מערכת לניתוח פודקאסטים

רע בורלא



?מה כולל הפרויקט

- מערכת אנליטית מקצה לקצה לניתוח נתוני פודקאסטים
 - אוטומציה מלאה של איסוף וניתוח נתונים

מטרות מרכזיות:

- ניטור ביצועי תוכן הפודקסטים של Mamramic
 - הבנת ההתנהגות של המשתמשים
 - אופטימיזציה של תוכן -
 - זיהוי מגמות

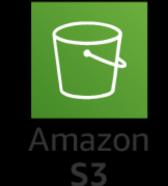




תשתית

תשתית AWS עם שלוש שכבות:

(Raw - Bronze) נתונים גולמיים



(Staging - Silver) נתונים בשלב הכנה או מעובדים חלקית

(Curated - Gold) נתונים נקיים "מזוקקים" עבור ניתוחים אנליטיים •

שלבי התהליך

S3 Bronze-אחסון של כלל הנתונים הגולמיים (קובץ הפיד והלוגים) ב-S3 Bronze

2. ניקוי ועיבוד של הנתונים וקבצי הלוגים ואחסונם ב-S3 Silver

S3 Gold-הקמה של מחסן נתונים מהנתונים המעובדים המשולבים ב-3.

Crawlers יצירה של קטלוג בעזרת.4

5. ניתוח של הנתונים

כלים

תהליכי העיבוד מנוהלים ע"י Apache Airflow ורצים בתוך קונטיינר Docker, תוך שימוש בספריות Apache Airflow לעיבוד הנתונים, והמרתם לפורמט Parquet. בשל גודל הנתונים היחסית קטן, אנו נמנעים משימוש בכלים כמו Apache Spark, ומאיצים את העיבוד באמצעות עיבוד במקביל, תוך ניצול מיטבי של ליבות המעבד לביצועים משופרים ותהליכי עבודה יעילים.



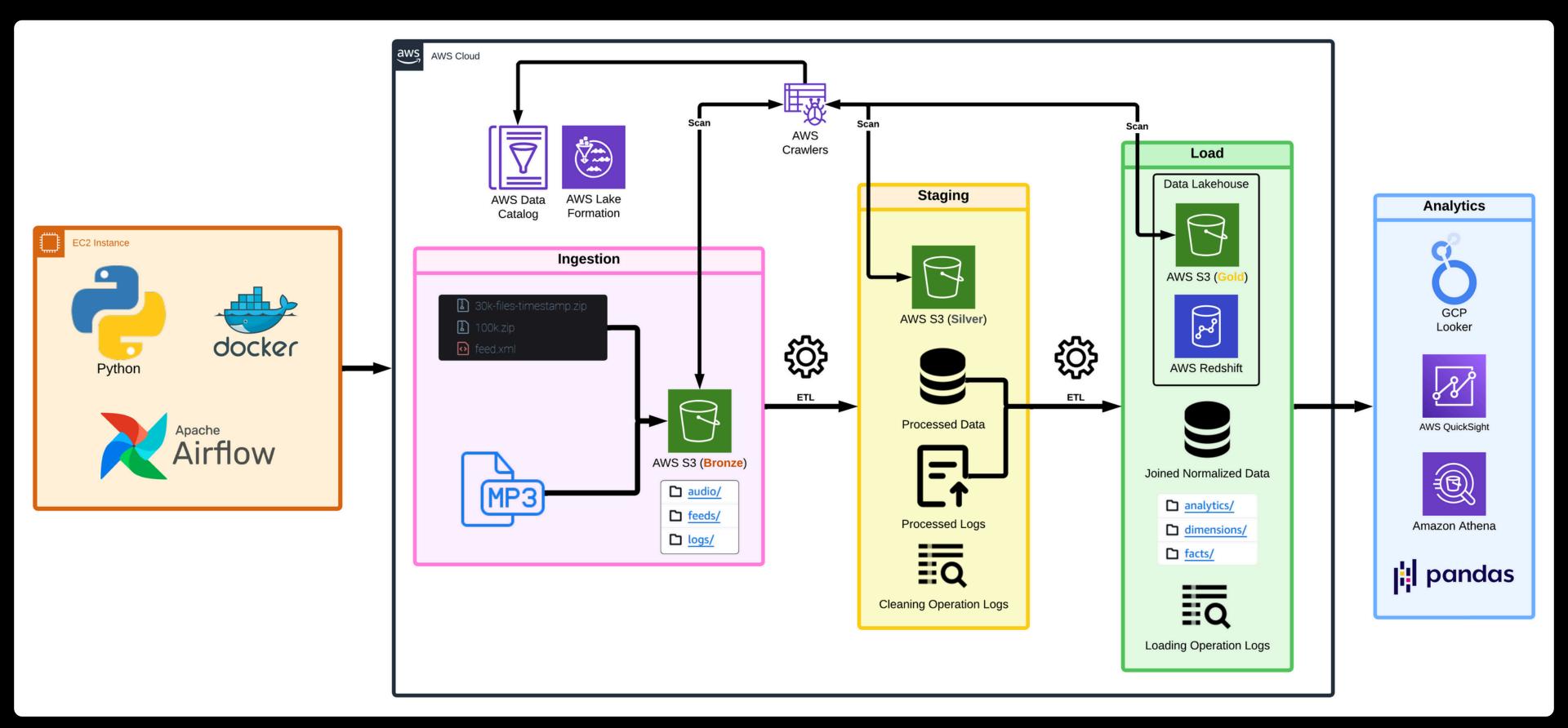
מספק סביבה מבודדת ואחידה להרצת התהליכים :Docker



