

# פיתוח אלגוריתם בקרה מבוסס לימוד מכונה לדיכוי רעידות במערכת דרגת חופש אחת

מגיש: דניאל לילינטל 311599815

מנחים: ד"ר זיו ברנד

ד"ר איתן פישר

איתן פישר

זיו ברנד

כ"ו חנוּא

## הצגת הבעיה

תנובות הייצור ואיכות המוצר בתהליכי חריטה פוחתים כאשר מתפתחים רעידות [1]. בנוסף, עם התפתחות הרעידות הבלאי גובר ורעש רקע מזיק גובר [2]. במעבדה לבקרת מערכות מכאניות גמישות מתקיים מחקר העוסק בהפחתת הרעידות במחרטות באמצעות מערכת בקרה בחוג סגור. לעיתים רבות, תכנון מערכת הבקרה מצריך ידיעה טובה של המודל הדינאמי של המערכת המבוקרת, תהליכי חריטה לעיתים מורכבים ומשתנים תוך כדי החריטה (למשל, שינוי עובי דופן חומר הגלם יגרום לשינוי הקשיחות). לפיכך, קיים אתגר רב לפתח משוואות דינאמיות אשר ייתמכו בפיתוח אלגוריתם הבקרה.

מטרת הפרויקט הוא לבסס שיטה לפיתוח אלגוריתם הבקרה בהסתמך על מדידות כניסה ויציאה ממערכת נתונה וללא צורך בידיעת המודל הדינאמי של התהליך הנתון באמצעות בקרה מבוססת למידת מכונה. האתגר בפרויקט זה הוא פיתוח ויישום אלגוריתם בקרה מבוסס למידת מכונה לריסון אקטיבי של רעידות באמצעות מדגים טכנולוגי של מערכת מכאנית בעלת דרגת חופש אחת.

## מטרות הפרויקט

- ריסון רעידות מכניות באמצעות בקרה מבוססת למידת מכונה - Machine Learning Control.
- השוואת ביצועים בין סימולציה לניסוי.
- השוואת ביצועים לבקר LQR ו - PD.
- הכנת תשתית לקראת מימוש בכלי חריטה.

## תכנית עבודה

- פיתוח מודל מתמטי למערכת הניסוי.
- פיתוח מודל לינארי ומודל לא לינארי למערכת הניסוי בSIMULINK.
- הרצת סימולציות עם בקר PD.
- למידת נושא בקרה אופטימלית - LQR.
- למידת נושא שיערוך דינאמי.
- הרצת סימולציה על המערכת עם בקר LQR ומשערך דינאמי.
- למידת תחום הבקרה מבוססת מכונה למידת מכונה.
- יישום השיטה על מודל מתמטי בתוכנת MATLAB.
- לימוד עבודה עם בקר NI MyRio וסביבת LabVIEW.
- ביצוע ניסויים לכיול מערכת הבקרה.
- בניית מודל למערכת בסביבת LabVIEW.
- הרצת ניסוי על המערכת הפיזית עם בקרת PD.
- הרצת ניסוי על המערכת הפיזית עם בקרת LQR ושיערוך דינאמי.
- לימוד עבודה עם בקר SpeedGoat בסביבת MATLAB.
- כיול הבקר עם המערכת הפיזית.
- הרצת ניסוי על המערכת הפיזית עם בקרת MLC.
- עיבוד תוצאות.
- כתיבת דוח מסכם.
- הכנת מצגת.
- כתיבת מאמר לכנס (אופציונלי).
- הגשת הדוח.

## לוחות זמנים

Jul-22	Jun-22	May-22	Apr-22	Mar-22	Feb-22	Jan-22	Dec-21	Nov-21	Oct-21	Sep-21	חודשים
מתמשך											סקר ספרות
										סיום	פיתוח מודל דינמי
										סיום	סימולצית בקר PD
									סיום		תכנון וסימולצית בקר LQR
									סיום		תכנון וסימולציה משערך
						סימולציה		לימוד תיאוריה			תכנון וסימולציה MLC
								סיום			לימוד עבודה עם בקרי NI סביבת LabVIEW
					סיום						לימוד עבודה עם בקרי SpeedGoat סביבת MATLAB
			ניסוי MLC				ניסוי LQR	ניסוי PD			ניסוי אימות, תיקוף והשוואה סוגי בקרים
הגשה	כתיבה										כתיבת דוח מסכם + מצגת
הגשה	כתיבה										כתיבת מאמר לכנס (אופציה)

## סיכום פגישות עם המנחה

- **26.07.21** - פגישה בזום עם זיו, היכרות והצגת הפרויקט.
- **28.07.21** - פגישה בזום עם זיו, העמקה על תדר הרזוננס, כיצד הוא משפיע על מערכת וכיצד מערכת הבקרה משפיעה על תדר זה.
- **01.08.21** - פגישה בזום עם זיו, היכרות עם מערכת הניסוי והסבר על המודל הדינמי שלה.
- **09.08.21** - פגישה בזום עם זיו, העמקה בנושא בקרה אופטימלית (LQR).
- **15.09.21** - פגישה בזום עם זיו ואיתן, מעבר כללי על מה שעשיתי עד עכשיו.
- **03.10.21** - פגישה עם זיו במעבדה – הצגת המערכת, היכרות עם סביבת LabVIEW והסבר כללי על Machine Learning Control.
- **11.10.21** - פגישה עם זיו במעבדה – ביצוע ניסוי קצב דגימה עם מחולל אותות ואוסילוסקופ – בדיקת קצב הדגימה של בקר MyRion.



