מעבדה בבינה מלאכותית

דו"ח תרגיל בית 1 – Genetic Algorithms

שמות:

אסיל נחאס, 212245096

עוביידה חטיב, 201278066

**הרצת הקוד**

הקוד ניתן להרצה דרך שורת הפקודות תוך קבלת ארגומנט של מגבלת זמן הריצה בשניות. לדוגמה:

python lab1.py 60

ניתן להריץ את הקוד במספר צורות בהתאם לאם הגנומים ההתחלתי הסופי ניתנים, ולאופן בו הם ניתנים:

1. **בלי לקבל את גינומים התחלתי יעד**: במקרה זה האלגוריתם יאתחל את האוכלוסייה בגנומים רנדומליים, וגנום היעד יהיה מחרוזת ברירת המחדל "Hello world!". במקרה הזה ההרצה תהיה באמצעות הפקודה:

python script.py <max\_time>

1. **עם גינום היעד בלבד**: האלגוריתם יאתחל את האוכלוסייה בגנומים רנדומליים. פרט היעד יהיה הניתן כארגומנט. במקרה הזה ההרצה תהיה באמצעות הפקודה:

python script.py <max\_time> <target\_genome>

1. **עם גנומים התחלתי ויעד**: האוכלוסייה תאותחל בפרטים בעלי הגנום ההתחלתי הניתן כארגומנט. פרט היעד יהיה הניתן כארגומנט. הגינומים (ההתחלתי והיעד) יכולים להינתן כארגומנטים במפורש או באמצעות בקובץ JSON בפורמט התואם לקבצי הבעיה בסעיף 12, ואז האלגוריתם יחלץ אותם משם. הפורמט של פקודות שני המקרים הם:

python script.py <max\_time> <initial\_genome> <target\_genome>

python script.py <max\_time> <JSON\_file>

**ייצוג הפרטים והאוכלוסייה**

בקוד שלנו, הפרטים מיוצגים באמצעות מופעים של המחלקה Individual, השומרת עבור כל פרט את הגינום ואת הפיטניס שלו. כמו כן, המחלקה מכילה מתודה המחשבת ומעדכנת את משתנה הפיטניס של הפרט.

האוכלוסייה מיוצגת ע"י מופע של המחלקה Population, המכילה משתנים עבור גודל האוכלוסייה, מחרוזת המטרה, ורשימת הפרטים של האוכלוסייה. בנוסף, המחלקה מכילה את המתודות הבאות: מתודה המאתחלת אוכלוסייה כקבוצה של פרטים עם גנומים אקראיים באורך מחרוזת המטרה, מתודה המחשבת ומעדכנת את הפיטניס של כל אחד מפרטי האוכלוסייה, המתודה הממיינת את פרטי האוכלוסייה לפי ערכי הפיטניס שלהם, ומתודה המעבירה את הפרטים עם הפיטניס הכי טוב לדור הבא (Elitism).

להלן המבנים ההתחלתיים של שתי המחלקות, אליהם יתווספו עוד משתנים ומתודות לפי הנדרש במעבדה.

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, גופן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

**בחירת הפרמטרים**

**תנאי העצירה בשל התכנסות מקומית** נבחר להיות כאשר הפיטניס הטוב ביותר לא משתפר במשך 50 איטרציות. ההחלטה מתבססת על תצפיות שלנו שהראו כי אם לא מתרחש שיפור בתוך 50 דורות, אז לא יתרחש גם לאחר 100,200 ואפילו 400 איטרציות נוספות. ההחלטה אודות תנאי העצירה התקבלה עוד לפני בחירת מספר הפרטים באוכלוסייה, ולכן נלקחו בחשבון כל גדלי האוכלוסייה הפוטנציאלים, תוך ביצוע 100 הרצאות עבור כל אחד מהגדלים.

תנאי עצירה נוספים הם התכנסות גלובלית והגעה לסף הזמן הנתון כקלט. התכנסות גלובלית מתרחשת כאשר ערך הפיטניס של הפתרון הטוב ביותר בדור כלשהו שווה ל- 0. הגעה לסף הזמן נבדקת בסיום כל דור, ואם הזמן שחלף מאז תחילת הריצה הוא יותר מזה שניתן כארגומנט האלגוריתם נעצר.

תמונה שמכילה טקסט, גופן, צילום מסך, מספר

התיאור נוצר באופן אוטומטי

**המספר המקסימלי של דורות** הוחלט להיות 120. ערך זה גדול מכל מספר דורות מקסימלי שהתקבל ב- 400 הרצות שהתבצעו כמתואר מקודם, ולכן הוא מבטיח באופן כמעט וודאי שהאלגוריתם לא ייעצר בשל מספר לא מספיק של דורות.

תמונה שמכילה טקסט, גופן, לבן, צילום מסך

התיאור נוצר באופן אוטומטי

בחירת **גודל האוכלוסייה** נעשתה על סמך ניתוח סטטיסטי שנעשה על 100 הרצות לכל גודל אוכלוסייה פוטנציאלי. המטרה הייתה לבחור את האוכלוסייה הקטנה ביותר המתכנסת גלובלית בלפחות 95% מהמקרים. הגודל הראשון שענה על הקריטריון הוא 8192 ועל כן נבחר.

תמונה שמכילה טקסט, גופן, קבלה, לבן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

סעיף 1

הוספנו למחלקה Population מתודה אשר מחשבת ומדפיסה את הפרט עם ה- Fitness הגבוה ביותר, הפרט עם ה- Fitness הנמוך ביותר, ממוצע, סטיית תקן, וטווח ערכי הפיטניס של האוכלוסייה.

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, גופן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

מצורפות תוצאות של 3 הרצות שונות שנעשו:

תמונה שמכילה צילום מסך, דפוס, מונוכרום, שחור ולבן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

תמונה שמכילה מונוכרום, טקסט, צילום מסך, שחור ולבן

התיאור נוצר באופן אוטומטי



סעיף 2

חישוב והדפסת שני זמני הריצה, ה- Clock tick והאבסולוטי, התבצעו ע"י אתחול שני משתנים המחזיקים את הזמן של תחילת הביצוע :

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, גופן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

בנוסף לפונקציה הבאה המחשבת ומדפיסה את הזמן שעבר מאז תחילת ההרצה:

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, גופן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

להלן המספרים שהתקבלו מאחת הריצות:

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, שחור ולבן, דפוס

התיאור נוצר באופן אוטומטי

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, שחור ולבן, גופן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

סעיף 3

הדפסת שני הגרפים מומשה באמצעות שתי הפונקציות הבאות שהתווספו למחלקת Population, ואשר נקראות בתום ריצת האלגוריתם:

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, גופן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, גופן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

מצורף דוגמה לפלט שהתקבל בעקבות אחת ההרצות. ה- Boxplots, בשל היותם 27, צורפו חלקית, לסירוגין. בנוסף, לכל סוג של גרפים מצורף הסבר אודות מה הוא מבטא:

תמונה שמכילה קו, עלילה, תרשים

התיאור נוצר באופן אוטומטי

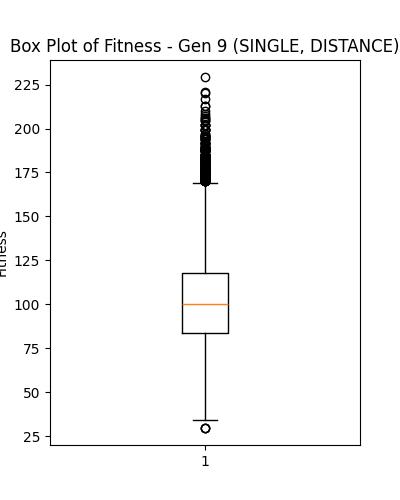
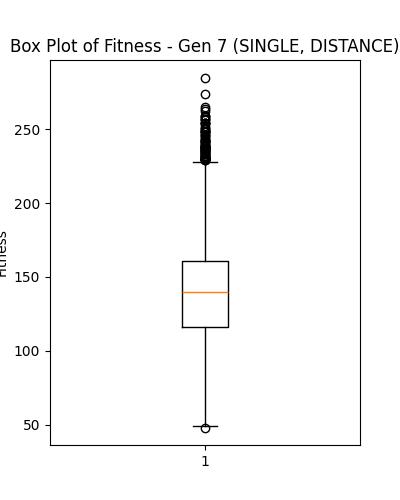
הגרף מציג את התקדמות האלגוריתם לאורך הדורות משלושה נקודות מבט של שלושה מדדים: הפיטנס הטוב ביותר, הפיטנס הגרוע ביותר, והפיטנס הממוצע. ניתן לראות שכולם משתפרים ככל שמספר הדור עולה, במיוחד של הפיטנס הטוב ביותר, דבר המעיד על התכנסות האלגוריתם לפתרון. כמו כן, מהגרף ניתן ללמוד על טווח ערכי הפיטנס לאורך הדורות, כך שאנחנו רואים שהוא מצמצם ככל שמתקדמים בדור, מה שמעיד על ההתייצבות של האוכלוסיה.

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, תרשים, קו

התיאור נוצר באופן אוטומטיתמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, תרשים, קו

התיאור נוצר באופן אוטומטיתמונה שמכילה טקסט, תרשים, צילום מסך, קו

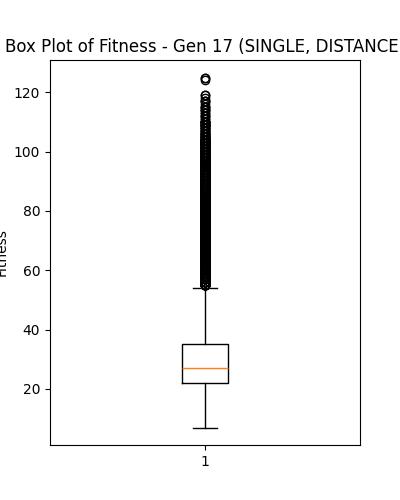
התיאור נוצר באופן אוטומטי

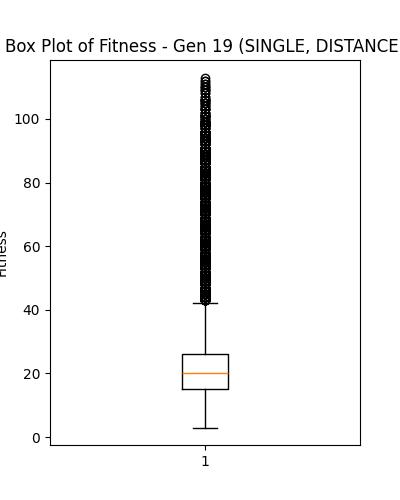
תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, תרשים

התיאור נוצר באופן אוטומטי

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, תרשים, קו

התיאור נוצר באופן אוטומטיתמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, תרשים, קו

התיאור נוצר באופן אוטומטי

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, תרשים, מלבן

התיאור נוצר באופן אוטומטיתמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, מלבן, תרשים

התיאור נוצר באופן אוטומטי

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, מלבן, תרשים

התיאור נוצר באופן אוטומטי

גרף זה מאפשר להבין את פיזור ערכי הפיטניס של האוכלוסייה בכל דור, ומסייע לזהות האם קיימת התכנסות לפתרון, או שהאוכלוסייה "נתקעת" סביב ערכים מסויימים (מידת ה- Exploration לעומת ה- Exploitation). מהגרף ניתן לראות שהערכים מתכנסים בהדרגה לפתרון הטוב ביותר. בנוסף, הגרף משקף את מידת פיזור הערכים, ובגרף רואים שהשונות של הערכים קטנה לאורך הדורות.

