# Fine-tuning OpenAI API model for specific task

นาย กิติพัฒน์ เรื่องอมรวัฒน์ 63070501006นาย สัณหณัฐ พรมจรรย์ 63070501069

Final Project – Coding in AI 2023 King Mongkut's University of Technology Thonburi

### **Abstract**

OpenAI ย่อมาจาก Open Artificial Intelligence ซึ่งหมายถึง การพัฒนาและให้บริการเทคโนโลยี
ปัญญาประดิษฐ์และปัญญาประดิษฐ์ทางธุรกิจที่เปิดเผย (open) สำหรับนักพัฒนาและสาธารณชนทั่วไป โดยมี
OpenAI API เป็นเครื่องมือที่สามารถให้บริการ Natural Language Processing (NLP) ที่มีความสามารถสูงและ
OpenAI API ได้ใช้แบบจำลอง Generative Pre-trained Transformer (GPT) เป็นพื้นฐาน ซึ่งเป็นแบบจำลองที่
ถูกฝึกสอนด้วยข้อมูลมหาศาล (Big Data) จากอินเทอร์เน็ต โดยไม่ต้องมีข้อมูลเฉพาะงาน (unsupervised
learning) ก่อนที่จะนำไปใช้งานในงานที่ต้องการความเข้าใจและสร้างเนื้อหาทางด้านภาษา โดย GPT ใช้โครงสร้าง
Transformer ที่ทำให้มีความสามารถในการจัดการกับปัญหา Natural Language Processing (NLP) อย่างมี
ประสิทธิภาพ จะใช้ทำนายคำหรือตัวหนังสือถัดไปโดยพิจารณาคำที่เป็นบ่งบอกทั้งหมดที่อยู่ข้างหน้า (context)
ของมัน ซึ่งทำให้มีการสื่อสารที่มีความเป็นธรรมชาติมากขึ้น และเชื่อมโยงกับประสบการณ์ของผู้ใช้ [1] โดยสำหรับ
โมเดล GPT-3 ได้มีการใช้นิวรัลเน็ตเวิร์ก 96 เลเยอร์ พารามิเตอร์ 175 พันล้านพารามิเตอร์ และ pre-trained โดย
ใช้ Dataset Common Crawl ที่มีความยาว 500 พันล้านคำ และมีความสามารถในการทำงานกับตัวอย่างงานที่
หลากหลาย เช่น การสร้างข้อความ, การตอบคำถาม, และแม้กระทั่งการทำนายโค้ด

#### 1. Introduction

[2] เดิมที่ โมเดล GPT จะ pre-trained เกี่ยวกับข้อความที่หลากหลาย แนวทางทั่วไปสำหรับประสิทธิผล เฉพาะงานคือการใช้ few-shot learning โดยให้คำแนะนำและตัวอย่างผ่าน prompt ซึ่ง fine-tuning จะช่วย ปรับปรุงสิ่งนี้โดยใช้ประโยชน์จาก dataset ที่กว้างขวางมากขึ้น ซึ่งนำไปสู่การปรับปรุงประสิทธิภาพในงานต่าง ๆ มากมาย สิ่งสำคัญคือต้องเข้าใจความแตกต่างของ fine-tuning แม้ว่า fine-tuning จะช่วยปรับแต่งรูปแบบการ สื่อสารของโมเดลได้อย่างเชี่ยวชาญ แต่ก็อาจไม่เปลี่ยนแปลงเนื้อหาหลักหรือสาระสำคัญอย่างมีนัยสำคัญ เนื่องจาก พื้นที่เก็บข้อมูลที่กว้างขวางของข้อมูลภาษาทั่วไปที่มีอยู่ก่อนภายในโมเดล ดังนั้น fine-tuning จะเป็นประโยชน์ อย่างยิ่งเมื่อความรู้พื้นฐานของโมเดลสอดคล้องกับงานที่ทำอยู่ แต่โมเดลนั้นจำเป็นต้องได้รับการ fine-tune เพื่อให้ได้ระดับความแม่นยำหรือความจำเพาะที่สูงขึ้น

การพัฒนาโมเดลภาษาขนาดใหญ่ เช่น GPT-3 ของ OpenAI ได้ปฏิวัติแอปพลิเคชัน Natural Language Processing (NLP) โมเดลเหล่านี้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่โดดเด่นในงานที่เกี่ยวข้องกับภาษาต่าง ๆ เนื่องมาจากการ pre-train ใน dataset ที่กว้างขวาง อย่างไรก็ตาม การบรรลุประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับงาน เฉพาะมักต้องมีการปรับแต่งโมเดลเหล่านี้กับข้อมูลเฉพาะงานอย่างละเอียด

โดยโปรเจกต์นี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อสำรวจความแตกต่างของโมเดล OpenAl API ที่ทำการ fine-tuning ของ โมเดลต่าง ๆ และขยายขอบเขตของ fine-tuning โดยเฉพาะโมเดล GPT-3.5 ด้วยใช้ dataset ที่มีอยู่ ซึ่งจะมี ความแตกต่างจากฟังก์ชันการทำงานทั่วไปของ ChatGPT-3.5 ตรงที่โมเดลที่การ fine-tuning สามารถสร้างขึ้น เพื่อให้ได้รับการตอบสนองที่แม่นยำยิ่งขึ้นและเกี่ยวข้องกับโดเมนหรือ dataset ที่เฉพาะเจาะจง ซึ่งช่วยให้สามารถ ควบคุมศักยภาพสูงสุดของโมเดล ซึ่งในโปรเจกต์นี้จะทำเกี่ยวกับการ Fine-tuning OpenAl API model สำหรับ งานเฉพาะเจาะจง โดยจะมีโดเมนเฉพาะเจาะจง คือการให้ข้อมูลเกี่ยวกับสถานที่ท่องเที่ยวในจังหวัดเชียงใหม่ จากนั้นจะนำ dataset ของสถานที่ท่องเที่ยวในจังหวัดเชียงใหม่มาทำการ fine-tuning ให้กับแต่ละโมเดลของ OpenAl

## 2. Theory and Techniques

## 2.1. Unsupervised Fine-tuning

Unsupervised Fine-tuning เป็นส่วนสำคัญในการปรับโมเดล OpenAI API ให้เข้ากับงานเฉพาะ โมเดลที่ pre-trained เบื้องต้นจะช่วยให้เข้าใจภาษาได้กว้าง แต่อาจไม่ได้รับการปรับให้เหมาะกับการใช้งานเฉพาะเจาะจง โดยไม่มีการระบุข้อมูลที่ชัดเจน ซึ่ง Unsupervised Fine-tuning Unsupervised Fine-tuning จะช่วยให้โมเดล สามารถปรับให้เข้ากับโดเมนหรือข้อกำหนดเฉพาะโดยไม่มี label เฉพาะงานที่ชัดเจน ซึ่งในระหว่างการ Unsupervised Fine-tuning โมเดลจะแสดงกับข้อมูลเฉพาะงาน หากไม่มี keyword ที่ชัดเจนเกี่ยวกับเอาต์พุตที่ ต้องการ โมเดลจะปรับพารามิเตอร์ตามรูปแบบและคุณลักษณะที่มีอยู่ในข้อมูลอินพุต โดยปรับข้อมูลให้เข้ากับ ความแตกต่างของงานที่กำหนดได้อย่างมีประสิทธิภาพ

