# A Scalable Cloud Architecture for Continuous Fine-Tuning and Deployment of LLMs on Big Data Streams

Tares Supadol

# **Background**

ในยุคของการค้าขายออนไลน์ (E-commerce) ปริมาณข้อมูลจากผู้บริโภคเติบโต อย่างรวดเร็ว โดยเฉพาะข้อมูลในรูปแบบ ข้อความรีวิวสินค้า (customer reviews) ที่ผู้ใช้งานทิ้งไว้หลังการซื้อ ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีคุณค่าอย่างมากในการวิเคราะห์ความ พึงพอใจ ความต้องการ และประสบการณ์ที่ลูกค้ามีต่อสินค้า

Amazon เป็นหนึ่งในแพลตฟอร์ม E-commerce ที่มีรีวิวสินค้าจำนวนมหาศาล โดยในแต่ละวันมีข้อมูลใหม่ ๆ ไหลเข้ามาอย่างต่อเนื่อง การจัดการข้อมูลประเภทนี้ จำเป็นต้องมีระบบที่สามารถ วิเคราะห์แบบอัตโนมัติ, ปรับปรุงความแม่นยำของ โมเดลต่อเนื่อง และตอบสนองในระดับ real-time เพื่อให้ธุรกิจสามารถปรับปรุง สินค้า บริการ และการตลาดได้อย่างทันท่วงที

# **Background**

#### **Compared to Previous Versions**

| Timespan        | #Domain | #M_Token | #R_Token | #Item  | #User  | #Review | Year |
|-----------------|---------|----------|----------|--------|--------|---------|------|
| Jun'96 - Mar'13 | 28      | 7        | 5.91B    | 2.44M  | 6.64M  | 34.69M  | 2013 |
| May'96 - Jul'14 | 24      | 4.14B    | 9.16B    | 9.86M  | 21.13M | 82.83M  | 2014 |
| May'96 - Oct'18 | 29      | 7.99B    | 15.73B   | 15.17M | 43.53M | 233.10M | 2018 |
| May'96 - Sep'23 | 33      | 30.78B   | 30.14B   | 48.19M | 54.51M | 571.54M | 2023 |

#### **Grouped by Category**

See also
 Check Pure ID files ("ratings only" files) and corresponding data splitting strategies in Common Data Processing section.

| Category                    | #User  | #Item  | #Rating | #R_Token            | #M_Token            | Download     |
|-----------------------------|--------|--------|---------|---------------------|---------------------|--------------|
| All_Beauty                  | 632.0K | 112.6K | 701.5K  | 31.6M               | 74.1M               | review, meta |
| Amazon_Fashion              | 2.0M   | 825.9K | 2.5M    | 94.9M               | 510.5M              | review, meta |
| Appliances                  | 1.8M   | 94.3K  | 2.1M    | 92 <mark>.8M</mark> | 95.3M               | review, meta |
| Arts_Crafts_and_Sewing      | 4.6M   | 801.3K | 9.0M    | 350.0M              | 695.4M              | review, meta |
| Automotive                  | 8.0M   | 2.0M   | 20.0M   | 824.9M              | 1.7B                | review, meta |
| Baby_Products               | 3.4M   | 217.7K | 6.0M    | 323.3M              | 218.6M              | review, meta |
| Beauty_and_Personal_Care    | 11.3M  | 1.0M   | 23.9M   | 1.1B                | 913.7M              | review, meta |
| Books                       | 10.3M  | 4.4M   | 29.5M   | 2.9B                | 3.7B                | review, meta |
| CDs_and_Vinyl               | 1.8M   | 701.7K | 4.8M    | 514.8M              | 287.5M              | review, meta |
| Cell_Phones_and_Accessories | 11.6M  | 1.3M   | 20.8M   | 935.4M              | 1.3B                | review, meta |
| Clothing_Shoes_and_Jewelry  | 22.6M  | 7.2M   | 66.0M   | 2.6B                | 5. <mark>9</mark> B | review, meta |
| Digital_Music               | 101.0K | 70.5K  | 130.4K  | 11.4M               | 22.3M               | review, meta |
| Electronics                 | 18.3M  | 1.6M   | 43.9M   | 2.7B                | 1.7B                | review, meta |
| Gift_Cards                  | 132.7K | 1.1K   | 152.4K  | 3.6M                | 630.0K              | review, meta |

# ทำไมถึงอยากทำ / ได้อะไร

- ปัจจุบันองค์กรมีข้อมูลข้อความขนาดใหญ่ที่ต้องการวิเคราะห์
- LLMs มีศักยภาพสูงในการประมวลผลภาษามนุษย์
- งานวิจัยนี้จะสร้างระบบที่เรียนรู้จากข้อมูลใหม่และนำไปใช้งานได้จริง

# วัตถุประสงค์

- 1. รับข้อมูลรีวิวลูกค้าจาก Amazon Customer Reviews Dataset อย่างต่อเนื่อง
- 2. ประมวลผลและเตรียมข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่พร้อมฝึกโมเดล (LLM)
- 3. ทำการ **ฝึกโมเดลภาษาขนาดใหญ่ (LLM)** เช่น DistilBERT หรือ T5 เพื่อ วิเคราะห์ sentiment ของผู้บริโภค
- 4. ทำการ **ฝึกซ้ำ (Fine-tune) โมเดลอัตโนมัติ** เมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามา
- 5. ให้บริการผ่าน API ที่สามารถทำนาย sentiment แบบ real-time
- 6. แสดงผลการทำงานและแนวโน้มของความรู้สึกของลูกค้าใน Dashboard

# วัตถุประสงค์

## ตารางสรุป KPI ของระบบ เช่น:

| KPI                   | เป้าหมาย   |
|-----------------------|------------|
| ความแม่นยำ (Accuracy) | >90%       |
| Latency ของ API       | <500ms     |
| เวลา Retrain โมเดล    | ทุกสัปดาห์ |

# Model

| โมเดลที่ใช้                         | ผลลัพธ์ที่คาดว่าจะได้จากโมเดล             | ใช้ทำอะไร                             |
|-------------------------------------|---|---------------------------------------|
| DistilBERT / BERT                   | ทำนายว่า <b>ข้อความนั้นเป็นบวก / ลบ /</b> | วิเคราะห์รีวิวสินค้า / ติดตามความ     |
|                                     | กลาง (sentiment)                          | คิดเห็นลูกค้า                         |
| RoBERTa                             | ทำนายผลด้วยความแม่นยำสูงขึ้น (คล้าย       | ใช้ในงานที่ต้องการประสิทธิภาพสูง เช่น |
|                                     | BERT)                                     | คัดกรอง feedback ที่สำคัญ             |
| T5 / ThaiT5                         | สรุปข้อความ / แปลภาษา / ตอบ               | สรุปรีวิวให้สั้นลงเพื่ออ่านง่าย / ตอบ |
| (Text-to-Text Transfer Transformer) | <b>คำถาม</b> จาก input ที่กำหนด           | คำถามจากข้อความยาว                    |
| WangchanBERTa / Thai2Fit            | เข้าใจข้อความภาษาไทยแบบละเอียด            | ใช้กับข้อมูลภาษาไทย เช่น รีวิว Shopee |
|                                     | เช่น ภาษาพูด                              | / Facebook / Pantip                   |