**sce**

המכללה האקדמית להנדסה ע"ש סמי שמעון

המחלקה להנדסת מכונות Department of Mechanical Engineering

## **דוח שעות שהושקעו במהלך הקיץ**

למידה על מערכות בקרה קלאסית ותדר רווננס - 12 ש'

למידה על בקרה אופטימלית ושיערוך - 18 ש'

ביצוע מודל לינארי ב-SIMULINK של מערכת הניסוי - 8 ש'

ביצוע מודל לא לינארי ב-SIMULINK של מערכת הניסוי - 8 ש'

התאמת בקר PID על מודלי הניסוי ב-SIMULINK - 6 ש'

התאמת בקר LQR על מודלי הניסוי ב-SIMULINK - 8 ש'

התאמת משעריך דינמי על מודלי הניסוי ב-SIMULINK - 12 ש'

למידה על נושא בקרת Machine Learning Control - 18 ש'

למידת סביבת LabView - 18 ש'

מידול מערכת הניסוי בסביבת LabView - 8 ש'

פגישות עם המנחים - 8 ש'

## סיכום העבודה (סקר ספרות ראשוני)

בתהליך החריטה מתרחשות רעידות כתוצאה מהתנגדות חומר הגלם לסכין, חוסר איזון של חומר הגלם התפסנית עצמה, קשיחות נמוכה של הסכין-עוֹבָד וכו'. הרעידות גורמות למספר בעיות בתהליך החריטה [1]:

1. טיב פני שטח ירוד (פגיעה באיכות המוצר).

1. ירידה בתנובות הייצור.

2. שחיקה מהירה של הסכין.

3. שחיקה מהירה של חלקי המכונה.

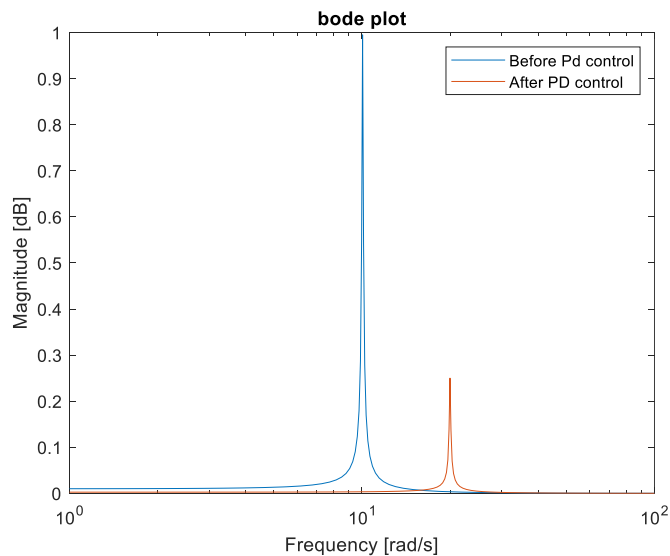
גישה מוכרת להתמודדות עם רעידות אלה הינה שימוש בגישות המקובלות מעולם העיבוד השבבי, למשל הורדת מהירות סיבוב הספינדל, הפחתת מהירות הקידמה, הקטנת גודל השבב, הוספת נקודות אחיזה לרכיב המעובד וכו' [3]. שיטה זו מתאימה בעיקר לחריטות בהם האפקטים הדינאמיים זניחים ולא משתנים תוך כדי התהליך.

גישה נוספת להתמודדות עם אתגר זה היא הגישה של הריסון הפאסיבי. גודפרי [4] פיתח מחזיק סכין עם מרסן פאסיבי - גוף אשר בולע את האנרגיה הקינטית הלא רצויה שנוצרת במערכת בהתאם לחישובים של דינמיקת המערכת ושל התדירות הטבעית שלה. הוא התקין את המחזיק סכין על המחרטה על מנת לשפר את הביצועים ואכן שיטה זו הוכחה כיעילה בשיפור טיב פני השטח [4]. מיגלז [5] השתמש בשיטה דומה - מרסן פאסיבי שנמצא חיצוני למחזיק סכין - גם הוא הוכיח את יעילותה של שיטה זו. הקושי ביישום שיטות אלו הוא שבגלל ריבוי הגורמים המשפיעים על תדירות המערכת שגם משתנה עם זמן העיבוד, מאוד קשה לחשב את הפרמטרים לריסון הפסיבי ויתרה מזאת התדירות הטבעית של כל מערכת משתנה מאחת לשנייה ועבור כל מערכת צריך לייצר מוצר מתאים [6].

