

MACHINE LEARNING OPERATIONS



Presented by **Asst. Prof. Dr. Tuchsanai Ploysuwan**

Basic_mlflow



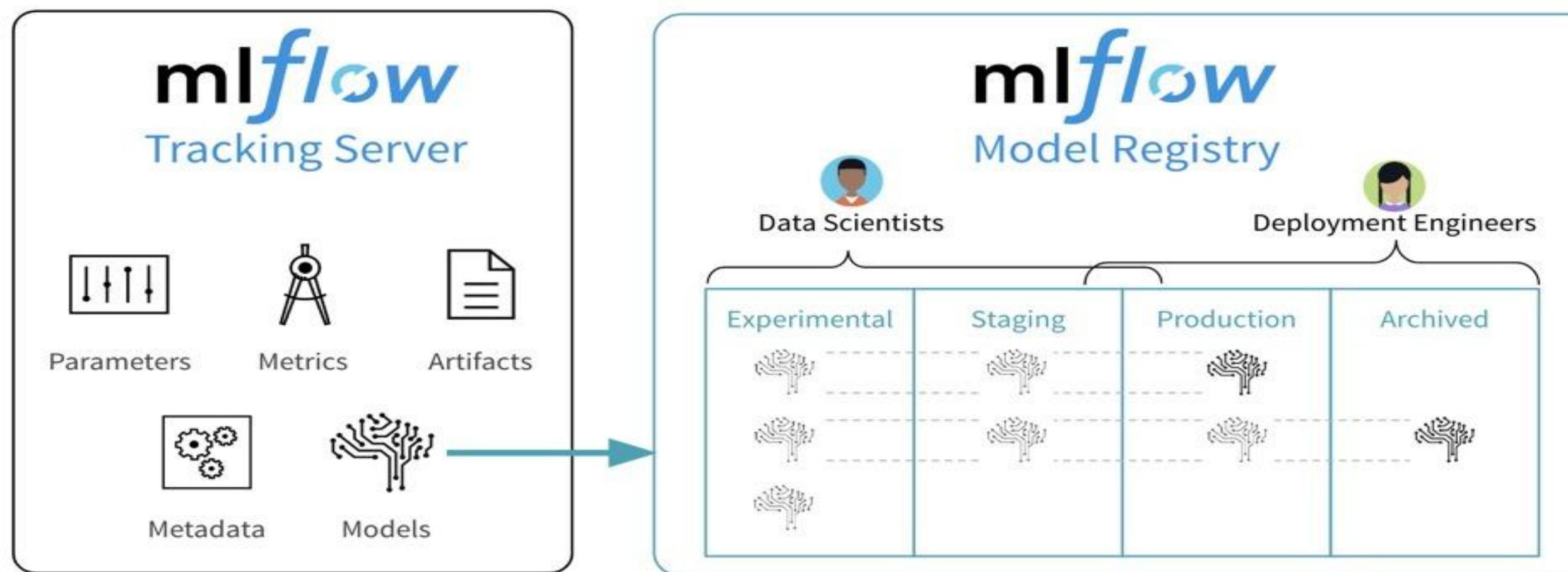
🔍 MLflow คืออะไร?

MLflow เป็น Open Source Platform สำหรับจัดการ Machine Learning Lifecycle ทั้งหมด พัฒนาโดย Databricks และเปิดตัวครั้งแรกในปี 2018 ปัจจุบันเป็นหนึ่งในเครื่องมือ MLOps ที่ได้รับความนิยมมากที่สุด โดยมีจุดเด่นคือความยืดหยุ่นสูง รองรับหลายภาษาโปรแกรม (Python, R, Java, REST API) และสามารถทำงานร่วมกับ ML Framework ยอดนิยมได้ทุกด้วย

ปัญหาที่ MLflow แก้ไข

ในการพัฒนา Machine Learning แบบดั้งเดิม Data Scientists มักประสบปัญหาหลายประการ:

1. **Reproducibility Crisis:** ไม่สามารถทำซ้ำผลการทดลองได้ เพราะลืมว่าใช้ hyperparameters อะไร ใช้ data version ไหน หรือใช้ code version ใด
2. **Experiment Chaos:** มี notebook หลายสิบไฟล์ที่ชื่อคล้ายกัน เช่น `model_v1.ipynb`, `model_v2_final.ipynb`, `model_v2_final_real.ipynb` จนไม่รู้ว่าอันไหนดีที่สุด
3. **Collaboration Difficulty:** ทีมงานไม่สามารถแชร์และเปรียบเทียบผลการทดลองได้อย่างมีประสิทธิภาพ
4. **Deployment Gap:** การนำ Model ไป Deploy ต้องเขียน code ใหม่เกือบทั้งหมด



 TRACKING	 PROJECTS	 MODEL REGISTRY	 MODELS
Record and query experiments: code, data, config, and results.	Package data science code in a format that enables reproducible runs on many platforms	Store, annotate, and manage models in a central repository	Deploy machine learning models in diverse serving environments

องค์ประกอบหลัก 4 ส่วนของ MLflow Platform

MLflow ประกอบด้วย 4 Components ที่ทำงานร่วมกันครอบคลุม ML Lifecycle ทั้งหมด:

