פרויקט סיום בקורס מבוא לבינה מלאכותית

3D multi-player connect 4

מגישים:

איתמר שרם, 206762551

שלום בלוי, 319144762

עבד נירוך, 213668700

כאן יהיה תוכן עניינים

מבוא

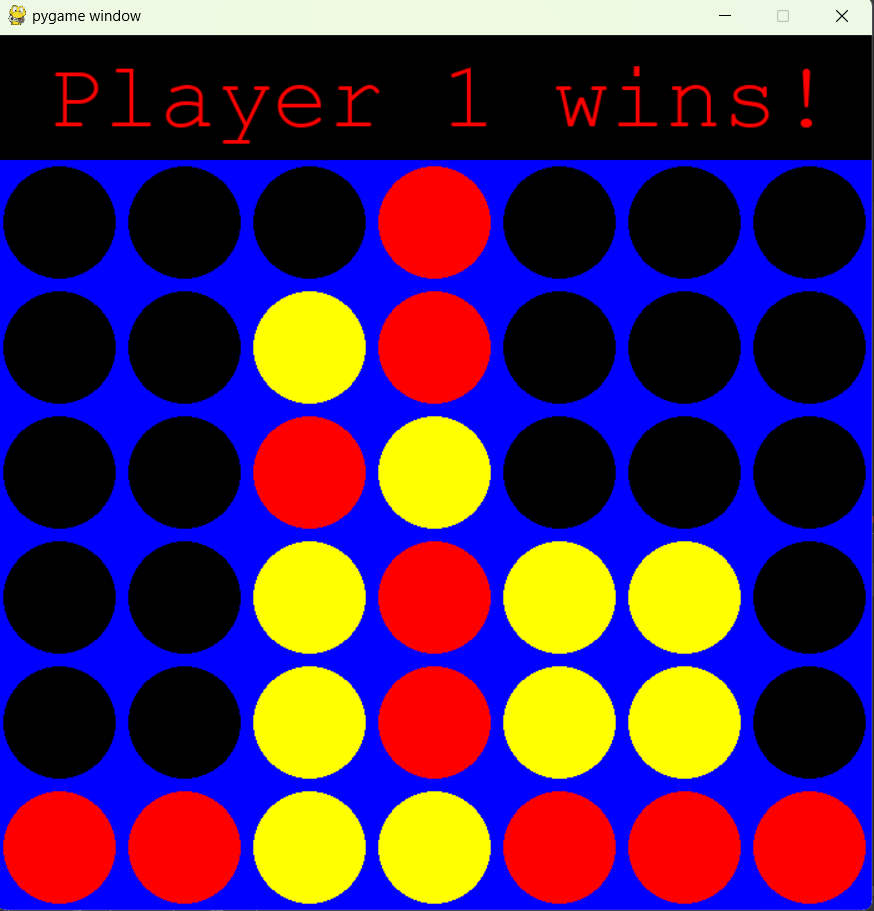
עבודות קודמות

מתודולוגיה

תוצאות

סיכום

ביביליוגרפיה(לא דרשו, אבל כדאי כדי לשים גם קישורים לUI ולעבודות קודמות וכו')

מבוא:

המשחק שלנו מבוסס על המשחק 4 בשורה. המשחק המקורי מתקיים בלוח דו ממדי בגודל קבוע, לשני שחקנים. כל שחקן בתורו משחיל דיסקית בצבע שלו לאחת העמודות בלוח. מטרתו של כל שחקן להגיע ראשון לרצף של 4 דיסקיות בצבע שלו. הרצף יכול להיות בשורה, בעמודה או באלכסון.

בפרויקט שלנו הרחבנו את המשחק, על מנת לאתגר את הסוכנים שלנו ולבחון אותם בסביבות מורכבות יותר. השדרוג חל בכמה אופנים:

* לוח המשחק מוגדר כעת ע"י הרביעייה הבאה: (R,C,D,W), כאשר R הוא מספר השורות, C הוא מספר העמודות, D הוא העומק וW הוא רצף הנצחון
* ניתן להריץ את המשחק עם יותר משני שחקנים, כל אחד מתחרה בשאר השחקנים על מנת לנצח.