# 2.2. Pre-training Model

Pre-training เป็นรากฐานของความสามารถของโมเดล OpenAI API ช่วยให้เข้าใจภาษาและบริบทในวงกว้าง จาก dataset ที่หลากหลาย สำหรับประสิทธิผลของการ fine-tune โดยโมเดลจะเปิดเผยให้รู้จักกับรูปแบบและ โครงสร้างภาษาที่หลากหลาย โมเดล OpenAI API ผ่านการ pre-training เกี่ยวกับ dataset ขนาดใหญ่ ซึ่ง โดยทั่วไปจะมาจากอินเทอร์เน็ต ขั้นตอนนี้จะทำให้โมเดลมีความเข้าใจภาษาโดยทั่วไป ทำให้สามารถปรับให้เข้ากับ downstream tasks ได้ ซึ่งในส่วนนี้จะเจาะลึก Pre-training โมเดลจำนวนสองโมเดลที่ใช้ใน OpenAI API: GPT-3.5-Turbo-1106 และ Babbage-002

## 2.2.1. GPT-3.5-Turbo-1106

GPT-3.5 Turbo เป็นโมเดลที่ถูกเผยแพร่โดย Anthropic ในเดือนพฤศจิกายน 2022 เป็นโมเดลที่ใหญ่และ มีประสิทธิภาพมากที่สุดในปัจจุบัน ด้วยพารามิเตอร์มากกว่า 175 พันล้านพารามิเตอร์ ต้องใช้ทรัพยากรการ ประมวลผลในระดับมหาศาลเพื่อการ train และทำนาย มีขนาดใหญ่มากจนองค์กรส่วนมากไม่สามารถ train โมเดลนี้ได้ พารามิเตอร์จำนวนมหาศาลทำให้รองรับข้อมูลในการ train ได้ในระดับหลายล้านล้านคำ แม้ว่าจะมี ความสามารถในการสนทนาเสมือนมนุษย์มากที่สุดเท่าที่เคยพบ แต่การนำไปใช้งานจริงก็ต้องการทรัพยากร และงบประมาณจำนวนมหาศาลเช่นกัน สำหรับองค์กรส่วนใหญ่แล้ว GPT-3.5 Turbo ถือเป็น overkill สำหรับการใช้งานทั่วไป ในส่วนโมเดลขนาดเล็กกว่าอย่าง Babbage และ Davinci จึงคุ้มค่ามากกว่า

## 2.2.2. Babbage-002

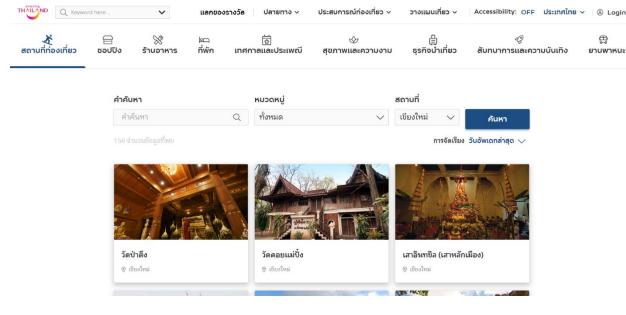
Babbage-002 เป็นโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับการสนทนาที่พัฒนาโดย Anthropic เพื่อให้มีประโยชน์ และมีความปลอดภัย มีพารามิเตอร์จำนวน 1.3 พันล้านตัว ทำให้เป็นโมเดลขนาดกลางที่ถูกออกแบบมาเพื่อ สมดุลระหว่างประสิทธิภาพและความคุ้มค่า Babbage ถูกออกแบบเฉพาะสำหรับการใช้งานจริง เช่น chatbot และ assistant ใช้ข้อมูลและการประมวลผลน้อยกว่าโมเดลอื่นหลายเท่าในการฝึก ทำให้ Babbage มีค่าใช้จ่าย ต่ำในการนำมาใช้งาน สามารถฝึกให้สนทนาอย่างปลอดภัยได้หลากหลายบริบทโดยไม่ต้องใช้ข้อมูลจำนวนมาก Babbage ให้คุณภาพการสนทนาที่ดีและความสามารถในการให้เหตุผลโดยไม่ต้องเสียค่าใช้จ่ายสูงหรือมีความ เสี่ยงมาก ขนาดที่เหมาะสมช่วยให้หลีกเลี่ยงปัญหาต่าง ๆ เช่น การสร้างข้อมูลเท็จหรือข้อความ toxic ที่เกิดกับ โมเดลขนาดใหญ่ Anthropic ออกแบบ Babbage ให้สามารถใช้งานได้จริงและเข้าถึงได้สำหรับองค์กรส่วน ใหญ่แทนที่จะเน้นประสิทธิภาพสูงสุด Babbage ตอบโจทย์การประยุกต์ใช้ AI สนทนาได้หลากหลายมากขึ้น แทนที่จะเน้นเพียงประสิทธิภาพเสมือนมนุษย์

### 2.3. Data Collection

เทคนิค Web-Scraping เป็นวิธีการที่ใช้ในการดึงข้อมูลจากเว็บไซต์เพื่อรวบรวมข้อมูลเฉพาะงานเพื่อปรับแต่ง โมเดล OpenAl API อย่างละเอียด ทำให้สามารถรับ dataset ที่หลากหลายและเฉพาะโดเมนได้ ในส่วนนี้จะสรุป องค์ประกอบสำคัญของการทำ Web-Scraping โดยเน้นไปที่กระบวนการ Web-Scraping

### 2.3.1. Data Sources

การเลือกแหล่งข้อมูลที่เหมาะสมถือเป็นส่วนสำคัญของ Web-Scraping โดย target แหล่งข้อมูลต้องได้รับการคัดเลือกอย่างรอบคอบเพื่อให้สอดคล้องกับงานเฉพาะที่มีการปรับแต่งโมเดล OpenAl API อย่างละเอียด ข้อพิจารณารวมถึงความเกี่ยวข้องของเนื้อหา ความหลากหลายของข้อมูล และแง่มุมทางจริยธรรมของการ รวบรวมข้อมูล โดยข้อมูลที่เราเลือกมาใช้จะมาจากเว็บไซต์ท่องเที่ยวของการท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย [4] จากรูปที่ 1 Tourism Authority of Thailand (TAT) ซึ่งเป็นหน่วยงานที่รับผิดชอบในการสนับสนุนและ ส่งเสริมกิจกรรมท่องเที่ยวในประเทศไทย ในเว็บไซต์นี้สามารถหาข้อมูลเกี่ยวกับสถานที่ท่องเที่ยวที่น่าสนใจ, กิจกรรมท่องเที่ยว, แนะนำที่พัก, สิ่งที่น่าทดลอง, และข้อมูลท่องเที่ยวอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการท่องเที่ยวใน ประเทศไทย



รูปที่ 1 แสดงหน้าเว็บไซต์ที่ใช้เป็นแหล่งข้อมูลซึ่งข้อมูลจะเกี่ยวกับสถานที่ท่องเที่ยวในจังหวัดเชียงใหม่