ตารางสรุป MLflow Components

Component	Icon	Tagline	หน้าที่หลัก	ใช้เมื่อไหร?
Tracking		"บันทึกทุกการทดลอง"	บันทึก Parameters, Metrics, Artifacts	ตอน Train/Experiment
Projects		"รันที่ไหนก็ได้ผลเหมือนกัน"	Package code ให้ reproduce "ได้"	ตอนแชร์ code กับทีม
Models		"Train ครั้งเดียว Deploy 'ได้ทุกที่'"	Package model ให้ deploy "ได้หลายที่"	ตอน Deploy model
Registry		"จัดการ Model เมื่อ像 Git"	Version control สำหรับ models	ตอนจัดการ Production

สถานการณ์	Component ที่ใช้	เหตุผล
กำลังทดลอง hyperparameters หลายค่า	 Tracking	บันทึกและเปรียบเทียบผลได้
ต้องการให้เพื่อนร่วมทีมรัน code เดียวกัน	 Projects	มี dependencies ครบ รันได้ผลเหมือนกัน
จะนำ model ไป deploy บน server	 Models	Package model ให้พร้อม serve
มี model หลาย versions ต้องจัดการ	 Registry	ติดตาม version, จัดการ Production
ทำทุกอย่างคร่าวงจร	ใช้ทั้ง 4	ครอบคลุม ML Lifecycle

💡 ตัวอย่าง Use Case จริง

ขั้นตอน	สิ่งที่ทำ	Component
1	Data Scientist ทดลอง model หลายแบบ บันทึก accuracy แต่ละแบบ	 Tracking
2	เลือก model ที่ดีที่สุด แพ็คโคดให้ทีม ML Engineer	 Projects
3	ML Engineer นำ model ไป deploy เป็น REST API	 Models
4	เมื่อมี model ใหม่ที่ดีกว่า เปลี่ยน Production version	 Registry

MLflow Tracking

รายละเอียด MLflow Tracking

1. MLflow Tracking (เน้นใน Lab นี้)

"บันทึกทุกการทดลอง เปรียบเทียบได้ทุกผลลัพธ์"

MLflow Tracking คือระบบบันทึกและติดตามการทดลอง Machine Learning ช่วยให้คุณไม่ต้องจำว่าใช้ hyperparameters อะไร ได้ผลเท่าไหร่ สิ่งที่บันทึกได้:

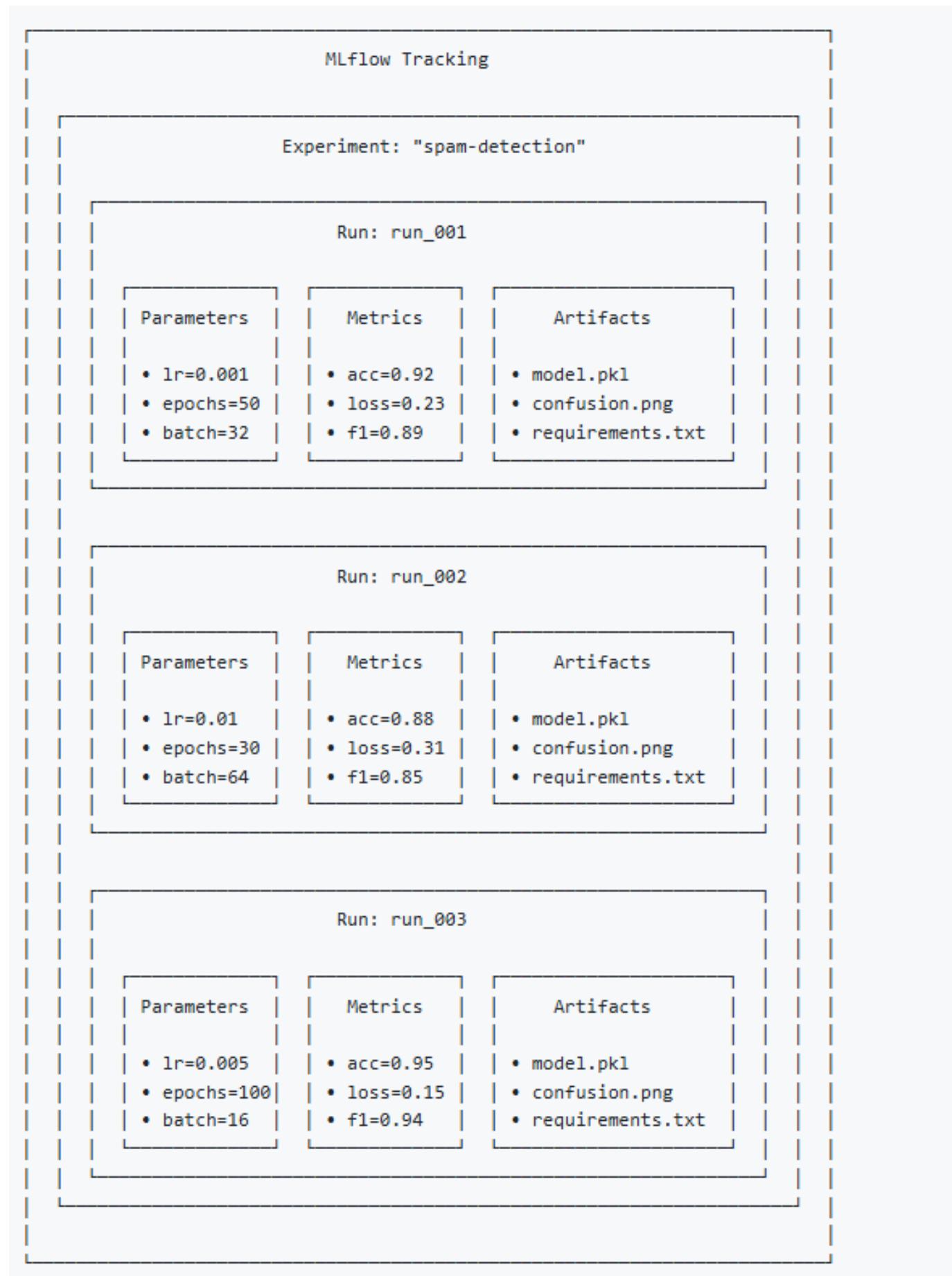
ประเภท	คำอธิบาย	ตัวอย่าง
Parameters	ค่าที่ตั้งก่อนทดลอง (Input)	learning_rate=0.001 , epochs=100
Metrics	ค่าที่วัดได้จากการทดลอง (Output)	accuracy=0.95 , loss=0.05
Artifacts	ไฟล์ที่สร้างจากการทดลอง	model.pkl , confusion_matrix.png
Tags	ข้อมูลเพิ่มเติมสำหรับจัดกลุ่ม	developer=john , env=production

