

מבוא

משחק הלוח Go (בסין נקרא weiki) מהווה אתגר חשוב ומעניין לחוקרי בינה מלאכותית ברחבי העולם. לאחר שמשחקים כמו דמקה, שש-בש ושחמט משוחקים היום ע"י מחשבים ברמת אלופי עולם, גו נותר אתגר הרובץ לפתחם של החוקרים, כאשר התוכנות הטובות ביותר כיום משחקות ברמת חובבן טוב, או מקצוען נמוך דרג¹.

יש מספר קשיים והבדלים בין גו למשחקי אינפורמציה מלאה אחרים: אורך המשחק וכמות המהלכים החוקיים בכל שלב גדולים משמעותית בממשחקים אחרים, ולכן גישת brute-force הסומכת על כוח חישוב עדיף אינה נותנת תוצאות מרשימות בפני עצמה. הקושי בהערכה של איכות המהלכים ע"י מחשב, כמו גם השגת איזון בין מהלכים בעלי משמעות טקטית למהלכים בעלי משמעות אסטרטגית (שאינם נותנים יתרון מיידי, או בחלקים של הלוח שהמהלכים האחרונים לא שוחקו בהם) מהווים בעיות נוספות בדרך ליצירת תוכנת מחשב שמשחקת היטב [Burmeister et al].

המחקר כיום מתמקד ב-3 מסלולים שונים בנסיון להעלות את רמת המשחק של התוכנות: המסלול הראשון נוקט בגישה של הטמעת ידע מומחה (אלגוריתמים והערכות המבוססות על הבנה של המשחק ע"י שחקנים טובים) באמצעות היוריסטיקות, והבניית הידע הזה על אלגוריתמי חיפוש בעצי משחק כמו עצי אלפא-ביתא, חיפוש מונטה-קרלו ואחרים – זוהי מתודה זהה לזו שהצליחה, בסופו של עניין, להביא תוכנות שחמט לרמה הגבוהה ביותר.

המסלול השני דוגל בהכנסת אלמנטים של למידה לתוכנות, בעיקר ע"י שימוש ברשתות נוירונים מלאכותיות, ואימון התוכנות בשיטות שונות. שיטה זו מתבססת בעקיפין על ההנחה שמורכבות המשחק לא מאפשרת שימוש יעיל בעצי חיפוש, מכיוון שהם יוגבלו למספר מהלכים קטן, ולכן יש להכניס אלמנטים שיאפשרו בחינה חכמה של מהלכים אפשריים, בדומה למה שעושה שחקן אנושי, אשר לא מקדיש את אותו זמן הערכה לכל מהלך אפשרי, ומסדר את הערכת המהלכים שלו בסדר הגיוני כלשהו.

המסלול השלישי מהווה דרך ביניים, ומנסה לשלב בין הגישות ולהכניס אלמנטים מ-2 הסוגים באותה תוכנה, כאשר המטרה היא להעזר בחוזקות כל שיטה ולמזער את חסרונותיה ע"י השיטה השנייה.

שאלת המחקר שאנסה לענות עליה בעבודה זו היא מהי הגישה בעלת הסיכויים הטובים ביותר להשגת המטרה (משחק ברמת אלוף עולם), אם בכלל תושג.

בהתחלה אסקור את הבעיות השונות שמציב המשחק לחוקרים, ואח"כ אסקור מחקרים שונים בתחום המנסים ללכת במסלולים השונים, בדגש רב על הניסיון להטמיע למידת מכונה ע"י רשתות נוירונים בתוכנות המשחק. לסיכום אנסה להעריך את יכולתן של הגישות להגיע למטרה.

1. ע"פ הדירוג של התוכנות השונות באתר KGS, שהוא האתר המרכזי למשחק שוטף בין התוכנות ובינן לבני אדם

חוקי המשחק

חוקים ומונחים בסיסיים

לוח המשחק: 19 על 19, ומתחילים נוהגים לשחק גם על לוחות קטנים יותר.

שחקנים: 2 שחקנים, שחור ולבן, כאשר השחור מתחיל תמיד (למעט מקרי פיצוי שיפורטו בהמשך).