## 2.3.2. Selenium Library

เนื่องจากแหล่งข้อมูลที่ใช้งานเป็นเว็บไซต์แบบไดนามิกเว็บ กระบวนการนี้เราจึงเลือกใช้ไลบรารี
Selenium ซึ่งเป็นเครื่องมืออันทรงพลังสำหรับการโต้ตอบกับเนื้อหาเว็บแบบไดนามิก โดยให้รายละเอียด
เกี่ยวกับการกำหนดค่า การนำทาง การระบุองค์ประกอบ และกระบวนการแยกข้อมูล จัดการกับความท้าทาย
และการพิจารณาด้านจริยธรรมที่เกี่ยวข้องกับ Web-Scraping โดยไลบรารี Selenium ได้รับการกำหนดค่าให้
จำลองเว็บเบราว์เซอร์ ทำให้สามารถโต้ตอบอัตโนมัติกับเนื้อหาไดนามิกของเว็บไซต์เป้าหมายได้ ในส่วนนี้จะให้
รายละเอียดเกี่ยวกับกระบวนการตั้งค่า รวมถึงการติดตั้งไลบรารี Selenium และการกำหนดค่าไดรเวอร์เว็บ
เพื่อให้เข้ากันได้กับเว็บเบราว์เซอร์ที่เลือก จากนั้นเราจะไปสร้าง dataset จากข้อมูลที่ดึงมาจากเว็บเพื่อการ
ปรับแต่งโมเดล OpenAl API และการวิเคราะห์ผลลัพธ์ในภายหลัง

### 2.3.3. Dataset Format

Dataset สำคัญในการกำหนดประสิทธิภาพของโมเดล และการจัดเตรียมประกอบด้วยกระบวนการสำคัญ หลายประการเพื่อให้แน่ใจว่ามีความเกี่ยวข้อง ความหลากหลาย และประสิทธิผล ส่วนนี้จะแสดงภาพรวมของ dataset รวมถึงรูปแบบและกระบวนการต่าง ๆ ที่ใช้ในการดูแลจัดการเพื่อ fine-tuning

Dataset Format ส่งผลโดยตรงต่อวิธีการประมวลผลของโมเดลและการเรียนรู้จากข้อมูล ในบริบทของ Fine-tuning OpenAl API รูปแบบ dataset ควรสอดคล้องกับข้อกำหนดอินพุตของโมเดล โดย dataset format รวมถึงโครงสร้างจะอยู่ในรูปแบบ JSON Lines ดังรูปที่ 2 และ 3

```
1 {"messages": [{"role": "system", "content": "Marv is a factual chatbot the content of the cont
```

รูปที่ 2 แสดงสามตัวอย่างรูปแบบ dataset ที่ใช้สำหรับโมเดลเวอร์ชั่นใหม่

```
1 {"prompt": "<prompt text>", "completion": "<ideal generated text>"}
2 {"prompt": "<prompt text>", "completion": "<ideal generated text>"}
3 {"prompt": "<prompt text>", "completion": "<ideal generated text>"}
```

รูปที่ 3 แสดงสามตัวอย่างรูปแบบ dataset ที่ใช้สำหรับโมเดลเวอร์ชั่นเก่า

จากรูปที่ 2 รูปแบบนี้ช่วยให้สามารถนำเสนอการแลกเปลี่ยนการสนทนาที่มี role ที่แตกต่างกัน (system, user, assistant) และ content ที่เกี่ยวข้อง โดยทั่วไป role "system" จะกำหนดบริบทหรือคุณลักษณะของ assistant ส่วน role "user" ก่อให้เกิดคำถามหรือ prompts และ role "assistant" จะตอบสนอง โดย ผสมผสานข้อมูลที่เป็นข้อเท็จจริงเข้ากับข้อมูลที่แตกต่างกันเล็กน้อย ตามคำอธิบายของข้อความระบบ

- "messages": Key นี้จะแสดง list message ที่มีการแลกเปลี่ยนกันในการสนทนา แต่ละ message จะมี "role" และ "content"
- "role": Key นี้จะระบุ role ของผู้ส่งข้อความ ไม่ว่าจะเป็น "system", "user" หรือ "assistant"
- "content": Key นี้ประกอบด้วย content หรือ text ที่เป็นข้อเท็จจริงของ message

จากรูปที่ 3 "prompt": Key นี้แสดงถึงอินพุตหรือสิ่งกระตุ้นที่มอบให้กับโมเดลภาษา เป็นข้อความหรือ บริบทที่ต้องการให้โมเดลสร้างการตอบกลับ โดย prompt เป็นจุดเริ่มต้นสำหรับโมเดลในการสร้างหรือเติม ข้อความ และ "completion": Key นี้แสดงถึงเอาต์พุตที่คาดหวังหรืออุดมคติที่ต้องการให้โมเดลสร้างตาม prompt ที่กำหนด โดยทำหน้าที่เป็นข้อมูลอ้างอิงหรือเป้าหมายสำหรับกระบวนการ fine-tuning เป้าหมายคือ การฝึกโมเดลในลักษณะที่เมื่อได้รับ prompt ที่คล้ายกันในอนาคต โมเดลจะสร้างการตอบสนองที่ใกล้เคียงกับ ความสำเร็จที่ให้ไว้มากขึ้น

# 2.4. Fine-tuning pre-trained model

ในการ Fine-tuning เรามีจุดมุงเน้นเพื่อจะให้โมเดลนั้นสามารถทำงานตามที่เราต้องการได้ โดยงานนั้น คือ การให้ข้อมูลสถานที่ท่องเที่ยวในเชียงใหม่ โดยข้อมูลนั้นจะต้องมากจาก dataset ของเราโดยโมเดลที่เรานำมา fine-tune นั้นมี 2 โมเดลนั่น คือ gpt-3.5-turbo และ babbage-002 ความแตกต่างของ 2 โมเดลนี้ คือ จำนวน ของข้อมูลที่ได้ใช้ train 2 pre-trained โมเดลนี้ โดย babbage-002 จะมีจำนวนข้อมูลที่น้อยกว่าแต่มีความเร็วที่ มากกว่า ในขณะที่ gpt-3.5-turbo มีจำนวนข้อมูลที่เยอะกว่าประสิทธิภาพดีกว่าแต่ทำงานได้ช้ากว่า โดย จุดมุ่งหมายที่เลือกทั้ง 2 โมเดลนี้เพราะว่าเราต้องการอยากทราบว่าข้อมูลของเรานั้นมีความเหมาะสมกับโมเดล แบบไหนมากที่สุด โดยขั้นตอนในการ fine-tuning มีดังนี้

## 2.4.1. Prepare data

ในขั้นตอนนี้ คือการเตรียมข้อมูลโดยเหตุผลที่เราต้องเตรียมข้อมูลนั้นเพราะว่าในการ fine-tuning OpenAl model นั้นต้องใช้ข้อมูลที่มี format ที่เป็นแบบดังรูปที่ 2 และ 3

รูปที่ 4 แสดง Code เกี่ยวกับการจัดเก็บ dataset ในขั้นตอน Web-Scraping

รูปที่ 5 แสดง Code เกี่ยวกับการสร้างตัวแปรเพื่อนำไปแปลง Data format

รูปที่ 6 แสดง Code เกี่ยวกับการแปลง Data format

ในส่วนของก่อนการทำ Data format เราจะนำข้อมูลที่ได้จากการ Scraping มาแปลง format ให้ตรงกับ ที่ API ต้องการ จากรูปที่ 4 ที่เราเก็บข้อมูลมาจากการทำ Web-Scraping แล้วนำข้อมูลที่ได้ไปแปลง Data format ดังรูปที่ 5 และ 6