סעיף 4

התווספו שלושת הפונקציות המצורפות למטה, כאשר כל אחת מהן מבצעת סוג של שחלוף (Crossover). אחת מהן נקראת לפי אופרטור השיחלוף הנבחר.

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, גופן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, גופן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

תמונה שמכילה טקסט, צילום מסך, גופן

התיאור נוצר באופן אוטומטי

סעיף 5

**חלקים באלגוריתם האחראים ל- Exploration**:

* מוטציות: מאפשרות אקראיות וחשיפה לגנומים חדשים ולא צפויים.
* שיטות שחלוף גבוהות, במיוחד Uniform, אשר יוצרת צאצאים מורכבים ושונים בהשוואה להורים שלהם.
* בחירת הורים ממרחב בגודל חצי האוכלוסייה, שהוא מרחב רחב יחסית, ועל כן מאפשר גיוון ומונע חמדנות.

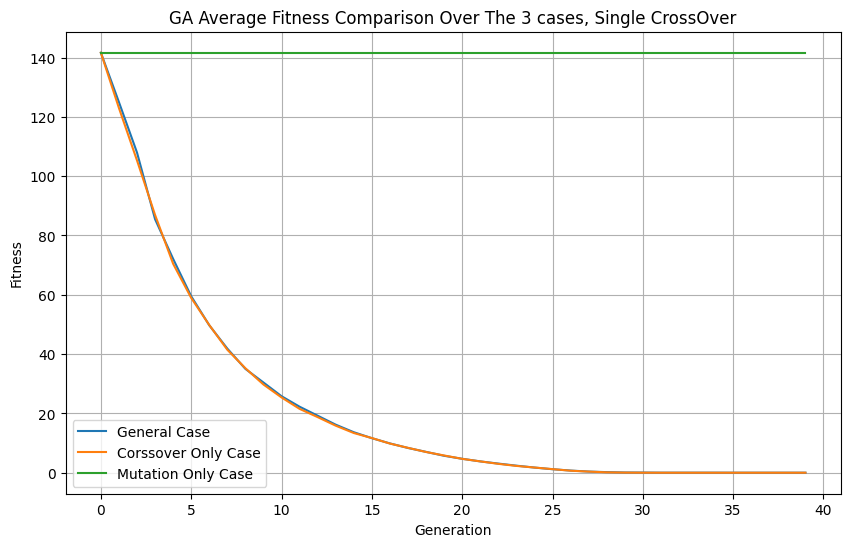
**חלקים באלגוריתם האחראים ל- Exploitation**:

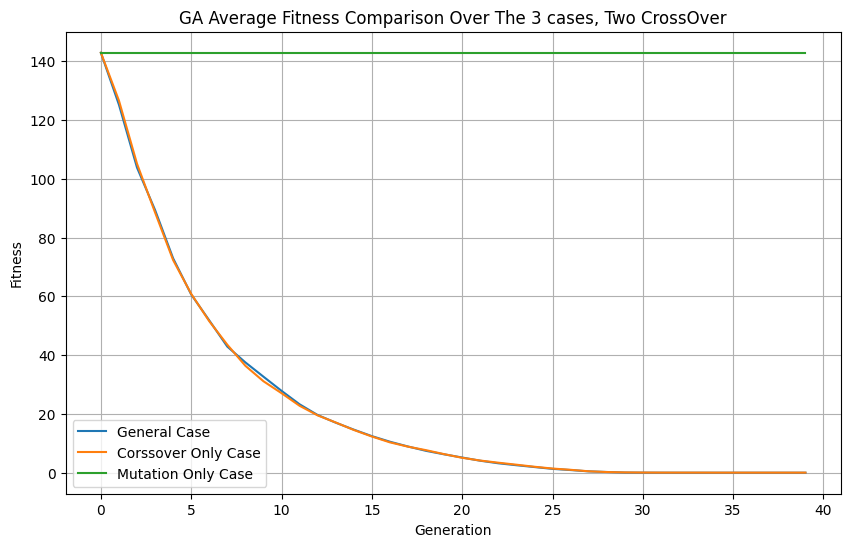
* אליטיזם: בכך שהוא שומר את הפתרונות הטובים ביותר לדור הבא.
* שיטות שחלוף נמוכות, כמו ה- Single-Point, אשר יוצר ילדים הדומים במידה רבה להורים שלהם, או ערבוב שטוח של פרטים מוצלחים.
* בחירת הורים רק מהחצי הטוב של האוכלוסייה: פקטור בעל שני צדדים, אומנם הוזכר כמעודד Exploration, אך הוא מכיל צד שמעודד גם Exploitation כאשר הוא מקדם את החצי המוצלח מהאוכלוסייה על חשבון החצי האחר.

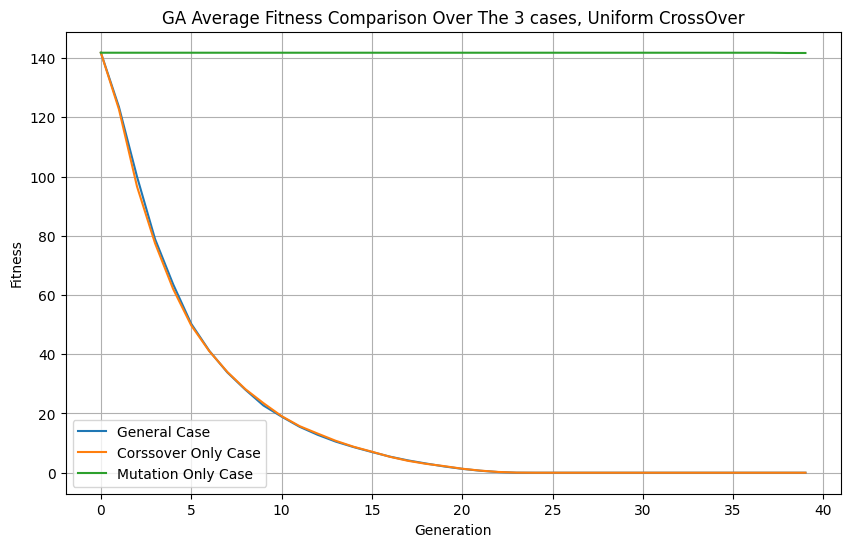
סעיף 6

ההשוואה בין שלושת המקרים התבצעה לפי קריטריון הפיטניס הכי טוב לאורך הדורות. הממוצע חושב על פני 100 הרצות שבכל אחת מהן נעשה שימוש באותה אוכלוסייה התחלתית עבור כל אחד מ- 3 המקרים. האוכלוסייה ההתחלתית הורכבה מפרטים בעלי גינומים שנוצרו באקראי כפי שהדבר מתבצע באלגוריתם הרגיל.

כמו כן, נלקח בחשבון סוג השיחלוף וההשוואה התבצעה בנפרד לכל סוג שיחלוף.





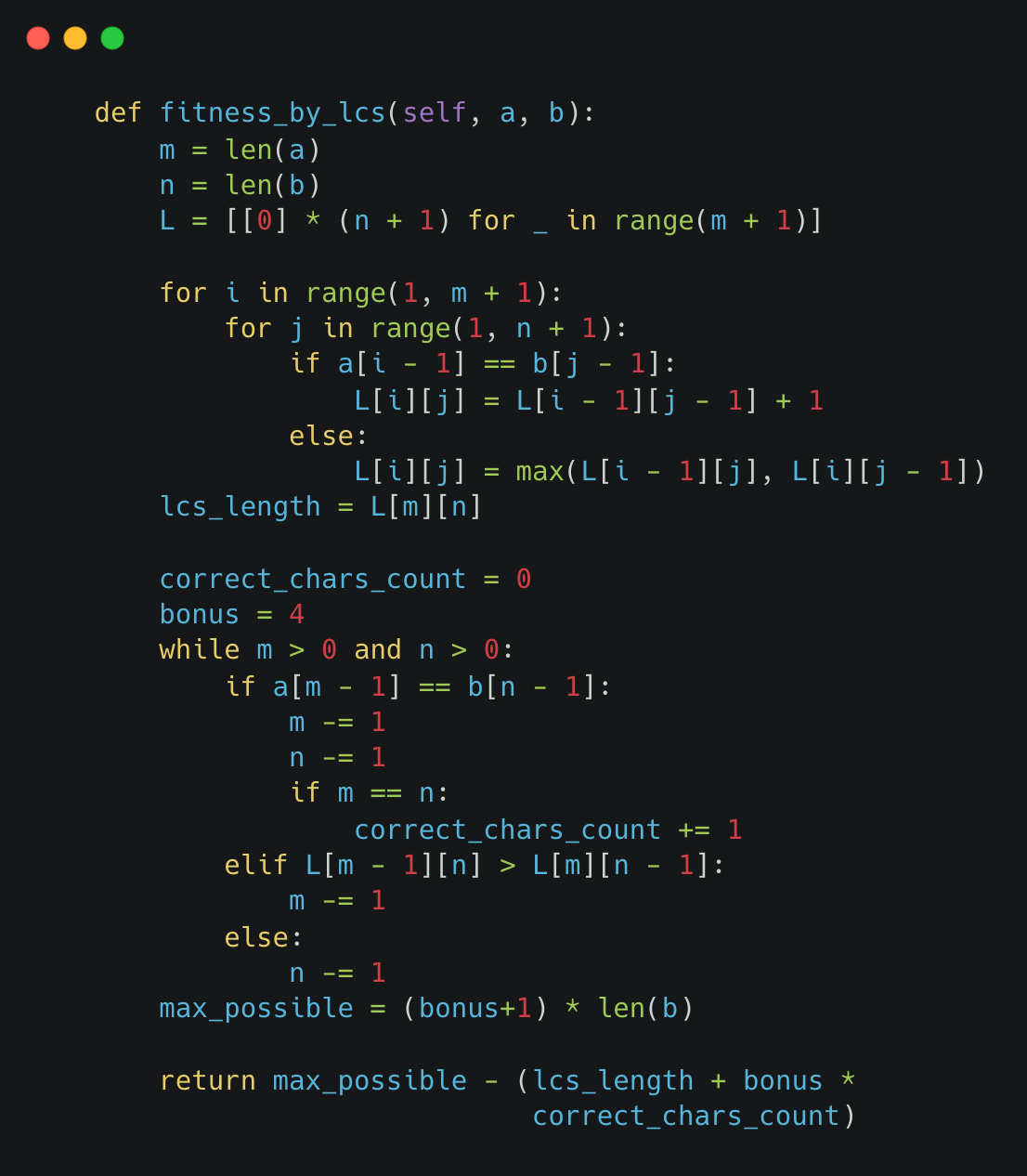


העקומות של שני המקרים, המקרה הכללי (המשלב שיחלוף ומוטציות) והמקרה עם השיחלוף בלבד, כמעט חופפות. מנגד, העקומה של המוטציות בלבד כמעט קבועה לאורך הדורות. מכאן ניתן להסיק שהשיחלוף הוא הגורם המרכזי והמשמעותי להתכנסות, ולמוטציות יש השפעה מזערית.   
חקירה נוספת שנעשתה במטרה לבחון את השפעת המוטציות לעומק הראתה שתחת קונפיגורציות שונות במיוחד כאשר מספר האיטרציות גדול יותר (מעל 120), ו\או תנאי העצירה בשל התכנסות מקומית גדול יותר (מעל 50), ו\או הסיכוי למוטציה גבוה יותר (מעל 0.25), העקומה של מקרה המוטציות בלבד כן השתפרה לאורך הדורות, מה שמוביל אותנו למסקנה שההשפעה של המוטציות איטית ונדרשת למרחב זמן ארוך יותר בכדי לבוא לידי ביטוי, כך שההגדרות הנוכחיות שלנו לא מצליחות לתפוס.