מהלכים: כל שחקן בתורו רשאי להניח אבן במקום פנוי על הלוח, או לוותר על תורו. ההנחה מותרת אלא אם כן היא מפירה אחד מהכללים הבאים:

- זהו מהלך התאבדות, קרי, מיד לאחר ההנחה האבן תיכבש ע"י היריב. היוצא מן הכלל הוא כאשר הנחת האבן כובשת את אבני היריב ולכן לא נכבשת בעצמה.
- קו (ko): אסור לבצע מהלך המחזיר את הלוח למצב שהיה בו לפני המהלך של השחקן השני. זה מונע מצבים של כיבוש וכיבוש מחדש של אותם אבנים.
- כיבוש וחרייות: לכל אבן 4 חרייות - למעלה, למטה, מימין ומשמאל. אבן נכבשת אם כל חרייותיה נשללות ממנה ע"י אבני היריב (או קצה הלוח), ואז היא מוסרת מהלוח והופכת שבויה. אבני משחק יכולות להצטרף לגוש כאשר הן מוצבות אחת ליד השניה "ומחפות" על החרייות אחת של השניה (אלכסון איננו גוש). במקרה זה חובה לכבוש את כל הגוש ביחד, ע"י שלילת כל החרייות של הגוש, שהן קבוצת כל החרייות של אבני הגוש.
- מצב החיים של אבנים: גם לאבנים אשר לא הורדו מהלוח יש מצב חיים. אבן נחשבת מתה אם גם בהינתן משחק אופטימלי של בעליה היא תיכבש בסופו של עניין, ובצורה דומה אבן נחשבת חיה אם היריב לא יוכל לכבוש אותה גם במשחק אופטימלי מצידו.
- סיום המשחק: המשחק מסתיים כאשר 2 השחקנים מוותרים על תורם ברצף, או כאשר אחד השחקנים נכנע. במקרה הראשון נערכת סכימה של האבנים הכבושות (ובהן גם המתות שעדיין על הלוח), האבנים החיות והשטחים שנכבשו ע"י כל שחקן (שטח כבוש הוא שטח שהיריב לא יכול לפלוש אליו). על השחקנים להסכים על השיוך של כל שטח ואבן, ואם לא מושגת הסכמה, ממשיכים לשחק עד לכניעה או ויתור הדדי, וכך שוב עד הכרעה. יש 2 שיטות ניקוד נפוצות לגו, היפנית והסינית, אך כמעט תמיד הן מסכימות על המנצח למרות שיטת ספירה שונה.

חוקים ומצבים מתקדמים

קומי (komi): יתרון ניקוד שנותן השחקן השחור ללבן כפיצוי על העובדה שהוא פותח. בדר"כ 6.5 או 7.5 נקודות.

פיצוי (handicap): כאשר יש הבדל רמות בין השחקנים, נהוג לתת לשחקן החלש יותר אבני פיצוי (לרוב בין 2 ל 9) שאותו הוא מניח על הלוח לפני תחילת המשחק. בדר"כ החלש יהיה השחקן השחור, ולאחר הנחת האבנים יתחיל לשחק השחקן הלבן (ולא יהיה קומי). ברוב מערכות החוקים אבני הפיצוי ניתנות להנחה בכל מקום על הלוח, למרות שיש מקומות יחסית קבועים לאבנים הראשונות. עין: מצב בו יש 8 אבנים המקיפים מקום ריק. כל ניסיון להניח אבן במקום זה ייכשל, אלא אם כן קודם לכן כל חרייות האבנים מסביב יעלמו ואז דינה של הקבוצה להיכבש בכל מקרה. עין כפולה היא מצב בו לגוש יש 2 עיניים; גוש כזה לא יכול להיכבש, מכיון שתמיד יהיו לו 2 חרייות לפחות, וכל ניסיון

להפיל אחת מהן היא ניסיון התאבדות, וגוש זה הוא קבוצה חיה. עין מזויפת הוא מצב בו קבוצת האבנים שמרכיבה את העין אינה מחוברת (ולכן זו לא עין במלוא מובן המילה), אך הסידור קרוב ללהיות מושלם, והקבוצה קשה לכיבוש.

קו כפול: מצבים בהם אפשר להיכנס ללולאה שחוזרת על עצמה של מצבי לוח, שאורכה גדול ממהלך אחד (יש גם קו משולש ומרובע, שהם נדירים ביותר). אלה מצבים יותר מתקדמים שלא מתרחשים הרבה במשחקים, ובעיקרון החוקים אוסרים גם עליהם.

סולם (ladder): מצב בו השחקנים משחקים מהלך ומהלך נגד הכרחי, כמו במקרה של מירוץ הנחת אבנים עד הקיר. לעיתים הסולמות יכולים להיות מאוד ארוכים (20 מהלכים לכל צד), ואבנים במקומות רחוקים מהתחלת הסולם משפיעים על תוצאתו.

אתגרי המשחק לשחקנים ממוחשבים

המשחק גו מציב אתגרים רבים מאוד לחוקרים ברחבי העולם, רבים מהם אינם קשים מהותית מאלה שבהם נתקלו כאשר ניגשו לטפל במשחקים אחרים כמו שח-מט או שש-בש. הקשיים בהם החוקרים נתקלים עכשיו נובעים לעיתים גם מהעובדה שהאתגרים שונים מאלה שהורגלו לטפל בהם, ולכן נדרשת עבודה מאומצת במציאת אלגוריתמים יעילים וטובים לפתרון הבעיות, והניסיון שנרכש בעבודה על משחקים אחרים אינו מקדם אותם בהרבה. אני אציג בחלק זה 3 אתגרים מרכזיים העומדים בפנינו, אך אין להבין מכך כי אלה היחידים או הקשים ביותר, אלא להסתכל עליהם כמייצגים.