הגישה השלישית מבוססת על שימוש ברכיבים אקטיביים שמטרתם דיכוי רעידות המכונה על-ידי בליעת אנרגיה באמצעות מערכת בקרה בחוג סגור. מערכת הבקרה בחוג סגור כוללת מדידת הרעידות, בקר אשר קובע את האנרגיה הנדרשת לדיכוי הרעידות ואקטואטור המספק אנרגיה למערכת המכאנית לצורך דיכוי הרעידות. גישה זאת מאפשרת התמודדות טובה יותר מאשר הגישה הפאסיבית עם אפקטים דינאמיים משמעותיים, שינויים דינאמיים תוך כדי תהליך החריטה והפרעות חיצוניות [7]. Fan and masih [6] השתמשו באלקטרו-מגנט שממוקם על יד המחזיק סכין שמופעל באמצעות בקרה אופטימלית [12] והצליחו ע"י כך לשפר את טיב העיבוד. Atsushi, Minetaka and Iwao [7] השתמשו באקטואטורים פייזואלקטורים על מנת לרסן את הרעידות במחזיק סכין שמבוקרים ע"י מיקום קטבים. Jérémie, Fredy and Konrad [8] השתמשו גם כן באקטואטורים פייזואלקטורים אך את השליטה הם עשו ע"י בקרה אופטימלית. הם הוכיחו שאפשר לשפר טיב פני השטח בצורה משמעותית ע"י ריסון אקטיבי. אחד מהקשיים בשיטות בקרה אלה הוא חוסר היכולת לשלוט בכל הפרמטרים של המערכת

הדינאמית. בתהליך עיבוד של צילינדר דק דופן לדוגמא, יש קושי גדול בחישוב התדירות הטבעית של המערכת כיוון שהיא מושפעת גם מהעיבוד עצמו, גם מהסיבוב וגם מהשפעות חיצוניות. הקשיים שהוצגו מחזקים את הצורך בבחינה של שיטות בקרה בחוג סגור מבוססות למידת מכונה שאינן מצריכות ידע על המודל הדינאמי ומסתפקות במידע של נתוני כניסה ויציאה.

על מנת להבין את התחום לעומק למדתי את נושא תדר הרזוננס, השפעתו על מערכת והשפעת בקרה על תדר זה. פיתוח מודל מתמטי פשוט של קפיץ מרסן בסביבת MATLAB ובחינת השפעת בקר PD על המערכת עוזר להבין בצורה יותר מוחשית:



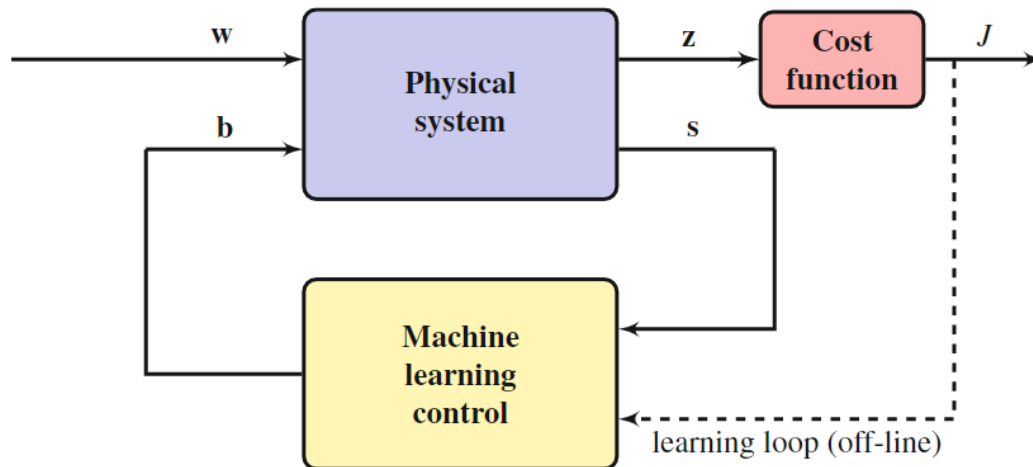
איור 1: בדיאגרמת בודה זו ניתן לראות את השפעת בקר PD על מערכת פשוטה - הגרף האדום מראה על ירידה דרמטית בהגבר בתדר הרזוננס והזזתו לתדירות גבוהה יותר.