## **Exam from the model**

- 1. Sentiment Dashboard แบบ Real-time
  - แสดงว่าผู้ใช้ส่วนใหญ่ "พอใจหรือไม่พอใจ" กับสินค้าหรือบริการ
- 2. ระบบเตือนอัตโนมัติ

หากมีรีวิวเชิงลบเพิ่มขึ้นในหมวดสินค้าใด -> ระบบสามารถแจ้งเตือนทีมดูแล

- 3. การวัดประสิทธิภาพการสื่อสาร / ผลิตภัณฑ์
  - เปรียบเทียบ Sentiment ก่อนและหลังเปลี่ยนผลิตภัณฑ์ หรือแคมเปญโฆษณา
- 4. สรุปความคิดเห็นของลูกค้า
  - เช่น สรุปข้อความ 500 รีวิว ให้เหลือแค่ 3 ประโยคเข้าใจง่าย (ถ้าใช้ T5)

## **Evaluation Method**

- Accuracy / F1-score ของโมเดลในการทำนาย sentiment
- Latency ของการทำนายผ่าน API
- เวลาในการ retrain โมเดลแต่ละครั้ง
- ความถูกต้องของการเรียนรู้แบบต่อเนื่อง (Continuous Learning Accuracy Drift)
- ความพึงพอใจของผู้ใช้ (User Feedback บน Dashboard)

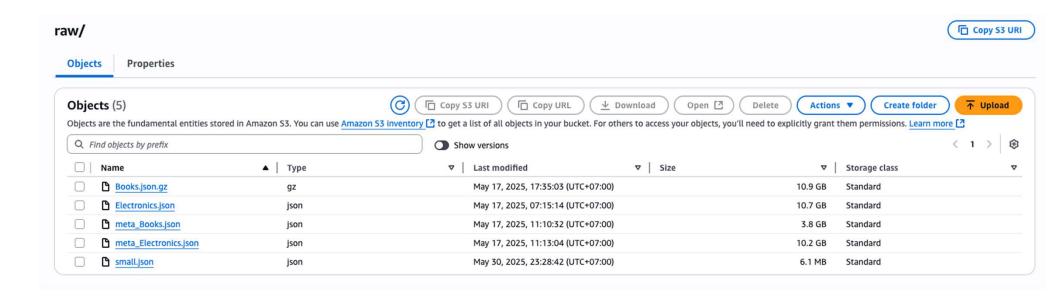
## **Data**

- ชุดข้อมูล: Amazon Customer Reviews Dataset
   (https://nijianmo.github.io/amazon/index.html)
- ข้อมูลรีวิวจากหมวด Electronics หรือ Books
- ฟิลด์: review Text, rating, summary, review Time, Overall, ProductTitle
- ขนาดใหญ่เพียงพอสำหรับงานวิจัย
- สามารถแบ่ง batch สำหรับการ retraining ได้

# 5 Vs of Big Data

| หัวข้อ                   | รายละเอียด  |
|--------------------------|---|
| Volume ปริมาณ            | ข้อมูลมีขนาดใหญ่ระดับ <b>หลักแสนถึงล้านรายการ</b> เช่น รีวิวลูกค้าใน Amazon ซึ่งมีมากพอให้ฝึก<br>โมเดล LLM และทดสอบการทำงานของระบบที่ขยายขนาดได้ (20,994,353 reviews) |
| Velocity ความเร็ว        | ข้อมูลรีวิวถูกเพิ่มเข้ามา <b>อย่างต่อเนื่อง (stream)</b> เช่น รีวิวใหม่ที่เกิดขึ้นทุกวัน —> ใช้สร้าง<br>ระบบ Continuous Fine-Tuning ที่เรียนรู้จากข้อมูลใหม่          |
| Variety ความหลากหลาย     | ข้อมูลมีหลายรูปแบบ: ข้อความ (reviewText), คะแนน (rating), วันที่ (reviewTime) ฯลฯ   |
| Veracity ความเชื่อถือได้ | ข้อมูลมี noise เช่น รีวิวสั้นเกินไป / ข้อมูลไม่ครบ ต้องมีขั้นตอน Data Cleaning เพื่อให้ได้<br>ข้อมูลที่เหมาะสมกับการฝึกโมเดล  |
| Value คุณค่า             | การใช้ LLM วิเคราะห์ Sentiment หรือสรุปความคิดเห็นของลูกค้า ช่วยสร้าง Insight และช่วย ให้ธุรกิจตัดสินใจได้ดีขึ้น —> สร้างคุณค่าเชิงธุรกิจ จาก Big Data                |

# 5 Vs of Big Data



# ชุดข้อมูลและรายละเอียดของชุดข้อมูลที่ใช้

#### Complete review data

Please only download these (large!) files if you really need them. We recommend using the smaller datasets (i.e. k-core and CSV files) as shown in the next section.

raw review data (34gb) - all 233.1 million reviews

ratings only (6.7gb) - same as above, in csv form without reviews or metadata

**5-core** (14.3gb) - subset of the data in which all users and items have at least 5 reviews (75.26 million reviews)

meta data (12gb) - meta data for all products

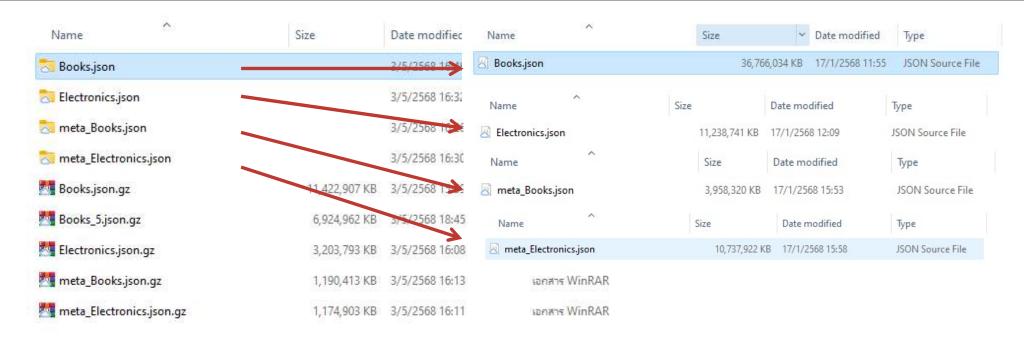
. We also provide a colab notebook that helps you parse and clean the data.