רמת הסתעפות (branching factor) גבוהה

רמת הסתעפות של עצי משחק בגו היא סביב 200 בכל תור (זוהי הערכה של מספר הפעולות המותרות בכל תור), כאשר משחק ממוצע נע סביב 300 תורות. הדבר גורם לבעיה חמורה הן של זמן חישוב והן של זכרון בנסיון לצפות קדימה מהלכים רבים ולבחור את האופטימלי. כוח המחשוב היום מסתכל קדימה (בשחמט) כ-12 מהלכים, כאשר פקטור הסתעפות היא 35 למהלך. ברור שיכולת זו רחוקה מאוד ממה שדרוש עבור משחק גו [Burmeister et al]. אפילו שחקנים מתחילים של גו יודעים להסתכל על עשרות מהלכים קדימה, מכיוון שרבים מהם צפויים ואוטומטיים (סולמות, לדוגמא), ולכן לא "מבזבזים" משאבי זכרון רבים על מעבר על כל האפשרויות, ומצמצמים את הבחירה למהלכים החשובים שעליהם לתכנן (כמו כיצד לצאת ממהלך של סולם בצורה שתיתן יתרון במקום אחר). יתרון נוסף של שחקנים אנושיים שאינו מתבטא בעצי חיפוש הוא היכולת האסטרטגית הנדרשת בתחילת המשחק, כאשר שחקן טוב ישאף להשיג יתרונות אסטרטגיים ולא נצחונות טקטיים, ויתרונות אלה יבואו לידי ביטוי בשלבים הרבה יותר מאוחרים מאלה שאנו מעריכים בעץ החיפוש (בגלל מגבלת הזמן).

אפשרויות פתיחה רבות

שיטת הפיצוי לשחקנים חלשים (handicap) לפי הפרש הדירוג בין השחקנים גורמת לכל משחק להיפתח אחרת מקודמו. בין שחקנים באותה הרמה, "פתיחות" סטנדרטיות בגו נמשכות 3-4 תורים לכל היותר, בניגוד לפתיחות בשח-מט שהן ארוכות יותר (וגם מהוות אחוז יותר גדול מהמהלכים, כי המשחק קצר יותר) [Burmeister et al]. כאשר השחקנים לא באותה רמה, השונות בין ההצבות של האבנים המפצות (אלה שהשחקן החלש מציב לפני תחילת המשחק) גדולה, מכיוון שכוחו של הפיצוי לא דווקא מתבטא בצורה אופטימלית בהצבת האבנים לפי פתיחה קבועה, אלא בשימוש אופטימלי בכולן ביחד, וזה תלוי במספרן ובצורת המשחק של השחקנים. בשח-מט מאגר פתיחות גדול מאפשר למחשב להתגבר על אפקט האופק (horizon effect), שהיא

הבעיה שהמחשב מחפש בעץ המהלכים לעומק שהוא רק מעט לפני שינוי גדול ביחסי הכוחות, ולכן נכנס למשחק שבו הוא יפסיד בסופו של דבר. בנוסף, מכיוון שבשלבים הראשונים יש מעט אפשרויות לגיזום העץ (pruning) ולכן החיפוש מוגבל בעומקו יותר מאשר בשלבים המאוחרים, משחק ע"פ פתיחה מוכרת עוזרת למחשב להגיע למצב בו אינו נמצא בנחיתות אסטרטגית בגלל חוסר יכולתו להתגבר על אפקט האופק.

קל לראות שבעיות אלה נשארות ואף מתעצמות כאשר מנסים להעביר את שיטות המשחק הממוחשבות משח לגו, והן מאפשרות לשחקנים אנושיים, אפילו מתחילים, להכניס את המחשב לנחיתות גדולה מהפתיחה וכך לנצח.

קושי בהערכת מצב הלוח

כיום אין פונקציות יעילות להערכה של מצב הלוח בגו. הדבר נובע בחלקו מהעובדה שעדיין לא נמצאה פונקציה יעילה (מהירה ויחסית מדוייקת) להערכה של מצב החיים של אבן מסויימת: האם היא מתה (כלומר, כל ניסיון להציל אותה יעלה בתוהו ורק יפגע בשחקן), חיה (אם השחקן השני ינסה לכבוש אותה, נוכל למנוע זאת ביעילות) או אף אחד משני המצבים האלה. זוהי בעיה בסיסית מאוד מכיוון ששחקנים אנושיים לא כובשים "רשמית" שטחים ע"י הסרת החיילים מהלוח, אלא מגיעים למצב של חיים-או-מוות (life or death) ועוצרים שם בדיעה שהמשך משחק על האזור יהיה בזבז משאבים (לכובש) או לא משתלם (לנכבש).