Apache Airflow: מאפשר ניהול אוטומטי של התהליכים



Python: pandas, boto3, pyarrow, ffmpeg, nltk



מיפוי מקור-יעד

Source: raw-data-bronze/feeds /[year]/[month]/feed.xml

Target: staging-data-silver/feeds/data/episodes/[year]/[month]/feed.parquet, curated-data-gold/dimensions/

שדה מקור	שדה יעד	טבלת יעד	טרנספורמציה	סוג נתונים	אילוצים
title	title	dim_episode	ניקוי רווחים, חילוץ מבקר	מחרוזת	לא ריק
pubDate	pubdate	dim_date	המרה לפורמט ISO	חותמת זמן	לא ריק
duration	duration_seconds	dim_episode	המרה לשניות, הגבלה ל-3600	מספר שלם	0-3600
episode	episode	dim_episode	תיקון לפי כותרת אם יש אי התאמה	מספר שלם	גדול מ-0
author	author	dim_author	ניקוי רווחים	מחרוזת	לא ריק
episodeType	episodetype	dim_episode	המרה לאותיות קטנות	מחרוזת	לא ריק
season	season	dim_episode	ברירת מחדל 1 אם ריק	מספר שלם	גדול מ-0
description	description	dim_episode	ניקוי HTML ורווחים	מחרוזת	יכול להיות ריק

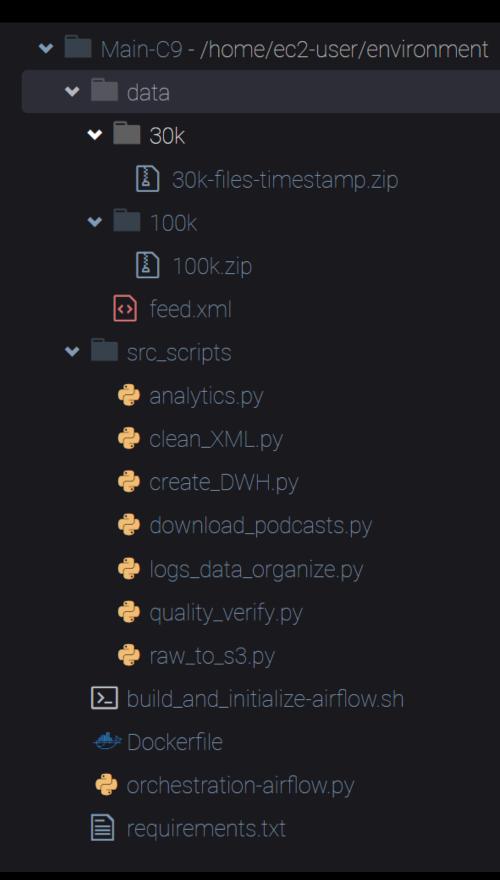
 $\textbf{Source:} \ raw-data-bronze/logs/archives/[year]/[month]/[type]/*.zip$