עץ המצבים של המשחק גדל בצורה אקספוננציאלית- כאשר t הוא מספר התורות עד לניצחון. כלומר סוכנים שיממשו אלגוריתמי חיפוש פשוטים ירוצו למשך זמן רב! לפיכך צריך לחשוב על אלגוריתמים חכמים, וזו הסיבה שבחרנו במשחק זה.

לאחר עבודה על האלגוריתמים במשחק, מצאנו באינטרנט UI מעוצב למשחק דו ממדי, אותו חיברנו למשחק שלנו. בשל אילוצים ויזואליים, נאלצנו להשאיר במשחק תלת ממדי את הממשק הטקסטואלי.

מימשנו סוכני AI שונים, לפי רעיונות שונים שלמדנו בכיתה, שמטרתם היא לנצח במשחק את השחקנים שיתמודדו מולם. הסוכנים שמימשנו הם:

1. minmax\_agent
2. alpha\_beta\_agent
3. Q-learning\_agent

נשים לב שהמשחק המקורי הוא משחק סכום אפס- נצחונו של שחקן אחד הוא הפסדו של האחר. לפיכך חשבנו כי האלגוריתם הטבעי ביותר להתחיל איתו הוא אלגוריתם המינמקס, שמותאם לנצח בסוג זה של משחקים. אלגוריתם מינמקס במימוש נאיבי, יורד עד לעומק עץ המצבים, ומהעלים מתחיל לשערך את הציון למצבים. במשחק 4 בשורה, שבו עץ המצבים עמוק מאוד, דבר זה אינו ישים. לכן נצטרך להגביל את עומק החיפוש שלנו ולתת ציון למצב לוח למרות שהמשחק עדיין לא הסתיים. לשם כך השתמשנו בהיוריסטיקה שהגדרנו, אותה נתאר בחלק המתודולוגיה.

סוכן האלפא-בטא הוא הסוכן ההגיוני הבא- הוא פועל כמו סוכן המינמקס מבחינת ההחלטות שבוחר במהלך המשחק, אך מדלג על ענפים מסוימים ובכך מקצר את זמן הריצה.

לסיום, רצינו לבחון את ביצועיו של סוכן reinforcement learning . דרך אפשרית להפעיל את האלגוריתם במקרה שלנו, היא לתת לשחקן למידת החיזוק לשחק מול שחקן מינימקס/רנדומי ודרכו ללמוד איך לשחק את המשחק בצורה הטובה ביותר.

סוכן reinforcement learning – סוכן זה לומד באמצעות משחקים רבים את הפעולות הכדאיות בהינתן מצבי הלוח, כאשר במהלך הלמידה הסוכן מעדכן את הציון על מצב לוח מסוים, באמצעות הרצת סימולציות עד לנצחון/הפסד(monte carlo).

עבודות קודמות:

מינמקס

מצאנו שתי עבודות קודמות שמימשו סטודנטים בקורס זה.

בשתיהן, האלגוריתמים בהם השתמשו הם minmax ו-alpha beta pruning . כפי שאנחנו הסקנו, עץ המצבים במשחק גדול מאוד, ולכן החוקרים(?) בחרו להגביל את עומק החיפוש ולחשב ציון ללוח של משחק שטרם הסתיים. ההבדלים בין האלגוריתמים שהם בחרו הוא בפונקציית האבליואציה שמחשבת ציון ללוח. נציג את ההיוריסטיקות המוצלחות ביותר בכל אחת מהעבודות.

נסמן ב-N את אורך הרצף המוגדר עבור נצחון במשחק(ברירת המחדל היא 4)

פונקציה א:(להוסיף קישור לעבודה המתאימה)

במשחק 4 בשורה עם לוח דיפולטיבי(6 שורות על 7 עמודות) ישנן 69 פוזיציות בהן אפשר להגיע לנצחון(24 אופקיות, 21 אנכיות ו24 אלכסוניות). אם ברצף באורך N יש לשני השחקנים דיסקיות, נתעלם מרצף זה(שכן אף אחד מהם לא יכול לנצח שם). אחרת, לכל רצף בלוח ניתן ערך לפי כמות הדיסקיות שיש בו לשחקן מסוים. נסכום את כל הערכים הללו עבור השחקן הראשי, ונחסר מהם את סכום הערכים של היריב.