ตัวอย่างการใช้งาน:

```
import mlflow

mlflow.set_experiment("my-experiment")

with mlflow.start_run():
    mlflow.log_param("learning_rate", 0.001)      # บันทึก Parameter
    mlflow.log_metric("accuracy", 0.95)            # บันทึก Metric
    mlflow.log_artifact("model.pkl")                # บันทึก Artifact
```



MLflow Tracking

MLflow Tracking		
Experiment: "spam-detection"		
Run: run_001		
Parameters	Metrics	Artifacts
<ul style="list-style-type: none">lr=0.001epochs=50batch=32	<ul style="list-style-type: none">acc=0.92loss=0.23f1=0.89	<ul style="list-style-type: none">model.pklconfusion.pngrequirements.txt
Run: run_002		
Parameters	Metrics	Artifacts
<ul style="list-style-type: none">lr=0.01epochs=30batch=64	<ul style="list-style-type: none">acc=0.88loss=0.31f1=0.85	<ul style="list-style-type: none">model.pklconfusion.pngrequirements.txt
Run: run_003		
Parameters	Metrics	Artifacts
<ul style="list-style-type: none">lr=0.005epochs=100batch=16	<ul style="list-style-type: none">acc=0.95loss=0.15f1=0.94	<ul style="list-style-type: none">model.pklconfusion.pngrequirements.txt

Experiment: "spam-detection" - Summary Table				
PARAMETERS				
Run	Learning Rate	Epochs	Batch Size	Status
run_001	0.001	50	32	Baseline
run_002	0.01	30	64	Underfitting
run_003	0.005	100	16	⭐ Best Model
METRICS				
Run	Accuracy	Loss	F1-Score	Improvement
run_001	0.92	0.23	0.89	-
run_002	0.88	0.31	0.85	-4.35%
run_003	0.95	0.15	0.94	+3.26%
ARTIFACTS				
Run	Files Logged			
run_001	model.pkl, confusion.png, requirements.txt			
run_002	model.pkl, confusion.png, requirements.txt			
run_003	model.pkl, confusion.png, requirements.txt			
KEY INSIGHTS				
Best Accuracy:	run_003 (0.95)	+	+3.26% improvement over baseline	
Lowest Loss:	run_003 (0.15)	+	34.8% reduction from baseline	
Best F1-Score:	run_003 (0.94)	+	+5.6% improvement over baseline	
Insight:	Smaller batch size (16) + more epochs (100) + moderate lr (0.005) yields the best performance for spam detection task			
Warning:	run_002 shows underfitting due to insufficient epochs (30) and high learning rate (0.01)			

MLflow Project

รายละเอียด MLflow Projects

2. MLflow Projects

"เขียนครั้งเดียว รันที่ไหนก็ได้ผลเหมือนกัน"

MLflow Projects คือ standard format สำหรับ packaging ML code ให้สามารถ reproduce ได้

องค์ประกอบหลัก:

```
my_project/
├── MLproject          # ไฟล์กำหนดค่า entry points
├── conda.yaml         # Dependencies (conda)
├── requirements.txt    # Dependencies (pip)
└── train.py           # โค้ดหลัก
```

ตัวอย่าง MLproject file:

```
name: my_ml_project

conda_env: conda.yaml

entry_points:
  main:
    parameters:
      learning_rate: {type: float, default: 0.01}
      epochs: {type: int, default: 100}
    command: "python train.py --lr {learning_rate} --epochs {epochs}"
```

การรัน Project:

```
# รันจาก local
mlflow run ./my_project -P learning_rate=0.001

# รันจาก GitHub
mlflow run git@github.com:user/repo.git -P epochs=50
```

MLflow Models

3. MLflow Models

"Train ครึ่งเดียว Deploy ได้ทุกที่"

MLflow Models คือ standard format สำหรับ packaging trained model ให้ deploy ได้หลาย platforms