Target: staging-data-silver/logs/data/[type]/[year]/[month]/[type]_logs.parquet

שדה מקור	שדה יעד	טבלת יעד	כלל טרנספורמציה	סוג נתונים	אילוצים
timestamp	timestamp	fact_engagement	וSO המרה לפורמט	חותמת זמן	לא ריק
unique_id	user_id	fact_engagement	העתקה ישירה	מחרוזת	לא ריק
event	event_type	fact_engagement	קיבוץ לספירות	מספר שלם	לא ריק
episode_number	episode_id	fact_engagement	מפתח לחיבור עם dim_episode	מספר שלם	לא ריק

episode_id, date_id 'לפי 'search' ספירת אירועים מסוג - search_count episode_id, date_id 'לפי 'listen' ספירת אירועים ספירת אירועים מסוג - listen_count episode_id, date_id 'לפי 'like' ספירת אירועים מסוג '- like_count

ניצור סביבת עבודה



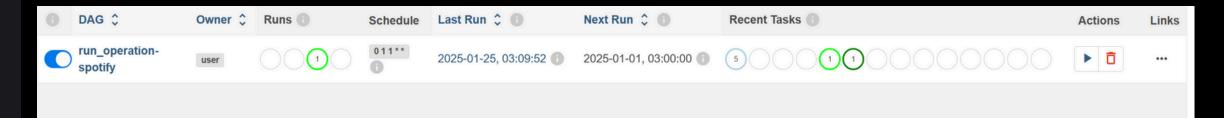
נריץ את קובץ ה-Shell



Docker בעזרת Container-ניצור את ה



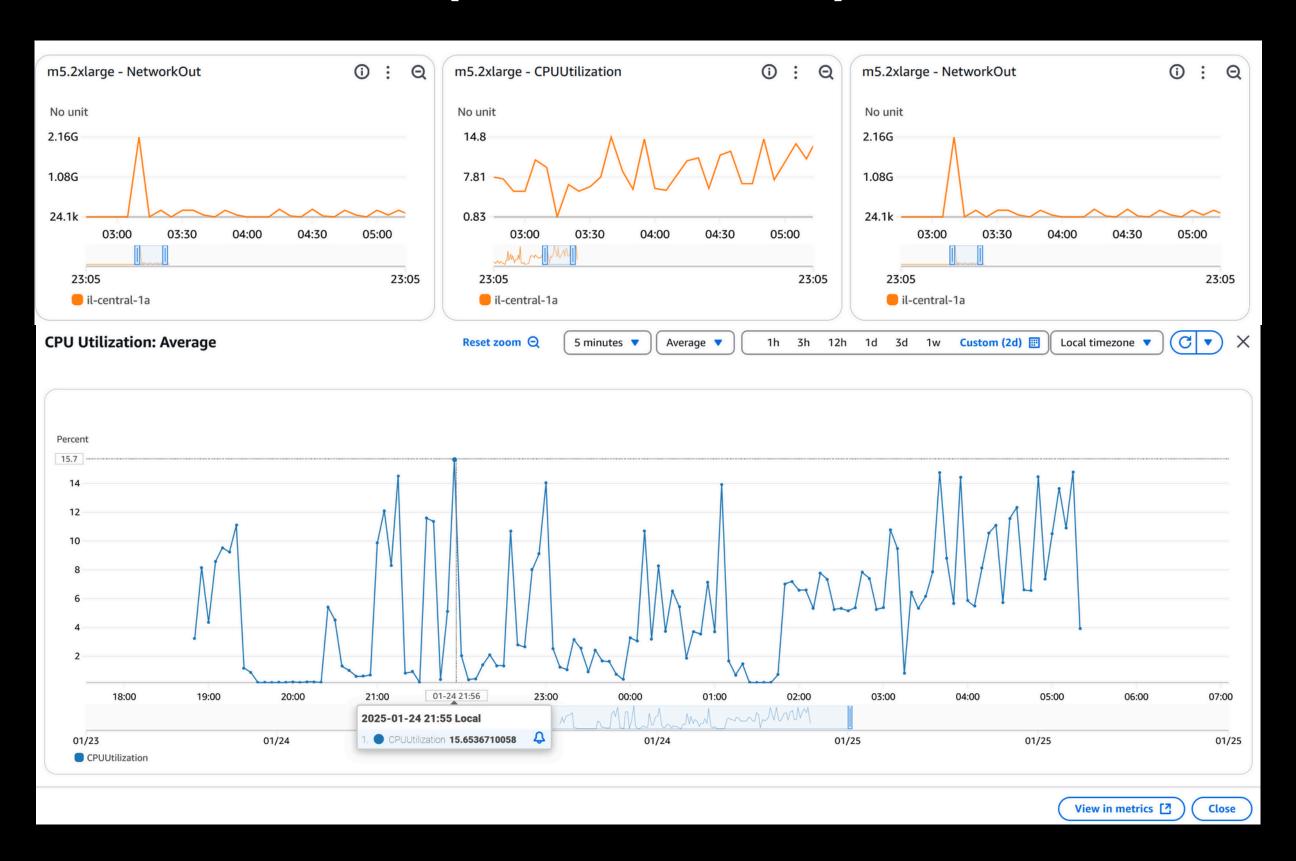
נכנס ל-UI של Airflow ונריץ את ה-DAG בכדי להתחיל את התהליך