Per-category data - the review and product metadata for each category:

| Amazon Fashion              | reviews (883,636 reviews)    | metadata (186,637 products)   |
|-----------------------------|------------------------------|-------------------------------|
| All Beauty                  | reviews (371,345 reviews)    | metadata (32,992 products)    |
| Appliances                  | reviews (602,777 reviews)    | metadata (30,459 products)    |
| Arts Crafts and Sewing      | reviews (2,875,917 reviews)  | metadata (303,426 products)   |
| Automotive                  | reviews (7,990,166 reviews)  | metadata (932,019 products)   |
| Books                       | reviews (51,311,621 reviews) | metadata (2,935,525 products) |
| CDs and Vinyl               | reviews (4,543,369 reviews)  | metadata (544,442 products)   |
| Cell Phones and Accessories | reviews (10,063,255 reviews) | metadata (590,269 products)   |
| Clothing Shoes and Jewelry  | reviews (32,292,099 reviews) | metadata (2,685,059 products) |
| Digital Music               | reviews (1,584,082 reviews)  | metadata (465,392 products)   |
| Electronics                 | reviews (20,994,353 reviews) | metadata (786,868 products)   |
| Gift Cards                  | reviews (147,194 reviews)    | metadata (1,548 products)     |
| Grocery and Gourmet Food    | reviews (5,074,160 reviews)  | metadata (287,209 products)   |
| lome and Kitchen            | reviews (21,928,568 reviews) | metadata (1,301,225 products) |
| ndustrial and Scientific    | reviews (1,758,333 reviews)  | metadata (167,524 products)   |
| Cindle Store                | reviews (5,722,988 reviews)  | metadata (493,859 products)   |
| uxury Beauty                | reviews (574,628 reviews)    | metadata (12,308 products)    |
| Magazine Subscriptions      | reviews (89,689 reviews)     | metadata (3,493 products)     |
| Movies and TV               | reviews (8,765,568 reviews)  | metadata (203,970 products)   |

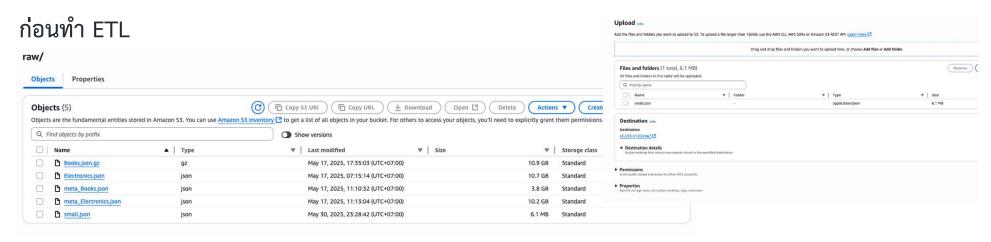
#### 14

# ชุดข้อมูลและรายละเอียดของชุดข้อมูลที่ใช้

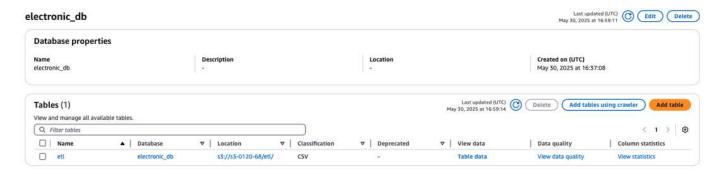


#### 15

# ชุดข้อมูลและรายละเอียดของชุดข้อมูลที่ใช้



#### หลังทำ ETL



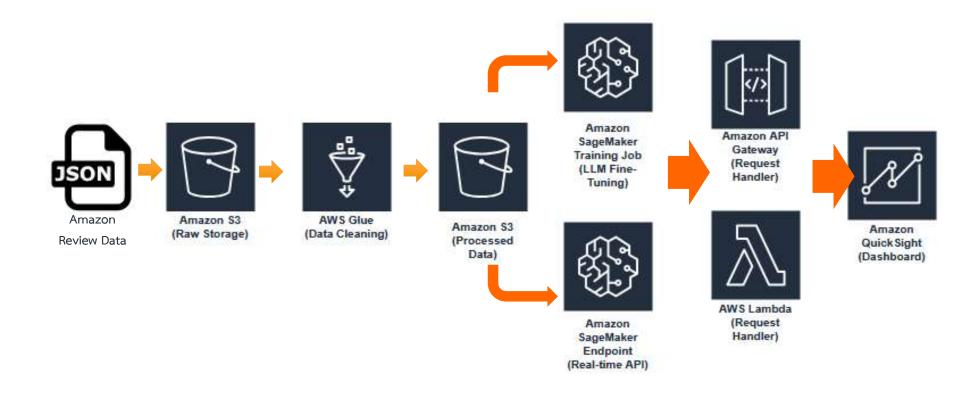
# รายละเอียดชุดข้อมูล

- reviewerID ID of the reviewer, e.g. <u>A2SUAM1J3GNN3B</u>
- asin ID of the product, e.g. <u>0000013714</u>
- reviewerName name of the reviewer
- vote helpful votes of the review
- style a disctionary of the product metadata, e.g., "Format" is "Hardcover"
- reviewText text of the review
- overall rating of the product
- summary summary of the review
- unixReviewTime time of the review (unix time)
- reviewTime time of the review (raw)
- image images that users post after they have received the product

## ตัวอย่างชุดข้อมูล

```
"image": ["https://images-na.ssl-images-amazon.com/images/
I/71eG75FTJJL. SY88.jpg"],
"overall": 5.0,
"vote": "2",
"verified": True,
"reviewTime": "01 1, 2018",
"reviewerID": "AUI6WTTT0QZYS",
"asin": "5120053084",
"style": {
        "Size:": "Large",
        "Color:": "Charcoal"
"reviewerName": "Abbey",
"reviewText": "I now have 4 of the 5 available colors of this
shirt... ",
"summary": "Comfy, flattering, discreet--highly recommended!",
"unixReviewTime": 1514764800
```

# Pipeline Architecture Diagram



# Pipeline Architecture Diagram

**เส้นทางการไหลของข้อมูล** (Data Flow)



#### ระบุ Trigger สำหรับ Retraining:

"เมื่อมีข้อมูลใหม่เกิน 10,000 รีวิว --- เริ่ม Retrain อัตโนมัติ"

# Diagram นี้ครอบคลุม

- ข้อมูลจาก Amazon Reviews → เก็บใน S3
- ประมวลผลด้วย AWS Glue
- เก็บผลลัพธ์ลง S3 (Processed)
- ฝึกโมเดล LLM บน SageMaker
- Deploy ผ่าน SageMaker Endpoint
- เรียกใช้ผ่าน API Gateway / Lambda
- แสดงผลผ่าน Dashboard (Streamlit / QuickSight)

- 1. Data Ingestion (การเก็บรวบรวมข้อมูล)
  - ข้อมูลรีวิวจาก Amazon Customer Reviews Dataset
  - อัปโหลดแบบ batch เข้าสู่ Amazon S3
  - จำลองการ stream ข้อมูลใหม่โดยแบ่งตามช่วงเวลา (reviewTime)
  - หากต่อยอดได้ อาจใช้ AWS Lambda หรือ AWS Kinesis ในอนาคต