בהיוריסטיקה זו יש כמה חסרונות:

* הערכים שנבחרו מותאמים עבור לוח בגודל הדיפולטיבי בלבד, וקשה להכליל אותה למשחק עם לוח בגודל שונה, עם רצף נצחון שונה.
* ההיוריסטיקה יכולה לתת ערך זהה ללוח בו יש לנו הרבה רצפים קצרים, לעומת מעט רצפים ארוכים. אם נחשוב על הרלקסציה שבה ככל שיש לשחקן יותר דיסקיות ברצף, הוא יותר קרוב לנצחון, היוריסטיקה זו מתעלמת מעיקרון זה.

פונקציה ב(נקראה IBEF2) :(להוסיף קישור לעבודה המתאימה) נספור רצפים לא חסומים(שלא מכילים דיסקיות של היריב).ונחזיר , עבור k מספר הדיסקיות ברצף זה. הפונקציה תסכום את הערכים הללו ותחסיר מערך זה את סכום הערכים של היריב.

חסרונות של היוריסטיקה זו:

בדומה להיוריסטיקה הקודמת, יכולה לתת ערך זהה ללוח בו יש לנו הרבה רצפים קצרים, לעומת מעט רצפים ארוכים.

Reinforcement learning

בחיפושינו אחר עבודות קודמות, נתקלנו במחקר זה(להוסיף קישור), בו אימנו החוקרים שחקן q-learning שבהתאם למקדם הדעיכה מתחיל לפעול באופן רנדומלי, ולאט לאט מתחיל לפעול על דעת עצמו.

חסרונות: במשחק כזה יש מספר רב של מצבי נצחון והפסד, ניתן להגיע לנצחונות במסלולים שאינם כדאיים, ולא ישקפו מסלול הגיוני במשחק מול שחקן מתוחכם. לכאורה עדיף היה לשקול מורה דרך במקום משחק רנדומלי.

מתודולוגיה:

מינמקס, אלפאבטא והיוריסטיקות

הרחבת אלגוריתמי minmax,alphabeta עבור משחק של יותר משני שחקנים:

במקרה זה, השחקן הראשי יהיה שחקן המקסימום, ומבחינתו כל שאר השחקנים יהיו שחקני המינימום. בשערוך הערך עבור כל קודקוד בעץ ששחקן המקסימום מגדיר(עד עומק מסוים), שחקן המקסימום יבחר את הערך המקסימלי מבין ערכי כל ילדיו. כל אחד משחקני המינימום יבחר את המינימום מבין ערכי כל ילדיו.

נשים לב כי בגישה זו, מטרתו של כל שחקן מינימום היא לוודא ששחקן המקסימום לא מנצח, גם אם זה גורר ששחקן מינימום אחר ינצח- מכיוון שההיוריסטיקות מחושבות במינוס על כלל היריבים, אזי מטרת כל אחד משחקני המינימום היא שכל השחקנים היריבים(כולל הם עצמם) יקבלו ניקוד גבוה, וכך יורידו מערכו של שחקן המקסימום. בעיני שחקן המקסימום, כלל יריביו עשו יד אחת נגדו.

נשים לב כי גישה זו נכונה גם עבור ה-pruning באלגוריתם האלפא-בטא:

במשחק עם שני שחקנים, הערך אלפא הוא הערך שמייצג ערך מקסימלי שהגיע משחקן מקסימום קדמון לשחקן מינימום שרואה האם אפשר להפסיק את החיפושים. הערך בטא פועל באופן מנוגד לכך. נשים לב כי הערכים האלה לא בהכרח מייצגים ערכים של אב ישיר, ולכן גם במקרה של משחק רב משתתפים, בו שחקן המקסימום הוא סב ישיר של שחקן מינימום, הערך אלפא שעודכן על ידו עדיין רלוונטי לצורך גזימה.