נמתין לסיום שרשרת התהליך



מעקוב אחר פעילות המשאבים שבשימוש עם AWS CloudWatch נעקוב אחר פעילות המשאבים שבשימוש (דוגמה להמחשה)



שלב קליטת נתונים גולמיים

S3 Bronze-טעינה של נתוני ה-XML ל

S3 Bronze-טעינה של קבצי הלוג ל

יצירה של דוח עבור האופרציה

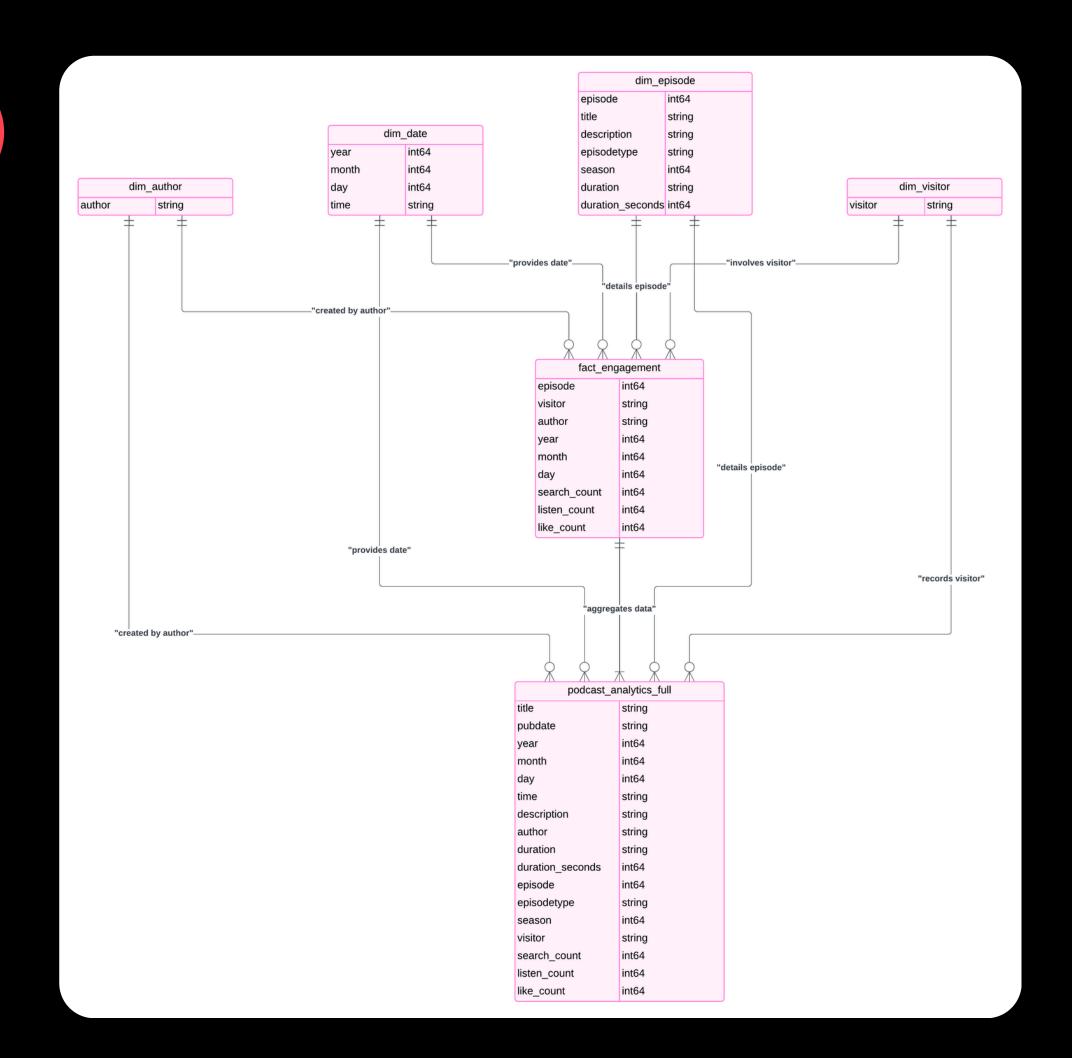
הורדת קבצי אודיו ובדקית האורך — שלהם כולל תיקון בעזרת ffmpeg