גם בהינתן יכולת ניקוד והערכה טובות, מצב הלוח אינו נמדד רק בכמות האבנים המתות והחיות שלך: יש מיקומים אסטרטגיים ששווים גדול מאחרים, והערכה יותר מדוייקת נדרשת כדי לדעת מה המהלכים שינצלו אותם. בשח-מט הראיה האסטרטגית הזו מושגת ע"י הערכה טקטית (של מצב הלוח) לעומק מספיק גדול, ומסתבר שאין צורך ביותר מזה. בגו ההערכה האסטרטגית אינה פשוט הערכה טקטית בעוד מספר גדול מספיק של מהלכים, וגם בהינתן פונקצית הערכה אסטרטגית נפרדת, האיזון ביניהן הוא בעיה פתוחה נוספת.

קשיים נוספים באותה הערכה אסטרטגית של מצב הלוח היא שלא תמיד ניתן לייחס אבן מסויימת לאזור מסויים (כי השפעותיה יכולות להתבטא בקרב על אזור מרוחק מאוד בלוח), מה שמנפח את כמות המידע שאותה הערכה אסטרטגית צריכה לעבד, והצורך להתאים את האסטרטגיה שלך לשחקן שמולך ולצורת משחקו; הדוגמא הטובה ביותר היא כאשר יש מס' משמעותי של אבני פיצוי - השחקן החלש ישאף ליצור משחק קונסרסטיבי ככל האפשר, בעוד על השחקן החזק להעז ולהמר בכדי להשיב לידי את היתרון.

סקירת הגישות השונות וקשייהן

גישת הטמעת ידע מומחה וחיפוש על עצי משחק

הבעיות שנסקרו למעלה, יחד עם אחרות, משפיעות בצורה הדרמטית ביותר על הנסיונות להשתמש בגישה זו הכוללת בעיקר אלגוריתמי חיפוש על עצים. הקשיים בהערכה ומספר האופציות הרב בכל שלב יוצרים לגישה זו קשיים ממשיים, בנוסף לכך שאין כרגע רעיונות מעניינים להתגברות על הקשיים שאינם תלויים בכוח חישוב, כמו הסתכלות אסטרטגית והתאמה לשחקן שמולך. יש לציין שכרגע התוכנות הטובות ביותר בנמצא כן משתמשות בגישה זו, ועובדה זו מעידה על אחד משני דברים: אפשרות אחת היא שבאמת אין לגישות האחרות סיכוי ממשי, אך האפשרות השניה היא שלא הושקעה בהן אותה כמות של מאמץ ומחשבה כמו בגישה זו, ששואבת ידע רב מההתנסות בשח-מט. נקודה שחשוב לשים לב אליה היא שכמעט כל התוכנות המובילות בעולם (למעט GnuGo)² משתמשות בשיטות אלה יחד עם חיפוש מונטה קרלו בכדי לייעל את המעבר על עץ האפשרויות.

למרות הניסיון הרב משח, יש מספר כיוונים שנראים מבטיחים עבור הגישה הזו: הראשונה היא המשך העבודה על פונקציות הערכה; ברור כי פריצת דרך בתחום הזה תוביל לשיפור משמעותי ביכולת של אלגוריתמי החיפוש לבחור מהלכים טובים. כיוון נוסף הוא שימוש בגיזום חכם יותר: -null pruning נראה מאוד מבטיח - זוהי שיטה שבה במהלך ייצור העץ השחקן "מוותר" על המהלך שלו ונותן ליריב לעשות 2 מהלכים רצופים. אם יש ענף שבו למרות היתרון במהלכים אנו נשארים במצב טוב, כדאי להתמקד ולבחון אותו יותר לעומק.

גישת למידת מכונה ע"י שימוש ברשתות נוירונים

רשתות הנוירונים יכולים להשתלב בתוכנה בשני מקומות עיקריים: בחירת מהלכים ופונקציית ההערכה.

הדרך הפשוטה ביותר היא לאמן את הרשת לקבל כקלט את מצב הלוח (באיזשהו פורמט, אין חובה לתת רק מיקומי אבנים) ולתת כפלט מהלך מומלץ אחד או יותר, ואז לבחור ביניהם (כאן אפשר לשלב עץ חיפוש קצר, לדוגמא). בעיה עיקרית בשיטת אימון זו היא הקורפוס הגדול של משחקים שצריך כדי לאמן מראש את הרשת - מגוון המצבים הוא אדיר, וגם עבור 2 מצבים דומים אותה פעולה עלולה להיות הרסנית או אופטימלית, והרשת עלולה לא להביא תוצאות טובות.