מימשנו מספר היוריסטיקות פשוטות לצורך בדיקת שאר השחקנים, עליהם נפרט בשלב התוצאות. כעת נציג את ההיוריסטיקה המרכזית ששימשה את אלגוריתם המינמקס:

היוריסטיקת complex (לשנות בקוד בarg\_parse לcomplex במקום allcomplex)

ההיוריסטיקה פועלת באופן הבא:

בהינתן לוח מסוים, ההיוריסטיקה תבחן את כל הרצפים השונים הקיימים על הלוח אשר לא חסומים, לכל לוח היא מחזירה שני ערכים, שמייצגים את הרצף הארוך ביותר שהושג בלוח, וכמות המופעים שלו. מאלו מחסרים את שקלול הערכים המתאימים ליריבים באופן הבא:

* מהרצף הארוך ביותר של שחקן המקסימום, נחסיר את ממוצע הרצפים המקסימליים של היריבים
* מכמות הרצפים הארוכים ביותר של השחקן המקסימלי, נחסיר רק את כמויות הרצפים המקסימליים של יריבים שהשיגו אותו רצף מקסימלי זהה לשל שחקן המקסימום- אנחנו לא רוצים לתת משקל ליריבים "חלשים" יותר בלוח נתון. רק יריבים שמאיימים על השחקן שלנו באים לידי ביטוי בציון הלוח.

לדוגמא:  
רצף הנצחון מוגדר להיות 4, שחקן המינמקס הוא השחקן הורוד. הרצף הכי ארוך שלו הוא 3, וכמות הרצפים באורך זה היא 1. לאדום יש רצף אחד באורך 3 (הרצף השני שלו באורך 3 חסום). לצהוב חמישה רצפים באורך 1 (ישנם רצפים שנספרים יותר מפעם אחת, עבור כל רצף נצחון בו הם יכולים להשתתף). ולכן פונקציית ההיוריסטיקה תחזיר את הציון הבא:

נשים לב כי בדרך זו, אנו נותנים עדיפות לאורך הרצף, ורק כאשר הרצפים זהים אנחנו מסתכלים על מספר המופעים. בכך אנו מתגברים על הבעיה שהצגנו בהיוריסטיקות מהעבודות הקודמות.

כאשר הרחבנו את המשחק ללוח תלת ממדי, נתקלנו בבעיה- על מנת לבדוק האם הנחה של דיסקית הובילה לנצחון, עלינו לבדוק רצפים רבים שיכולים להביא לנצחון. דבר זה פגע בזמני הריצה. לכן על מנת לשפר את זמני הריצה, אנחנו מחזיקים עבור כל לוח את מפת כל הרצפים המופיעים בו, וכאשר מוסיפים דיסקית, מעדכנים את מפות הרצפים רק באותו אזור מצומצם. הדבר שיפר משמעותית את זמני הריצה (למשל כדי למצוא את הרצף הארוך ביותר בלוח, מסתכלים במפת הרצפים)

סוכן Q-Learning

המשחק שלנו מכיל יותר משחקן אחד, ולכן אלגוריתם ה-Q-learning שונה מהאלגוריתם שראינו בכיתה: הסוכן שלנו מבצע פעולה, וכאשר באים לבחון את השלכות הפעולה שלו, כלומר לאיזה מצב הגענו, יש להסתכל לאיזה מצב הגענו אחרי הפעולה שלנו, אך גם של היריבים שלו.

החלטנו לממש את אלגוריתם ה-Q-learning בעצמנו, כך שנוכל להתאים את האלגוריתם לצרכנו: ריבוי משתתפים, שינוי שיטת האימון והתאמה ל-API שלנו כך שיוכל להתאמן ולשחק עם שאר השחקנים שיצרנו.

שיטת אימון

**בחירת יריב**

מאחר ובמשחק שלנו קיימים מצבי לוח רבים, ועל מנת ללמוד השחקן צריך לראות כמה שיותר מצבי לוח, כדאי לבחור ביריב שיגרום לנו לטייל במרחב המצבים.

כמו כן, אם היינו בוחרים לאמן נגד יריב חזק, הסוכן שלנו כמעט ולא היה מנצח. שמנו לב שהאופן שבו האלגוריתם q-learning בנוי, הוא שכאשר מתעדכן ציון שלילי, לוקח זמן עד שהציון הזה יחלחל למצבים שקודמים לו. לכן בשיטה זו הלמידה של הסוכן מועטה, אם בכלל.