עיבוד והמרת נתונים

אנו אוספים מידע מפודקאסטים (כותרות, תיאורים, מידע על אורחים וכו') מקבצי XML, לצד לוגים של משתמשים הכוללים האזנות, חיפושים ולייקים. נתונים אלו מספקים תובנה מקיפה על ביצועי פרקים, התנהגות מאזינים ודפוסי מעורבות לאורך זמן.

- סטנדרטיזציה של חותמות זמן
 - חילוץ ותיקון מספרי פרקים 🛑
 - המרת משך זמן לשניות 🛑
 - איחוד לוגים מכל המקורות 🛑
- יצירת מדדי לייקים, חיפושים, והשמעות.

- חילוץ ותיקון מספרי פרקים 🛑
 - ניקוי שדות נתונים 🧲
 - חילוץ שמות של אורחים 🛑
 - ארגון אירועים לפי זמן 🛑
- Parquet אחסון נתונים מעובדים כקבצי ב-S3 Silver



יצירת מחסן נתונים

בקרת איכות נתונים

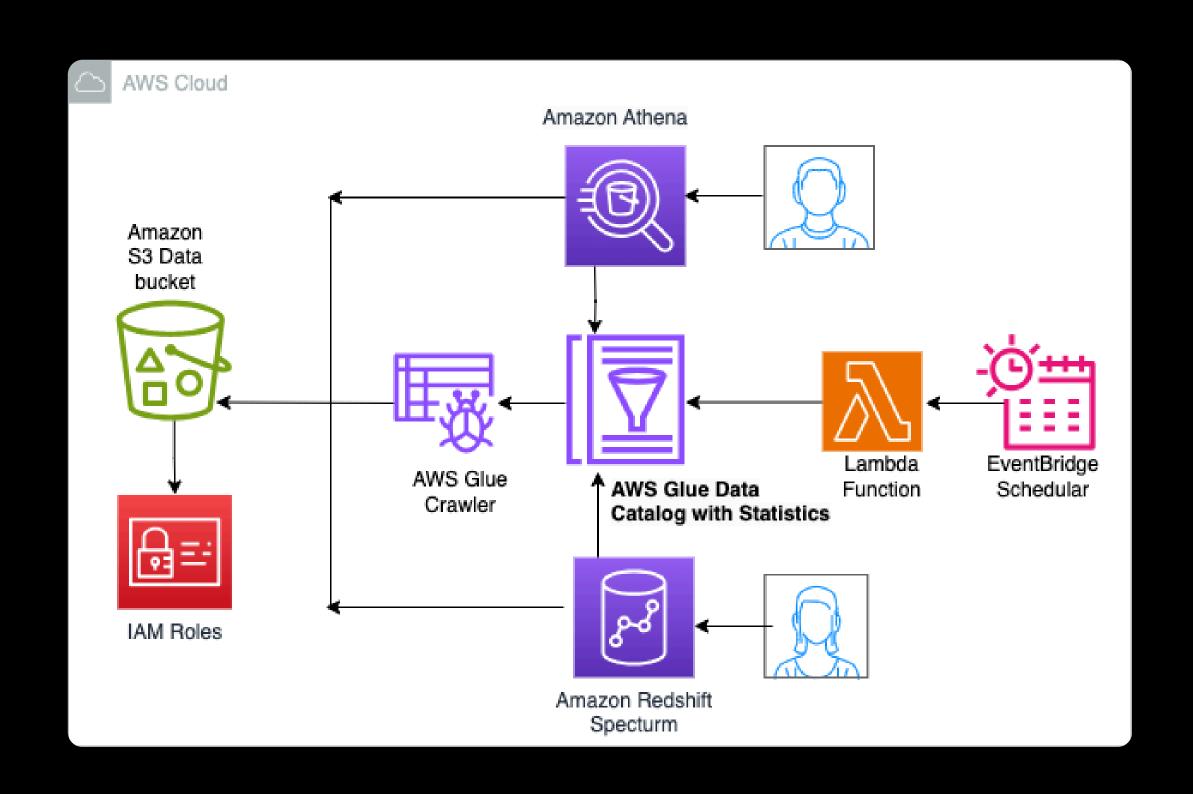
בדיקת שלמות נתונים, תיקוף ערכים, זיהוי כפילויות, ועקביות פורמט.