האופציה השניה לשימוש היא בהערכת הלוח, שבה כבר סקרנו את הבעייתיות והצורך בפיתוח יכולת הערכה טובה יותר למחשבים. אנו יכולים לאמן את הרשת לקבוע עבור כל אבן את מצב החיים או המוות שלה, מה שיאפשר לנו לבחור מהלך המגדיל את הסיכויים של יותר אבנים לחיות. נשים לב שאין צורך לבצע חיפוש קדימה בעץ כדי לבחור מהלך טוב - לכל מהלך אפשרי, רשת הנוירונים "משקללת" את ענף המשחק הממשיך ממהלך זה בעזרת הידע שאומנה עליו, כך שבעצם אנו

2. כמעט כל התוכנות הן מסחריות וסגורות, כך שאני נאלץ לבסס את הידע שלי של האלגוריתמים בבסיסם על התיאורים הניתנים ע"י המפתחים וחובבים המנתחים את התנהגותן

מבצעים הערכה של הלוח לכל מהלך יחיד אפשרי - זהו אינו חיפוש לעומקו של עץ המצבים. נשים לב שגם עבור האופציה השניה קיים הצורך בקורפוס אימון גדול מאוד, אך היא קטנה יותר כי יותר סביר שלאותה אבן במצבים דומים יהיה סיכוי דומה לחיות.

כך או כך, שיטה זו של שימוש ברשתות דורשת זמן אימון רב מאוד, גם בהינתן קורפוס (במאמרים המוזכרים בעבודה מדובר על חודש או שניים). בעיה זו של הקורפוס מתחדדת גם עקב העובדה שקשה למצוא קורפוס מועיל ללמידה המודרכת: גם משחקים מתועדים שניתן להזין לה אינם מבטיחים שהמהלך בכל רגע הוא אופטימלי, ושאכן השחקן (גם המנצח) שיחק בצורה מושלמת, וכך היא מנציחה טעויות. ניתן לנסות ללמד את התוכנה בעזרת למידה לא מפוקחת ע"י משחק נגד עצמה או נגד יריבי אימון אנושיים דרך האינטרנט, אך כאן אנו נתקלים בבעיה דומה ואף חריפה יותר: די מובטח שהשחקנים מולם תתאמן יעשו הרבה טעויות (בני אדם או היא עצמה), ולכן תלמד לשחק מולם היטב, אך תכשל מול שחקנים ברמה גבוהה יותר שידעו לנצל את חולשותיה, בדיוק כפי שהם עושים לשחקנים אנושיים. הטענה שכאן היא תלמד מהשחקנים הטובים יותר וכך תשתפר תלויה בכך שהם ישחקו מולה הרבה מאוד, ובהינתן שאנו רוצים להגיע לרמת אשף ויש מעט מאוד כאלה, הסיכוי לכמות המשחקים הנדרשת הוא אפסי.

שילוב של רשתות נירונים ואלגוריתמי חיפוש

בשיטה זו ניתן להשתמש כדי לפתור את הבעיה הנוצרת בעצי חיפוש בגלל פקטור ההסתעפות הגדול: נתמקד במספר מהלכים שנראים על פניו טובים שמספקת רשת הנירונים, ומשם נפתח את עץ החיפוש בצורה קונסרבטיבית. הבעיה העיקרית של זמן חיפוש ארוך נפתרת חלקית ע"י צמצום העץ בשלב הראשון שלו, והבעיה של בחירת מהלך קטסטרופלי (שבמצב לוח דומה אך לא זהה הוא מהלך אופטימלי) נפתרת בקלות ע"י חיפוש קצר בעץ.

אופציה נוספת שנוסחה בהצלחה מסויימת בתוכנה Honte, היא שימוש בעצי חיפוש ושימוש ברשתות נירונים להערכת מס' רב של פרמטרים בלוח בכדי לצמצם את העץ, ושוב לפתח את העץ ולצמצם אותו, וכך הלאה. שיטה זו יוצרת עצים יותר "ממוקדים" שמייצרים סדרת אפשרויות של מהלכים, ובעצם מנסה לחקות התנהגות אנושית שבה אנו סוקרים לעומק מס' קטן של התפתחויות אפשריות של המשחק.