Model Flavors ที่รองรับ:

Category	Flavors
Traditional ML	sklearn, xgboost, lightgbm, catboost
Deep Learning	pytorch, tensorflow, keras
Big Data	spark, h2o
Other	onnx, prophet, statsmodels, custom

Deployment Targets:

Target	คำอธิบาย
Local	รัน prediction บนเครื่อง
REST API	Deploy เป็น REST endpoint
Docker	Package เป็น Docker container
AWS SageMaker	Deploy บน Amazon SageMaker
Azure ML	Deploy บน Azure Machine Learning
Spark	รันบน Apache Spark cluster

ตัวอย่างการบันทึกและ Deploy Model:

```
# บันทึก Model
import mlflow.sklearn
mlflow.sklearn.log_model(model, "my_model")

# Deploy เป็น REST API
# mlflow models serve -m runs:/<run_id>/my_model -p 5000
```

MLflow Registry

รายละเอียด MLflow Model Registry

"จัดการ Model เมื่อjoinจัดการ Code ด้วย Git"

Model Registry คือ centralized store สำหรับจัดการ model versioning และ lifecycle เปรียบเทียบได้กับ Git ที่ใช้จัดการ source code

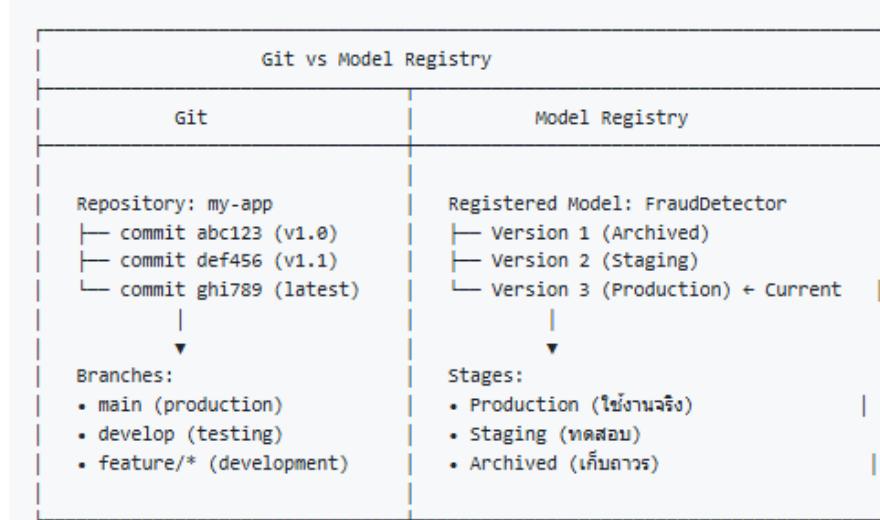
ทำไมต้องมี Model Registry?

ปรับเปลี่ยนเที่ยบ: ไม่มี vs มี Model Registry

คำถามที่พบบ่อย	ไม่มี Model Registry	มี Model Registry
"Model ที่รันบน Production คือไฟล์ไหน?"	ไม่รู้... น่าจะเป็น model_final_v2_new.pkl ?	FraudDetector version 3, stage: Production ✓
"Model นี้ train ด้วย hyperparameters อะไร?"	จำไม่ได้... ลองหาใน notebook ดู	คลิกดู lineage → Run abc123, lr=0.001, epochs=100 ✓
"Model เมื่อวานดีกว่า rollback ได้ไหม?"	ไม่ได้... ลบไฟล์เก่าไปแล้ว 🚫	ได้เลย! เปลี่ยน version 2 เป็น Production ✓
"ใครเป็นคน deploy model นี้? เมื่อไหร่?"	ไม่รู้... "ไม่มี log"	john@company.com, 2024-01-15 14:30:00 ✓
"Model version ไหนดีที่สุด?"	ต้องเปิด notebook เพียงอย่างเดียว	ดูใน Registry UI ปรับเปลี่ยน metrics ได้เลย ✓
"ทีม QA จะทดสอบ model ในเมื่อไง?"	ส่งไฟล์ให้ทาง Slack/Email	เปลี่ยน stage เป็น Staging แล้วแจ้งทีม ✓