סעיף 7

התווספה האפשרות לבחור את הדרך בה הפיטניס מחושב מתוך שתי השיטות: לפי המרחק ממחרוזת המטרה (DISTANCE), או לפי היורסטיקה המוצעת בסעיף (LCS), כאשר האחרונה מתבצעת באמצעות הפונקציה המצורפת למטה, אשר משתמשת באלגוריתם תכנון דינמי על מנת למצוא את הרצף המשותף הארוך ביותר בין שתי המחרוזות. בנוסף, נעשה שימוש ב- Backtracking על מנת לבדוק אם מיקומי האותיות ברצף הזה דומות בשתי המחרוזות, ובונוס מוענק בהתאם.

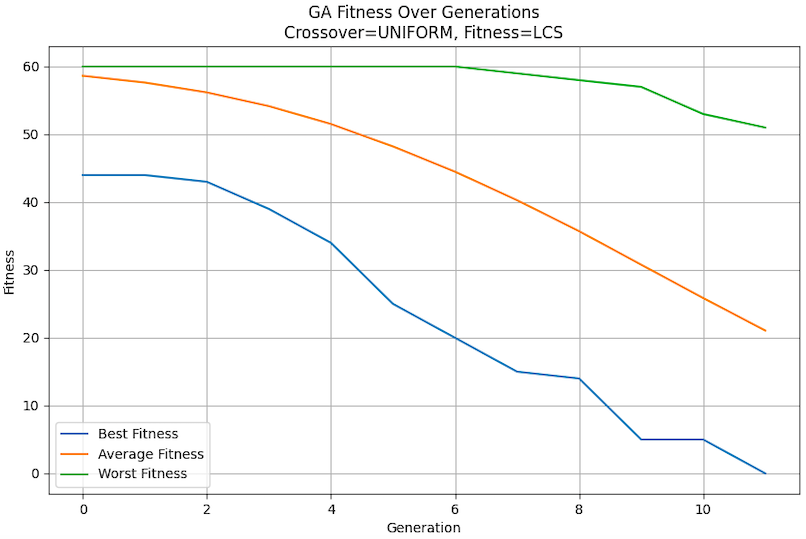
ערך הבונוס הוא 4.0, והוא נבחר מתוך טווח ערכים 0.0 עד 10.0, בקפיצות של 0.5, על בסיס שני קריטריונים המצוינים לפי סדר העדיפות: (1) אחוז גבוה יותר של ריצות שהתכנסו לפתרון אופטימלי, (2) התכנסות מהירה יותר (מספר דורות נמוך יותר עד ההתכנסות). הבדיקה בוצעה על פני 100 אוכלוסיות שונות שאותחלו באופן אקראי.



1. היוריסטיקה החדשה מקדמת פתרונות המכילים רצף נכון שהאותיות שלו במקומות הנכונים. בגלל שהאלגוריתם בוחר הורים מהפריטים הכי טובים, שהם לפי הגדרת היוריסטיקה הזו כאלה המכילים רצף אותיות הממוקמות נכון, קל יותר לאלגוריתם כעת ליצור משני הורים גינום שמכיל רצף משותף ארוך יותר ובעל מספר גדול יותר של אותיות הממוקמות נכון.
2. היוריסטיקה החדשה עדיפה על המקורית באופן מובהק. השיפור נצפה גם באחוז הפעמים בהם יש התכנסות לפתרון הנכון וגם בממוצע מספר הדורות הצריך עד להתכנסות. באשר לסיכוי ההתכנסות אין שיפור גדול מפני שתחת הפרמטרים האופטימליים האלגוריתם התכנס באחוז גבוה עוד לפני מימוש היוריסטיקה, אולם כן נצפה שיפור משמעותי במספר הדורות שעמד על ממוצע של 10.41 לעומת הטווח של 25-29 בהיוריסטיקה הקודמת.

תצפית נוספת שראויה לציין היא שמידת השיפור בכל אחד מבין 3 המדדים היא בסדר הזה: הפיטניס הטוב ביותר, הפיטניס הממוצע ואז הפיטנס הגרוע ביותר, שלא משתפר בהרבה. התנהגות זו הפוכה מההתנהגות של שלושת המדדים כאשר השתמשנו ביורסטיקת ה- Distance. כתוצאה מכך גם טווח הפיטניס מתנהג באופן הפוך והוא גדל לאורך הדורות. הדבר נובע כנראה מאופן התנהגות השיטה, שבאותה מידה שבה היא מסוגלת לייצור מחרוזת בעלת רצף ארוך יותר ומדויק יותר משני ההורים, היא גם עלולה לייצור מחרוזת גרועה מהם שמקלקלת את הרצפים ומתרחקת מהפתרון.

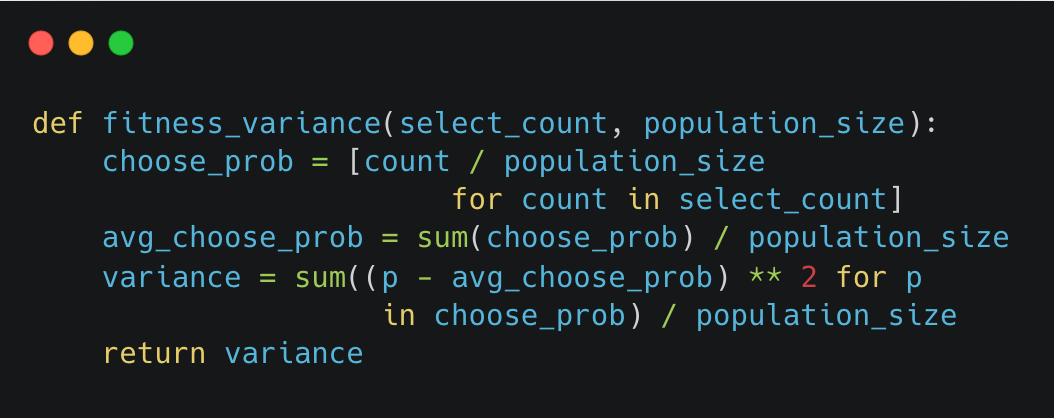
להלן התוצאות של 3 המדדים שהתקבל מאחת ההרצות:



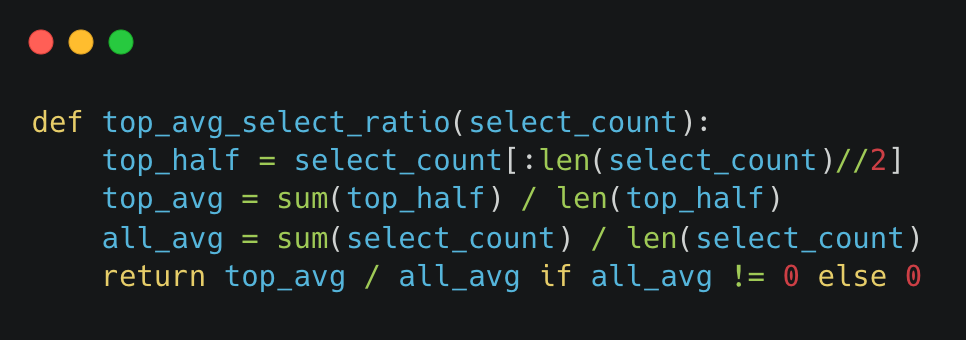
סעיף 8

שתי השיטות מומשו בדרך שהיא לא ספציפית לדרך הנוכחית בה משתמשים ל- Parent selection, אלא בדרך שתאפשר את מדידת לחץ הבחירה לכל מנגנון Parent selection שיבחר בהמשך.

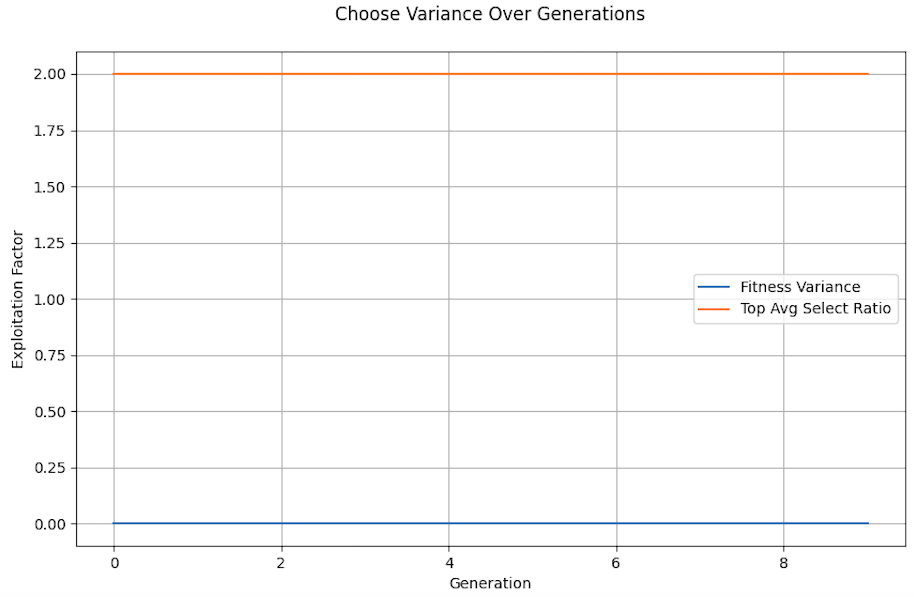
1. לצורך מימוש שיטת Fitness Variance השתמשנו בכל דור במערך מונים, המכיל מונה אחד לכל פרט, שסופר את מספר הפעמים שבהם הפרט נבחר כהורה להליך הריבוי. עם סיום הדור, המערך נשלח לפונקציה המצורפת למטה, אשר מחשבת את השונות של ערכי המונים. בתום ריצת האלגוריתם הערכים של כלל הדורות מוצגים ע"י גרף.



1. למימוש שיטת Top-Average Selection Probability Ratio השתמשנו באותו מונה מהסעיף הקודם, אשר נשלח בסיום הדור לפונקציה המצורפת למטה. הפונקציה בתורה מחשבת את היחס בין ההסתברות שההורה נבחר מהחצי הכי טוב של האוכלוסייה להסתברות הממוצעת לבחירת פרט כלשהו מהאוכלוסייה. בסוף ריצת האלגוריתם הערכים שהתקבלו מכלל הדורות מוצגים ע"י אותו גרף מהסעיף הקודם.

