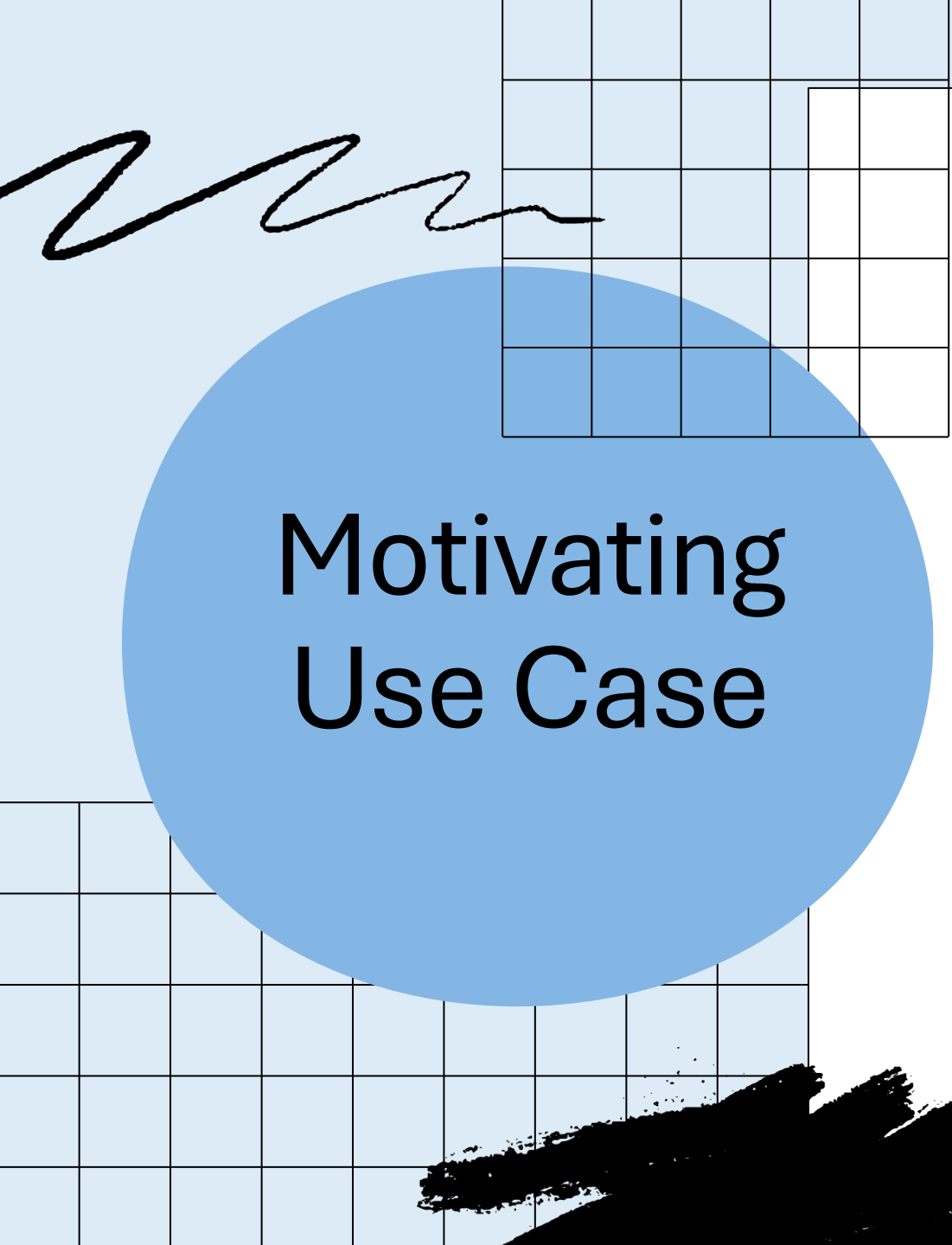


# Real OR Fake

טל מיצמכר  
עמית מיצמכר  
דני גורודינסקי





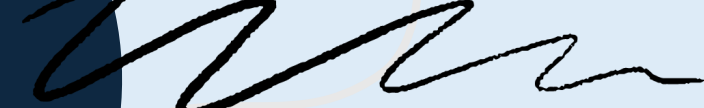
# Motivating Use Case

## האתגר:

ההבדלים בין נעל מקורית למזויפת כמעט לא נראים.  
לכן המודל צריך לזהות שינויים מאוד קטנים בפרטים בין  
תמונות שנראות כמעט זהות.  
זו לא רק בעיית סיווג רגילה, אלא משימה שדומה יותר לזיהוי  
חריגות עדינות.

