## פרויקט בביולוגיה

בפרויקט זה עבדנו עם רצפי חלבון RBNS כאשר לכל חלבון יש מספר קבצים המייצגים ריכוזים שונים שלו ובכל קובץ יש רצפי דנ"א שנקשרו לאותו חלבון בריכוז המסוים. הקבצים מיוצגים בפורמט הבא:

$$< input > < RBNS1 > \cdots < RBNS5 >$$

כאשר הקובץ input מייצג רצפי דנ"א בלי ריכוז חלבון וקובץ RBNS5 המייצג את הריכוז הכי גבוה של חלבון מסוים שהוכנס ומה שביניהם זה ריכוזים שונים בסדר עולה.

מטרתנו הייתה לאמן מודל בעזרת קבצים אלו לבחירתנו ולבחון את המודל המאומן על סט הטסט המכיל את רצפי ה RNCMPT המכילים רצפי דנ"א ולהחזיר את ההסתברות קשירה של אותם רצפים פר חלבון.

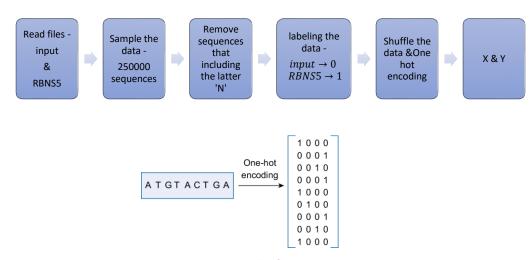
: כעת נסביר על שלבי העבודה במודל שלנו

שלב 1- עיבוד מקדים:

אנו בחרנו לעבוד עם קובץ ה input המייצג כאמור רצפי דנ"א לפני שהוכנס חלבון בריכוז מסוים ובקובץ RBNS5 המייצג רצפי דנ"א אשרר נקשרו לחלבון בריכוז הכי גבוה. לאחר מכן לקחנו מכל קובץ 250000 דגימות ומאותן דגימות סיננו רצפים אשר מכילים את האות N והוספנו תיוגים באופן הבא :

$$input \rightarrow 0$$
,  $RBNS5 \rightarrow 1$ 

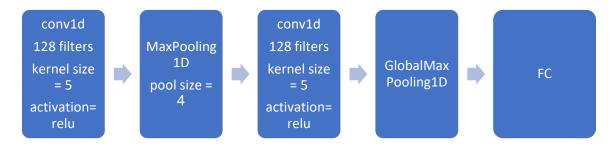
כלומר תייגנו את הקובץ בלי ריכוז חלבון כ 0 ואת הריכוז הכי גובה כ 1 או במילים אחרות, התייחסנו לרצפי הדנ"א בקובץ ה input כרצפים שלא נקשרו לחלבון ולקבצי הדנ"א בקובץ עם הריכוז הכי גבוה כרצפים שכן נקשרו. לאחר מכן ערבבנו את הקבצים עם seed קבוע שיאפשר שחזור זהה בכל הרצה ולבסוף ייצגנו כל רצף באמצעות onehot encoding. המוצא של שלב זה הינו שני וקטורים Y I X כאשר X הינו הייצוג של הרצף ו Y הוא הלייבל.



Example of X

## שלב 2- ארכיטקטורת הרשת:

כאמור הרשת שלנו באה לפתור בעיית סיווג בינארי . הארכיטקטורה שבחרנו לעבוד איתה הינה :



: הינו (Fully Connected) FC כאשר ה



כאשר צעד הלמידה הנבחר הוא Adam האופטימייזר אשר אנו עובדים איתו הינו $Learning\ rate = 0.0005$ 

פונקציית השגיאה הינה כמובן binary crossentropy כי אנו פותרים בעיית סיווג בינארית, בנוסף בחרתי לעבוד עם שתי מטריקות – AUC & Accuracy.

אחרי שבנינו את הרשת נאמן אותה בעזרת X ו Y אשר יצרנו בשלב העיבוד המקדים. תוך כדי חלוקת הנתונים לשני סטים – אחד לאימון ואחד לוולידציה. סט הוולידציה יכיל שליש מהדגימות וסט האימון שני שליש ( גם פה ה seed קבוע הוולידציה יכיל שליש מהדגימות וסט האימון שני שליש ( גם פה ה לכל חלבון למען שחזור התוצאות). אנו מקמפלים ומאמנים את המודל 5 פעמים לכל חלבון כאשר השוני בין הרצה להרצה הוא אתחול הפרמטרים ומשם אנו לוקחים את המודל בעל הדיוק הכי טוב.(מדד accuracy) בדומה למה שעשו deep bind בשלב 2 אצלם (אחרי שבחרו את הפרמטרים הכי טובים)