- 2. Data Preparation & Processing (การประมวลผลและเตรียมข้อมูล)
  - ใช้ AWS Glue / PySpark ทำ ETL:
    - ล้างข้อมูล (เช่น ตัดข้อความที่สั้นเกินไป / ไม่มี rating)
    - สร้าง label sentiment จากคะแนน (overall)
    - แปลงข้อมูลเป็นรูปแบบที่ใช้กับโมเดล เช่น JSONL
  - จัดการข้อมูลให้พร้อมใช้งานกับ SageMaker (training-ready)

- 3. Data Storage (การจัดเก็บข้อมูล)
  - จัดเก็บข้อมูลดิบและข้อมูลหลัง ETL ไว้ที่ Amazon S3
    - Raw Zone ข้อมูลต้นฉบับ
    - Processed Zone ข้อมูลพร้อมเทรน
  - เก็บ **โมเดลที่ฝึกแล้ว (Model Artifact)** บน S3 เพื่อเรียกใช้ภายหลัง

- 4. Model Training & Deployment (การฝึกและปรับใช้โมเดล)
  - ใช้ Amazon SageMaker สำหรับ:
    - Fine-tune LLM เช่น DistilBERT, T5 บนข้อมูล sentiment
    - ตั้งรอบฝึกอัตโนมัติ (retrain) เมื่อมีข้อมูลใหม่
  - Deploy ผ่าน SageMaker Endpoint หรือ AWS Lambda + API Gateway

- 5. Visualization & Monitoring (การแสดงผลและติดตามระบบ)
  - ใช้ Streamlit หรือ Amazon QuickSight สร้าง Dashboard แสดง:
    - Accuracy / F1-score ของโมเดลแต่ละรุ่น
    - แนวโน้ม Sentiment ของลูกค้า (รายวัน/รายเดือน)
    - ความเร็วในการตอบกลับ (Latency)
    - เวอร์ชันของโมเดลที่ถูกใช้งานล่าสุด

## สรุปภาพรวม

## โมเดล LLM ที่คาดว่าจะได้หลังจากจัดทำ คือ "ระบบอัจฉริยะ" ที่สามารถ

- วิเคราะห์ความรู้สึก
- สรุปข้อความ
- ตอบคำถามจากข้อความ
- อัปเดตตัวเองต่อเนื่องจากข้อมูลใหม่

ผลลัพท์ทั้งหมดนี้ -> สามารถนำไปใช้ตัดสินใจทางธุรกิจ / พัฒนาองค์กร / ประหยัดแรง

## 27

# อธิปรายในสิ่งที่ได้เรียนรู้และแนวทางในการพัฒนาต่อยอด

## • บทเรียนสำคัญ:

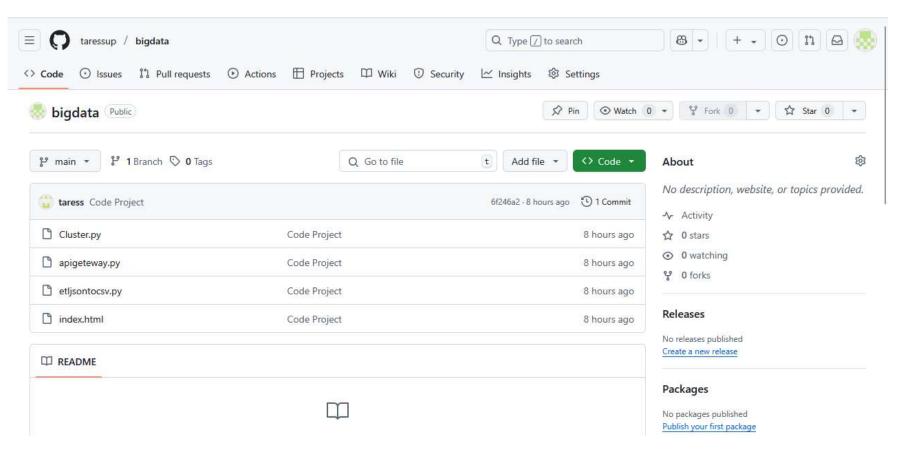
- ความท้าทายในการจัดการข้อมูล Streaming
- การปรับ Hyperparameters ของ SageMaker
- การศึกษาเพิ่มเติม ใน Model ที่ใช้งานและการใช้งาน AWS

### • แนวทางพัฒนาต่อ:

- เพิ่ม Feature เช่น Summarization (ด้วย T5)
- เพิ่ม Model ที่ใช้สามารถใช้ในการเปรียบเทียบให้ครอบคลุม