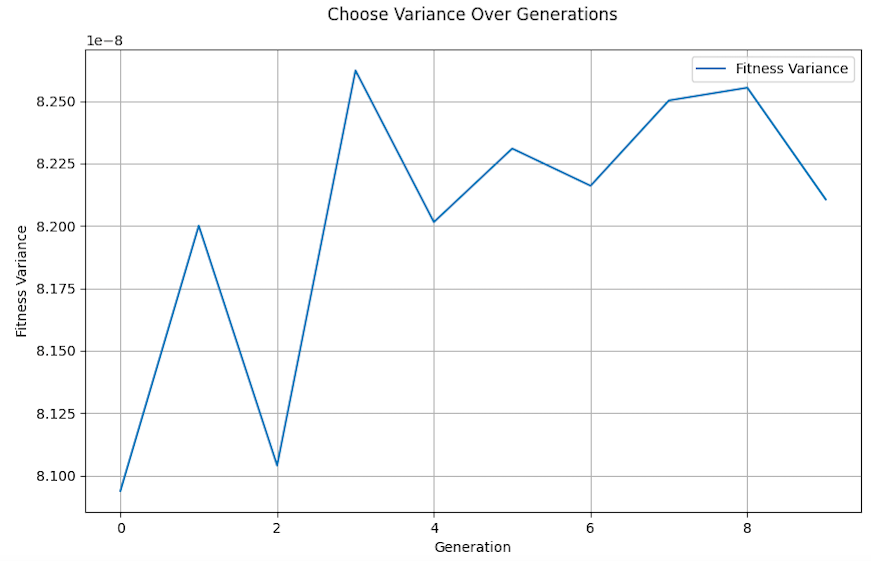


להלן גרף המציג את ערכי המדדים שהתקבלו מאחת ההרצות ע"י שתי השיטות:



מכיוון ששיטת בחירת ההורים הנוכחית בוחרת את ההורים באופן אקראי מבין החצי הכי טוב של האוכלוסייה, הערכים אינם משתנים כתלות בדור או בפיטניס, אלא תלויים בגודל האוכלוסייה ובפקטור ה- Elitism.

למרות שבאופן תאורטי הערכים של ה- Fitness Variance אמורים להישאר קבועים לאורך הדורות, בפועל בשל הטיית הדגימה הם לא כאלה, אולם ערכיהם קרובים מאוד. הגרף למעלה לא מראה זאת באופן ברור בשל ה- Scaling שמושפע מערכי המדד האחר. כך זה נראה בגרף שה- Scaling שלו מותאם לסקלה של ערכי ה- Fitness Variance:

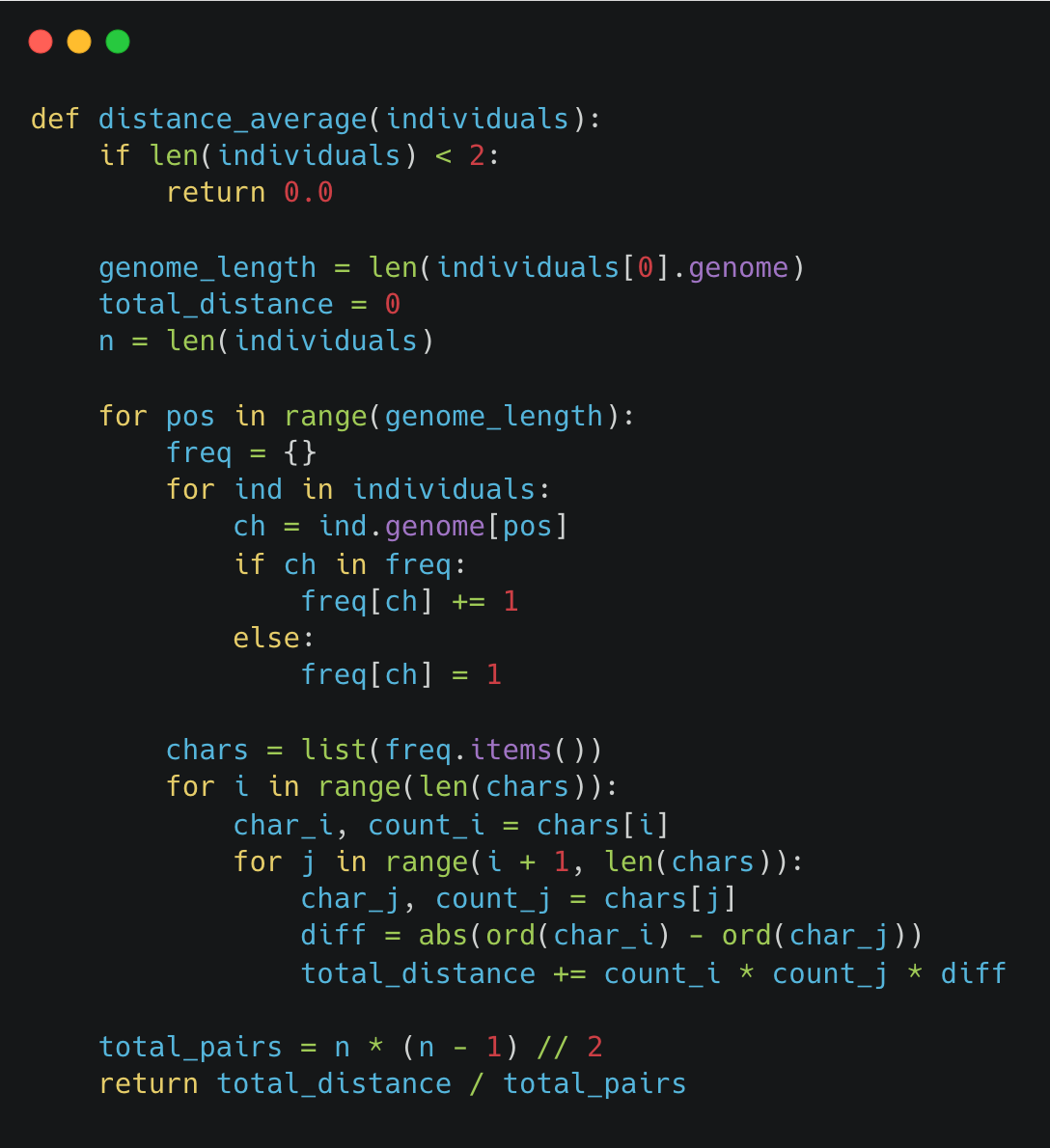


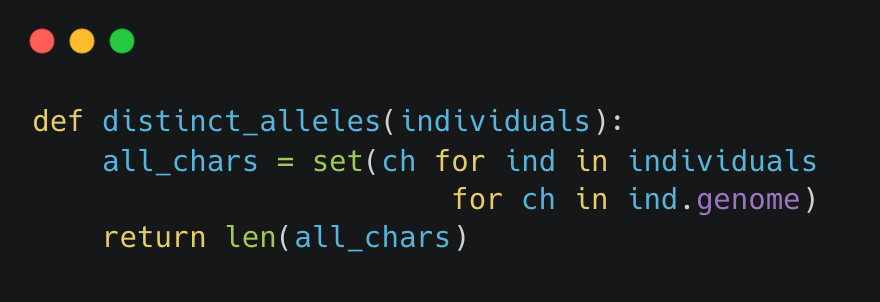
מדד ה- Fitness Variance מבטא את רמת הפיזור של סיכויי הבחירה באוכלוסייה. במלים אחרות, עד כמה סיכויי הבחירה של הפרטים באוכלוסייה שונים זה מזה. שונות גדולה יותר מצביעה על לחץ בחירה גדול יותר. זה קורה כאשר חלק קטן מהאוכלוסייה זוכה להעדפה על פני השאר. מנגד ככל שההסתברות להיבחר דומה יותר, השונות נהיית נמוכה, והחלץ בחירה נהיה חלש יותר.

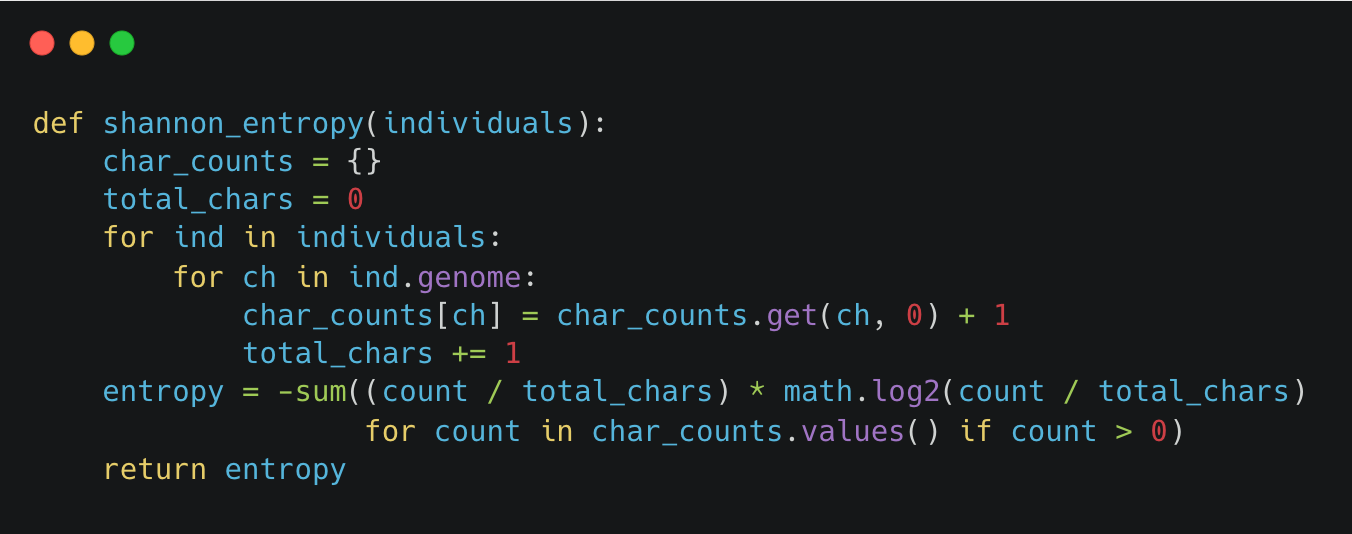
מדד ה- Top-Average Selection Probability Ratio מבטא את מידת ההעדפה לקבוצת הפרטים הטובים ביותר באוכלוסייה. ערך גדול יותר מצביע על לחץ בחירה גדול יותר, וזה קורה כאשר האלגוריתם נותן משקל גדול יותר לפרטים הטובים בתהליך הריבוי.

סעיף 9

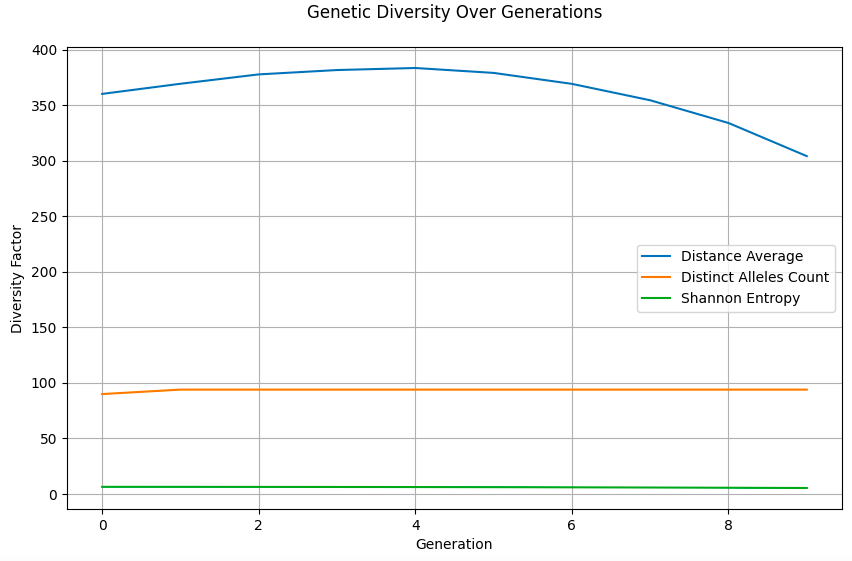
מימוש כל אחת מהשיטות התבצע בפונקציה נפרדת, שלושת הפונקציות צורפו למטה. הפונקציות נקראות בתום כל דור, והערכים של כלל הדורות מוצגות באמצעות גרף בסיום ריצת האלגוריתם.