אולם, אם נבחר ביריב רנדומלי לחלוטין, ייתכן מצב בו ניצחנו אותו, למרות שמדובר בסדרת מהלכים שמול שחקן רגיל הייתה מובילה להפסד ודאי. כך יפעפע ציון חיובי עבור סדרת מהלכים זו.

לכן החלטנו לבחור ביריב שלעיתים מבצע החלטות מושכלות, ובשאר הזמן יבצע מהלכים הסתברותיים על מנת לאפשר לסוכן שלנו להיתקל בכמה שיותר מצבים.

בחרנו את היריב להיות שחקן אלפא בטא עם ההיוריסטיקה complex, עם עומק 2, שיוחלש ע"י כך שבסיכוי 0.8 הוא מגריל צעד.

**צעדי הסוכן בשלב בלמידה**

על מנת לאפשר לסוכן לנצח את היריב, הוא התאמן בליווי "מאסטר": המאסטר הוא שחקן שמבצע החלטות מושכלות, וגם חזק יותר מהיריב. בתחילת דרכו שחקן הRL ייתן למאסטר לשחק בשבילו, ובאמצעות הקטנה של ה-exploration rate, המאסטר לאט לאט ישחרר את גלגלי העזר וייתן לסוכן לבצע יותר החלטות בעצמו.

בחרנו את המאסטר להיות שחקן אלפא בטא עם ההיוריסטיקה complex, עם עומק 2.

פונקציית רווח

בחרנו לתת ציון של 500 עבור לוח שבו הסוכן ניצח. עבור לוח שבו הפסיד, בחרנו לתת -500 ועוד מספר הצעדים ששוחקו עד להפסד- כלומר ככל שהסוכן "שרד" יותר זמן, אנו מחשיבים את ההפסד שלו לקטן יותר, מכיוון שיכול להיות שרק המהלכים האחרונים שלו הביאו להפסד, אך הוא שיחק טוב בתחילה.

לסיום, עבור כל צעד שלא הביא לאיזושהי הכרעה, נתנו לו ציון של -1 , על מנת שיעדיף בנצחון המהיר ביותר.

ייצוג הלוח

כדי שסוכן q-learning יציג תוצאות טובות, עליו להכיר הרבה מצבים במשחק, על מנת שידע לפעול בכל סיטואציה שייתקל בה. יתרה מזאת, אם יפגוש מצב שלא ראה קודם לכן, אפילו אם ראה מצב דומה(למשל תבניות דומות, אבל בהזזה מהמצב שכן ראה) הוא לא ידע כיצד לפעול.

היינו רוצים מרחב מצבים קטן ככל האפשר. מצד שני, ככל שייצוג המצב פשוט יותר, יותר מידע הולך לאיבוד.

נבחין כי בבואנו לבחור את הפעולה, דיסקיות שאינן חלק מרצף שיכול להביא לנצחון/הפסד, ולא משנה לנו של מי הדיסקיות.

לפיכך בחרנו בייצוג הבא: תחילה מקודדים את מספר הדיסקיות בכל עמודה ולאחר מכן את אורכי הרצפים שאינם חסומים, ואת מיקומם בלוח, הן שלנו והן של היריב.

תוצאות

על מנת להעריך את ביצועיהם של הסוכנים שלנו, החלטנו לממש מספר סוכני baseline, שיהוו מדד להצלחה. הסוכנים שמימשנו לצורך בדיקות הם:

שחקן offensive – מטרתו היחידה היא להשלים רצפים שלו לרצפי נצחון

שחקן defensive- מטרתו היא לחסום את שאר השחקנים

על מנת להימנע ממשחקים דטרמיניסטיים, שחקנים אלה יבחרו בפעולה שמניבה להם ציון גבוה ביותר בהסתברות גבוהה, אך בהסתברות נמוכה יכולים לבחור גם בפעולות אחרות. ההסתברות ממושקלת לפי כמה הפעולה טובה עבור השחקן ומטרתו.

שחקן IBEF2 – שחקן מינמקס עם ההיוריסטיקה החזקה ביותר שהצלחנו למצוא בעבודות קודמות

סוכני מינמקס, ואלפא בטא

ראשית, בדקנו סוכנים אלה במשחק עם שני שחקנים בלבד, בלוח תלת ממדי בגודל (6,7,5).