דוגמה:

Data Quality Check Results:

- No null values found
- All episodes within 1 hour limit
- All titles are unique
- Episodes continuous from 1 to 112
- All date values valid
- ✓ All expected columns present

יצירה של קטלוג



ניתוח נתונים

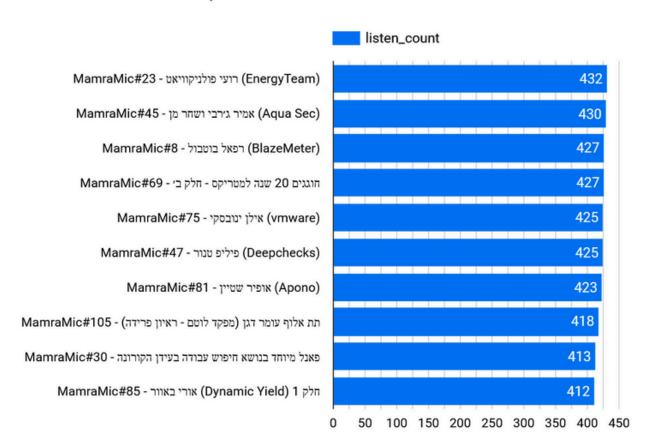
ביצועי פרקים ביצועי פרקים טמפורלי

ניתוח תוכן שפעת משך זמן

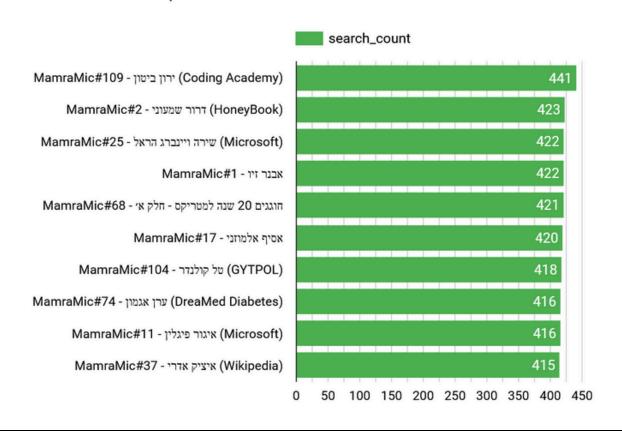
ביצועי אורחים 🛑 ניתוח נושאים ומגמות



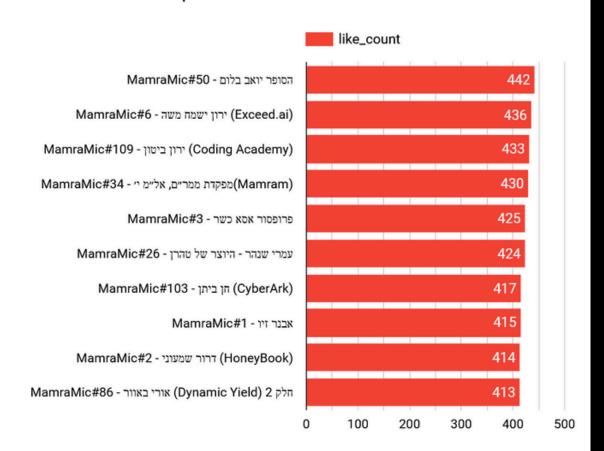
Top 10 Most Listened Podcasts



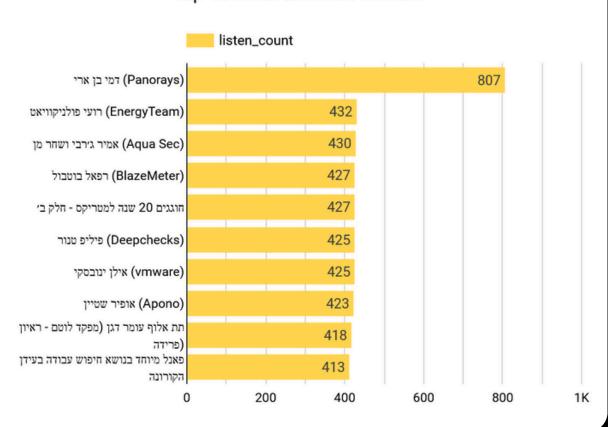
Top 10 Most Searched Podcasts

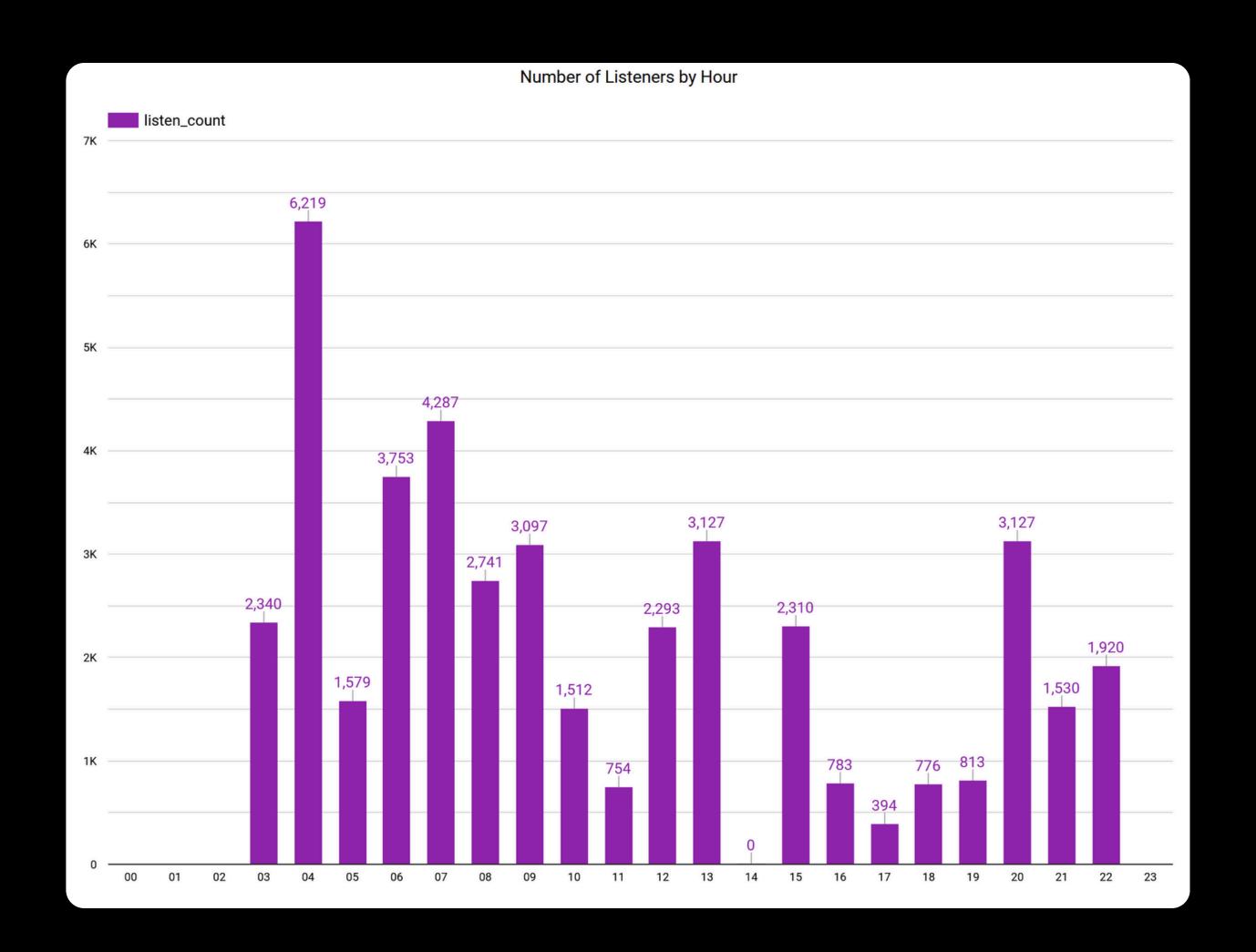


Top 10 Most Liked Podcasts



Top 10 Most Listened Visitors





Pearson's Correlations Pearson's r 0.114 duration_seconds * p < .05, ** p < .01, *** p < .001 Scatter plots ▼ listen_count vs. duration_seconds ▼ 20000 -0 15000 seconds 10000 duration 5000 0 340 360 380 400 420 440 listen count

נמצא כי אין קורלציה בין כמות ההשמעות לאורכם של הפודקאסטים מכיוון שהמתאם נמוך ואינו מובהק.