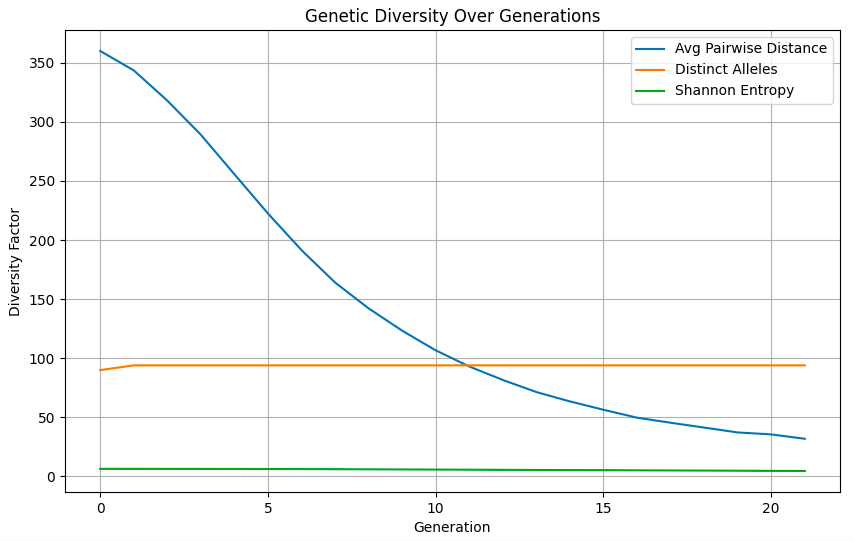






כמו כן, מצורפות תוצאות שלושת המדדים עבור שתי ריצות, הראשונה השתמשה בהיוריסטיקת ה- LCS, והשנייה בהיוריסטיקת ה- DISTANCE.





מדד "המרחקים בין הפרטים באוכלוסייה", כשמו, מודד עד כמה הפרטים באוכלוסייה רחוקים זה מזה מבחינת ערכי ASCII המרכיבים את הגנום שלהם, ולכן ערך גבוה יותר משקף שונות גדולה יותר בין הפרטים, כלומר גיוון גדול יותר בין הפתרונות. מדד "מספר האללים השונים" סופר את כמות התווים הייחודיים המופיעים באוכלוסייה ללא קשר למיקום או התדירות שלהם, ומבטא את הגיוון באוכלוסייה. מדד "האנטרופיה לפי שנון" מודד את מידת האקראיות בחלוקת האללים באוכלוסייה, ומודד את הגיוון כמו קודמו, אך גם לוקח בחשבון את הכמויות (ההתפלגויות של הערכים). ערך גבוה בו משקף כמות גדולה של תווים המתפלגים באופן מאוזן.

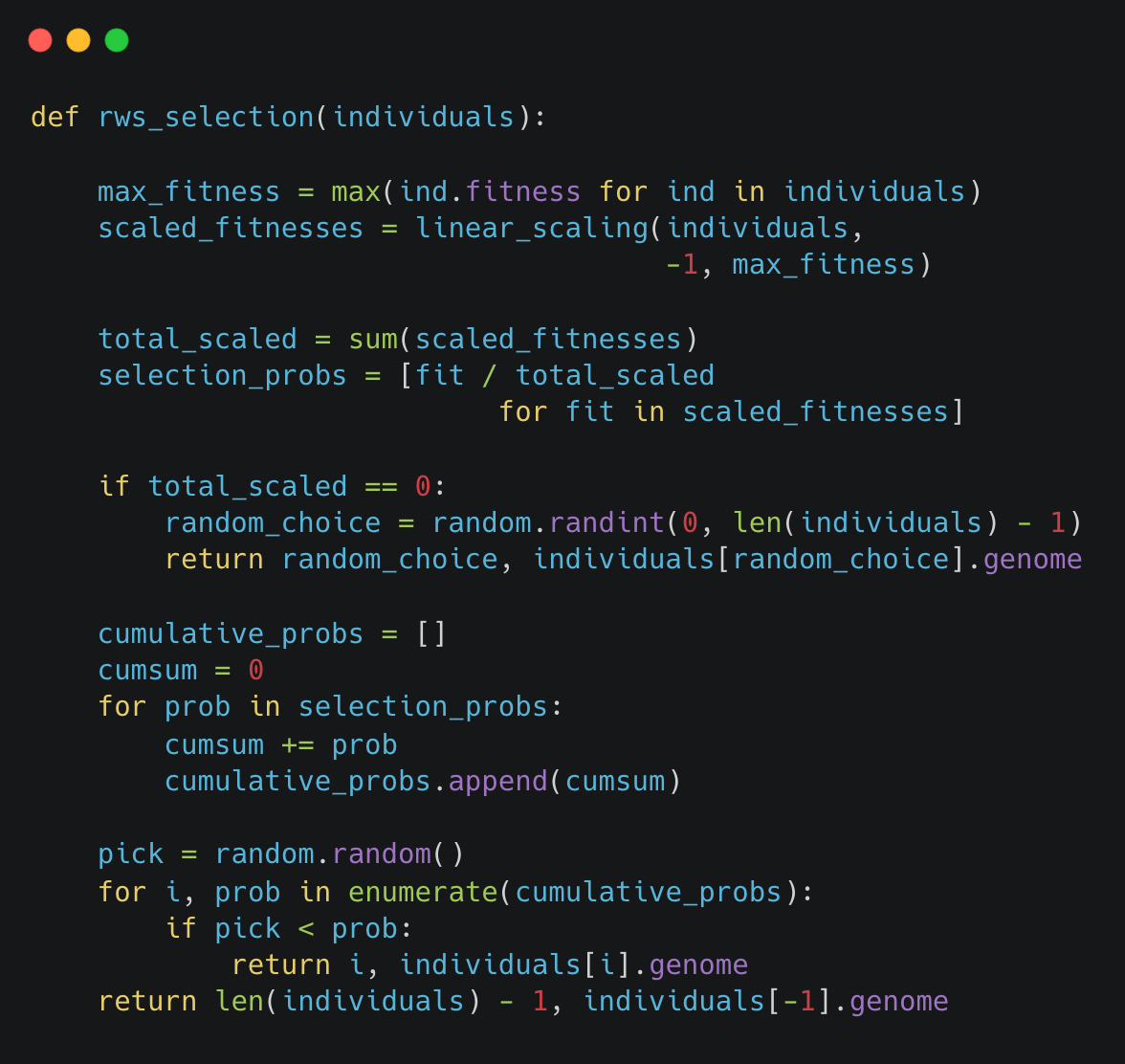
ההבדלים בין שלושת המדדים הוא באופן שבו הם מגדירים את הגוון הגנטי, כאשר הראשון עושה את זה לפי המרחקים בין המחרוזות ללא קשר לתוכן שלהן. השני מדגיש יותר את הגיוון בתוכן ולא בהבדלים אינדיבידואליים, ואילו השלישי לוקח בחשבון גם את התדירויות וכמות הופעות כל אחד מאיברי התוכן.

שני המדדים "מספר האללים" ו- "האנטרופיה לפי שנון" נשארו כמעט קבועים לאורך הדורות, ודומים בין ריצות שתי היוריסטיקות. מספר האללים היה שווה ל- 90 באופן קבוע החל מהדור השני, שזה מספר ערכי ה- ASCII השונים שאות יכול לקבל. הדבר נובע ככל הנראה מהמוטציות, אך יותר בשל שיטת בחירת ההורים הרחבה יחסית (באופן אקראי מהחצי הטוב ביותר) המשמרת הרבה מהערכים הלא רלוונטיים. ערכי מדד "אנטרופיית שנון" שגם הוא נשאר קבוע מעיד על תדירות הופעה לא משתנה מהותית של התווים לאורך הדורות. לעומת זאת, מדד "המרחק בין הפריטים" הראה שוני באופן מובהק, גם לאורך הדורות, וגם באופן ההתנהגות בין שתי הריצות. בהיוריסטיקת ה- LCS ערך המדד ירד באופן עקבי החל מהדור החמישי, בעוד שבהיוריסטיקת ה- DISTANCE הירידה החלה כבר מהדור הראשון, דבר המעיד על התכנסות לפרטים טובים יותר. הירידה הגדולה במקרה ה- DISTANCE לעומת ה- LCS תומכת בהבחנה שצוינה מקודם אודות יכולת ה- DISTANCE לשפר גם את הפתרונות הגרועים (בין היתר הפרט הכי גרוע) בצורה טובה יותר לעומת ה- LCS.

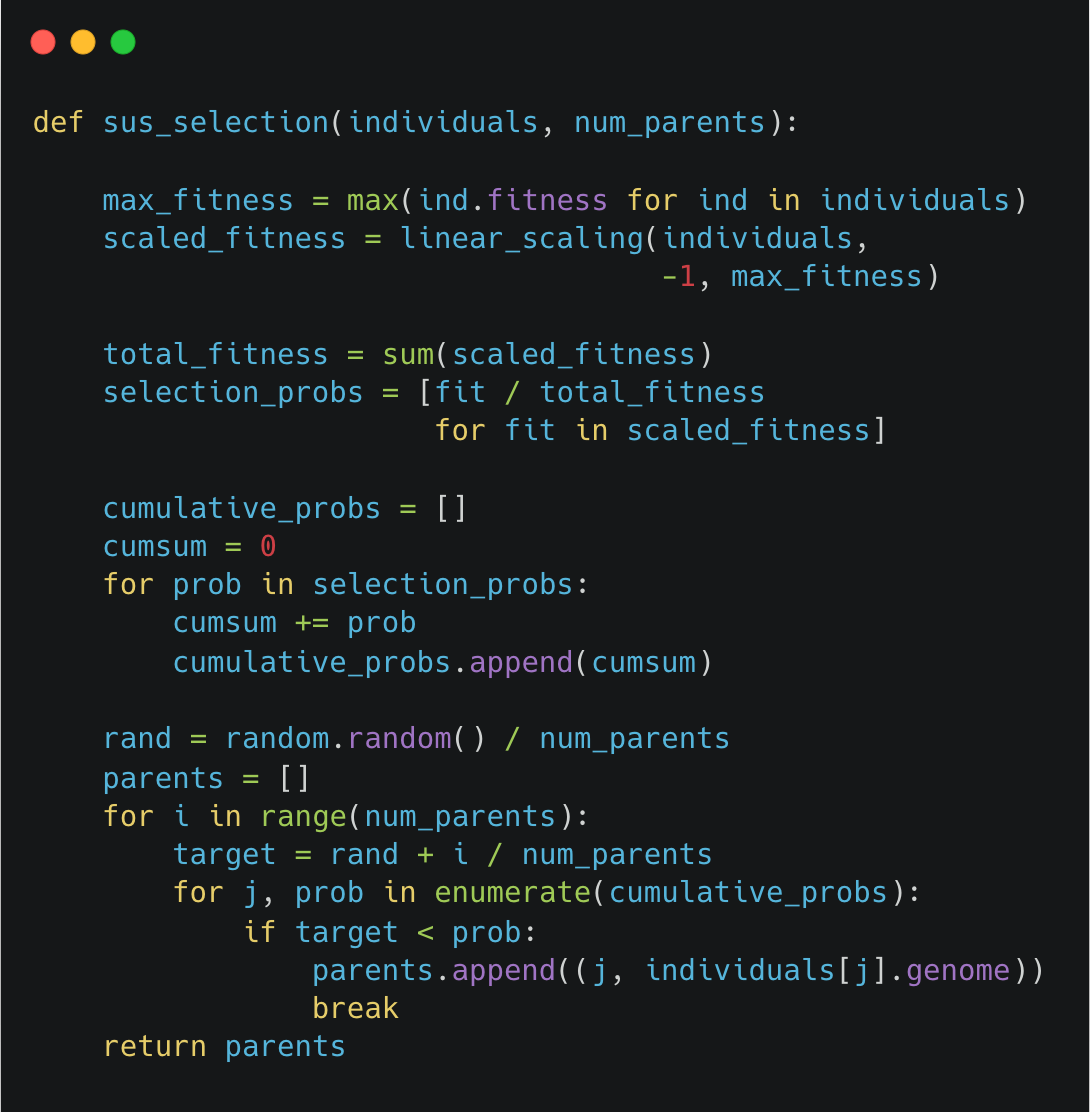
סעיף 10

ארבעת שיטות בחירת ההורים בנוסף לשיטת השרידות מומשו באמצעות הפונקציות המצורפות להלן:

השיטה שמבצעת בחירת הורים ע"י RWS:



השיטה שמבצעת בחירת הורים ע"י SUS:



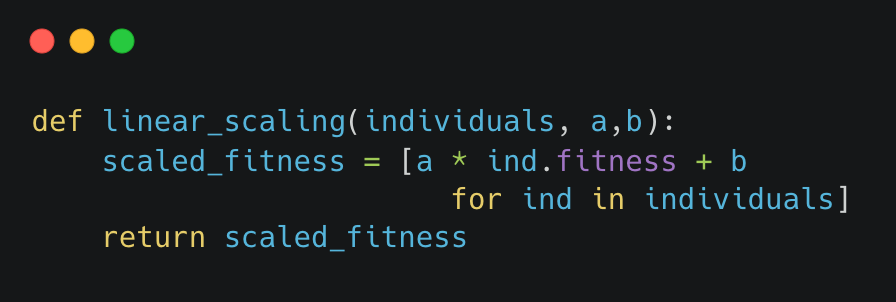
השיטה שמבצעת בחירת הורים ע"י Deterministic Tournament:



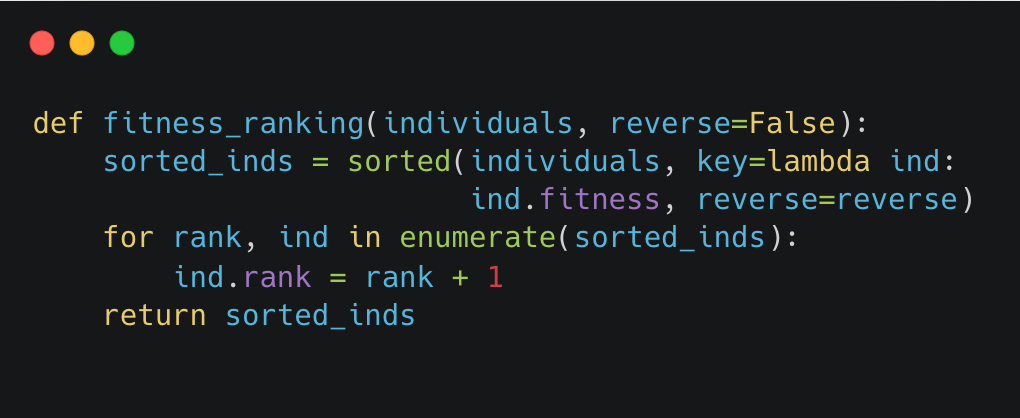
השיטה שמבצעת בחירת הורים ע"י Non-Deterministic Tournament:



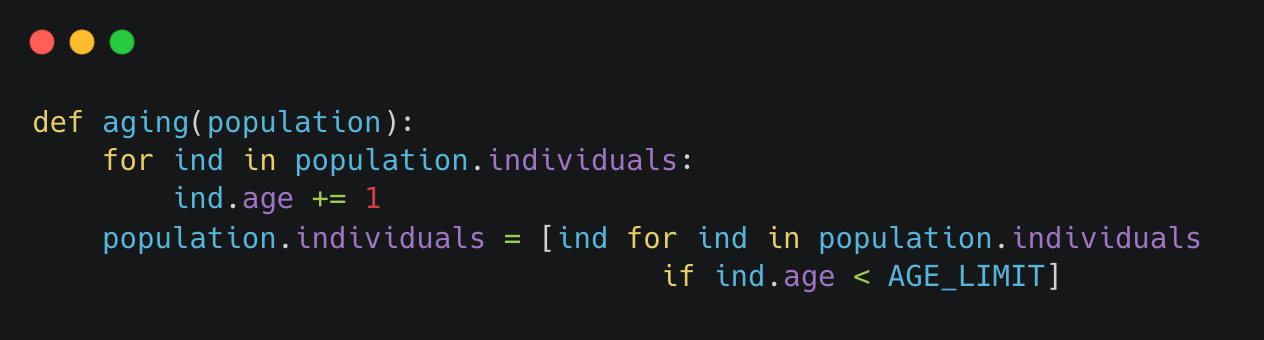
השיטה שמבצעת Linear Scaling:



השיטה שמבצעת Fitness Ranking:

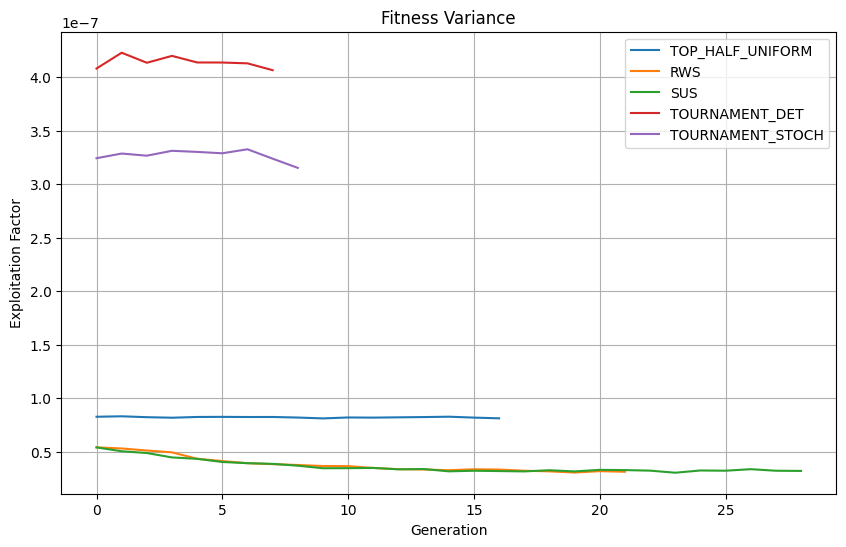


השיטה שמבצעת Aging:



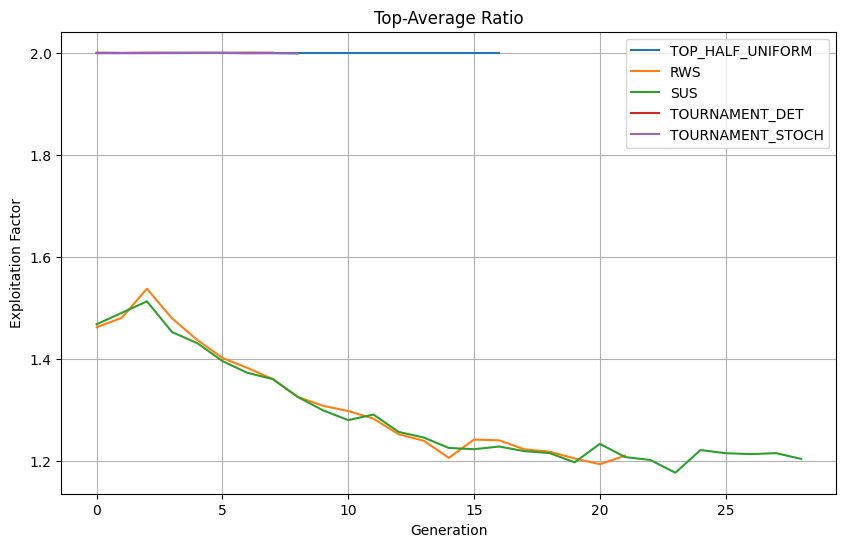
הערכים של הפרמטרים P, K, AGE\_LIMIT נבחרו לפי הקריטריונים של אחוז התכנסות גלובלי ומספר מינימלי של דורות. הקריטריונים הושגו ע"י מיצוע תוצאות של 100 הרצות. הערך של K נבחר בהינתן ערף ה- P האופטימלי שנמצא קודם.

הגרפים הבאים מראים את השתנות כל אחד ממדדי הלחץ הגנטי והגיוון לאורך הדורות כתלות בשיטת בחירת ההורות:

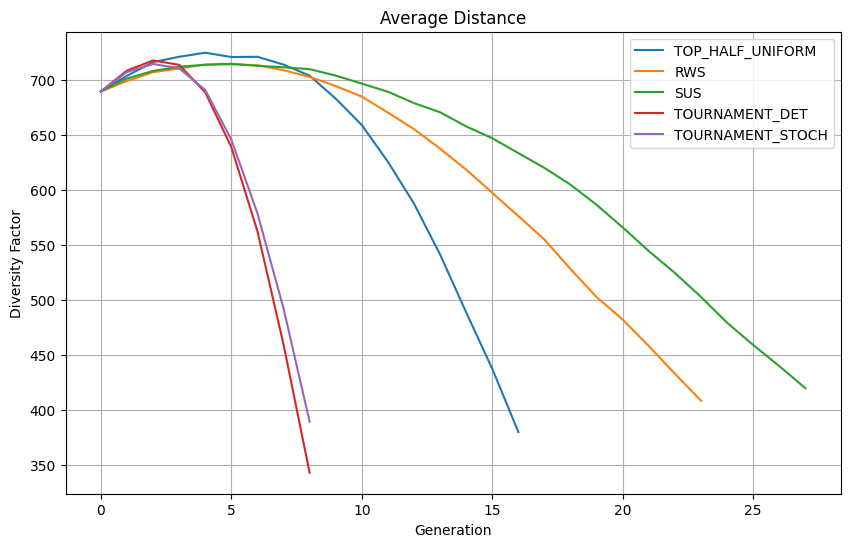


מדד **Fitness Variance**: שיטת ה- "טורניר דטרמיניסטי" יוצרת את הלחץ החזק ביותר, כפי שניתן לראות מהשונות הגבוהה, וזאת תוצאה של בחירה תמידית בפרטים הטובים ביותר, מה שמוביל להתכנסות מהירה אך גם לסיכון להיתקע במינימום מקומי. שיטת ה- "טורניר לא דטרמיניסטי" שומרת על לחץ גנטי גבוה גם כן, אך באופן מעט מרוכך, כנראה בשל אלמנט הרנדומליות שבה, שמאפשר לפרטים פחות טובים להיבחר מדי פעם. מנגד, שיטות RWS ו-SUS מציגות שונות נמוכה יותר, כלומר לחץ גנטי חלש יותר משל השיטה ההתחלתית (שבחרנו לקרוא לה "Top Half Uniform"), המאפשר שמירה על גיוון באוכלוסייה לאורך זמן ועידוד של Exploration על פני ניצול Exploitation מהיר של פתרונות קיימים.