בבדיקות ראשוניות שביצענו, ראינו כי הסוכן שלנו מנצח את סוכני ה-baseline במאה אחוז מהמשחקים. מכיוון שרצינו לבדוק את הסוכן יותר לעומק, בחרנו להחליש את הסוכן שלנו ע"י כך שיבצע מהלכים אקראיים בהסתברות מסוימת. הגרף הבא מציג את ביצועי השחקן שלנו אל מול שחקני ה-offensive,defensive כתלות בסיכוי שלו לבצע מהלך אקראי:

A graph of a performance

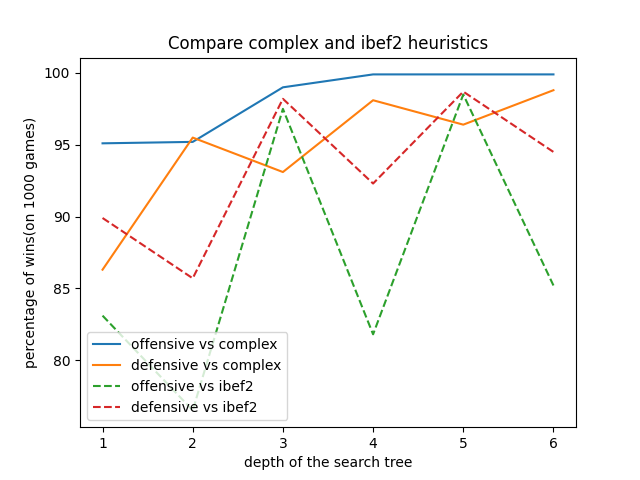
Description automatically generated with medium confidenceניתן לראות כי כאשר החלשנו את הסוכן שלנו עם הסתברות של 0.6 לפעולה רנדומית, עדיין הוא מנצח את היריבים שלו בהסתברות לא מבוטלת. כמובן שככל שמקטינים ערך זה, הוא מנצח אותם אף יותר.

מעניין לראות כי ביצועיו נגד שחקן ה-defensive נמוכים יותר מאשר נגד שחקן ה-offensive: נשים לב כי כל אחד מהיריבים מממש אחת מהמטרות שמממש שחקן המינמקס. בעוד בניית רצף נצחון היא טקטיקה שמצריכה לפחות 4 מהלכים מחושבים, חסימת רצף היא פעולה קלה בהרבה. לכן ניצח הרבה יותר את שחקן ה-offensive.

כעת, השווינו את ההיוריסטיקה שלנו אל מול שחקן IBEF2. שחקן זה לא מותאם לשחק בלוח תלת ממדי ולכן עברנו לשחק בלוח דו ממדי בגודל (6,7). בנוסף, השווינו כל אחת מההיוריסטיקות עבור עומקים שונים. מכיוון שהמהלכים שההיוריסטיקות משרות יוצאים יחסית דטרמיניסטיים(נבחר בפעולה שתקבל את הציון הגבוה היותר, ופעמים רבות במשחק יש רק מהלך אחד כזה), בחרנו להשוות כל אחת מההיוריסטיקות אל מול שחקני ה-baseline. להלן התוצאות:

ניתן לראות כי ביצועיו של הסוכן שלנו עקביים יותר, ואחוזי ההצלחה שלו עולים ככל שעומק עץ המינמקס גדל.

לעומתו סוכן ה-IBEF2 מציג תוצאות פחות טובות, ובנוסף פחות עקביות



לצורך קיצור זמני הריצה, ומעתה ועד סוף הדוח, ההשוואות שנערוך יהיו על לוחות דו ממדיים- עדכון מפות האקטיבציה עבור הרצפים בכל הכיוונים לוקחת זמן רב יותר בלוח תלת ממדי מפני שיש יותר רצפים להתחשב בהם. לאחר שבדקנו את נכונותן, היה לנו חשוב יותר להעריך את ביצועיהם של אלגוריתמי הסוכנים שלנו במספר גדול יותר של משחקים.

