropout Y\_global | GlobalAveragePooling1D X\_dense\_5 Dense X\_dense\_6 Dense Y\_dropout | Dropout Z\_dense\_1 Dense Z\_dropout\_1 Dropout Z\_dense\_2 Dense $Z_{dropout_2}$ Dropout Z\_dense\_3 Dense

#### CNN یک بعدی در حوزه زمانی

در آخر، مدل کلی را فیت کردیم که ساختار شبکه آن را در عکس روبه رو و پارا متر های مهم شبکه را در زیر مشاهده می کنید:

#### Y\_input InputLayer Y\_conv\_1 | Conv1D Y norm 1 BatchNormalization Y relu 1 ReLU Y max 1 MaxPooling1D Y\_conv\_2 | Conv1D Y\_norm\_2 BatchNormalization Y relu 2 ReLU X\_input InputLayer X\_dense\_1 Dense Y\_max\_2 | MaxPooling1D Y\_conv\_3 Conv1D X\_dropout\_1 Dropout Y norm 3 BatchNormalization X dense 2 Dense Y relu 3 ReLU X dropout 2 Dropout Y\_conv\_4 | Conv1D X\_dense\_3 Dense Y norm 4 BatchNormalization X\_dropout\_3 Dropout Y\_relu\_4 ReLU X dense 4 Dense Y\_dropout\_4 Dropout X\_dropout\_4 Dropout Y global GlobalAveragePooling1D X\_dense\_5 Dense Y\_dropout | Dropout X\_dense\_6 Dense Concatenate Z\_dense\_1 Dense Z\_dropout\_1 Dropout Z\_dense\_2 Dense $Z_dropout_2$ Dropout Z\_dense\_3 Dense

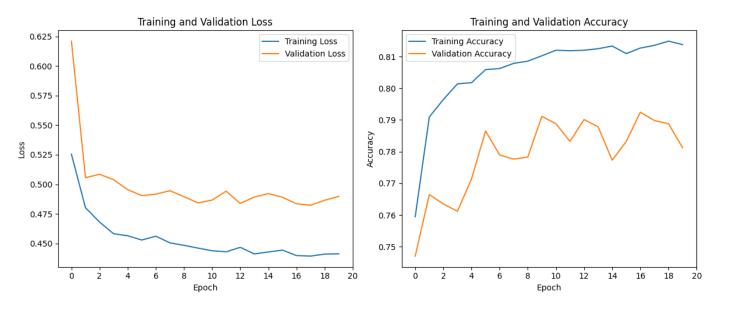
#### CNN یک بعدی در حوزه زمانی

در اینجا فرآیند آموزش کل شبکه عصبی را مشاهده می کنید که مدل بر داده تست به دقت ۷۹.۲۴ درصد رسیده است:

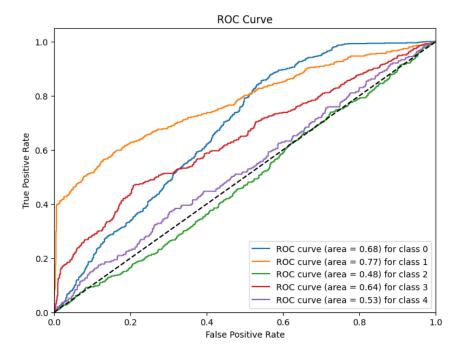
```
Epoch 10/20
30/30 [============= ] - ETA: 0s - loss: 0.4460 - binary accuracy: 0.8102 - precision: 0.6694 - recall:
0.4843INFO:tensorflow:Assets written to: ./ptb-xl-dataset-1.0.3\model\assets
INFO:tensorflow:Assets written to: ./ptb-xl-dataset-1.0.3\model\assets
30/30 [============== ] - 8s 267ms/step - loss: 0.4460 - binary_accuracy: 0.8102 - precision: 0.6694 - r
ecall: 0.4843 - val loss: 0.4843 - val binary accuracy: 0.7911 - val precision: 0.6554 - val recall: 0.3964
Epoch 11/20
30/30 [============== ] - 5s 181ms/step - loss: 0.4438 - binary accuracy: 0.8120 - precision: 0.6783 - r
ecall: 0.4794 - val loss: 0.4867 - val binary accuracy: 0.7888 - val precision: 0.6417 - val recall: 0.4054
Epoch 12/20
30/30 [============= ] - 6s 183ms/step - loss: 0.4429 - binary accuracy: 0.8118 - precision: 0.6774 - r
ecall: 0.4801 - val_loss: 0.4941 - val_binary_accuracy: 0.7832 - val_precision: 0.6194 - val_recall: 0.4079
Fpoch 13/20
30/30 [================ ] - 5s 180ms/step - loss: 0.4467 - binary_accuracy: 0.8120 - precision: 0.6804 - r
ecall: 0.4754 - val loss: 0.4838 - val binary accuracy: 0.7901 - val precision: 0.6545 - val recall: 0.3900
Epoch 14/20
30/30 [============== ] - 5s 182ms/step - loss: 0.4411 - binary accuracy: 0.8125 - precision: 0.6779 - r
ecall: 0.4839 - val_loss: 0.4892 - val_binary_accuracy: 0.7878 - val_precision: 0.6367 - val_recall: 0.4079
30/30 [============== ] - 5s 180ms/step - loss: 0.4428 - binary accuracy: 0.8133 - precision: 0.6860 - r
ecall: 0.4746 - val loss: 0.4922 - val binary accuracy: 0.7773 - val_precision: 0.5949 - val_recall: 0.4207
30/30 [============= ] - 5s 180ms/step - loss: 0.4443 - binary accuracy: 0.8109 - precision: 0.6724 - r
ecall: 0.4832 - val loss: 0.4890 - val binary accuracy: 0.7832 - val precision: 0.6194 - val recall: 0.4079
Epoch 17/20
30/30 [=============== ] - ETA: 0s - loss: 0.4397 - binary accuracy: 0.8127 - precision: 0.6860 - recall:
0.4699INFO:tensorflow:Assets written to: ./ptb-xl-dataset-1.0.3\model\assets
INFO:tensorflow:Assets written to: ./ptb-xl-dataset-1.0.3\model\assets
30/30 [============= ] - 8s 277ms/step - loss: 0.4397 - binary accuracy: 0.8127 - precision: 0.6860 - r
ecall: 0.4699 - val loss: 0.4835 - val binary accuracy: 0.7924 - val precision: 0.6736 - val recall: 0.3747
Epoch 18/20
30/30 [============== ] - 5s 181ms/step - loss: 0.4393 - binary accuracy: 0.8135 - precision: 0.6936 - r
ecall: 0.4625 - val loss: 0.4823 - val binary accuracy: 0.7898 - val precision: 0.6462 - val recall: 0.4041
Epoch 19/20
30/30 [============= ] - 5s 179ms/step - loss: 0.4410 - binary accuracy: 0.8149 - precision: 0.6944 - r
ecall: 0.4706 - val loss: 0.4865 - val binary accuracy: 0.7888 - val precision: 0.6452 - val recall: 0.3977
```