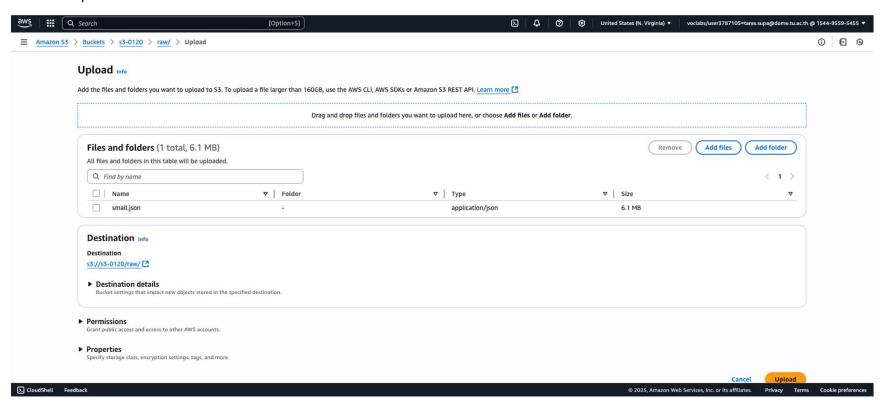
## GitHub Repo

https://github.com/taressup/bigdata

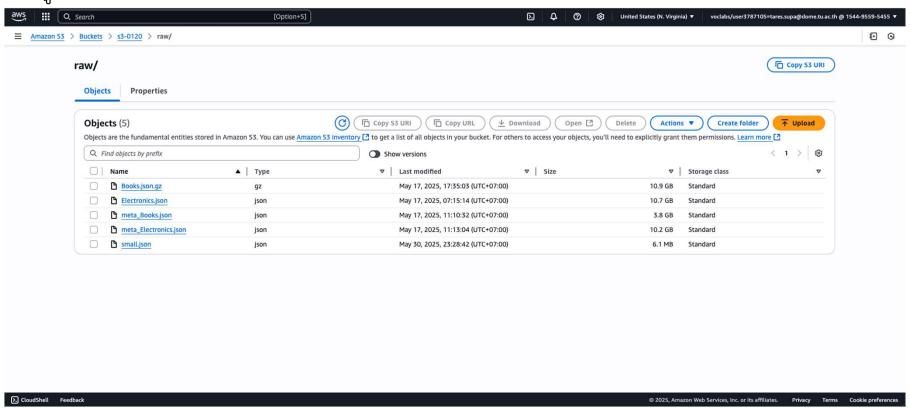


ทดลองใน AWS

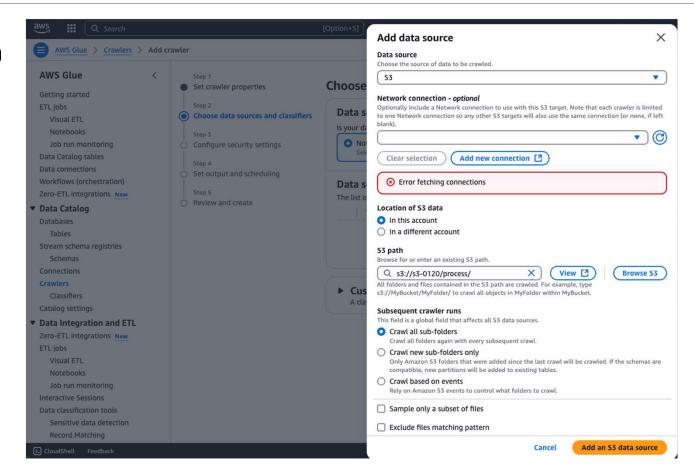
อันนี้ก็จะเป็นการสร้าง S3 bucket ขึ้นมา จากนั้นภายในจะมีอยู่ 3 โฟลเดอร์นะครับมีไฟล์ ที่ชื่อว่า Raw แล้วก็จะมี process แล้วก็จะมี ตัว Cluster



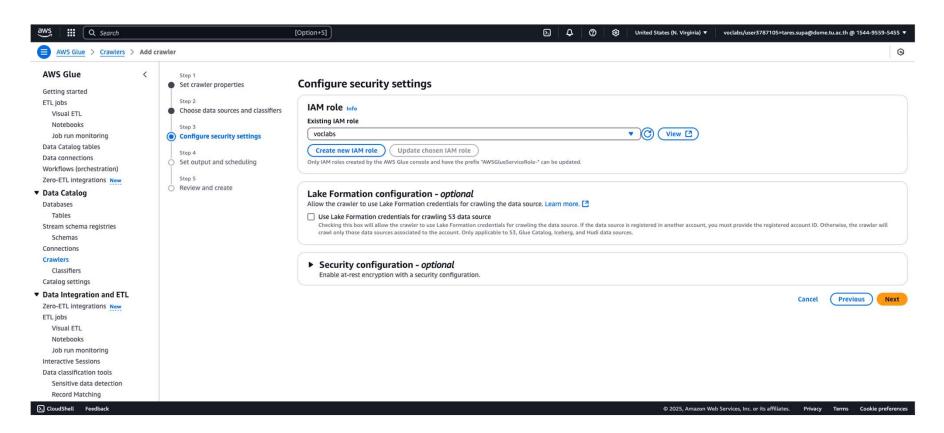
อย่างแรกก็เนื่องจากเป็นข้อมูลดิบหลักที่ใช้ในการที่จะนำเข้าไป process ก็จะนำเข้า Json ที่ เป็นข้อมูลมาใส่ในไฟล์ Raw



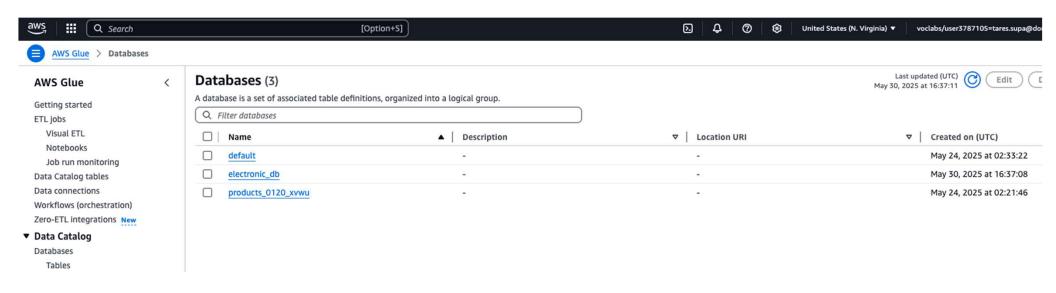
ต่อมาจะเป็นขั้นตอนการสร้างตัว aws glue ซึ่งจะต้องตั้งชื่อตัว Creawler โดยการสร้าง Creawler ขึ้นมา 1 ตัวจากนั้นก็จะทำการ Add Data Source เพื่อเอาข้อมูลจากใน S3 bucket ที่ชื่อในโฟลเดอร์ที่ชื่อว่า etl



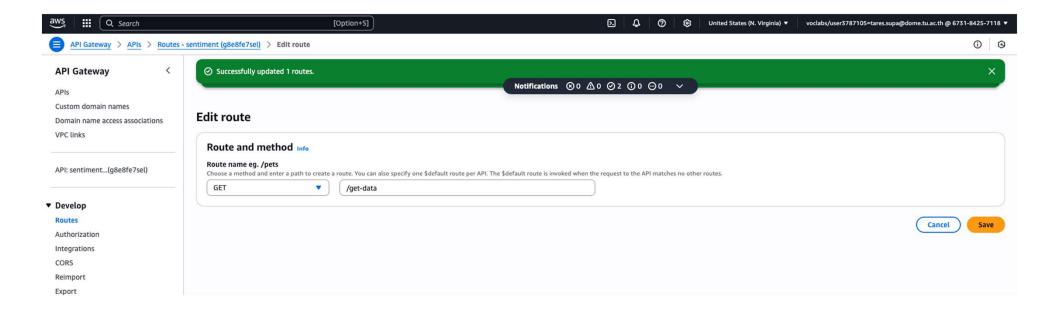
## จากนั้นก็เลือก I am role เพื่อใช้สิทธิ์ตามที่ learner Lab มีให้



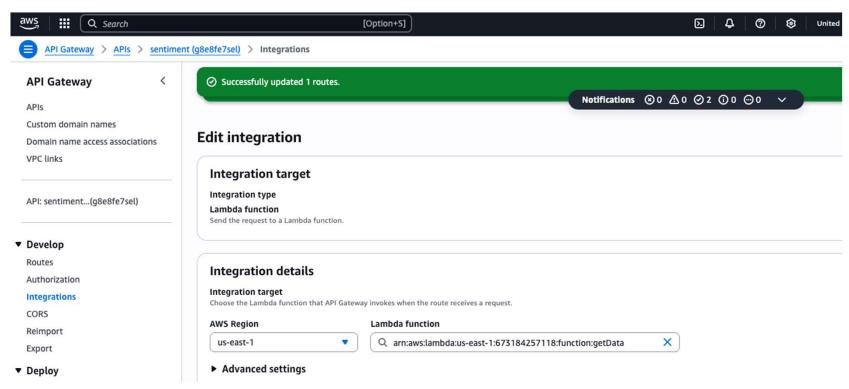
จากนั้นก็ต้องตั้งค่า database ซึ่งตอนนี้ยังไม่มีนะ ก็เลยต้องไปสร้าง database ใน AWS glue ในตัว AWS glue จะมี Data catalog ขึ้นมา ก็ตั้งชื่อไฟล์นามชื่อ electronic\_db