סיכום

בחלק זה של העבודה אנסה לענות על השאלה: איזו שיטה נראית הנכונה ביותר להעלאת רמת המשחק לגבוהה ביותר, אם בכלל. אתחיל בהערכה שלעניות דעתי מחשבים יגיעו בסופו של דבר לרמת המשחק הגבוהה ביותר. הבסיס לאמונתי נעוץ בעובדה שאין במשחק זה אתגר יוצא דופן לבינה המלאכותית, אלא אוסף של אתגרים שעדיין לא למדנו להתמודד איתו כמקשה אחת, ובפרט חלק מהאתגרים הם אתגרים שבהם נתקלנו רק בגרסא קלה יותר. בהשוואה בין שח-מט לגו אנו רואים אתגרים דומים רבים: הסתכלות יעילה קדימה על אפשרויות, הערכה של הלוח, התמודדות עם פתיחות וסיימות; כל אלה קיימים בשניהם, אך בצורה קלה יותר (או נכון להגיד, שנחקרה יותר) בשח-מט. בהינתן מספיק מאמץ ומחקר, אני חושב שהבעיות יפתרו ברמה כזו או אחרת, וניתן יהיה להגיע להישגים גם בגו. בכדי לגבות את הערכתי, אציע מספר הצעות לכיווני מחקר ופיתוח שיוכלו לעזור לאחת מהשיטות או יותר:

- הכנסת פונקצייה לזיהוי מצבי סולמות - מצבי סולמות גורמים לבזבז משאבים רב בחיפוש על עצים, ומצד שני הערכה לא נכונה שלהם בעזרת רשת נוירונים היא הרסנית (אי ביצוע מהלך הנגד בדר"כ מסתיים בכיבוש). אם נוכל לזהות את המצב הזה, או האם מהלך שלנו יוביל למצב כזה, נוכל גם להימנע מבזבז אבנים, וגם למנוע את "אפקט האופק" (horizon effect) שעלול לגרום לנו להיכנס לסולם בו לא נוכל לנצח. בנוסף אם נוכל לזהות שמהלך אחד או יותר שלנו מוביל לסולם, נוכל להכניס את השחקן האנושי לסולם נוח לנו, וכך לפתח יוזמה.

- שימוש במאגר מהלכים טקטיים - שחקנים מנוסים מכירים מאגר של joseki, מהלכים ידועים ויעילים שבעיקר טובים למשחק טקטי בקצוות הלוח. שחקן טוב יודע לבחור joseki מתאים, ובעיקר להתאים אותו למצב הנוכחי, כדי להגיע למשחק אופטימלי. הכרה של מחשב את המאגר הזה והוספת יכולת להשתמש בו, כמו מאגר הסיימות של שח-מט, יוכלו לעזור להם לשחק היטב.

- פונקציית הערכה עם זכרון - במהלך המשחק ישנו שינוי איטי של מצב הלוח לאחר כל מהלך (למעט מהלכי הכיבוש המועטים בכל משחק), אך פונקציות ההערכה כיום לא מתחשבות במידע הזה, ומחשבות כל פעם את כל ההערכות מחדש. "גלגול" המידע מהערכה של מהלך אחד לאחר, גם בתוך עץ החיפוש וגם בין מהלכים, יאפשר לנו לעבוד יותר ביעילות ובכך להגדיל באופן מיידי את עומק העץ ורמת המורכבות של הבדיקות שלנו.

- שילוב של ציונים להערכת המצב - ניתן להעריך מצבים גם באמצעות פונ' הערכה "סטנדרטיות", אך גם בעזרת רשת נוירונים, ולשלב בין הציונים, ואף לתת משקל שונה לכל הערכה בשלבים שונים של המשחק. לדוגמא: בתחילת המשחק "נסמוך" יותר על רשת הנוירונים, שלה אין בעיה של ראייה קדימה, וככל שנתקדם והמשחק יהפוך טקטי יותר ופחות טולרנטי לטעויות נסמוך יותר על הערכה סטנדרטית של סכימת שטחים ואבנים.

לאחר סקירת הגישות השונות, אני מעריך שהגישה בעלת הסיכויים הטובים ביותר היא הגישה

המשולבת, למרות שחיפוש מונטה-קרלו נותן מענה יפה לחלק מהבעיות ומציג את הביצועים הטובים ביותר נכון לעכשיו. ישנם כלים רבים העונים על בעיות טקטיות בחיפוש על עצי המהלכים, אבל אין באופק פתרון משביע רצון לפונקציית הערכה ולאותה ראייה אסטרטגית שלמחשב אין. גם בהינתן פונקציית הערכה טובה, הראיה האסטרטגית לא באה באופן טבעי, כמו בשח-מט, מכיוון שהמשחק ארוך יותר, ושיטת הפיצוי של השחקנים גורמת לכך שכל המשחקים יהיו צמודים, מה שאומר שאותו מחסור בראיה אסט' יגרום להפסד המכונה בהפרשים קטנים כל פעם.