### MLC (Machine Learning Control):

למידת מכונה - טום מ. מיטשל [9] הגדיר למידת מכונה כך: "תוכנית מחשב תיקרא לומדת מניסיון E ביחס למחלקת משימות T ומדד ביצועים P, אם הביצועים של משימות B, בהתאם למדד P, משתפרים עם הניסיון E" [9]. לדוגמה, תוכנית מחשב הלומדת לשחק שחמט, עשויה לשפר את ביצועיה (P) שנמדדים ביכולתה לנצח באוסף המשימות (T) הכרוכות במשחקי שחמט, באמצעות ניסיון (E) שהושג על ידי משחק נגד עצמה. באופן כללי, כדי שתהיה לנו בעיית למידה מוגדרת היטב, עלינו להגדיר אותה בצורה נכונה [9]. נושא למידת מכונה הוא נושא שיכול לפתור בעיות מסובכות שהאדם יתקשה לפתור. על ידי כיוון נכון של פרמטרים, כמו מדד ביצועים והגדרת הבעיה כמו שצריך, למידת מכונה יכולה להשתפר על ידי ניסויים רבים ואופטימיזציה ושיפור עצמי כל ניסוי. למידת מכונה

משמשת לייצר מודל של מערכת, על ידי אוסף גדול של נתונים והמודל אמור להשתפר ככל שיש לו יותר ויותר נתונים [10].

בקה מבוססת לימוד מכונה (MLC - Machine learning control) - MLC זה תת נושא של למידת מכונה שיטה זו משתמשת בלמידת מכונה על מנת לפתור בעיות אופטימיזציה. שיטה זו משמשת בעיקר לפתרון בעיות בקרה לא לינאריות, מורכבות ומרובות פרמטרים. השיטה בה אשתמש בפרויקט זה פותחה ע"י Thomas Duriez, Steven I. Brunton, Bernard R. Noack [10]. שיטה זו מטרתה לייצר חוק בקרה (אלגוריתם) שע"י שימוש ביציאות המערכת הפיזית מחשב את הכניסות שעל המערכת לבצע) על בסיס מדידת ביצועים  $z$  והכנסתם לפונקציית מחיר  $J$  (עד כמה כל ביצוע במערכת חשוב לנו) ועל ידי עיבוד נתונים על בסיס אלגוריתם גנטי, מייצר פונקציה  $b(s)$  בה הוא כופל את מדידת הסנסורים  $s$  שקיימים במערכת ומחזיר ערך זה לכניסה למערכת הפיזית שמפעילה את האקטואטורים בהתאם כמו שניתן לראות באיור 2.

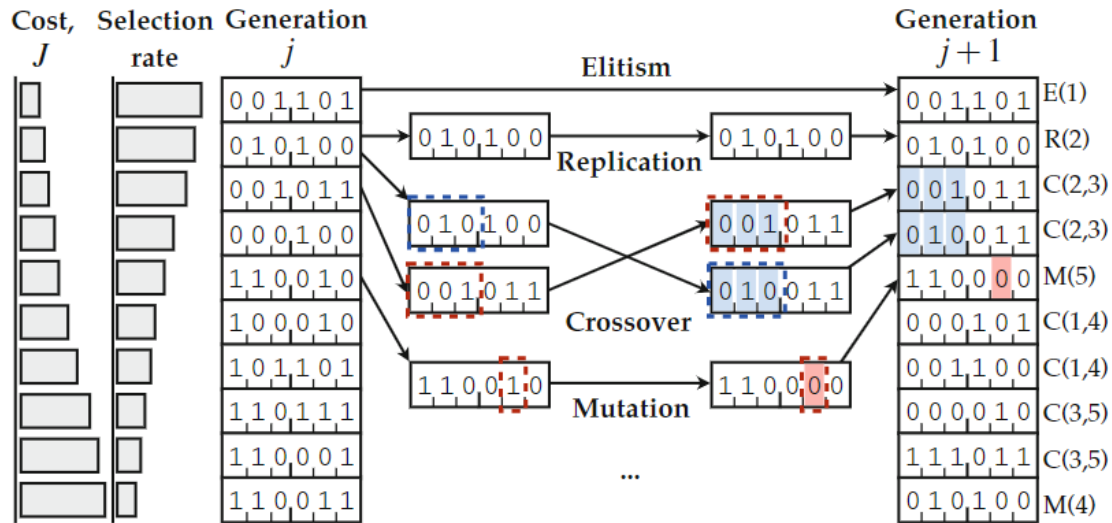


איור 2: באיור זה ניתן לראות את הסכמה של MLC - מערכת פיזית, עם הפרעות  $w$  מערכת חיישנים  $s$  ופונקציית המחיר  $J$  [10].