จากนั้นให้ทำการสร้าง API Gateway ตั้งชื่อ API ขึ้นมา แล้วก็ทำการสร้าง route เพื่อให้มันรู้ที่อยู่ของการดึง ข้อมูลหรือว่าผ่านทางออกไปใช้งาน

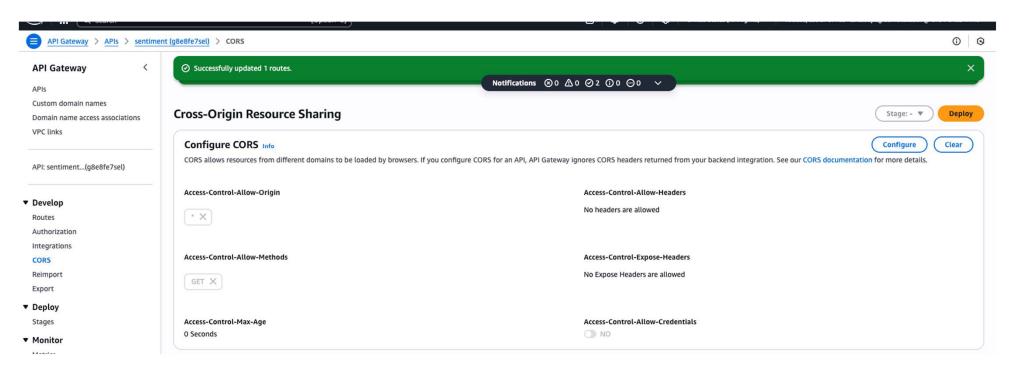


ต่อไปเป็นตัว integration เอาไว้สำหรับดึงข้อมูล จากตัวโดยใช้ต้องไป Trigger กับตัว Lambda เพื่อเอา ข้อมูลในนั้นนำมาใช้งาน



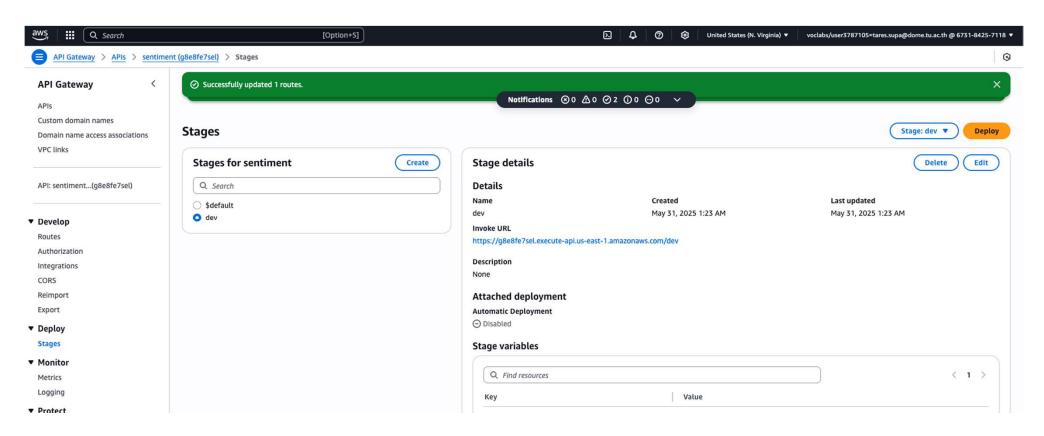
# **AWS Project**

จากนั้นก็ให้ Query ข้อมูลตัวนี้ก็จะเป็นตัวที่เอาไว้สำหรับการดึงข้อมูล ไม่ตั้งค่ามันก็จะติด permission denied ก็คือไม่ สามารถนำข้อมูลนี้ไปใช้งานได้ ก็จะติด Core สถานะมันก็จะเป็น 500 ก็คือขึ้นแสดง Status Error ขึ้นมา ก็ต้องตั้งค่าโดยการสั่งให้ ปลดล็อคทั้งหมดโดยการ \* แล้วก็เลือก Method เป็น GET นะครับ

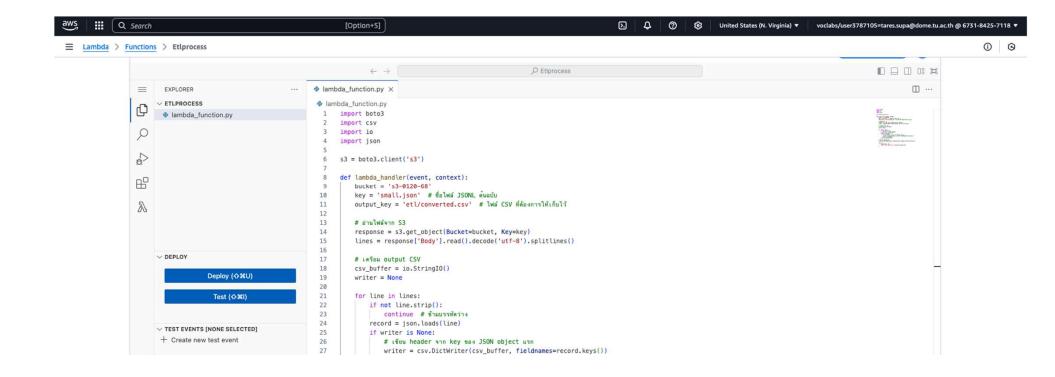


# **AWS Project**

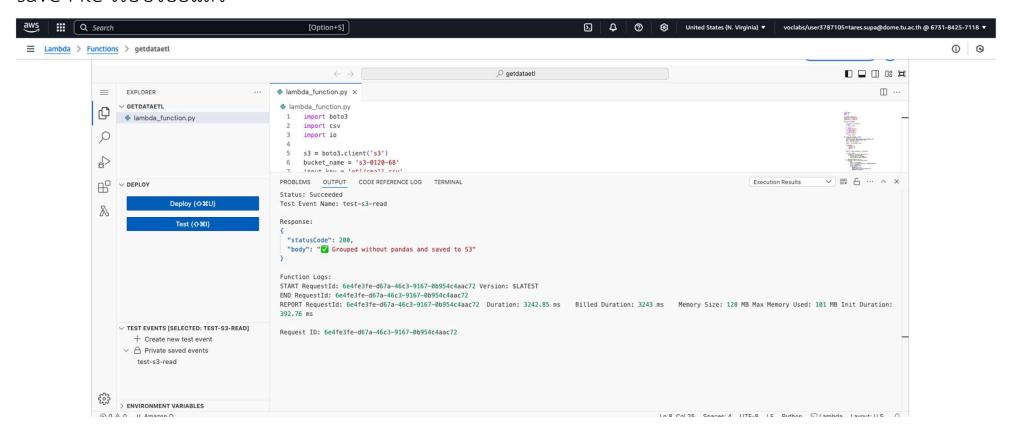
จากนั้นก็ทำการสร้าง Stage ขึ้นมา 1 ตัว ก็อันนี้จะเป็นการจำลองโดยการใช้ บริการสร้าง state ที่ชื่อว่า Dev ขึ้นมาเอาไว้สำหรับทำการเป็นตัวกลางในการเรียกข้อมูล