#### CNN یک بعدی در حوزه زمانی

در اینجا میتوانید نمودار دقت و هزینه مدل در طی روند آموزش، هم بر داده آموزش و هم بر داده تست را مشاهده کنید:



همچنین در شکل زیر نمودار ROC در کلاس های مختلف را مشاهده می کنید:



# جمع بندی و نتیجه گیری

## تحقیقات بیشتر در آینده

- بهبود نتایج شبکههای عصبی عمیق
  - یادگیری ماشین تقویت شده
  - ترکیب دادههای چند منبع
  - استفاده از شبکههای مختلط
- حل مسائل امنیتی و حریم خصوصی

# مقایسه نتایج و نتیجه گیری نهایی

- در این پژوهش به بررسی مقدمه و مفاهیم پردازش سیگنال ECG و سپس دیتاست و مدل سازی شبکه های عصبی با معماری های مختلف پرداختیم و با تغییر معماری مدل ها و هایپرپارامترهای شبکه به بهترین مدل خود با معماری CNN یک بعدی رسیدیم.
- همانطور که مشاهده کردیم با افزایش پیچیدگی مدل ها یا افزایش regularization مدل ها لزوما نمی توان به مدل بهتری دست پیدا کرد و با توجه به مشکل بوجود آمده در خروجی یک مدل باید از این روش ها استفاده کرد تا به دقت بالاتر دست یافت.
- با تست و بررسی مدل هایی بر پایه شبکه های LSTM و CNN بر روی دیتاست PTB-XL و مقایسه دقت نهایی این مدل ها به مدلی بر پایه در پایه کلاس می پردازد. CNN یک بعدی، با دقت مناسب دست پیدا کردیم که با دقت ۲۹.۲۴ درصد به پیشبینی بیماری سابجکت در ۵ کلاس می پردازد.

# مقایسه نتایج و نتیجه گیری نهایی

- با توجه به بررسی های انجام شده در قسمت پیشینه پژوهش که بهترین دقت مقاله اول در بین هر سه مـدل بررسـی شـدهی آنها ۷۴.۲–۷۹.۱۰ درصد بود، دقت بدست آماده در این پژوهش (۷۹.۲۴) با اخـتلاف بهترین دقت مقاله دوم در بین همه مدل های بررسی شدهی آنها ۷۴.۹–۷۹.۱۰ درصد بود، بسیار اندکی بهتر از این مدل ها عمل می کند و به بهترین دقت مقاله سوم در بین همه مدل های بررسی شدهی آنها که ۷۷.۹–۲.۰۸ درصد بود، بسیار نزدیک است در میان بازه آن قرار دارد، در حالی که با روشی کاملا متفاوت نسبت به این مقاله بر پایه شبکه های عصبی به این دقت رسیده است.
- در نتیجه می توان گفت مدل های شبکه عصبی بخصوص CNN ها می توانند به دقت قابل قبولی برای تشخیص و کلاس بندی ها از سیگنال نوار قلب دست پیدا کنند. در آخر امیدواریم که نتایج حاصله بتواند به بهبود دقت و صحت روش های تشخیص بیماری های قلبی کمک نماید.

# با سپاس از توجه شما