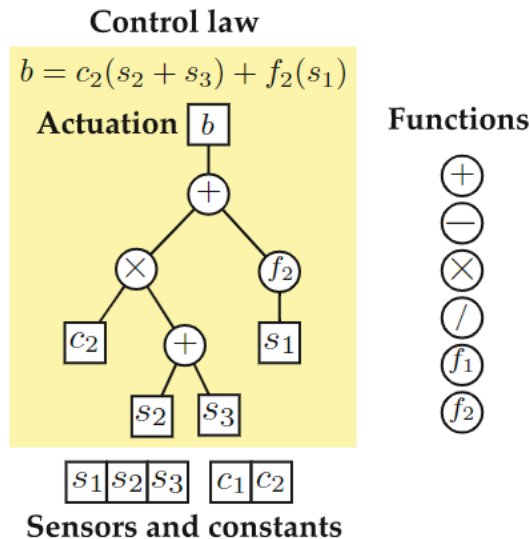
שיטה זו מתבססת על אלגוריתם גנטי - אלגוריתם שמחקה את ההתנהגות של הגנים. לאלגוריתם זה קיימת "אוכלוסייה" באוכלוסייה קיימים מספר איברים אינדיבידואלים, כל איבר באוכלוסייה הוא חוק בקרה מסוים  $b(s)$  באיור 4 מוצגת דוגמא של חוק בקרה מסוים -  $b$ . על ידי ניסוי של כל איבר באוכלוסייה על המערכת ומדידת ביצועי המערכת עם פונקציית המחיר, האלגוריתם ממין את האיברים בסדר עולה (ככל שפונקציית המחיר תהיה קטנה יותר כך הביצועים טובים יותר) כך שבצעם האיבר הכי טוב נמצא למעלה. מתוך איברים אלה אחוז מסוים נשאר בחוף ובשביל הדור הבא מתבצעות פעולות שנלקחו מעולם הגנטיקה - אליטה, שכפול, שחלוף ומוטציה. באיור 3 מוצגות פעולות אלו ומה כל אחת מבצעת על איברי האוכלוסייה. אלו פעולות שגורמות לאוכלוסייה לחקור את המרחב שלה



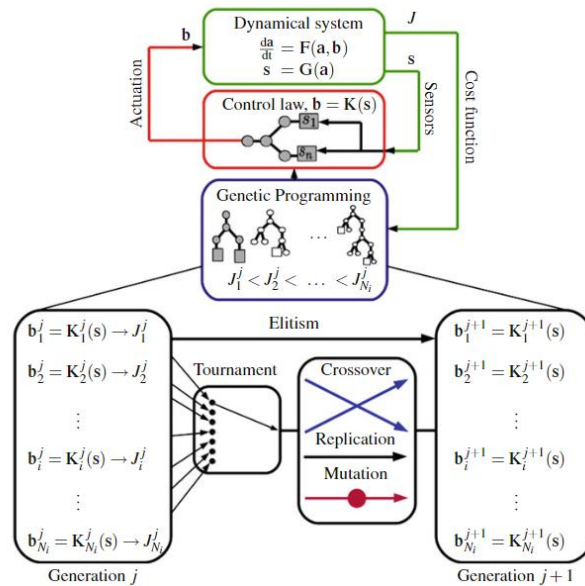
ולגלות איברים מסוג  $b(s)$  שיגרמו לפונקציית המחיר  $J$  להיות טובה יותר [10]. ככל שהאלגוריתם ירוץ יותר דורות ( $j$ ) וככל שהאוכלוסייה יותר גדולה כך גדל הסיכוי למצוא חוק בקרה טוב יותר.



איור 3: באיור זה ניתן לראות את הפעולות שמבצע האלגוריתם גנטי לאוכלוסייה שלו בין דור  $j$  לדור  $j+1$ . [10]

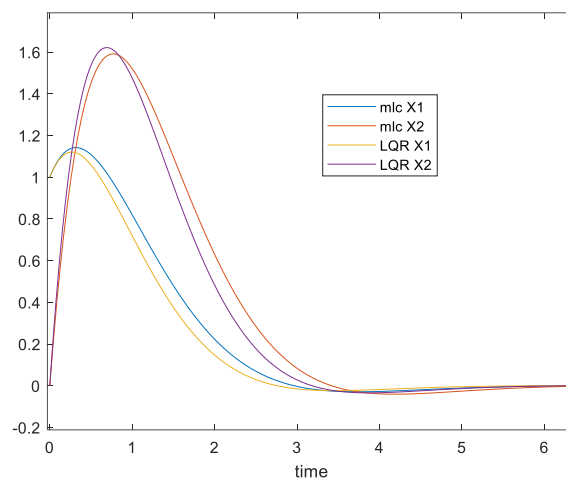


איור 4: באיור זה ניתן לראות איבר אחד באוכלוסייה - על ידי אוסף של פונקציות וקבועים האלגוריתם מבצע חישוב על מדידת החיישנים ומייצר איבר  $b(s)$  [10].