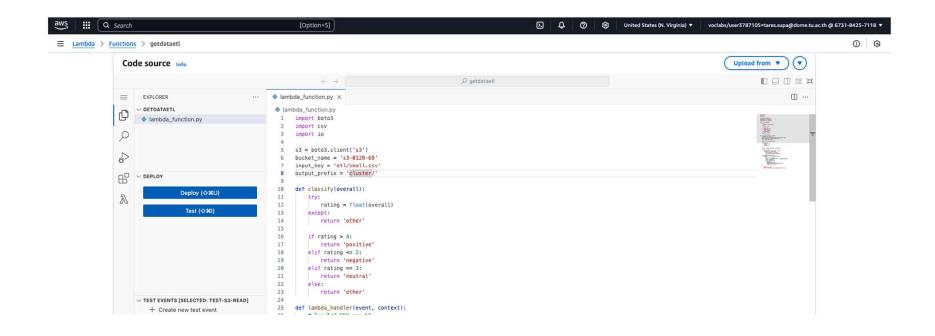
ต่อไปจะเป็นขบวนการ process ก็จะเริ่มต้นจากอาการสร้าง Lambda ฟังก์ชันขึ้น แล้วก็ทำการตั้งชื่อว่า etlprocess ซึ่งจะเป็นกระบวนการในการแปลงข้อมูลจาก json ไฟล์นะครับเป็น csv เนื่องจากว่า การใช้ csv มัน จะทำให้มีการประมวลผลที่เร็วขึ้นจาก json ความเร็วก็จะเพิ่มขึ้นประมาณ 40 ถึง 60 เปอร์เซ็นต์



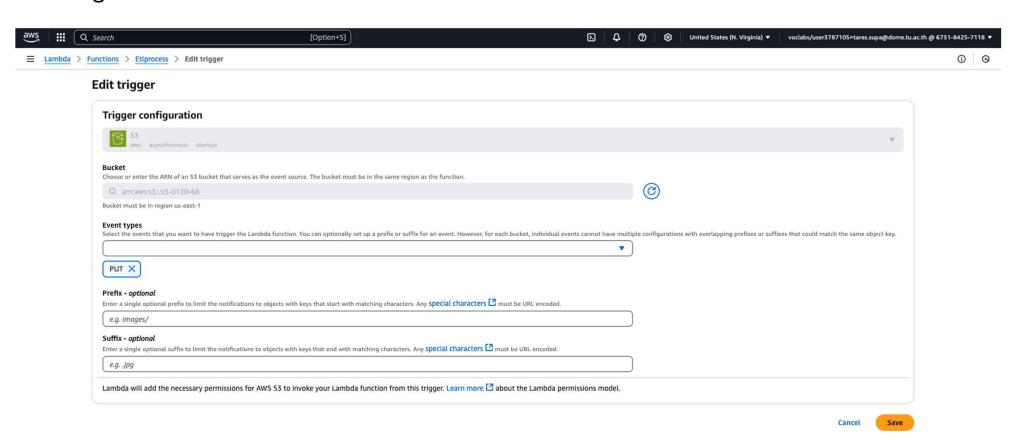
คราวนี้เมื่อลองจำลองในการ Test Lambda ก็ถ้าผลมันถูกต้องก็จะขึ้น Status 200 ตามรูปนี้ ซึ่งมันจะแปลงเป็น save File เรียบร้อยแล้ว



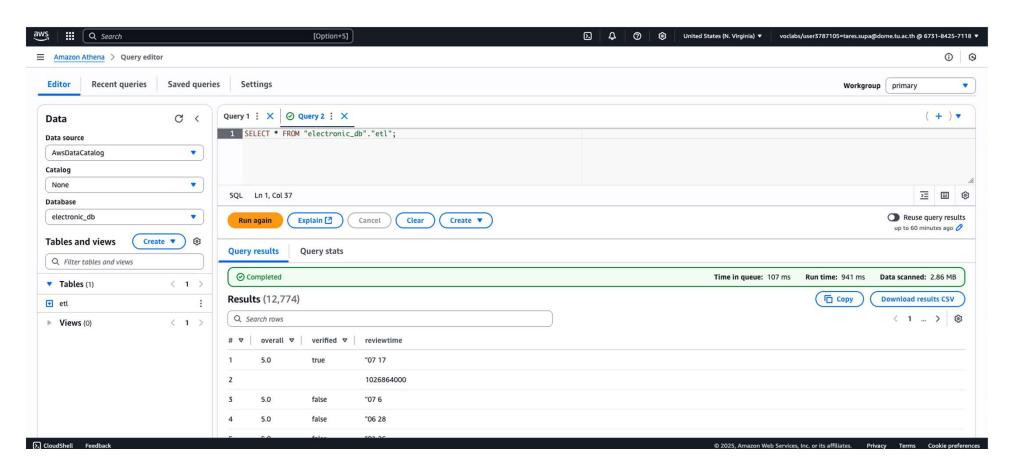
ต่อมาก็จะเป็นตัวสร้าง Lambda ตัวนึงขึ้นมาที่ชื่อว่าตัว getdataetl ก็ตัว Lambda ตัวนี้ก็จะเอาไว้ สำหรับทำการ cluster คือจะเอาตัว etl ที่ผ่านการประมวลผลแล้วเป็นไฟล์ csv เอามาทำ cluster จำแนกเป็น กลุ่ม แล้วก็ โดยใช้ Lambda แบ่งเป็น 3 กลุ่ม ถ้ามีกลุ่มที่เป็น Positive Natural



ดังนั้นก็จะทำการตั้งค่า ตัว trigger ตัว trigger นี้ก็เอาไว้สำหรับการ ให้ trigger ข้อมูลแบบ Auto เมื่อมีข้อมูลอยู่ในตัว S3 budget เรียบร้อยแล้ว