### 2.4.2. Upload training and validation data

```
import random
import json

#Load your JSON data from a file
with open("fine_tune_data1.jsonl", "r") as file:
    dataset = file.readlines()

# Set the seed for reproducibility
random.seed(42)

# Shuffle your dataset
random.shuffle(dataset)

# Define the split ratio (e.g., 80% training, 20% validation)
split_ratio = 0.8
split_index = int(len(dataset) * split_ratio)

# Split the dataset
training_data = dataset[:split_index]
validation_data = dataset[split_index:]

# Write the training_adata.jsonl", "w") as training_file:
    training_file.writelines(training_data)

with open("validation_data.jsonl", "w") as validation_file:
    validation_file.writelines(validation_data)
```

รูปที่ 7 แสดง Code เกี่ยวกับการแบ่ง training data กับ validation data

จากรูปที่ 7 เราจะทำการอัปโหลดไฟล์ที่เป็น format ที่ตรงกับ API เข้าไปเก็บเพื่อใช้ในการนำไป fine-tuning ต่อโดยเราจะทำการแบ่ง training data กับ validation data ก่อนในกรณีที่ข้อมูลยังไม่ถูกแบ่ง

```
training_data = openai.files.create(
    file=open("training_data.jsonl", "rb"),
    purpose="fine-tune"
)

validation_data = openai.files.create(
    file=open("validation_data.jsonl", "rb"),
    purpose="fine-tune"
)

print(training_data)
print(validation_data)

FileObject(id='file-co6ZMnWyGygwbWNFCedz3hi8',
FileObject(id='file-ESIIO2TMtG7ZQhTB3AtmCpct',
```

รูปที่ 8 แสดง Code เกี่ยวกับ file id ที่ใช้ในการ fine-tuning

จากรูปที่ 8 เมื่อแบ่ง data เสร็จแล้วหลังจากนั้นจะอัปโหลดเข้า API เพื่อ return ดู file id ที่จำเป็น จะต้องนำไปใช้ในการ fine-tuning

https://platform.openai.com/files/file-co6ZMnWyGygwbWNFCedz3hi8						
	Files  Date Name Desc Asc					
	babbage_training_dataen.jsonl	11/20/2023, 4:19 PM	•	FILE		
	step_metrics.csv	11/20/2023, 4:01 AM		training_dat	file-co6ZMnWyGygwbWNFCedz3hi8  © Ready  fine-tune  126,956 bytes  Nov 19, 2023, 8:34 PM	
	babbage_validation_data.jsonl	11/20/2023, 3:58 AM		File ID     Status		
	babbage_training_data.jsonl	11/20/2023, 3:58 AM		% Purpose  ⊜ Size		
	step_metrics.csv	11/20/2023, 1:13 AM	н			
	step_metrics.csv	11/19/2023, 8:57 PM	ı	② Created at		
	step_metrics.csv	11/19/2023, 8:50 PM				
	step_metrics.csv	11/19/2023, 8:41 PM				
	validation_data.jsonl	11/19/2023, 8:34 PM				
	training_data.jsonl	11/19/2023, 8:34 PM				

รูปที่ 9 แสดงไฟล์ที่อัปโหลดมาแล้วถูกนำไปเก็บไว้ที่ Base URL ของ API

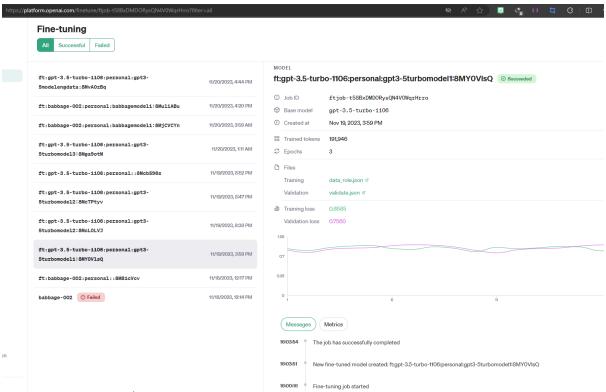
## 2.4.3. Fine-tuning the model

เมื่อ data พร้อมแล้วในขั้นตอนต่อมาก็จะเริ่มการ fine-tuning

```
model1 = openai.fine_tuning.jobs.create(
    training_file="file-lUVKIZYrqECiJs23499L5a7T",
    validation_file="file-LM6xSQnLCerJ846jS3KlY6VM",
    model="gpt-3.5-turbo-1106",
    suffix="gpt3.5turbomodel1",
    hyperparameters={
        "n_epochs": 3,
        "batch_size": 8,
        "learning_rate_multiplier": 0.01
    }
}
```

รูปที่ 10 แสดง Code เกี่ยวกับการใช้ API เพื่อทำการ fine-tuning

จากรูปที่ 10 ในการ fine-tuning ด้วยการใช้ API นั้น เราก็ต้องทำการนำไฟล์ไอดีมาใส่ในพารามิเตอร์ รวมไปถึงการเลือกโมเดลการกำหนดชื่อโมเดลและการเลือก hyperparameters โดยการ fine-tuning OpenAI API model นั้น hyperparameters ที่ทำการปรับได้มีเพียง epoch, batch size และ learning rate เท่านั้น



รูปที่ 11 แสดงการส่ง request กลับไปยัง Base URL พร้อมมีค่า monitor

จากรูปที่ 11 หลังจากรันโปรแกรมนี้โมเดลก็จะเริ่มทำการ fine-tuning โดยจะส่ง request กลับไปยัง Base URL และ monitor ค่าต่าง ๆ ให้ดูในระหว่างการ fine-tune

```
fine_tuning_job_id = "ftjob-t588xDMDORysQN4V0WqrHrro"

# Retrieve fine-tuning job events
events = openai.fine_tuning.jobs.list_events(fine_tuning_job_id-fine_tuning_job_id,limit=50).data
events.reverse()

# Print each event vertically
for event in events:

# print(f"Event ID: {event.id}")

# print(f"Created At: {event.created_at}")

# print(f"Created At: {event.level}")

# print(f"Message: {event.message}")

# print(f"Object: {event.object}")

print(f"Data: {event.data}")

# print(f"Type: {event.type}\n")
```