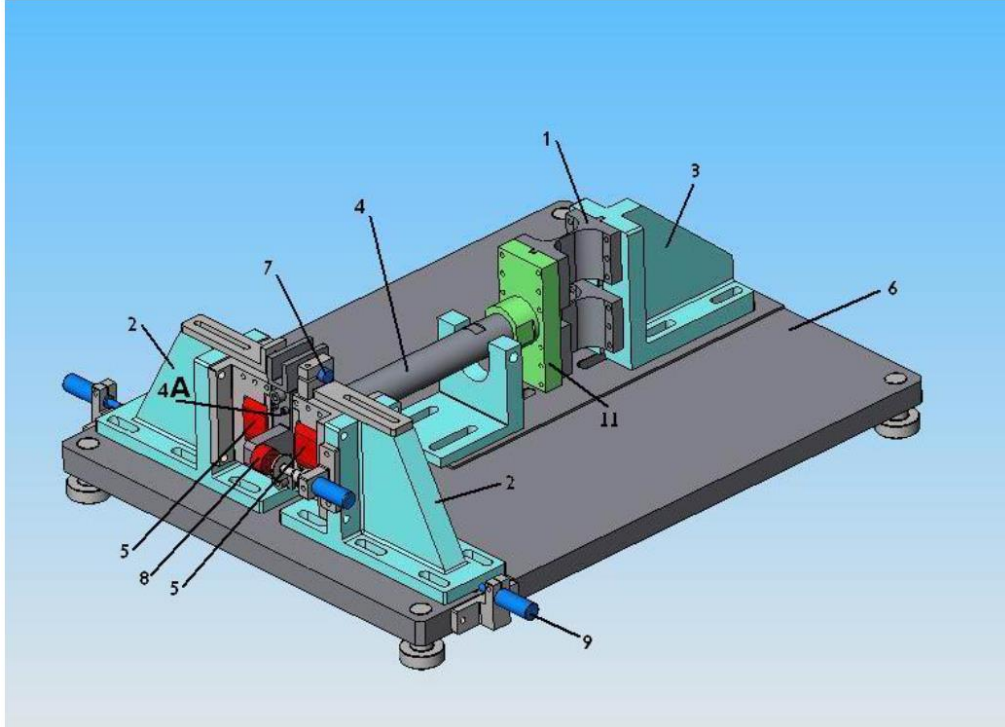
איור 5: איור שמשלב את המערכת הכללית עם פירוט הפעולות שמבצע האלגוריתם על האוכלוסייה [10].

מאחר ושיטת ה-MLC היא בעצם מוציאה ערכי חוק בקרה אופטימליים עבור מערכת דינאמית, אם ארץ אלגוריתם זה על מערכת דינאמית ידועה מראש, בהכרח ערכי חוק הבקרה (b) יתכנסו לאותם ערכים שאותם נמצא בעזרת שיטת בקרה אופטימלית - LQR [10]. בתרגיל שהובא בספר [10], ביצעתי ניסוי בידון על מערכת דינאמית פשוטה - בעזרת פקודת "LQR" הוצאתי ערכי K למערכת, ובעזרת ה-MLC הוצאתי חוק בקרה b(s) לאחר 7 דורות של חישוב, לאחר מכן השוותי את ביצועי המערכת עם ערכי ה-LQR ועם ערכי ה-MLC. באיור 6 ניתן לראות את ההשוואה.



איור 6: השוואת ביצועי LQR לביצועי MLC

לטובת הניסויים על מערכת עם דרגת חופש אחת קיימת במעבדה מערכת ניסוי שמדמה מסה עם קפיץ ומרסן :



איור 7: מתקן הניסוי [9]

מערך הניסוי כולל את מתקן הניסוי, מערכת השליטה, מערכת איסוף הנתונים, מערכת המדידה ומגברי הזרם. המתקן מורכב מ-6 חלקים עיקריים: ציר גמיש (1), מוט וליבה נעה (4) ו-(A4), פרופילי קיבוע עבור האלקטרומגנטים (2), פרופיל קיבוע לציר הגמיש (3), אלקטרומגנטים (5) ובסיס (6) [9].

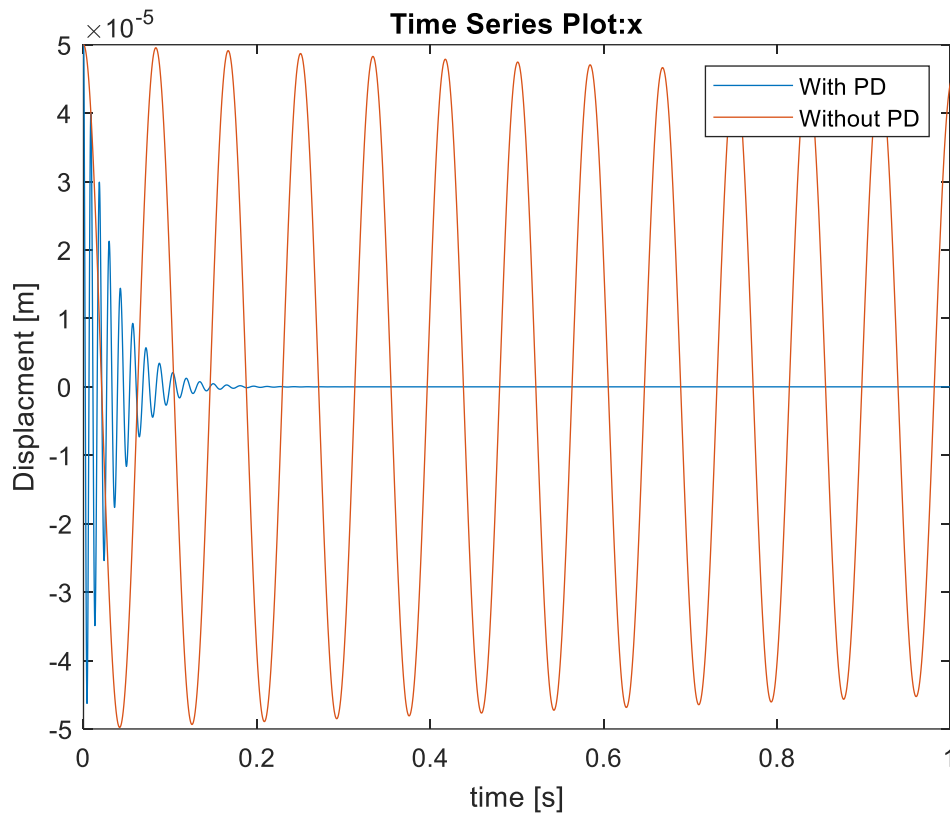
המודל הדינמי של המערכת המתוארת באיור 6, פותח ואומת בניסוי [9], משוואת התנועה מתוארת במשוואה 1 ומציגה את הקשר בין תגובת המערכת  $x$  לכניסת הזרם  $I_c$ :