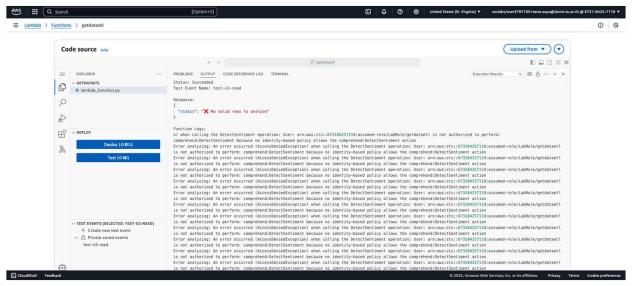


ดึงข้อมูลมาใช้งานโดยใน AWS Athena



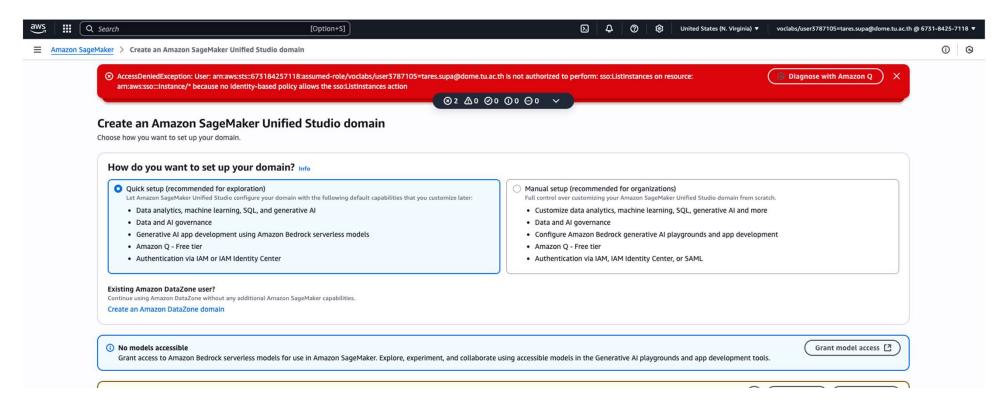
# **AWS Project Error**

เนื่องจากว่าไฟล์ข้อมูลมีปริมาณมหาศาลเนื่องจากว่าในตัว S3 bucket มีไฟล์ขนาดไฟล์ที่อยู่ในเรท 10-20 GB ทำให้ประมวลผลข้อมูลเนี่ยมันช้า แล้วผลจากการใช้ตัว learner Lab มันต้องมีข้อจำกัดเรื่องเวลา ทำให้ มันรันได้ประมาณ 10 นาทีหรือว่า 10 เต็มที่ 35 นาที ทำให้มัน Time Out ก่อนกำหนดขั้นตอนวิธีการแก้ปัญหา อย่างแรกเลยคือการลดขนาดไฟล์ลงนอกจากสิทธิของก็ตัดให้เหลือแค่ 10 MB แต่ก็ยังใช้เวลาเยอะอยู่ดีนะ มากกว่า 10 นาทีอยู่ดีดังนั้นเราจะยังไม่ใช้ในขั้นตอนนี้



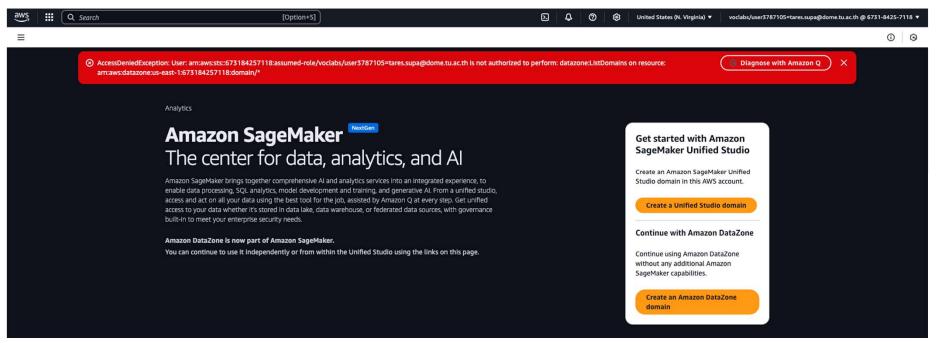
#### **AWS Project Error**

ทำมาก็จะใช้อีกรูปแบบหนึ่งก็คือจะใช้งานผ่านตัว AWS comprehend ซึ่งเป็นตัว aws ที่เอาไว้สำหรับ ประมวลผลข้อมูลขนาดใหญ่จาก aws แต่ว่าอันนี้ก็จะมีปัญหาเรื่องติด permisstion IAM Role ทำให้ไม่สามารถใช้ งานได้ ก็เลยต้องเปลี่ยนอีกตัวนึงขึ้นมา

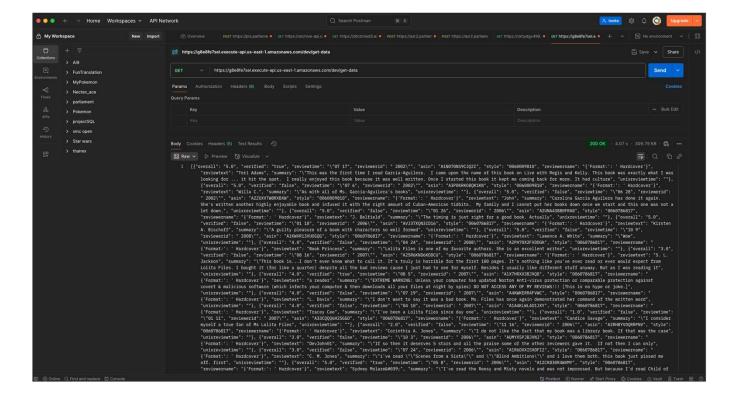


# **AWS Project Error**

ก็จะใช้อีกแบบนึงนะครับก็จะเป็นตัว Quick sigh ก็เอาไว้แสดง dashboard แต่ว่าก็ติดปัญหาเรื่อง role เหมือนกัน ก็คือติด permission เรื่องปิดการเข้าถึงนั้นเนื่องจากเป็นสิทธิ์นักเรียนมันจึงไม่สามารถใช้งานได้ จึงใช้ งานผ่านตัว API Gateway แทนเนื่องจากว่าเพราะว่ามันไม่ได้ก็เลยต้องใช้ API Gateway แทน เพื่อดึงข้อมูลให้ ออกมาโชว์ในรูปแบบเป็นกราฟขึ้นมา

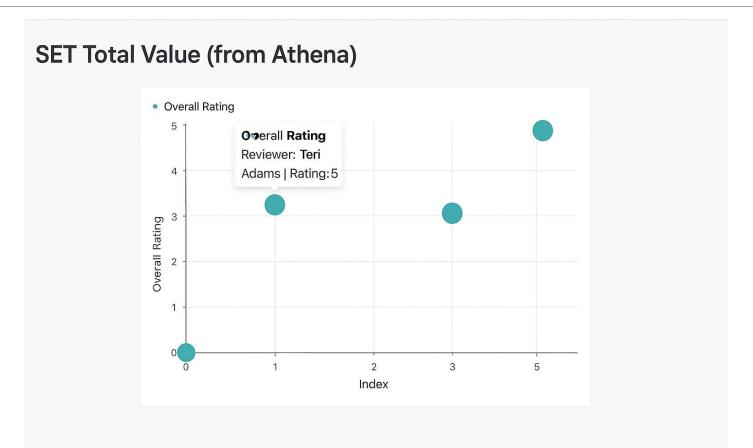


# **AWS Project Result**



ทดลองการใช้ API gateway ใน การดึงข้อมูลโดยการใช้ โปรแกรม Postman ยิง API เพื่อให้นำข้อมูลออกมาแสดง ผ่านทางหน้าเว็บ

# **AWS Project Result**



# **THANK YOU**