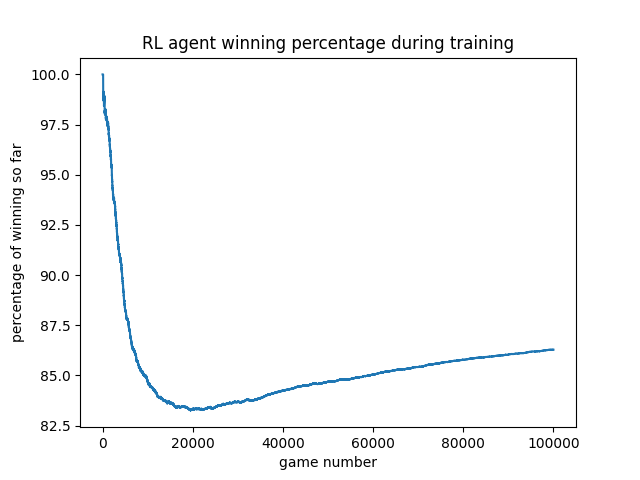
עתה, עברנו לבחון את ההיוריסטיקה שלנו במשחק עם 3 משתתפים:

להוסיף גרפים והתייחסויות לכך!

זמני ריצה:

סוכן ה-Q-learning

סוכן זה, בשונה מהסוכנים הקודמים, נדרש לשלב של למידה, בו ה-Q-table שלו תתעדכן. בחרנו לאמן את הסוכן שלנו לאורך 100000 משחקים, כאשר ה-exploration rate דועך למספר קטן ביותר לאורך האיטרציות- כלומר אנו רוצים שבתחילת האימון הסוכן יסתמך אך ורק על המאסטר שלו, כך הטבלה תתמלא בערכים שמייצגים בחירות מושכלות עבור מצבי לוח שונים. אך לאט לאט המאסטר ישחרר את המושכות וייתן לסוכן לבצע החלטות, ומכיוון שאנו מצפים שבטבלה הצטבר מספיק מידע משמעותי, הסוכן יבצע בהתחלה החלטות טובות יותר ויותר.

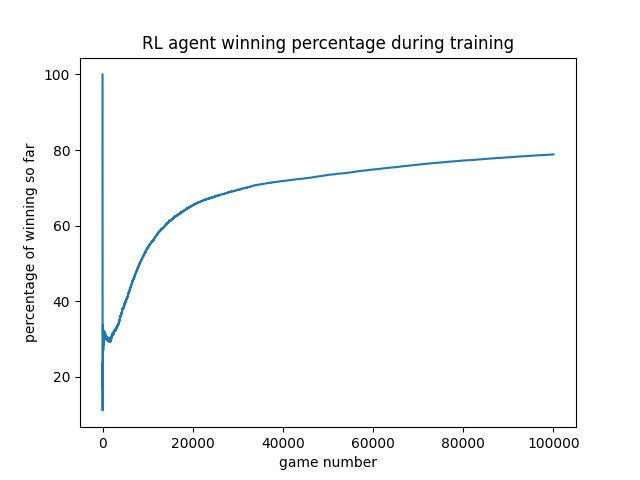
הגרף הבא מציג את את אחוז הנצחונות כתלות בשלב האימון:

ניתן לראות כי בתחילת האימון הסוכן מנצח בהסתברות גבוהה. זאת מכיוון שהסוכן משתמש במאסטר שלו על מנת לבצע מהלכים. מכיוון שבחרנו במאסטר שיהיה טוב יותר מהיריב של הסוכן, אכן אנו מנצחים בהסתברות גבוהה במשחקים.

לאורך 30000 המשחקים הראשונים רואים דעיכה באחוז הנצחונות המצטבר- מכיוון שה-exploration rate הולך וקטן, המאסטר עוזר לסוכן פחות ופחות, והסוכן מקבל החלטות בעצמו אבל הטבלה שלו עדיין לא מכילה מספיק ערכים לגבי לוחות מסוימים, וגם הערכים עצמם עדיין לא מספיק מייצגים נכונה את המציאות.

לאחר מכן, ניתן לראות עלייה באחוז הנצחונות- הטבלה של הסוכן כבר מכילה ערכים טובים יותר, ולכן הוא מצליח לנצח ביותר משחקים, ובנוסף ממשיך לעדכן את הטבלה שלו עם ערכים יותר ויותר מדויקים למדיניות האופטימלית.