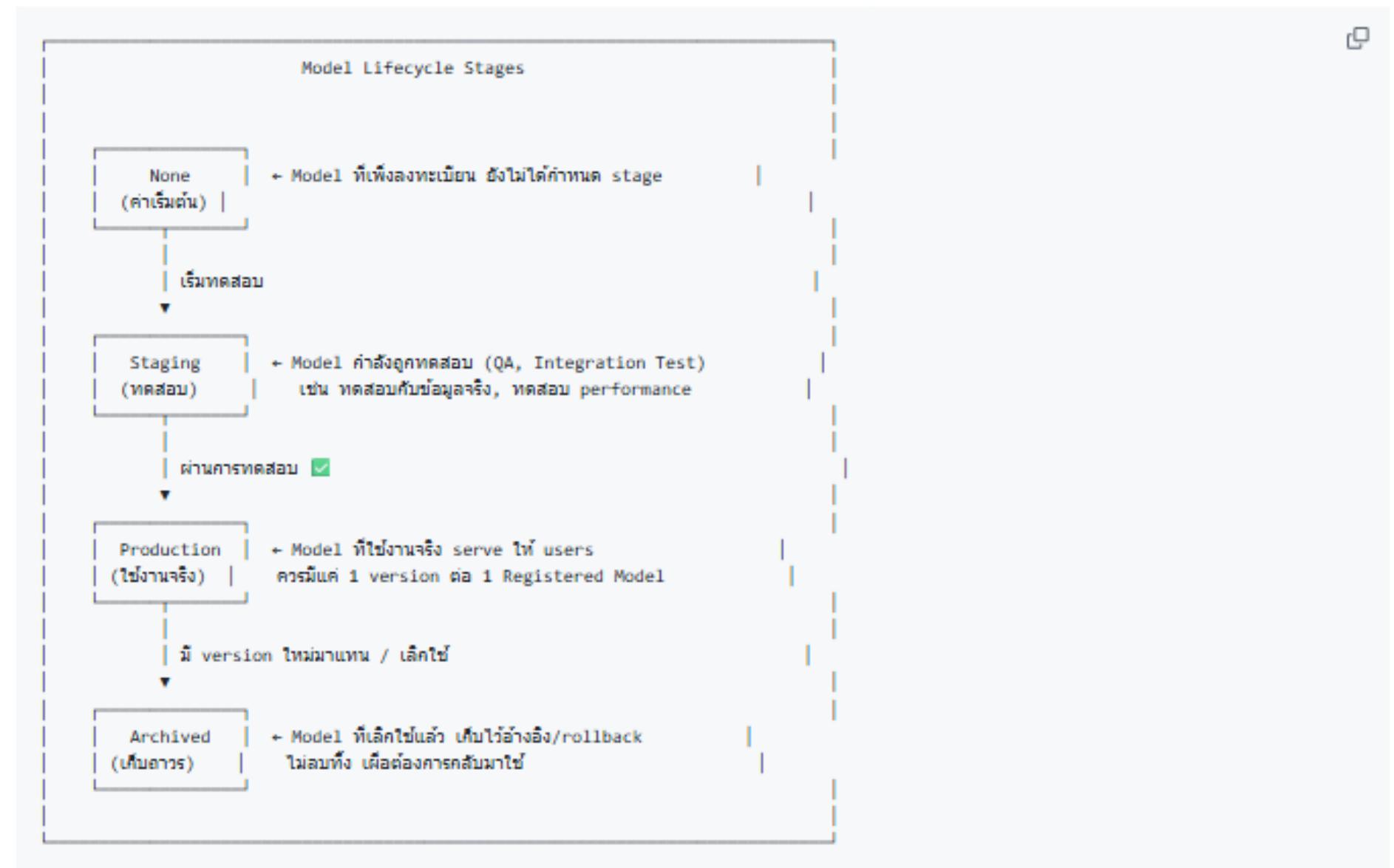
ปรับเปลี่ยน Model Registry กับ Git

แนวคิด	Git (Code)	Model Registry (Model)
Repository	Git Repository	Registered Model
Version	Commit	Model Version
Branch/Tag	main, develop, v1.0	Production, Staging, Archived
History	Commit History	Version History
Rollback	git checkout <commit>	Transition to previous version
Collaboration	Pull Request	Stage Transition + Approval
Metadata	Commit Message	Description, Tags, Lineage



Model Stages คืออะไรและเป็นอย่างไร

Model Registry มี 4 Stages สำหรับจัดการ lifecycle ของ model:



สรุป Stage แต่ละประเภท:

Stage	สัญลักษณ์	คำอธิบาย	ใครใช้?
None	NONE	เพิ่งลงทะเบียน ยังไม่พร้อม	Data Scientist (กำลังพัฒนา)
Staging	STAGING	กำลังทดสอบ อาจมีหลาย versions	QA Team, ML Engineer
Production	PRODUCTION	ใช้งานจริง ควรมี 1 version	End Users, Applications
Archived	ARCHIVED	เลิกใช้แล้ว เก็บไว้อ้างอิง	ไม่มีใครใช้ (backup)

ตัวอย่าง Workflow จริง

สมมติทีมพัฒนา Fraud Detection Model:



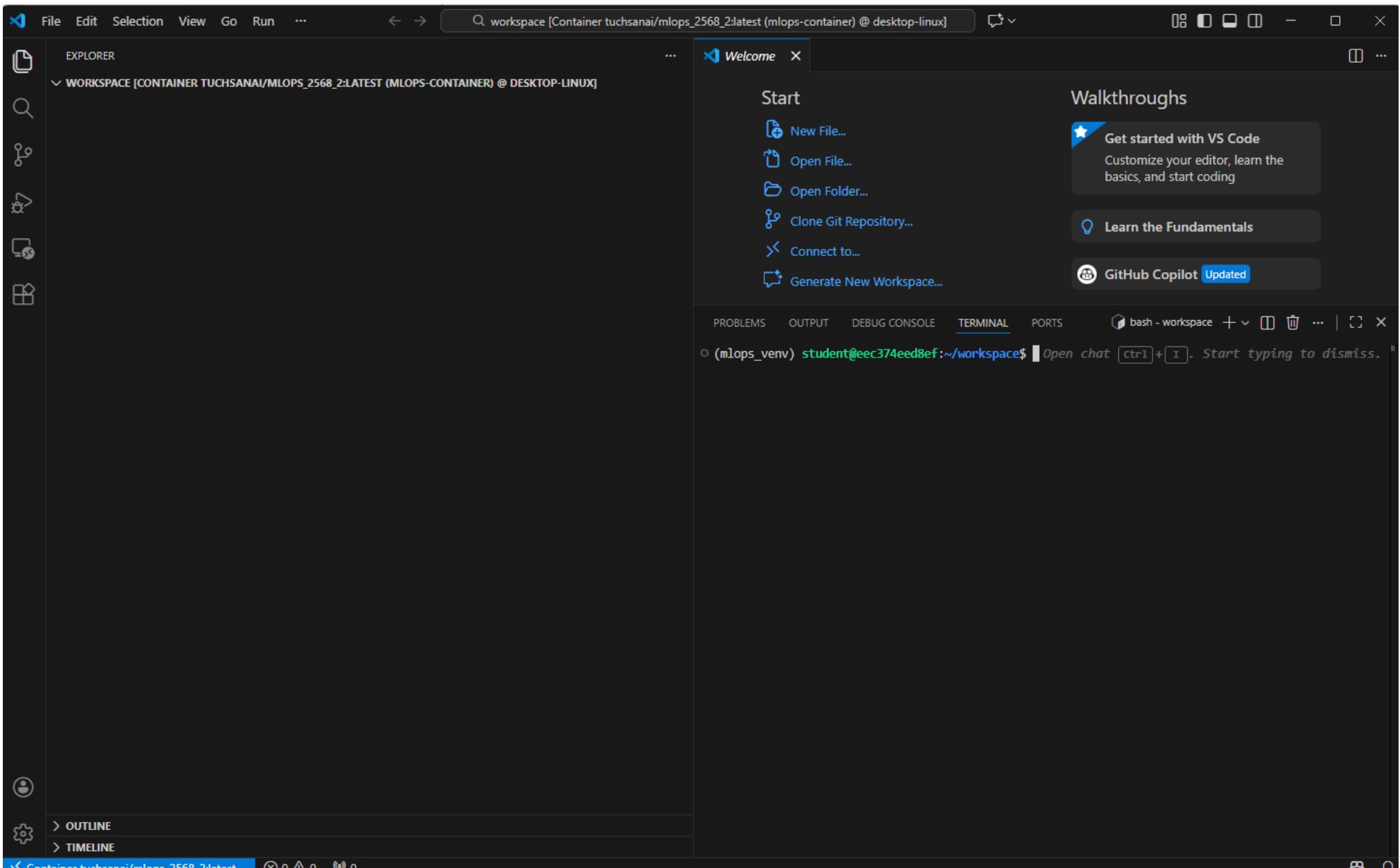
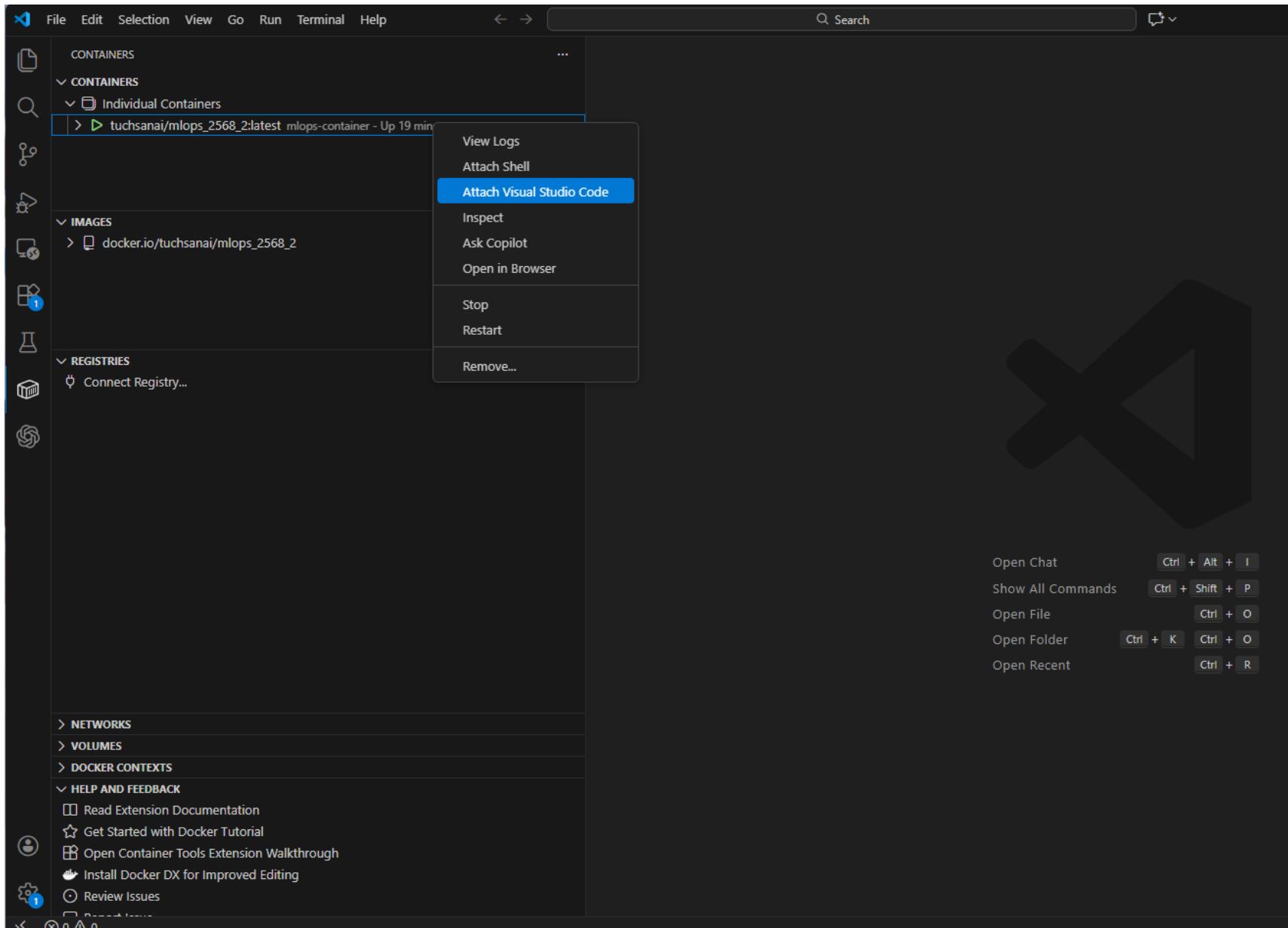
Workflow อธิบาย:

- วันที่ 1: John สร้าง Version 1 (Baseline)
→ ลงทะเบียนเป็น FraudDetector Version 1
→ ทดสอบผ่าน → เปิดใช้งาน Production
- วันที่ 15: Jane สร้าง Version 2 (ดีกว่า)
→ ลงทะเบียนเป็น FraudDetector Version 2
→ ทดสอบใน Staging
→ ผ่านการทดสอบ → เปิดใช้งาน Production
→ Version 1 ถูกเปลี่ยนเป็น Archived
- วันที่ 30: Jane สร้าง Version 3 (ดีที่สุด)
→ ลงทะเบียน → ทดสอบ → Production
→ Version 2 → Archived
- วันที่ 45: John ก้าวสั้งทดสอบ Version 4
→ อยู่ใน Staging ทดสอบ
→ ถ้าผ่าน จะเข้า Production แทน Version 3

How to install and set up MLflow

All LAB Run in Dev Container

```
docker run -d --name mlops-container tuchsanai/mlops_2568_2:latest
```



ขั้นตอนการทำ Lab

ขั้นตอนที่ 1: สร้างโฟลเดอร์สำหรับ Lab

```
# สร้างโฟลเดอร์สำหรับเก็บไฟล์ Lab  
mkdir -p mlflowserver-lab  
  
# เข้าไปในโฟลเดอร์  
cd mlflowserver-lab
```

ขั้นตอนที่ 1: สร้าง Virtual Environment

ทำไมต้องใช้ Virtual Environment?

Virtual Environment ช่วยแยก Package ของแต่ละโปรเจกต์ออกจากกัน ป้องกันปัญหา Package Version ขัดแย้งกัน

```
# 1.1 สร้าง Virtual Environment ชื่อ .venv  
python -m venv .venv  
  
# 1.2 เปิดใช้งาน Virtual Environment  
source .venv/bin/activate  
  
# 1.3 อัพเดท pip ให้เป็นเวอร์ชันล่าสุด  
python -m pip install --upgrade pip
```

ตรวจสอบ: เมื่อเปิดใช้งานสำเร็จ จะเห็น (.venv) นำหน้า prompt

ขั้นตอนที่ 2: ติดตั้ง Package ที่จำเป็น

```
pip install mlflow[extras] scikit-learn pandas numpy
```

รายละเอียด Package:

Package	หน้าที่
mlflow[extras]	MLflow เวอร์ชันสมบูรณ์ รวม Model Serving, SQL Storage และ Dependencies ทั้งหมด
scikit-learn	Library สำหรับ Machine Learning
pandas	จัดการข้อมูลแบบ DataFrame
numpy	คำนวณทางคณิตศาสตร์

ขั้นตอนที่ 4: เปิดใช้งาน MLflow Tracking Server

⚠️ สังคัญ: ให้นักศึกษา เลือกทำเพียงแบบเดียว (แบบที่ 1 หรือ แบบที่ 2) ไม่ต้องทำทั้ง 2 แบบ

แบบ	ข้อดี	ข้อเสีย	หมายสำหรับ
แบบที่ 1: In-Memory	เริ่มต้นเร็ว ไม่ต้องตั้งค่า	ข้อมูลหายเมื่อปิด Server	ทดลองใช้งานเร็วๆ
แบบที่ 2: Persistent	ข้อมูลไม่หาย	ต้องสร้างโฟลเดอร์เพิ่ม	ใช้งานจริง ★

✿ แบบที่ 1: In-Memory (สำหรับทดลองใช้งานเร็ว)

```
nohup mlflow server --host 127.0.0.1 --port 8080 > mlflow.log 2>&1 &
```

ข้อดี: เริ่มต้นได้เร็ว ไม่ต้องตั้งค่าอะไรเพิ่ม

ข้อเสีย: ข้อมูลหายเมื่อปิด Server

ผลลัพธ์ที่คาดหวัง:

```
INFO:     Started server process [28550]  
INFO:     Application startup complete.  
Uvicorn running on http://127.0.0.1:8080 (Press CTRL+C to quit)
```