דוגמא טובה לבעיה הנוצרת ממחסור בראיה אסט' והסתמכות על עצי חיפוש ניתנת ע"י Dahl במאמרו:

במקרה זה, הלבן, שמחפש להפריד בין 2 האבנים השחורות, ישחק A, ובתגובה השחור ישחק B וכן הלאה. זהו חיפוש ארוך ומייגע עבור עץ חיפוש, אך עיקר הבעיה היא שאין בו צורך: שחקן אנושי יבין מראש שגם אם יצליח להפריד, הוא ישאר עם אבנים חלשות וכל המהלך נפסל בגלל חוסר כדאיות אסט', מה שעץ חיפוש שאינו עמוק מאוד לא "יבין" (כי חולשת האבנים הלבנות תשפיע בשלב מאוחר יותר).

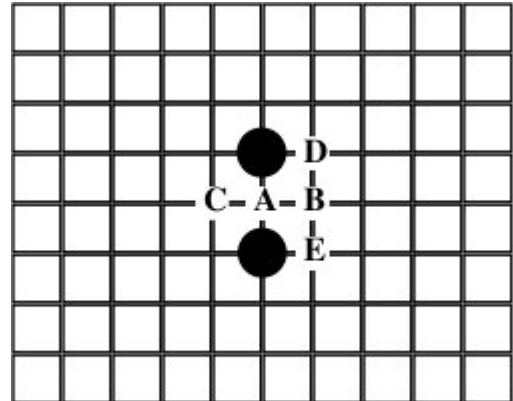


Figure 5: A Search Problem

כאן בדיוק נכנסות לפעולה רשתות הניורונים, שכוחן בגילוי תבניות (pattern recognition) - הן מאפשרות למחשב לזהות מבנים "טובים" של אבנים (לדוגמא, רשת הניורונים של Dahl במאמרו זיהתה מיד כי לשחק לבן A בדוגמא הקודמת היא גרועה) ויכולות, בנוסף, לאפשר למחשב לעבור את השלב של בניית היתרון האסטרטגי בהתחלה, כאשר יש מעט אבנים וצורך בזיהוי אופיו של השחקן שמולך.

לגנות השיטה המתבססת על רשתות ניורונים בלבד עומדת העובדה כי במהלך משחק טקטי אינך מנסה לזהות תבנית, אלא לחשב קדימה את המהלך הטוב ביותר, וכאן רשתות ניורונים עלולות לטעות בקלות, מכיוון שלעיתים המהלך הטוב ביותר איננו המהלך בעל התבנית "היפה" ביותר (מבחינת הרשת).

בדוגמא זו רשת הניורונים של Dahl מציעה את A או B כפעולות אופטימליות מכיוון שהן יוצרות תבנית יפה לשחקן השחור. השחקן המנוסה יבצע דווקא את המהלך המסומן באפור, למרות שהוא לא יוצר תבנית יפה, בזכות היכולת לנתח את עץ המשחק לעומק והבנה שמהלך זה נותן לו השפעה רחבה יותר על השחקן הלבן.

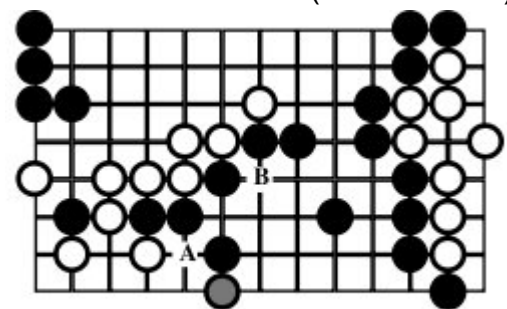


Figure 4: An Expert Move with "Bad Shape"

בנוסף, שחקן גו מנוסה יגרום לרשת לטעות בהבנת המצב, ולהכות מכיוון לא צפוי, וזה יתאפשר לו פעם אחר פעם, מכיוון שניתן לבנות משחקים טקטיים מורכבים ושונים רבים מאוד בזכות הלוח הגדול. הלימוד האיטי של הרשתות עומד גם הוא בעוכרן, כאשר אימונים של חודשים נדרשים כדי להפוך את הרשת לשמישה, ולכן כל חולשה קטנה שתתגלה בה תוריד את משחקיה לטמיון לזמן רב עד שתלמד שוב.