รูปที่ 12 แสดง Code เกี่ยวกับการให้ monitor แสดงค่า loss ในแต่ละ step

```
Data: {'step': 1, 'train_loss': 0.8333396911621094, 'valid_loss': 0.808706006716307, 'train_mean_token_accuracy': 0.7819429039955139, 'valid_mean_token_accuracy': 0.355156037993134} Data: {'step': 2, 'train_loss': 0.8542137139323637, 'valid_loss': 0.7653575043827093, 'train_mean_token_accuracy': 0.78660095738789, 'valid_mean_token_accuracy': 0.3551560379918589} Data: {'step': 3, 'train_loss': 0.85421371393236374, 'valid_loss': 0.8274137139326374, 'valid_loss': 0.8274137139326374, 'valid_loss': 0.8274137139326374, 'valid_loss': 0.8274137139326374, 'valid_loss': 0.8274137139326374, 'valid_loss': 0.8374137139326374, 'valid_loss': 0.8374137139326374, 'valid_loss': 0.83745183539096071, 'train_mean_token_accuracy': 0.768813755677961, 'valid_mean_token_accuracy': 0.351460227580856) Data: ('step': 5, 'train_loss': 0.83804580163955569, 'valid_loss': 0.808436726981643384, 'train_mean_token_accuracy': 0.7769800424575806, 'valid_mean_token_accuracy': 0.36523828594313174) Data: ('step': 8, 'train_loss': 0.808542971611033, 'valid_loss': 0.80843664518344, 'train_mean_token_accuracy': 0.7769293786995215, 'valid_mean_token_accuracy': 0.3489107519325369) Data: ('step': 8, 'train_loss': 0.808542971611033, 'valid_loss': 0.808371925294736, 'train_mean_token_accuracy': 0.7769293785995215, 'valid_mean_token_accuracy': 0.354166066606667) Data: ('step': 10, 'train_loss': 0.808364650466692, 'valid_loss': 0.808371925294736, 'train_mean_token_accuracy': 0.7769293785995215, 'valid_mean_token_accuracy': 0.35540525101763007) Data: ('step': 12, 'train_loss': 0.839247415466390, 'valid_loss': 0.803471555444, 'train_mean_token_accuracy': 0.777368426322937, 'valid_mean_token_accuracy': 0.35540525101763007) Data: ('step': 13, 'train_loss': 0.839287415466390, 'valid_loss': 0.83454584144211832, 'train_mean_token_accuracy': 0.777368426322937, 'valid_mean_token_accuracy': 0.3540627240768037396) Data: ('step': 13, 'train_loss': 0.849287415466309, 'valid_loss': 0.834545444411832, 'train_mean_token_accuracy': 0.7773684632232937, 'valid_mean_token_accurac
```

รูปที่ 13 แสดงค่า loss ในแต่ละ step

จากรูปที่ 12 และ 13 เมื่อ fine-tuning เสร็จแล้วเราสามารถ monitor ค่า loss ในแต่ละ step ออกมาดู ด้วยตัวเองได้ด้วยการใส่ fine-tuning job id ของโมเดลนั้น ๆ ซึ่งค่าที่ถูก response ออกมาจะอยู่ใน พารามิเตอร์ data ซึ่งบอกค่า loss และค่า accuracy ของทั้ง training และ validation โดยในการ fine-tuning นั้นจะไม่ได้ monitor ค่าในการ train ออกมาเป็น epoch แต่จะแสดงออกมาในรูปแบบของ step โดย step นั้นจะคิดคำนวนจาก epoch, batch size และขนาด dataset ที่ใช้โดยอัตโนมัติ

#### 2.4.4. Use fine-tuned model

วิธีการนำ fine-tuning model ไปใช้

```
1 import openai

1 # Set your OpenAI API key
2 api_key = "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"
3
4 # Initialize the OpenAI client with your API key
5 openai.api_key = api_key
6
```

รูปที่ 14 แสดง Code เกี่ยวกับการเชื่อม OpenAl API ด้วย Key

จากรูปที่ 14 เราจำเป็นจะต้องนำ API key ของเรามาใส่เพื่อให้ทาง Base URL สามารถรับ request และส่ง response อย่างถูกต้อง

```
1 response = openai.chat.completions.create(
2 model="ft:gpt-3.5-turbo-1106:personal:gpt3-5turbomodel1:8MY0VlsQ",
3 temperature=0,
4 max_tokens=1000,
5 messages=[
6 {"role": "system", "content": "You are a friendly and polite guide who give the travel place information in Thailand."},
7 {"role": "user", "content": "มื่อสถานที่: ม่อนแจม\ก\กประเภท สถานที่ท่องเที่ยวดอยและภูเมา\ก\กข้อมูลรายละเอียดสถานที่: "}
8 ]
9 )
10 print(response.choices[0].message)

ChatCompletionMessage(content='สวัสดีครับ/ตัะ! สถานที่ท่องเที่ยว "ม่อนแจม" เป็นสถานที่ท่องเที่ยวที่ตั้งอยู่บนเทือกเขาดอยอ่างขางในจังหวัดเขียงใหม่ ม่อนแจมเป็นจุดชมวิวที่สวยงามที่สุดของดอยอ่างขาง
```

รูปที่ 15 แสดง Code เกี่ยวกับการใช้ generate text เพื่อดู output

จากรูปที่ 15 ในการนำมาใช้ generate text เพื่อดู output เราจะใช้คำสั่ง openai.chat.completions.create() ในการ request โดยจะใช้ชื่อของโมเดลจาก Base URL มาใส่ใน พารามิเตอร์ model เพื่อเลือกว่าจะใช้โมเดลไหนในการ generate text โดยพารามิเตอร์อื่นๆที่ได้ใช้ก็มี

- temperature ที่ใช้กำหนดการ random ของคำตอบว่าอยากให้คำตอบมีค่าความ random มากแค่ไหนใน การ response แต่ละครั้ง
- max tokens ใช้ในการกำหนดความยาวของคำตอบว่าอยากให้จบในกี่ token
- messages ใช้ในการถามตอบกับโมเดลโดยจะเป็นในรูปแบบ JSON เดียวกันกับ data format ที่ใช้ในการ train โดยจะมี system content ที่สามารถกำหนด tone และ style การตอบของโมเดลและมี user content ที่เป็นคำถามใช้ถามโมเดล

ในการดูคำตอบเราจะใช้ reponse.choices[0].message เพื่อดูคำตอบแรกของโมเดล

## 3. Experimental Design and Results

ในส่วนนี้เราจะทำการทดสอบกับโมเดลที่เราได้ Fine-tune ออกมาว่าสามารถ response output ที่เรา ต้องการได้หรือไม่โดย output ที่เราต้องการ คือ การนำข้อความในส่วนของ dataset มา response ให้เราเมื่อเรา input prompt ในส่วนของสถานที่นั้น ๆ เช่น input : ขอข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับม่อนแจ่ม output : <รายละเอียดข้อมูลที่ใส่ไปใน dataset> โดยเราได้ทำการทดสอบ ดังนี้

# 3.1. ทดสอบ fine-tuning dataset ที่แตกต่างกัน

ในส่วนของการทดสอบนี้นั้นเราจะทำการ fine-tune ด้วย data ที่แตกต่างกันโดยมีขนาดของข้อมูล, รายละเอียดของข้อมูลข้างในที่แตกต่างกันเพื่อหา dataset ที่เหมาะสมที่สุดในการนำมา fine-tuning โดยเราจะ นำไปใช้กับ pre-trained โมเดลนี้

โมเดลที่ 1 (Pre-trained model: gpt-3.5-turbo-1106)

```
model1 = openai.fine_tuning.jobs.create(
    training_file="file-lUVKIZYrqECiJs23499L5a7T",
    validation_file="file-LM6xSQnLCerJ846jS3KlY6VM",
    model="gpt-3.5-turbo-1106",
    suffix="gpt3.5turbomodel1",
    hyperparameters={
        "n_epochs": 3,
        "batch_size": 8,
        "learning_rate_multiplier": 0.01
    }
}
```