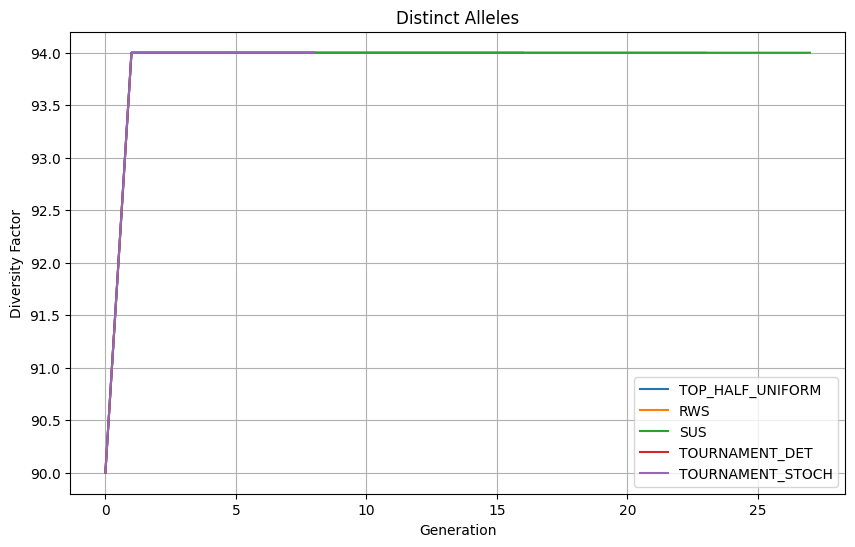
בנוסף, ניתן להבחין בכך שבכל ארבעת השיטות יש נטייה מסוימת לירידה של השונות עם התקדמות הדורות. במיוחד בשיטות RWS ו-SUS.



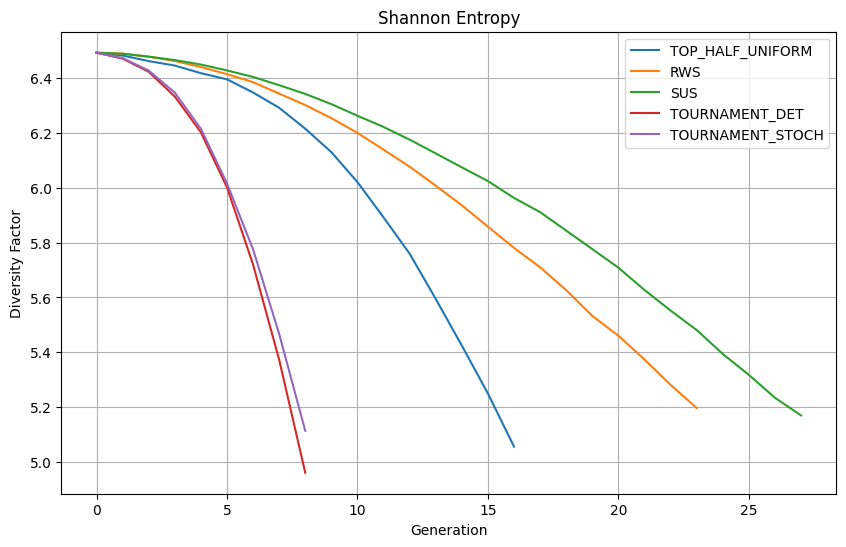
מדד **Top-Average Selection Probability Ratio**: גם כאן השיטות "טורניר דטרמיניסטי" ו- "טורניר לא דטרמיניסטי" מראות לחץ גנטי גבוה, והוא קבוע גם כן לאורך הדורות. דבר זה הגיוני לאור כך שהסיכוי ששיטת טורניר תבחר פרט מהחצי התחתון הוא רק אם כל K הפרטים שהוגרלו הם מהחצי התחתון (למרות שזה לא הכי מדויק בנוגע לטורניר הלא דטרמינסטי). לעומת זאת, בשיטות RWS ו-SUS לחץ הבחירה נמוך מאשר שיטות הטורניר, והוא חווה ירידה הדרגתית ביחס הזה עם הזמן.



מדד **המרחק בין הפרטים באוכלוסייה**: ניתן לראות מגמת ירידה בגיוון עם התקדמות הדורות בכל השיטות. עם זאת, שיטות הטורניר מציגות ירידה חדה מאוד כבר מהדור החמישי – מה שמעיד על התכנסות מהירה מאוד. מנגד, שיטות RWS ו-SUS מצליחות לשמר גיוון גבוה יותר למשך זמן ארוך יותר, מה שמעיד על חקר רחב יותר של המרחב הגנטי.



מדד **מספר האללים השונים באוכלוסיה**: המדד מראה יציבות גבוה בכל השיטות, כאשר כולן מגיעות מהר ל- 94 אללים, שזה גודל טווח האללים, והוא נשמר לאורך כל הדורות.



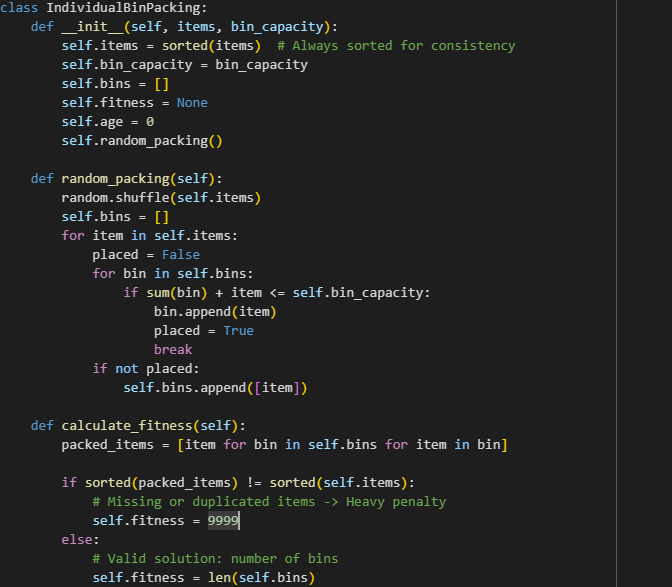
**מדד האנטרופיה לפי שנון**: התוצאות דומות מאד לאלה שהתקבלו במדד "המרחק בין הפרטים", כאשר שני מדדי הטורניר יורדים מהר, מה שאומר שהאוכלוסייה מתכנסת לערכים שחוזרים על עצמם במהירות. לעומתם, RWS ו-SUS מציגות ירידה הדרגתית ושמירה על גיוון לאורך יותר זמן.

סעיף 11

בסעיף זה התבקשנו לפתור את בעיית ה – Bin Packing בעזרת אלגוריתם גנטי. הרעיון הכללי בבעיה הוא שיש לנו כמות מסוימת של פריטים עם גדלים שונים, והמטרה היא להכניס את כל הפריטים למספר הקטן ביותר של תאים (Bins) כאשר לכל תא יש קיבולת מקסימלית. כדי למצוא פתרון טוב לבעיה השתמשנו באלגוריתם גנטי שבנוי על עקרונות של אבולוציה - כלומר יצירת פתרונות אקראיים, בדיקה שלהם, שיפור לאורך דורות, ובחירה של הפתרונות הכי טובים.

איך האלגוריתם עובד ? בתחילת האלגוריתם אנחנו יוצרים אוכלוסייה של הרבה פתרונות אקראיים. כל פתרון הוא דרך מסוימת לסדר את הפריטים בפחים — כל עוד יש מקום בפריט נכנס לפח, ואם לא נפתח פח חדש. אחרי שבנינו את כל הפתרונות, אנחנו מחשבים לכל אחד מהם Fitness — שזה פשוט כמות הפחים שהוא השתמש בהם. כמה שפחות פחים= פתרון טוב יותר. בכל דור אנחנו שומרים את הפתרונות הכי טובים שמצאנו, ובשביל לייצר שאר הפתרונות אנחנו בוחרים שני "הורים" טובים, לוקחים את כל הפריטים שלהם, מערבבים אותם, ובונים מהם פתרון חדש. בנוסף יש סיכוי לבצע Mutation, כלומר להחליף בין פריטים מפחים שונים, אם זה אפשרי מבחינת המקום. אנחנו ממשיכים ככה בלולאה — דור אחרי דור — עד שמגיעים למספר הדורות המקסימלי או שהזמן שרץ האלגוריתם נגמר.

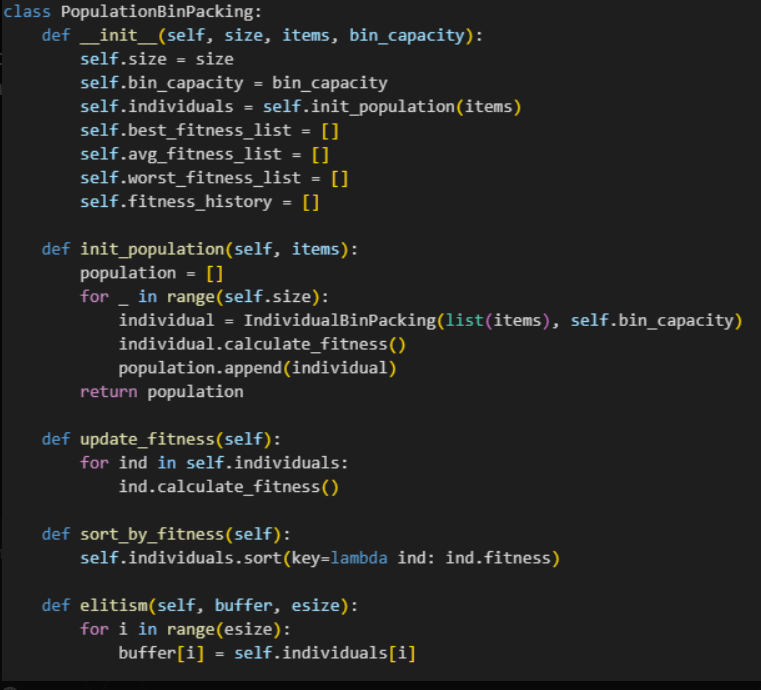
צילומי מסך מקוד עם הסברים:



* בונים פתרון אקראי ע"י ערבוב כל עוד יש מקום. אחר כך, בודקים את ה-Fitness של הפתרון — אם הפריטים בפחים לא תואמים בדיוק את מה שנתנו לנו (חסרים או כפולים) הוא מקבל עונש (9999)אם הכל תקין ה Fitness יהיה פשוט מספר הפחים

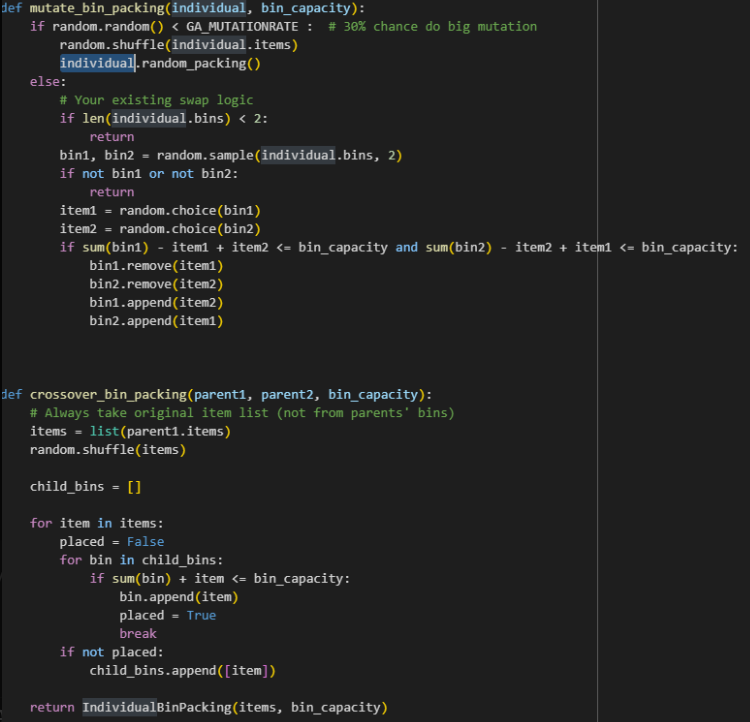
שהשתמשנו בהם.