נתונים נוספים

נשתמש גם בחבילת NLTK לעיבוד שפה טבעית עבור מציאת המילים הכי נפוצות מתיאורי הפרקים.

המילים הכי נפוצות הן:

- 4 :שחר: •
- 3 :מיקרוסופט•
 - כהן: 3
 - 3 **אלוף:** •
 - 3 :עומר
 - 3 :סא"ל: 3
 - 3 :בן: •
 - 3 :עודד •
 - 2 :אבטחה:
 - 2 :יו"ר: €

זמן ממוצע בין פרקים חדשים: 15 ימים

אורך בדקות של הפרקים

Min: 20.8

Max: 60.0

ממוצע: 36.2

חציון: 35.2

חמשת השעות בהם הפודקאסטים הכי מושמעים

04:00 :6219 listens

07:00:4287 listens

06:00:3753 listens

13:00 :3127 listens

20:00 :3127 listens

על בסיס הנתונים הקיימים:

- קהל היעד של הפודקאסטים כולל בעיקר את קהילת בוגרי ממר"ם, אנשי טכנולוגיה, יזמים ואנשים בעלי עניין בתעשיית ההייטק, בהתבסס על השמות של האורחים, התפקידים שלהם, והקשרים שלהם לעולם הטכנולוגי והחדשנות.
- הצעת הערך הייחודית ש-Mamramic מספקת למאזינים היא היכולת לגשת לתובנות ייחודיות וידע שנצבר על ידי בוגרי ממר"ם בעלי ניסיון בתחומים מגוונים. הפודקאסט נותן במה לא רק למידע טכני אלא גם לדיונים על מסלולי קריירה, הצלחות, ואתגרים מקצועיים.