รูปที่ 16 แสดง Pre-trained model: gpt-3.5-turbo-1106

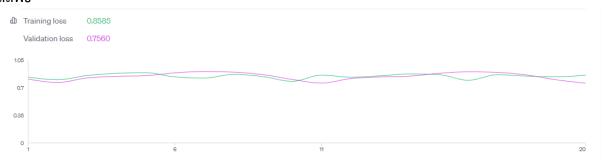
epoch: 3 batch size: 8 learning rate: 0.01

## Dataset แบบที่ 1

รูปที่ 17 แสดงเกี่ยวกับ format Dataset แบบที่ 1

จากรูปที่ 16 ใน dataset แบบแรกที่เรานำมา fine-tuning จะเป็นดังนี้ซึ่งมีจำนวน data อยู่ที่ 60 sample ในส่วนของ system content นั้นจะกำหนด style การตอบด้วยคำว่า "คุณเป็นไกด์นำทางที่เป็นมิตรและสุภาพ" ในทุกๆ messages เพื่อกำหนด tone และ style แบบเดียวกัน ต่อมาในส่วนของ user content นั้นจะมีการ กำหนดรูปแบบคำถามที่เหมือนกันโดยจะเป็นในรูปแบบ "ฉันต้องการข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับ<ชื่อสถานที่>" และ assistant content หรือคำตอบที่ต้องการให้โมเดลตอบจะใส่รายละเอียดข้อมูลของสถานที่นั้นไปเป็น long text ยาว ๆ และนำ dataset ดังกล่าวไป train กับ gpt-3.5-turbo-1106

#### ผลลัพส์



รูปที่ 18 แสดงกราฟ Training loss กับ Validation loss ของ dataset แบบที่ 1

จากรูปที่ 18 หลังจาก fine-tune ด้วย dataset แบบที่ 1 ได้ผลลัพธ์ ซึ่งมีค่า loss ที่ค่อนข้างสูงหลังจาก นั้นเราได้นำไปลองใช้ในการถามข้อมูลสถานที่ท่องเที่ยวอย่างม่อนแจ่มได้ผลลัพธ์ดังนี้

```
1 response = openai.chat.completions.create(
2 model="ft:gpt-3.5-turbo-1106:personal:gpt3-5turbomodel1:8MY0VlsQ",
3 temperature=0,
4 max_tokens=1000,
5 messages=[
6 {"role": "system", "content": "คุณเป็นไกด์นำทางที่เป็นมิตรและสุภาพ"},
7 {"role": "user", "content": "ฉันต้องการข้อมูลรายละเอียดเกี่ยวกับม่อนแจ่ม"}
8 ]
9 )
10 print(response.choices[0].message)
```

รูปที่ 19 แสดง Code เกี่ยวกับการใช้ generate text เพื่อดู output

จากรูปที่ 19 คำตอบที่ได้: "ม่อนแจ่ม (Mon Cham) เป็นสถานที่ท่องเที่ยวที่ตั้งอยู่ในอำเภอแม่ริม จังหวัด เชียงใหม่ ประเทศไทย ม่อนแจ่มเป็นที่รู้จักด้วยทิวทัศน์ที่สวยงามของภูเขาและทุ่งนาที่ล้อมรอบ นอกจากนี้ยังมีสวน ผลไม้และสวนดอกไม้ที่สวยงามอีกด้วย\n\nที่ม่อนแจ่มนั้นนักท่องเที่ยวสามารถเดินเล่นรอบเขาหรือทำกิจกรรม ทางการเกษตรเช่นการเก็บผลไม้หรือดูดอกไม้ได้ นอกจากนี้ยังมีร้านอาหารและรีสอร์ทที่สามารถพักผ่อนและพัก ค้างคืนได้\n\nการเดินทางไปยังม่อนแจ่มสามารถใช้รถยนต์ส่วนตัวหรือจักรยานจากเชียงใหม่ โดยมีระยะทาง ประมาณ 40 กิโลเมตร และเส้นทางที่สวยงามและสะดวกสบาย"

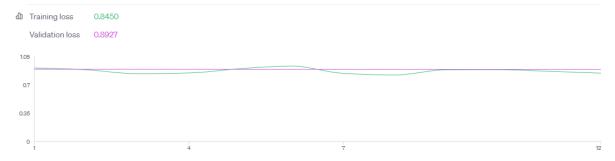
## Dataset แบบที่ 2

```
("mole": "system", "content": "You are a friendly and polite guide who give the travel place information in Thailand."),
("role": "user", "content": "ชื่อสถานที่: ม่อนแล่ม\ถ\กประเภท สถานที่ท่องเที่ยวดอยและภูเขา\ก\กข้อมูลรายละเอียดสถานที่: "),
("role": "assistant", "content": "ดึงอยู่บนส์นเขาที่สูงจากระดับน้ำทะเลประมาณ 1,300 แต่ร อยู่ในเขตหมู่บ่านมิ่งหมองหอย ศูนย์ทัฒนาโครงการหลวงหนองหอย สาบลแม่แรม
เป็นหนึ่งไปเครงการพระวาสท์ร้าของพระบานทรมเด็จพระบานทรมเพื่อสอดและภูเขาเราเหต่งสาบละมาให้เขาขายเห็นที่ประการและวาสท์ข้ายคง แต่นานที่ปลอดและสาบลอกไม่มีลูกอยู่ทั้งใหม่เขา
เนื่องจากที่เห็นเง่นโดยเป็นที่รถว้าง เต็นไปด้วยหญ่าด แต่มีบรยากาศและภูมิประเทศที่สอยงาน โครงการหลวงฯ จึงจัดตั้งเป็นคุนย์วิจัยพืชคิดและลอกไม่มีลองหนาว มีแปลงคิดและสาบลอกไม่มีลูกอยู่ทั้งใหม่ข่าน
กลายเป็นแหล่งท่องเที่ยวที่ได้รับความนิยมอีกแห่งหนึ่งของผู้รักธรรมชาติ เพราะที่นี่อากาศหวิสุทธิ์และเย็นสบายลอดทั้งปี ช่วงเดือนตลาคม-กุนภาพันธ์ เป็นช่วงที่อากสนานทรมเน็น ในช่วงเข้าจะเห็นหนาย์และ แต่งเห็นหนาย์และสนานคลาดตา
พอท้องที่แล่มไสในช่วงสาย ๆ ก็จะมออเห็นที่หายาโยเองสนาชันข่อนอยของของมา หรือโนยามที่พระอาทิยย์ดีขอบทำไปแล้ว ก็ยังได้ทบบันพระลดาวที่ส่องแสงจะอับระนันจาบะหรุงเข้า สำหรับที่ที่ที่ต้องยุนและอยน์
มีทั้งบ้านหลังกระที่ครัดและแลมปีที่ตกแล่งทันสัย มีลึงอำนวยตามสะดวกครมครัน ทั้งหมดตั้งเรียงรายอยูโดยรอบ อีกทั้งยังมีหวิการให้เข่าพื้นที่กางเด็นที่ มีรำนอาหารเครื่องดื่ม และรำนขายสินคำที่ระลึกด้วย
สอบถามข้อมูล โทร. 08 1806 3993, 08 0854 4906, 08 1950 9767")
```

