**מיני פרוייקט**

**חישוב מונחה טבע**

**NBA GAME WINNING PREDICTOR**

**עמוד שער**

**מבוא**

הבעיה בה אנו מתעסקים היא לחזות איזו קבוצה תנצח בכל משחק בעונת כלשהי בליגת הכדורסל של ה-NBA שבארה"ב.

לפי מחקר שנעשה על ידי פורבס (1), הימורים במשחקי ספורט בארצות הברית בלבד הניבו רווח של מיליארד דולר בשנת 2020 (יש לציין שזו שנת קורונה, בה היו פחות משחקי ספורט). על פי התחזיות, המספר הזה צפוי לעלות בלפחות פי 6 עד שנת 2023. יתרה מכך, אם הימורים יהיו חוקיים בכל 50 המדינות בארה"ב הרווח אמור לגדול ב-19 מיליארד דולר בשנה.

אנחנו אוהבים כדורסל, ולכן רצינו לבנות מודל סטטיסטי מבוסס על למידת מכונה שלומד ממשחקים וממידע נוסף מעונה אחת וחוזה את תוצאות של העונה העוקבת. באופן יותר ספציפי, בהינתן מידע על משחק מסוים, נרצה לדעת איזו קבוצה תנצח באותו המשחק.   
לדוגמה, נצפה שהמודל יקח בחשבון פרמטרים מסוימים (שנקבעו מראש) בכל משחק בשביל החיזוי, לרבות רצפי ניצחונות, שחקני "אולסטאר", ביתיות וכו'.

בפרוייקט השתשמנו בשני סוגים של מודלים מבוססים למידת מכונה מסוג supervised:

1. עצי החלטה – בתהליך ההחלטה של המודל, בכל צומת פנימי בעץ נשאלת שאלה על פרמטר כלשהו בדאטה (שמויצג כווקטור) ובהתאם לתשובה ממשיכים לתת עץ אחר. מתחילים משורש העץ, ומקבלים את הפרדיקצייה בעלים.

Diagram

Description automatically generated

1. רשתות נוירונים – זהו מודל שמקבל דאטה שמויצג כוקטור של מספרים. הוקטור מועבר ברשת על ידי מספר של הכפלות של הוקטור במטריצות פנימיות, והפעלת פונקציית אקטביציה בכל שכבה של הרשת. את הפרדיקציה נמצא בשכבה האחרונה של הרשת, ובשביל לשפר את המודל – מופעלת פונקציית loss שבאופן כללי אומרת לרשת בכמה הפרדיקצייה הייתה רחוקה מהתוית האמיתית. בשביל למזער את ערך פונקציית ה-loss, מפעילים אלגוריתם שמשנה את משקלי הרשת בהתאם.

Diagram

Description automatically generated

**שיטה**

**ייצוג המידע**

באופן כללי, את המידע השגנו מהאתר Basketball reference (2) – באתר נמצא מידע על כל עונה בליגה, לרבות: תוצאות משחקים, שחקני "אולסטאר" וקבוצתם, טבלת מיקומים (standings) ועוד. לדוגמה:

* תוצאות משחקים:

Graphical user interface, application

Description automatically generated

**Figure 1**

* Standings:

Calendar

Description automatically generated

**Figure 2**

בפרוייקט, השתמשנו כ-training set בעונה 2017-2018 (בלי משחקי פלייאוף), וניסינו לחזות את עונת 2018-2019, כלומר עונת 2018-2019 הייתה ה-test set שלנו.  
באופן כללי, המידע ששימש אותנו היה המידע ב-**Figure 1** שעליו לעיתים הוספנו מידע על כל משחק כגון:

* רצפי ניצחונות של שתי הקבוצות
* שחקני "אולסטאר" של שתי הקבוצות
* איזו קבוצה מדורגת גבוה יותר (נקבע לפי **Figure 2**).
* האם קבוצת הבית ניצחה את קבוצת החוץ במשחק הקודם ביניהן.

מבחינת כמויות המידע, ב-training set יש 1230 משחקים וב-test set יש 1213, כאשר כל משחק מיוצג כווקטור של מספרים (שאורכו משתנה לפי המידע שהוספנו).