כפי שהסברנו במתודולוגיה, הנחנו כי סוכן שהתאמן עם מאסטר ייתן ביצועים טובים יותר מאשר סוכן שהתאמן בלי מאסטר, מכיוון שהוא בונה את הטבלה שלו על סמך נתונים שמשקפים נכון יותר את המציאות, ואיזה לוחות טובים ואיזה לא. על מנת לבדוק את ההנחות שלנו בצורה מעשית, אימנו שני סוכנים עם פרמטרים זהים כמעט לחלוטין,למעט העובדה שאחד התאמן עם מאסטר ואחד ביצע במהלך האימון פעולות רנדומיות. נתנו להם לשחק נגד מספר יריבים שונים, להלן התוצאות:

קודם כל הוספתי גרף של אימון של RL עם מאסטר שהוא שחקן רנדומי, כנראה נמחק את הגרף הזה אבל סתם שיהיה לנו עכשיו:

ניתן לראות כי הסוכן שהתאמן עם מאסטר הצליח להשיג תוצאות גבוהות יותר, מול כל היריבים נגדם שיחק, בהשוואה לסוכן שהתאמן בלי מאסטר.

נקודה מעניינת נוספת היא שמול סוכן אלפא בטא עם היוריסטיקת complex בעומק 2 , הסוכן שהתאמן עם מאסטר ניצח בהסתברות גבוהה, בעוד הסוכן שהתאמן בלי מאסטר הפסיד ביותר מחצי מהמשחקים!

נגד סוכן אלפא בטא עם היוריסטיקת complex בעומק 4, ונגד שחקן ה-defensive , שני סוכני ה-Q-learning לא היוו יריב ראוי. הטבלה מתעדכנת בקלות כאשר הסוכן מנצח והמידע מפועפע מטה, אך יותר קשה לעדכן את הטבלה ולהבין שישנם שחקנים שינסו גם לחסום את הסוכן מלנצח.

מכך ניתן להבין שאימון סוכן Q-learning היא בעיה מורכבת, וכאשר משחקים מול שחקנים מורכבים יותר, הטבלה של הסוכן צריכה להכיר מספר גדול ביותר של מצבים, כדי לדעת איך להתמודד בכל תרחיש.

זמני ריצה

|  |  |
| --- | --- |
| שחקן | זמן ריצה ממוצע למהלך |
| Minmax depth 1 | 0.00115 |
| Minmax depth 2 | 0.00801 |
| Minmax depth 3 | 0.05212 |
| Minmax depth 4 | 0.33927 |
| Minmax depth 5 | 2.30415 |
| Alpha beta depth 1 | 0.00115 |
| Alpha beta depth 2 | 0.00469 |
| Alpha beta depth 3 | 0.01773 |
| Alpha beta depth 4 | 0.05953 |
| Alpha beta depth 5 | 0.24708 |
| Rl agent | 0.00012 |
|  |  |
|  |  |
|  |  |
|  |  |

ביביליוגרפיה:

* <https://www.cs.huji.ac.il/course/2021/ai/projects/old/4InRow_2.pdf>
* <https://www.cs.huji.ac.il/course/2021/ai/projects/old/4InRow_1.pdf>
* <https://en.wikipedia.org/wiki/Connect_Four>
* <https://www.fierz.ch/strategy1.htm>
* <https://web.stanford.edu/class/aa228/reports/2019/final106.pdf> q-learning

דברים להוסיף ולערוך:

1. מעבר לרשת CNN: צריך ליצור דאטה(נריץ מונטה קרלו מספר רב של פעמים ממצבי לוח, על מנת לקבל עבורם ערך. זה יהיה הלייבל של הלוח, שרשת הנוירונים תיתקל בה במהלך האימון.   
   נאמן רשת CNN שתקבל את הדאטה סט הנ"ל, ותפיק עבור כל לוח כזה ציון. סוכן הCNN בהנתן מצב לוח כלשהו, ישחק את כל המהלכים האפשריים עבורו, ויבחר במהלך שנותן לוח עם ציון מקסימלי.