รูปที่ 20 แสดงเกี่ยวกับ format Dataset แบบที่ 2

จากรูปที่ 20 หลังจากที่ลองกับ dataset ในแบบแรกแล้วพบว่าค่า loss ค่อนข้างสูงเราก็ได้ไปค้นหาข้อมูล เพิ่มเติมว่าเป็นเพราะอะไรและก็ได้ไปพบกับเว็บบล็อกที่แนะนำการ fine-tuning พอน้ำ dataset ของเราไป เปรียบเทียบกับเขาพบว่า dataset ของเรานั้นมีรูปแบบที่ไม่เหมือนกัน dataset ของเขานั้นมีรูปแบบที่ชัดเจนกว่า และมีขนาดจำนวน sample ที่มากกว่าและข้อความที่สั้นกว่าเราจึงได้นำมาปรับใช้กับ dataset เก่าของเราโดย ปรับเปลี่ยนรูปแบบคำถามและ style ของโมเดลโดยเราได้เพิ่มความละเอียดใน style การตอบของโมเดลลงไปใน ส่วนของ system content และปรับเปลี่ยนรูปแบบของ user content ตามตัวอย่างที่เราได้ไปพบมาจากนั้นก็ลด จำนวน sample เพราะต้องการลด token ที่มีมากเนื่องจากการ fine-tune แต่ละครั้งมีค่าใช้จ่ายเลยลองลบ สถานที่ที่ไม่ต้องการออกให้เหลือ 40 sample และลดความยาวของข้อมูลในบาง sample ลงจากนั้นนำไป fine-tune กับ gpt-3.5-turbo ใหม่อีกครั้ง

### ผลลัพธ์



รูปที่ 21 แสดงกราฟ Training loss กับ Validation loss ของ dataset แบบที่ 2

จากรูปที่ 21 หลังจาก fine-tune ด้วย dataset แบบที่ 2 พบว่า training loss มีค่าที่ต่ำลงไม่มากใน ขณะที่ validation loss มีค่าสูงขึ้นมากๆและได้ลองไปใช้ถามตอบแบบเดิม

```
1 response = openai.chat.completions.create(
2 model="ft:gpt-3.5-turbo-1106:personal:gpt3-5turbomodel2:8McL0LVJ",
3 temperature=0,
4 max_tokens=1000,
5 messages=[
6 {"role": "system", "content": "You are a friendly and polite guide who give the travel place information in Thailand."},
7 {"role": "user", "content": "ชื่อสถานที่: ม่อนแจ่ม\n\กประเภท สถานที่ท่องเที่ยวดอยและภูเขา\n\กข้อมูลรายละเอียดสถานที่: "}
8 ]
9)
10 print(response.choices[0].message)
```

รูปที่ 22 แสดง Code เกี่ยวกับการใช้ generate text เพื่อดู output

จากรูปที่ 22 คำตอบที่ได้: "สวัสดีครับ/ค่ะ! สถานที่ท่องเที่ยว "ม่อนแจ่ม" เป็นสถานที่ท่องเที่ยวที่ตั้งอยู่บน เทือกเขาดอยอ่างขางในจังหวัดเชียงใหม่ ม่อนแจ่มเป็นจุดชมวิวที่สวยงามที่สุดของดอยอ่างขาง ที่นี่มีทิวทัศน์ที่ สวยงามของทะเลหมอกและภูเขาที่สลัดใส นอกจากนี้ยังมีสวนดอกไม้ที่สวยงามและเป็นที่รู้จักอีกด้วย นอกจากนี้ ยังมีกิจกรรมต่างๆ เช่น การปืนเขา การเดินทางด้วยจักรยาน และการเดินเล่นในสวนดอกไม้ ที่นี่ยังมีร้านอาหาร และร้านขายของที่ทำจากผลผลิตภูเขาให้บริการด้วยครับ/ค่ะ ถ้าคุณชอบการผจญภัยและการสัมผัสกับธรรมชาติ ม่อนแจ่มเป็นสถานที่ท่องเที่ยวที่น่าสนใจมากครับ/ค่ะ หวังว่าข้อมูลนี้จะมีประโยชน์สำหรับคุณครับ/ค่ะ ถ้ามีข้อ สงสัยเพิ่มเติม กรุณาสอบถามเพิ่มเติมครับ/ค่ะ"

จากทั้ง 2 dataset พบว่าไม่ว่าจะเป็น dataset ไหนโมเดลก็ไม่ได้ตอบตรงกับข้อมูลที่อยู่ใน dataset เลยมี เพียงรูปแบบการตอบที่เปลี่ยนไปและการจัดเรียงรายละเอียดที่แตกต่างกันจะเห็นได้ว่าโมเดลจากการ fine-tune ด้วย dataset ทั้ง 2 แบบนั้นล้วนมีค่า loss ที่สูงทั้ง training และ validation ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการเรียนรู้ของ data ของโมเดลนั้นยังไม่ดีมากนักแต่ใน dataset ที่ 2 มีการจัดเรียงคำ ประโยคและการให้ข้อมูลที่ดีกว่าซึ่งจาก ผลลัพธ์คาดว่าเป็นเพราะ system content ที่เปลี่ยนเป็นภาษาอังกฤษและกำหนดได้ละเอียดกว่า dataset แบบ แรกเราจึงตัดสินใจที่จะใช้ dataset แบบที่ 2 ในการทดลองถัดๆไป

# 3.2. ทดสอบ fine-tuning โมเดลที่ Hyperparameters แตกต่างกัน

จากการทดสอบแบบที่ 1 เราได้ตั้งสมมุติฐานว่า เป็นเพราะเราปรับ hyperparameters ไม่ดีหรือเปล่าจึงทำ ให้โมเดลเรียนรู้ได้ไม่ดี ในส่วนของการทดสอบนี้เราได้ทำการเปลี่ยน hyperparameters ให้สอดคล้องกับจำนวน sample และขนาดของ dataset ของเราที่มีขนาดเล็ก โดยใช้ gpt-3.5-turbo เช่นเดิมเราได้ลองปรับทั้งหมด 2 แบบดังนี้

# Hyperparameters แบบที่ 1

```
model3 = openai.fine_tuning.jobs.create(
    training_file="file-co6ZMnWyGygwbWNFCedz3hi8",
    validation_file="file-EsII02TMtG7ZQhTB3AtmCpct",
    model="gpt-3.5-turbo-1106",
    suffix="gpt3.5turbomodel3",
    hyperparameters={
        "n_epochs": 5,
        "batch_size": 8,
        "learning_rate_multiplier": 0.01
    }
}
```

รูปที่ 23 แสดง Code เกี่ยวกับการเปลี่ยน Hyperparameters แบบที่ 1

จากรูปที่ 23 ใช้ค่า batch size : 8 และ learning rate : 0.01 เหมือนเดิมแต่เพิ่ม epoch ไปเป็น 5

### ผลลัพธ์



จากรูปที่ 24 ผลลัพธ์ที่ได้หลังจากเพิ่ม epoch ไปก็ยังเป็นเหมือนเดิมโมเดลยังไม่สามารถเรียนรู้ dataset ได้จึงได้ลองปรับ hyperparameters เพิ่มเติม