**מודלים**

המודל הפשוט

ככלל, בכל משחק ספורט, ובפרט ב-NBA קיים יתרון לקבוצת הבית מכל מיני סיבות. מניסוי שערכנו בעונת 2018-2019 קבוצת הבית ניצחה 59% מהפעמים. כלומר, אם נבנה מודל שחוזה שהקבוצה שתנצח היא קבוצת הבית, מודל זה יזכה לדיוק של 59%. לכן, הגדרנו לעצמנו כמטרה לעבור את האחוז הנ"ל.

עצי החלטה

תחילה, ניסינו להשתמש בעצי החלטה כמודל שיחזה לנו את הקבוצה המנצחת בכל משחק. השתמשנו במימוש של ספריית scikit-learn ב-python. scikit-learn זו ספרייה קלה לשימוש שמכילה כלים ל-data science.

רשת נוירונים

השתמנו בשתי רשתות נוירונים שונות:

* רשת נוירונים שאנחנו כתבנו, מבוססת על numpy בלבד. רשת זו מכילה את כל הפונקציונליות העיקריות של רשתות נוירונים, כמו: forward pass, stochastic gradient descent, activation functions, backwards pass וכו'.
* רשת הנוירונים הבסיסית של pytorch – linear fully connected. Pytorch היא ספרייה מפורסמת לרשתות נוירונים. השתמשנו בה בשביל למדוד את איכות הרשת שאנחנו כתבנו.

הערה: בשביל לעבור את המודל הפשוט, מדדנו את הדיוק של המודלים (עצי החלטה ורשתות נוירונים) על ידי פונקציית accuracy הבאה:

**ניסויים**

**עץ החלטה**

בשביל להגיע לעץ הכי טוב עבור הבעיה שלנו, ניסינו לשנות את הפרמטרים הבאים:

* Random state
* Criterion (Gini, Entropy)
* Node splitter (best, random)

תחילה ניסינו להריץ את את עץ ההחלטה עם הפרמטרים השונים על המידע הבסיסי (לפי**figure 1**) וקיבלנו תוצאות דומות מאוד עבור כל קומבינציה (התוצאות נעו סביב 0.549). בשביל לשפר את המודל, הוספנו את כל הפרמרטים הבאים לכל משחק:

* רצפי ניצחונות של שתי הקבוצות
* שחקני "אולסטאר" של שתי הקבוצות
* איזו קבוצה מדורגת גבוה יותר (נקבע לפי **Figure 2**).
* האם קבוצת הבית ניצחה את קבוצת החוץ במשחק הקודם ביניהן.

כאשר הוספנו את כל הפרמרטים, קיבלנו את התוצאות העיקריות הבאות:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Parameters | Best result | Random state |
| Random splitter  Gini | 0.561 | 2 |
| Best splitter  Entropy | 0.577 | 6 |
| Best splitter  Entropy | 0.567 | 10 |
| Best splitter  Entropy | 0.569 | 14 |
| Best splitter  Entropy | 0.578 | None |

לאחר מכן, ניסינו להריץ את עץ ההחלטה עם פחות פרמטרים, אך הדבר לא הניב תוצאות טובות יותר. כלומר הוספת הפרמטרים הנוספים היא הכרחית לשיפור המודל. נשים לב שהתוצאה הכי טובה של העץ קטנה יותר מאחוז הדיוק של המודל הפשוט שהוזכר קודם.

בשביל להשיג תוצאות טובות יותר, נעבור לרשתות הנוירונים.

**רשתות נוירונים**

תחילה, נתאר ביתר פירוט את הפרמטרים שאותם שינינו בשלב הניסוי:

* מספר השכבות (1,3,5,7)
* כמות ה-epochs (50,100,150)
* Batch size (1,10,15,20)
* Learning rate (0.01, 0.001, 0.0001)
* Activation functions (tanh, ReLU)

**רפלקציה**

**קישורים**

1. המאמר של פורבס

<https://www.forbes.com/sites/forbestechcouncil/2021/02/25/not-just-a-game-online-sports-betting-and-the-rise-of-corrosive-technology/?sh=7f24801570ec>

1. האתר ממנו נלקח הדאטה: [Basketball Statistics and History | Basketball-Reference.com](https://www.basketball-reference.com/)