## הגדרה פורמלית:

פיתוח Pipeline של ראייה ממוחשבת המשלב Multi-label  
Classification (סיווג פגמים מרובים)  
ו-Object Detection (לוקליזציה באמצעות Bounding Boxes).



קשר לפרויקט	תוצאות	דאטה	שיטות	משימה	כותרת / שנה
מהווה הוכחת היתכנות לשימוש ב- GenAI ככלי להגדלת הדאטה-סט בנעליים.	ב-33% מהניסויים, מודלים שאומנו על דאטה סינתטי עלו בביצועיהם על אימון "אמיתי".	דאטה היברידי: שילוב של תמונות אמת עם תמונות גנרטיביות.	Stable Diffusion 2.1 + LoRA Fine-tuning לשיפור הדיוק הוויזואלי.	שיפור ביצועי מודלי סיווג באמצעות דאטה סינתטי.	Stable Diffusion Dataset Generation for Downstream Classification Tasks (2024)
תומך בגישה של זיהוי פגמים ספציפיים שהושתלו על הלוגו בצורה גנרטיבית.	השגת דיוק גבוה בזיהוי האזור ש"טופל" על ידי מודל ה- Diffusion	תמונות שעברו Inpainting גנרטיבי במיקומים שונים.	ניתוח במרחב התדר ואיתור דפוסי רעש סינתטי.	זיהוי ומיקום של שינויים גנרטיביים בתמונה.	Localization of diffusion model-based inpainting through the inter-intra similarity of frequency features (2024)
מאפשר "להשתיל" את הפגם (הזיוף) בדיוק על קווי התפר הקיימים של הנעל המקורית.	יכולת יצירת תמונות חדשות תוך שמירה מלאה על הקומפוזיציה המקורית.	דאטה-סטים מגוונים הכוללים Canny Depth Maps-IEdges	שימוש ב- Zero Convolution להעתקת משקולות הרשת ושמירה על מבנה האובייקט.	הוספת שליטה גיאומטרית ומרחבית למודלי Diffusion	Exposing fake images generated by text-to-image diffusion models (2023)

# יצירת נתונים סינתטיים וסקירת Dataset

דאטה סינטטי:

הטמעת מודל Stable Diffusion עם טכניקות Inpainting ו-ControlNet לשליטה מרחבית על מיקום הפגם.

הנדסת פרומפטים:

שימוש ב- Conditioning טקסטואלי וויזואלי לייצור וריאציות של פגמים ספציפיים

(לדוגמה: Irregular logo embossing, Asymmetric stitching)





# טכניקות ליצירת נתונים

## פרומפטים

בחירת תכונות ספציפיות



לוגו (צורה, צבע, מיקום)