$$\ddot{x} = \left( -\frac{k}{m} - \frac{4 \cdot C \cdot I_b^2}{m \cdot L_0^3} \right) \cdot x - \frac{c}{m} \cdot \dot{x} + \frac{4 \cdot C \cdot I_b}{m \cdot L_0^2} \cdot I_c \quad \text{משוואה 1}$$

כאשר:

מרחק בין המסה לאלקטרו מגנט -  $L_0$ , קבוע המגנטיות -  $C$ , קבוע הקפיץ -  $k$ , מסה -  $m$ , מיקום המסה -  $x$ , זרם הבקרה -  $I_c$ , זרם בסיסי שזורם בסלילים -  $I_b$ .

בחינת אלגוריתמי בקרה בסימולציה עבור המערכת הנתונה ביצעתי באמצעות SIMULINK. המודל הדינאמי הלא לינארי (משוואה 1) ייצגה את המערכת הפיזית (איור 7) וכמו כן ביצעתי לינאריזציה סביב נקודת שיווי משקל על המודל. באיור 8 ניתן לראות את תגובת המערכת כאשר מיקומה ההתחלתי נמצא ב-50 מיקרו מטר ללא בקרה כלל וגרף נוסף עם בקרת PD.

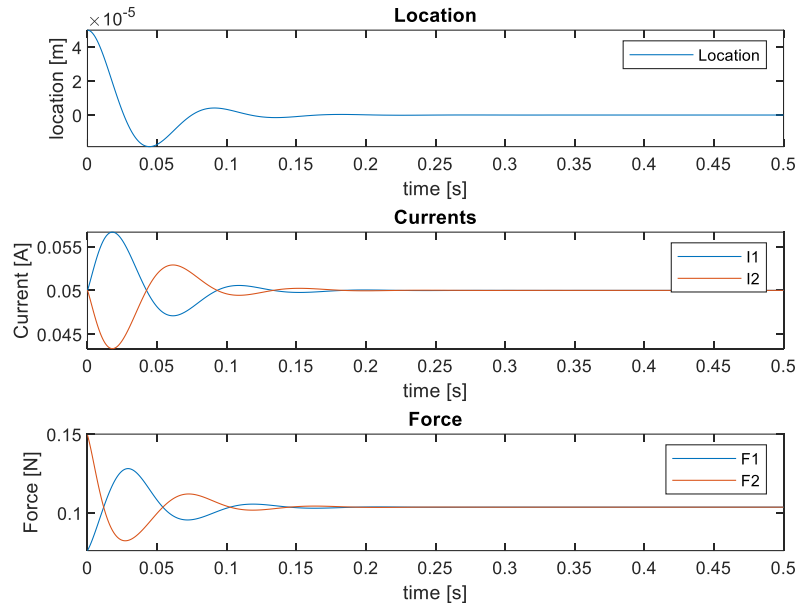


איור 8: תגובת המערכת להזזה פעם ללא בקרה ופעם עם בקרת PD

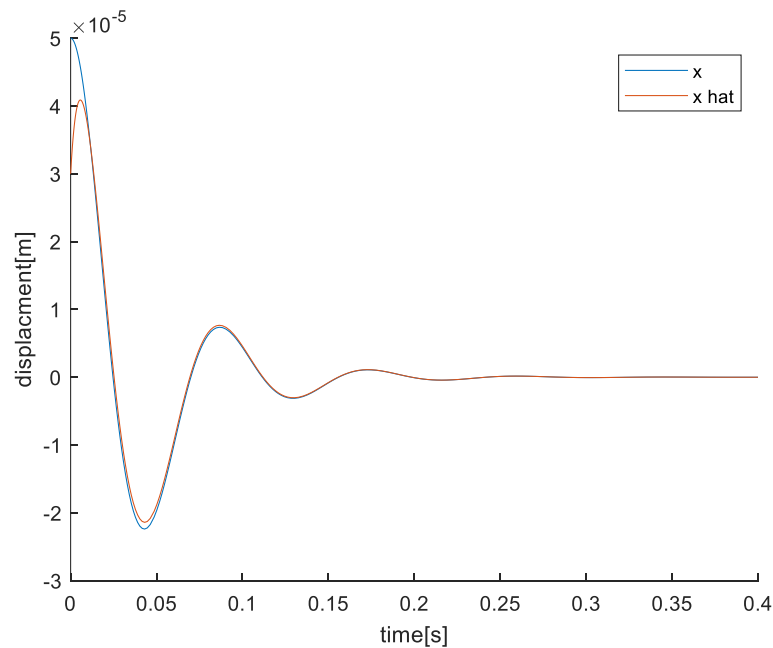
בגרף זה ניתן לראות את התזוזה בזמן כתגובה למצב התחלתי מוזז, אפשר לראות שבהשפעת בקר ה-PD המערכת מתרסנת מהר מאוד ביחס למערכת ללא בקרה.

למידת נושא בקרה אופטימלית (LQR) ושערוך: על מנת להבין את ה-MLC יש להבין את הבקרה האופטימלית, מכיוון ה-MLC היא שיטה שמבוססת על אופטימיזציה של פונקציית מחיר. ההבדל הוא שהבקרה האופטימלית מבצעת אופטימיזציה על בסיס מודל דינאמי ידוע. על מנת ליישם את ה-LQR על המערכת נדרש לשלוט בכל וקטור המצב  $X$  [12], עקב כך שבמערכת אין לי מדידה של כל וקטור המצב אני נדרש לבצע שיערוך דינאמי [13]. יישמתי ב-SIMULINK מודל עם בקרת LQR עם משערוך על מנת לבחון את תגובת המערכת לבקרה זו, ניתן לראות באיור 9 את תגובת המערכת למצב התחלתי של 50 מיקרו מטר וכיצד היא

מתייצבת. באיור 10 ניתן לראות כיצד גרף השיערוך מתכנס לגרף המיקום האמיתי כאשר תנאי ההתחלה של המשערך הוא 30 מיקרו מטר.



איור 9 : תגובת המערכת עם בקרת LQR ומשערך.



איור 10 : בגרף זה ניתן לראות את התזוזה בזמן כמו כן ניתן לראות את גרף השיערוך ביחס למיקום האמיתי ושאלכן ישנה התכנסות מהירה ביניהם.