מחלקת PopulationBinPacking



בפונקציה mutate\_bin\_packing אנחנו מנסים לגרום לשינוי בפתרון כדי לא להיתקע במקום. יש 30% סיכוי שנבנה את הפתרון מחדש מהתחלה על ידי ערבוב כל הפריטים. אם לא, ננסה להחליף בין שני פריטים שנמצאים בפחים שונים, אבל רק אם אחרי ההחלפה הפחים נשארים חוקיים ולא עוברים את הקיבולת שלהם.

בפונקציה crossover\_bin\_packing אנחנו יוצרים פתרון חדש משני פתרונות "הורים". מה שחשוב כאן זה שאנחנו לא לוקחים את הפחים עצמם של ההורים, אלא רק את כל הפריטים שלהם, מערבבים אותם, ובונים פתרון חדש מאפס כל פעם שמים פריט בפח הראשון שהוא מתאים אליו.



* בפונקציה הזו מתבצעת הלולאה הראשית של האלגוריתם. בהתחלה אנחנו יוצרים אוכלוסייה התחלתית עם פתרונות אקראיים ומחשבים לכל אחד את ה־Fitness שלו. אחרי זה אנחנו נכנסים ללולאה שעוברת דור אחרי דור ומנסה לשפר את הפתרונות.

בכל דור אנחנו ממיינים את הפתרונות לפי האיכות שלהם, שומרים את הכי טובים (Elitism),ואת השאר אנחנו בונים בעזרת שילוב של שני "הורים" (Crossover) ואולי גם Mutation. בנוסף, אם ראינו שכבר הרבה דורות אין שיפור - אנחנו מעלים את אחוז ה־Mutation ומבצעים ערבוב נוסף על הפתרונות הכי גרועים, כדי לנסות לצאת ממצב תקוע. בסוף הלולאה נעצרת אם מצאנו את הפתרון הכי טוב, אם עבר מספיק זמן, או אם עברנו את מספר הדורות שהגדרנו מראש.



שיפורים שהוספנו לאלגוריתם: בנוסף לאלגוריתם הבסיסי, הוספנו כמה שיפורים משמעותיים כדי לשפר את התוצאות ואת זמן הריצה. כל שיפור נועד להתמודד עם בעיה אחרת שזיהינו במהלך העבודה.

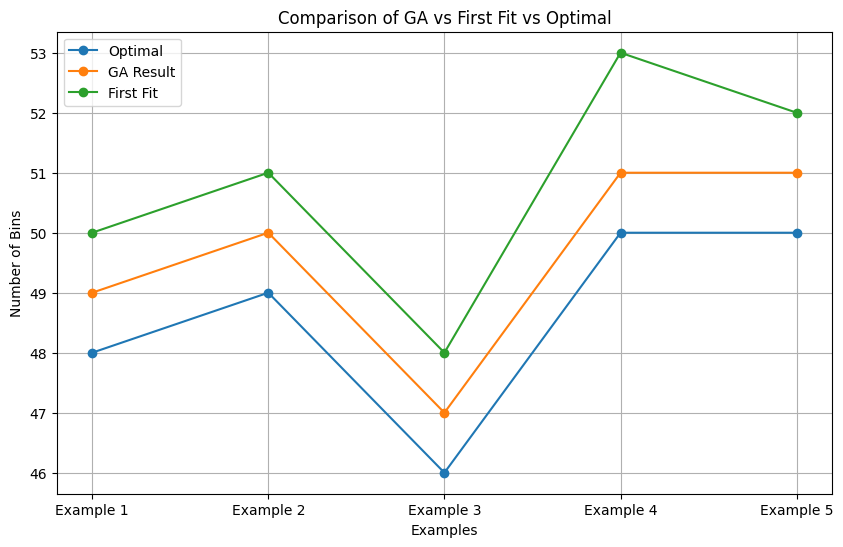
1. Early Stopping - אם מצאנו פתרון שהשתמש בדיוק במספר הפחים האופטימלי שידוע לנו מראש עבור הדוגמה, אין סיבה להמשיך להריץ את האלגוריתם ואנחנו עוצרים ישר. ככה חוסכים הרבה זמן מיותר.
2. השיפור השני הוא Dynamic Mutation - ברגע שאנחנו מזהים שהאלגוריתם נתקע ולא מצליח לשפר את הפתרונות (כמה דורות בלי שיפור), אנחנו מעלים את הסיכוי לעשות Mutation, בתקווה שזה יאפשר לנו לצאת מהתקיעות ולגלות פתרונות חדשים וטובים יותר.
3. השיפור השלישי הוא Diversify Worst Individuals - בנוסף להעלאת המוטציה, אנחנו גם מערבבים לגמרי את הפתרונות הכי גרועים באוכלוסייה כדי להכניס גיוון חדש לאוכלוסייה ולמנוע מצב שהכל נראה אותו דבר.
4. השיפור הרביעי הוא Stuck Detection - זה בעצם מנגנון שבודק אם האלגוריתם נתקע, כלומר שעברו כמה דורות ואין שיפור ב-Fitness. במקרה כזה אנחנו מפעילים את השיפורים הקודמים (מעלים מוטציה + מערבבים את הכי גרועים).
5. השתמשנו גם בשיטה שנקראת Elitism - לשמור בכל דור את הפתרונות הכי טובים שמצאנו ולהעביר אותם כמו שהם לדור הבא, כדי לוודא שלא נאבד פתרונות טובים לאורך הריצה.

דוגמת הרצה:



אנחנו יכולים לראות מפה בדוגמה הראשונה הbin הטוב ביותר היה 50 אך בדור הבא הbin הטוב ביותר היה 49 וכך רואים שהאלגוריתם מתכנס עם הזמן, עם זאת הוא לא מגיע לפתרון האופטימלי (אישית בשבועים האחרונות עשינו יותר מ 1000 הרצות ופעם אחת התכנס לפתרון האופטימלי, במקרה פה 48).

תוצאות:



הסבר על תוצאות האלגוריתם הגנטי:

בניתוח התוצאות שהוצגו, ניתן לראות שהאלגוריתם הגנטי (GA) הוכיח יעילות רבה בכמה מן הדוגמאות שנבדקו, כשהוא מתקרב מאוד לתוצאה האופטימלית שהייתה ידועה לנו מראש. בדרך כלל, הפרשים בין הפתרון שה-GA מצא לבין הפתרון האופטימלי היו קטנים, כאשר ברוב המקרים הפרש הפחים היה פח אחד בלבד. הישג זה מדגים את כוחו של האלגוריתם הגנטי להפיק פתרונות איכותיים ויעילים, גם במקרים שבהם התכנות הקונבנציונלית כמו First Fit לא מגיעה לתוצאות מושלמות. לעומת זאת בהשוואה ל-First Fit, האלגוריתם הגנטי מצליח להגיע לפתרונות הרבה יותר טובים, אבל המחיר הוא זמן ריצה ארוך בהרבה. First Fit מאוד מהיר, אבל האיכות של הפתרונות שלו לרוב נמוכה יותר.

סעיף 12

הוספה האפשרות לבחור את סוג הבעיה ע"י המשתנה הגלובלי PROBLEM.

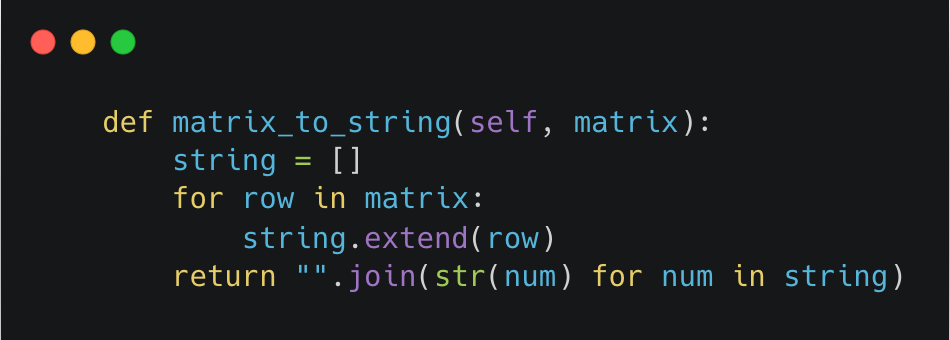
לייצוג הפרטים והאוכלוסייה בבעיה השתמשנו באותם מחלקות שנבנו עבור בעיית "מחרוזת היעד". ערכי הפרטים שניתנים כמטריצה עוברים המרה למחרוזת המכילה את הערכים של תאי המטריצה החל מהשמאלי לימני, שורה אחרי שורה. ייצוג זה נבחר על מנת לאפשר שימוש באותם פונקציות שכבר נבנו עבור בעיית המחרוזת כמו פונקציות חישוב הפיטניס, השיחלוף, הזיווג והמוטציות ועוד. דוגמה לכך:

המטריצה הבאה:

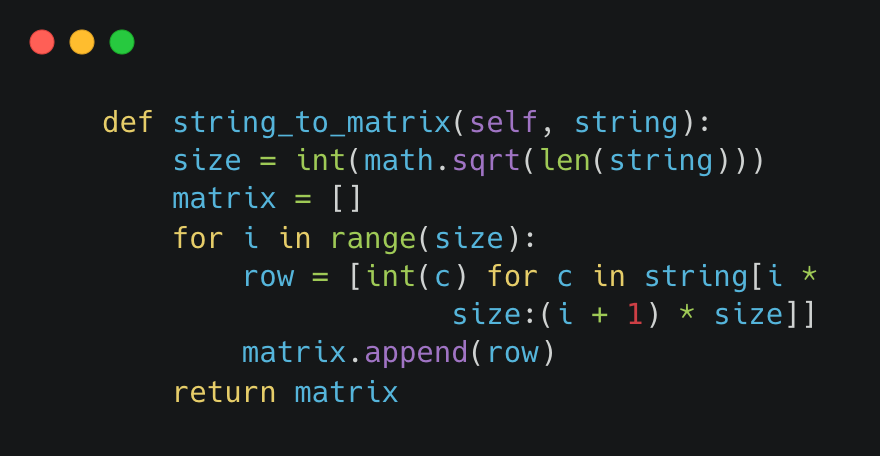
הופכת לייצוג: "707707770".

כמו כן, תכונות הפרטים בבעיה, בעלי צורה ריבועית, אפשרו את המעבר חזרה לצורה המטריציונית בלי הצורך לשמור את המבנה שלה.

למעבר מהצורה המטריציונית למחרוזת הוספנו את הפונקציה הבאה:



בשל הצורך לעשות את המעבר מהייצוג כמחרוזת בחזרה למטריצה דו-ממידת, למשל, במקרה של הדפסה נרצה שזה יודפס כמטריצה ולא כמחרוזת. הדבר נעשה ע"י הוספת הפונקציה הבאה:



שתי הפונקציות, המאתחלת את האוכלוסייה באופן רנדומלי והיוצרת מוטציה, הותאמו בכך שבמקרה הבעיה הזאת הם יגרילו אותיות רק מהטווח 0-9 (ערכי ה- ASCII בתחום 48-57). למרות שהשינוי הזה לא היה נחוץ הוא נעשה מטעמי יעילות.

בנוסף, נוספה האפשרות לקבל את הגינום ההתחלתי כארגומנט. במקרה הזה, האוכלוסייה ההתחלתית תהיה תאותחל כולה כבעלת אותו גינום התחלתי.