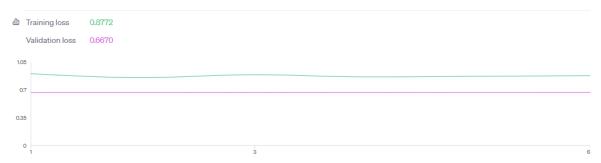
## Hyperparameter แบบที่ 2

```
model4 = openai.fine_tuning.jobs.create(
    training_file="file-co6ZMnWyGygwbWNFCedz3hi8",
    validation_file="file-EsII02TMtG7ZQhTB3AtmCpct",
    model="gpt-3.5-turbo-1106",
    suffix="gpt3.5turbomodel3",
    hyperparameters={
        "n_epochs": 3,
        "batch_size": 16,
        "learning_rate_multiplier": 0.001
    }
}
```

รูปที่ 25 แสดง Code เกี่ยวกับการเปลี่ยน Hyperparameters แบบที่ 2

จากรูปที่ 25 โดยในครั้งนี้เราได้ปรับ batch size ขึ้นไปที่ 16 และลด learning rate 0.001 เพื่อให้โมเดล นั้นค่อยๆเรียนรู้ในจำนวน epoch ที่น้อย

## ผลลัพธ์



รูปที่ 26 แสดงกราฟ Training loss กับ Validation loss ของ Hyperparameters แบบที่ 2

จากรูปที่ 26 ผลลัพธ์ที่ได้พบว่า validation loss น้อยกว่าเดิมแต่ดูจากกราฟโมเดลก็ยังคงไม่เรียนรู้ dataset เช่นเดิม

จากผลลัพธ์ทั้ง 2 แบบพบว่าโมเดลนั้นก็ยังไม่ได้เรียนรู้ dataset เช่นเดียวกับการทดสอบที่ 1 และ 2 เรา จึงสันนิษฐานว่าเป็นที่ dataset ของเราหรือเปล่าที่เป็นภาษาไทย

# 3.3. ทดสอบ fine-tuning pre-trained model ที่แตกต่างกัน

ต่อมาในการทดสอบที่ 3 เราได้ลองเปลี่ยน pre-trained model ของเราที่จะนำมา fine-tune เป็น babbage-002 ที่เป็น pre-trained model ที่มีขนาดเล็กลงมา

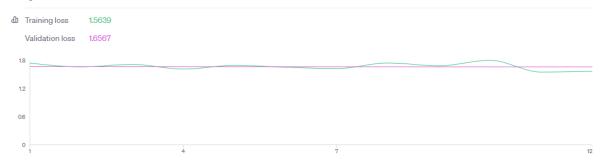
# โมเดลที่ 2 (Pre-trained model: babbage-002)

```
model5 = openai.fine_tuning.jobs.create(
    training_file="file-9NXUyvYYObtIdZDQWDsi6INX",
    validation_file="file-hq51dEn6Owebj6sjTXCfHZTz",
    model="babbage-002",
    suffix="babbagemodel1",
    hyperparameters={
        "n_epochs": 3,
        "batch_size": 8,
        "learning_rate_multiplier": 0.01
    }
}
```

รูปที่ 27 แสดง Pre-trained model: babbage-002

จากรูป 27 มี hyperparameters แบบเดิมกับการทดสอบแรก ดังรูปที่ 16

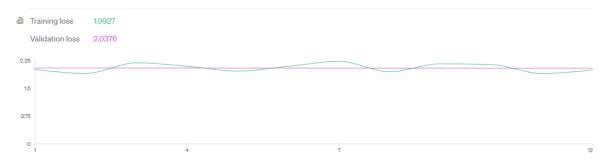
## ผลลัพธ์



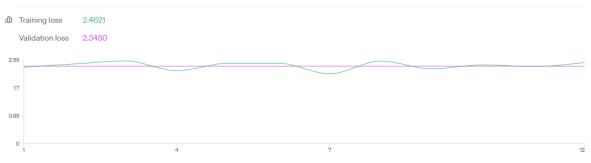
รูปที่ 28 แสดงกราฟ Training loss กับ Validation loss ของโมเดล babbage-002

จากรูป 28 ผลลัพธ์ที่ได้พบว่าโมเดลก็ยังไม่สามารถเรียนรู้ได้เหมือนเดิมเราจึงเริ่มที่จะไปสนใจในการ ปรับปรุง dataset แทนที่จะปรับ hyperparameters

## 3.4. ทดสอบ fine-tuning data set คนละภาษา



รูปที่ 29 แสดงกราฟ Training loss กับ Validation loss ซึ่งเป็นผลลัพธ์ของ gpt-3.5-turbo model



รูปที่ 30 แสดงกราฟ Training loss กับ Validation loss ซึ่งเป็นผลลัพธ์ babbage-002

จากรูปที่ 29 และ 30 พบว่าต่อให้เปลี่ยน dataset เป็นภาษาอังกฤษโมเดลก็ยังไม่เรียนรู้เช่นเดียวกันกับการ ทดสอบอื่นๆ

### 4. Conclusion

จากการทดสอบทั้ง 4 อย่างพบว่าผลลัพธ์ไม่ได้เป็นไปอย่างที่คาดหวังไว้เนื่องจากคุณภาพของ dataset ยังดีไม่ มากพอรวมไปถึงขนาดของข้อมูลที่มีขนาดน้อยเกินไป ดูได้จากผลการทดสอบที่ 1 ที่ลองเปลี่ยนรูปแบบของ dataset พบว่า output ที่ได้นั้นดีขึ้นในเชิงของการเรียบเรียงประโยคแต่ก็ยังไม่ใช่คำตอบที่มาจาก dataset รวม ไปถึงการทดลองที่ 2 และ 3 ที่ลองเปลี่ยน hyperparameters หรือ pre-trained model ก็ยังไม่สามารถเรียนรู้ dataset ได้เช่นเดียวกันจนมาถึงการทดสอบที่ 4 ที่ลองเปลี่ยนเป็นภาษาอังกฤษซึ่งทำให้มี token น้อยลงแต่ค่า loss กับเพิ่มขึ้นและไม่ได้เรียนรู้ dataset

## References

- [1] Amazon (n.d.), "ตัวอย่างของแบบจำลองพื้นฐานมีอะไรบ้าง", เข้าถึงได้จาก:

  https://aws.amazon.com/th/what-is/foundation-models/, [ออนไลน์; วันที่สืบค้น 15 พฤศจิกายน
  2566].
- [2] Fazmin Nizam, 2566, "Fine-tuning OpenAI GPT 3.5: OpenAI's latest fine-tuning API", เข้าถึงได้ จาก: https://medium.com/@fazmin/fine-tuning-new-openai-gpt-3-5-practical-example-with-python-b2653f2a5b65, [ออนไลน์; วันที่สืบค้น 15 พฤศจิกายน 2566].
- [3] Simón Fishman, 2566, "How to fine-tune chat models", เข้าถึงได้จาก:
  <a href="https://cookbook.openai.com/examples/how\_to\_finetune\_chat\_models">https://cookbook.openai.com/examples/how\_to\_finetune\_chat\_models</a>; วันที่สืบค้น 17 พฤศจิกายน 2566].
- [4] Amazing Thailand (n.d.), "สถานที่ท่องเที่ยว", เข้าถึงได้จาก:

  https://thai.tourismthailand.org/Searchresult/attraction?destination\_id=101&sort\_by=datetime\_updated\_desc&page=1&perpage=
  15&menu=attraction; วันที่สืบค้น 8 พฤศจิกายน 2566].