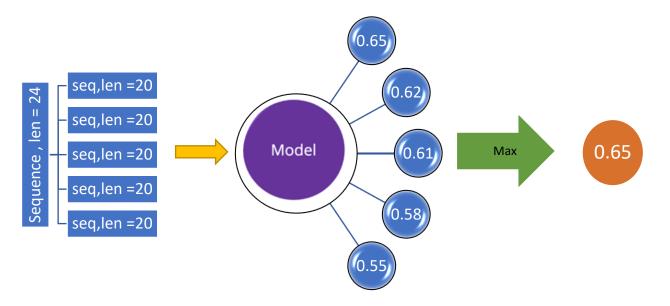
אציין שהמודל שלי קבוע מבחינת פרמטרים כפי שתיארתי למעלה: ניסיתי אינספור מודלים שונים כולל deep bind עם חיפוש היפר פרמטרים רחב ובכל התוצאות קיבלתי שלא משנה איזה מודל אני מריץ ואילו היפר פרמטרים הוגרלו התוצאות נשארות זהות פחות או יותר ואפילו אם הצלחתי לשפר את מדד ה AUC על סט הוולידציה אז השיפור ממש זניח ולא בהכרח מעיד על שיפור של מדד פירסון על סט הטסט של רצפי ה RNCMPT. בנוסף אציין שבכל המודלים שבניתי השיפור המשמעותי בחיזוי סט הוולידציה קורה ב epoch הראשון ולאחריו לרוב אין שיפור

וגם אם יש שיפור אז הוא זניח וריצה של יותר epochs וגם אם יש שיפור אז הוא זניח וריצה של יותר הקורלציה עם סט הטסט ופוגעת במדד פירסון. מכאן הפרמטרים איתם בחרתי הקורלציה עם סט הטסט ופוגעת במדד  $batch\ size=256, epochs=1$ : לרוץ בפקודת ה

שלב 3 – עיבוד סופי:

בשלב זה לקחנו את הרשת המאומנת וביצענו חיזוי על סט הטסט – RNCMPT.

כמובן שמספר הרצפים החופפים משתנה מרצף לרצף בסט הטסט והוא תלוי בגודל הרצף אותו אנו מחלקים.



המחשה – לקחנו רצף באורך 24,פירקנו ל 5 רצפים חופפים באורך 20 ומשם לכל רצף חישבנו הסתברות ולקחנו את המקסימום מבין 5 ההסתברויות שיצאו.(אם הרצף היה בגודל 30 ולא 24 אז התהליך היה זהה פשוט היו מתקבלים 11 רצפים חופפים ו 11 הסתברויות וגם שם המקסימום היה מבין אותם 11).

## : תוצאות

RBNS	Pearson	time (sec)
RBP1	0.451916	139.526413
RBP2	0.410722	138.459044
RBP3	0.049687	137.745068
RBP4	0.194354	137.109782
RBP5	0.26739	139.648214
RBP6	0.431767	136.968045
RBP7	0.420717	139.062973
RBP8	0.131493	136.85477
RBP9	0.167082	143.02859
RBP10	0.110479	137.287058
RBP11	0.167261	144.746676
RBP12	0.42577	136.835078
RBP13	0.497872	138.152413
RBP14	0.078692	136.427236
RBP15	0.196136	148.875282
RBP16	0.483407	137.624792
Average	0.280297	139.271965

כפי שניתן לראות הגענו לממוצע פירסון 0.28. זמן הריצה לכל חלבון זניח (2 דקות) כי אנו רצים על מודל קבוע ללא חיפוש היפר פרמטרים.

mouer.Summary()			
Model: "sequential_36"			
Layer (type)	Output		Param #
conv1d_59 (Conv1D)		16, 128)	2560
max_pooling1d_27 (MaxPooling	(None,	4, 128)	0
dropout_96 (Dropout)	(None,	4, 128)	0
conv1d_60 (Conv1D)	(None,	4, 128)	49152
global_max_pooling1d_30 (Glo	(None,	128)	0
flatten_34 (Flatten)	(None,	128)	0
dense_137 (Dense)	(None,	64)	8256
dropout_97 (Dropout)	(None,	64)	0
dense_138 (Dense)	(None,	32)	2080
dropout_98 (Dropout)	(None,	32)	0
dense_139 (Dense)	(None,	32)	1056
dense_140 (Dense)	(None,	1)	33
Total params: 63,137			

Total params: 63,137 Trainable params: 63,137 Non-trainable params: 0

מבחינת משקולות המודל שלנו מכיל כמעט 64K משקולות כפי שניתן לראות.