## ביבליוגרפיה

- [1] Z.brand, S.Arogeti "Extended model and control of regenerative chatter vibration in orthogonal cutting", IEEE,2018.
- [2] G. Quintana, J. Ciurana, "Chatter in machining process: A review," International Journal of Machine Tools & Manufacture, vol. 51, pp. 363–376, January 2011.
- [3] Y. Altintas, M. Weck," Chatter stability of metal cutting and grinding." CIRP Annals, vol 53, pp.619-642,2004.
- [4] [ L. K. Rivin and H. L. Kang, "Improving dynamic performance of cantilever boring bars", Ann. CIRP, vol. 38, no. 3, pp. 377–380, Jan. 1989.
- [5] M. H. Miguelez, L. Rubio, J. A. Loya, and J. Fernandez-Saez, "Improvement of chatter stability in boring operations with passive vibration absorbers", Int. J. Mech. Sci., vol. 52, no. 10, pp. 1376–1384, Jul. 2010.
- [6] F.Chen, M.Hanifzadegan, "Active Damping of Boring Bar Vibration with a Magnetic Actuator", IEEE/ASME transactions on mechatronics, vol. 20, no. 6, pp. 2783–2794, dec. 2015.
- [7] A.Matsubara, M.Maeda, I.yamaji, "Vibration suppression of boring bar by piezo electric actuators and LR circuit", CIRP Annals vol.63, no.1 , pp.373-376, jan.2014.
- [8] J.Monnina, F.Kusterb, K.Wegenerb," Optimal control for chatter mitigation in milling-Part 1: Modeling and control design", Control Engineering Practice vol.24,pp.156-166,2014.
- [9] Mitchell, T. (1997). Machine Learning, McGraw Hill. ISBN 0-07-042807-7, p.2.
- [10] T.Duriez et al., "Machine Learning Control - Taming Nonlinear Dynamics and Turbulence", Springer, 2017
- [11] ז.ברנד ואחרים, "מערכת חד ערוצית חלק א' - ריסון תנודות אקטיבי באמצעות חוק משוב PD", הקריה למחקר גרעיני, 2009.
- [12] Anderson, B. D., & Moore, J. B. (2007). Optimal control: linear quadratic methods. Courier Corporation.
- [13] R. E. Kalman, "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems", Research Institute for Advanced Study, Baltimore, Md., 1960