## יצירת זיופים

שימוש בעיבוד תמונה  
דיגיטלי להשתלת פגמים  
ממוקדים

## שינויים ברמת הפיקסל

התמקדות באזורי מפתח של  
לוגו שונה לפי מותג

# דוגמא לפרומט

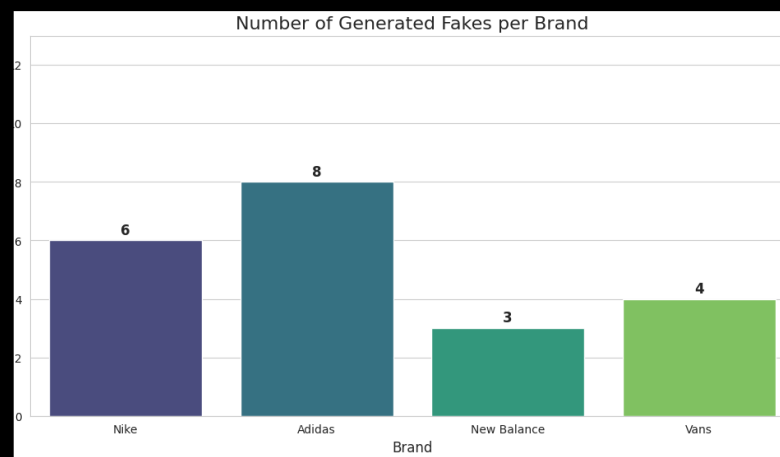
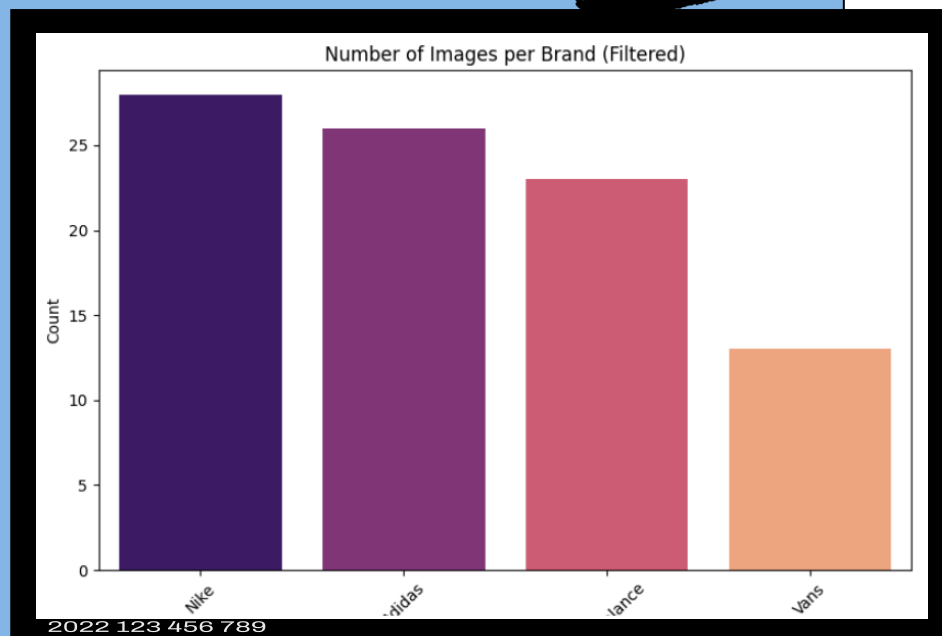
```
prompt=f"a distorted bootleg {brand} logo, messy embroidery, fake brand mark, colorful",  
negative_prompt="clean shoe, no logo, blurry, watermark",
```

# EDA

מצב נוכחי: 90 תמונות מקוריות ו-21 תמונות סינתטיות.

בשלב הזה של הפרויקט התמקדנו ביצירת פרומפטים מדויקים וכיול מודל ה-Stable Diffusion.

המשך עבודה: בשלב הבא נבצע הגדלה משמעותית של כמות הזיופים במטרה לאפשר למודל ללמוד מגוון רחב של "פגמים".



# הפתרון המתוכנן

המודל המתוכנן: שימוש בארכיטקטורת ResNet50 שעברה אימון מקדים על בסיס הנתונים ImageNet.  
המודל כבר מחזיק ב"ידע מוקדם" לחילוץ תכונות ויזואליות בסיסיות.

השינוי המתוכנן: דילוג על השכבות הראשונות (שמזהות קווים וצורות כלליות) וביצוע Fine-Tuning לשכבות העמוקות ביותר. המטרה היא התאמת המודל לזיהוי מאפיינים ספציפיים.



# משימות

הגדלת הדאטה סינתטית



אימון מודל על כמות דאטה  
מספיקה



בדיקת המודל שהוא לומד ולא  
משנן (Overfitting\Underfitting)



בדיקת המודל על התמונה  
חדשה שלא ראה מעולם





# תודה על ההקשבה