 - המילים שחוזרות ומדגישות את המיתוג כוללות "בוגרי ממר"ם", "טכנולוגיה", "חדשנות", ו"קריירה". זה מעיד על מיתוג חזק כפורמט שמחבר בין היסטוריה מקצועית של בוגרים לבין העולמות העסקיים והטכנולוגיים המודרניים.

- את הההצלחה של הפודקאסט ניתן למדוד באמצעות מדדים כמו מספר חיפושים, האזנות, לייקים, ומשובים כתגובות. כדי לשפר את המדידה, ניתן לאסוף נתונים על זמן האזנה ממוצע, שיעור האזנות חוזרות, ותובנות מהרשתות החברתיות בהן הפודקאסט מופץ.
 - המאפיינים שתרמו לפודקאסטים עם הכי הרבה לייקים הם ככל הנראה נושאים מעוררי השראה, ראיונות עם דמויות מפתח בתעשייה, ותוכן רלוונטי לקהל היעד.
- שדות נוספים שיכולים לתרום להפקת תובנות כוללים את קהל היעד המדויק, תגובות על התוכן, ואפיון הנושאים של כל פרק מבחינת מידת הטכניות, העניין הציבורי, ומידת ההשראה שהם מספקים. היה גם מעניין לראות על ציר זמן עבור כל פרק מתי היו הכי הרבה מאיזינים, ומתי המאזינים "פורשים" או מפסיקים להאזין במהלך הפרק.
- לגבי פודקאסט עם מספר חיפושים גבוה, ניתוח התיאור מראה שהתיאור מספק מידע בסיסי על נושא הפרק והאורחים, אך ניתן לשפר על ידי הוספת מילות מפתח חיפוש נפוצות או שאלות שיעוררו סקרנות.

#