לזכותה של השיטה המשולבת עומדת האפשרות להתאים את צורת המשחק הממוחשבת לסיטואציה הנתונה, ע"י זיהוי תבניות ופונ' הערכה אחרות (שצוינו לעיל), ואז שימוש מושכל בחיפוש כדי להביא לידי ביטוי את היתרון החישובי של המחשב על האדם במיצוי ההסתכלות קדימה. במהלך המשחק השחקן נדרש להתאמה רבה של סוג המשחק שלו, ונדרשת ממנו חשיבה יצירתית בכדי להכריע את האויב. דוגמא לכך היא מקרה של aji, שבו מוקרבת אבן לטובת ביסוס אבנים חזקות יותר באזור (היריב נלחם איתך על האבן, כאשר מטרתך האמיתית היא לבסס השפעה עליו והאבן אינה בראש מעייניך). מקרים אלה נדירים יחסית במשחק כמו שח-מט, ושם הם מוגבלים למס' קטן של מהלכים (סדרות של לקיחת כלים) ולכן ניסיונות לתת למחשב את "היכולת" הזו עדיין לא ממש נעשו, ונראה שאף תוכנת גו לא מצליחה להפנים את המהלכים הללו [Dahl]. דבר זה נובע משיטות ההערכה הנוכחיות, שחייבות "לבחור" בין הערכה של מצב החיים של כל כלי במשחק (בעצי חיפוש) לבין יצירת מבנים חזקים (ברשתות נורונים). האפשרות לחפש קדימה מבנה טוב היא האפשרות אותה השחקנים האנושיים בעצם מחפשים, וזה ניתן ע"י שילוב של השיטות הנוכחיות. נקודה נוספת המהווה יתרון לשיטות המשלבות היא הכשלון הטוטאלי של התוכנות הנוכחיות מול שחקנים אנושיים לאחר שהשחקן האנושי לומד את המכונה. כשלונות אלה, שמתבטאים בהפסדים עם יתרון של עד 20 אבנים (יתרון ששחקן אנושי מתחיל לא היה מאבד כמעט אף פעם) נובעים מהעובדה שהשחקן האנושי מנצל את החד-מימדיות של התוכנה כדי לטמון לה פח שהיא איננה מסוגלת לראות, בהתבסס על משחקים קודמים שלה. מכאן שיכולת ההערכה של כל תוכנה (כיום) היא מספיק מוגבלת כדי לפספס שוליים רחבים למדי של מצבים. יתרונו של השיטה המשולבת בכך שמס' פונ' הערכה שונות מכסות טוב יותר את המצבים האפשריים של המשחק, ובתקווה אחת מהן תמיד תוכל לחשוף את המהלך המהונדס היטב כנגד המחשב. לסיכום אתן טיעון שאיננו מדעי אך מהווה כלל אצבע לא רע: בעיות מורכבות דורשות לרוב פתרונות מורכבים, וכך גם כאן. תוכנות השח-מט הטובות משתמשות בבנק של פתיחות וסיומות, וכן לעיתים לומדות מראש את היריב שלהן ע"י ניתוח משחקיו, ואינן רק תוכנות חיפוש מתוחכמות וחזקות על עצי מצבים. נראה שמשחק הגו מסובך יותר, ולפיכך גם התוכנות עבורו יאלצו (וכבר עכשיו נאלצות) להשתמש במגוון רב של כלים כדי להתגבר על הבעיה, והגבלת ארגז הכלים שלך לדיסיפלינה אחת של שיטות היא צעד בכיוון הלא נכון להתמודדות עם האתגר.

הערה: ניסיתי להכניס בכל רשומה ביבליוגרפית קישור למאמר לקריאה חופשית באינטרנט.

Jay Burmeister and Janet Wiles, **The Challenge of Go as a Domain for AI Research: A Comparison Between Go and Chess**, Proceedings of the Third Australian and New Zealand Conference on Intelligent Information Systems, November 1995, pages 181-186
Available at: www.itee.uq.edu.au/~janetw/Computer%20Go/go-vs-chess.pdf

Richard Cant, Julian Churchill and David Al-Dabass, **Using Hard and Soft Artificial Intelligence Algorithms to Stimulate Human Go Playing Techniques**, International Journal of Simulation Systems, Science & Technology, June 2001, Vol. 2(1), pages 31-49
Available at: <http://ducati.doc.ntu.ac.uk/uksim/journal/Vol-2/No-1/RichardCant/Cant.pdf>

Fredrik A. Dahl, **Honte, a Go-Playing Program Using Neural Nets**, In Workshop on Machine Learning in Game Playing, pages 205-233
Available at: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.50.2676&rep=rep1&type=pdf>

Markus Enzenberger, **Evaluation in Go by a Neural Network Using Soft Segmentation**, Advances in Computer Games: Many Games, Many Challenges, pages 97-108, Springer, 2003
Available at: <http://www.cs.ualberta.ca/~emarkus/neurogo/neurogo3.pdf>

Christopher Fellows, Yuri Malitsky and Gregory Wojtaszczyk, **GoNN - incorporating a neural network into the game of Go**, AI Project, CS 473, Cornell University, 2005
Available at: <http://www.people.cornell.edu/pages/ynm2/Papers/Incorporating a Neural Net into the Game of Go - Final Report.pdf>

Feng-Hsiung Hsu, **Cracking Go**, IEEE Spectrum Magazine, October 2007
Available at: <http://www.spectrum.ieee.org/oct07/5552>