✿ แบบที่ 2: Persistent Storage (แนะนำสำหรับใช้งานจริง) ★

```
# 3.1 สร้างโฟลเดอร์เก็บข้อมูล  
mkdir -p mlruns_db mlartifacts  
  
# 3.2 เปิด Server ใช้ SQLite Backend  
nohup mlflow server \  
--host 127.0.0.1 --port 8080 \  
--backend-store-uri sqlite:///mlruns_db/mlflow.db \  
--artifacts-destination ./mlartifacts \  
--serve-artifacts > mlflow.log 2>&1 &
```

📁 อธิบายโครงสร้างไฟล์:

```
โปรเจกต์ของคุณ/  
|--- mlruns_db/  
|   |--- mlflow.db      # ฐานข้อมูล SQLite เก็บ Experiment และ Run Metadata  
|--- mlartifacts/  
|   .venv/               # โฟลเดอร์เก็บ Model Files และ Artifacts  
                           # Virtual Environment
```

ส่วนประกอบ	หน้าที่
Backend Store	เก็บข้อมูล Experiment, Run, Parameters, Metrics
Artifact Store	เก็บไฟล์โมเดล, กราฟ, ไฟล์ผลลัพธ์อื่นๆ

The screenshot shows the VS Code interface with the 'PORTS' tab selected. A red circle highlights the 'PORTS' tab itself. Below it, a table displays a single forwarded port entry:

Port	Forwarded Address	Running Process	Origin
8080	127.0.0.1:8080	/home/student/workspace/.venv/bin/python -c from m...	Auto Forwarded

The terminal below shows the command used to start the MLflow server:

```
(.venv) student@8ff0a0cebc8f:~/workspace$ mlflow server --host 127.0.0.1 --port 8080
```

Output from the server:

```
2025/12/28 09:39:18 INFO alembic.runtime.migration: Running upgrade 71994744cf8e -> 3da73c924c2f, add output s to dataset record
2025/12/28 09:39:18 INFO alembic.runtime.migration: Running upgrade 3da73c924c2f -> bf29a5ff90ea, add jobs t able
2025/12/28 09:39:18 INFO alembic.runtime.migration: Running upgrade bf29a5ff90ea -> 1bd49d398cd23, add secre ts tables
2025/12/28 09:39:18 INFO alembic.runtime.migration: Context impl SQLiteImpl.
2025/12/28 09:39:18 INFO alembic.runtime.migration: Will assume non-transactional DDL.
2025/12/28 09:39:18 INFO mlflow.store.db.utils: Creating initial MLflow database tables...
2025/12/28 09:39:18 INFO mlflow.store.db.utils: Updating database tables
2025/12/28 09:39:18 INFO alembic.runtime.migration: Context impl SQLiteImpl.
2025/12/28 09:39:18 INFO alembic.runtime.migration: Will assume non-transactional DDL.
[MLflow] Security middleware enabled with default settings (localhost-only). To allow connections from other hosts, use --host 0.0.0.0 and configure --allowed-hosts and --cors-allowed-origins.
INFO: Uvicorn running on http://127.0.0.1:8080 (Press CTRL+C to quit)
INFO: Started parent process [17837]
INFO: Started server process [17841]
INFO: Started server process [17839]
INFO: Waiting for application startup.
INFO: Waiting for application startup.
INFO: Started server process [17842]
INFO: Waiting for application startup.
INFO: Application startup complete.
INFO: Application startup complete.
INFO: Application startup complete.
INFO: Started server process [17840]
INFO: Waiting for application startup.
INFO: Application startup complete.
```

The screenshot shows the VS Code interface with the 'PORTS' tab selected. A red circle highlights the 'Edit' icon in the table header of the 'PORTS' view.

Port	Forwarded Address	Running Process	Origin
8080	127.0.0.1:8080	/home/student/workspace/.venv/bin/python -c from m...	Auto Forwarded

+ New

Home

Experiments

Models

Prompts

Welcome to MLflow

Information about UI telemetry

MLflow collects usage data to improve the product. To confirm your preferences, please visit the settings page in the navigation sidebar. To learn more about what data is collected, please visit the [documentation](#).

Get started

Log traces

Trace LLM applications for debugging and monitoring.

Run evaluation

Iterate on quality with offline evaluations and comparisons.

Train models

Track experiments, parameters, and metrics throughout training.

Register prompts

Manage prompt updates and collaborate across teams.

Experiments

[View all](#)

<input type="checkbox"/>	Name	Time created	Last modified	Description	Tags
<input type="checkbox"/>	Default	12/28/2025, 04:39:18 PM	12/28/2025, 04:39:18 PM	-	

Discover new features

[View all](#)

MLflow MCP server

Connect your coding assistants and AI applications to MLflow and automatically analyze your experiments and traces.

Optimize prompts

Access the state-of-the-art prompt optimization algorithms such as MIPROv2, GEPA, through MLflow Prompt Registry.

Agents-as-a-judge

Leverage agents as a judge to perform deep trace analysis and improve your evaluation accuracy.

Dataset tracking

Track dataset lineage and versions and effectively drive the quality improvement loop.

MLflow Tracking

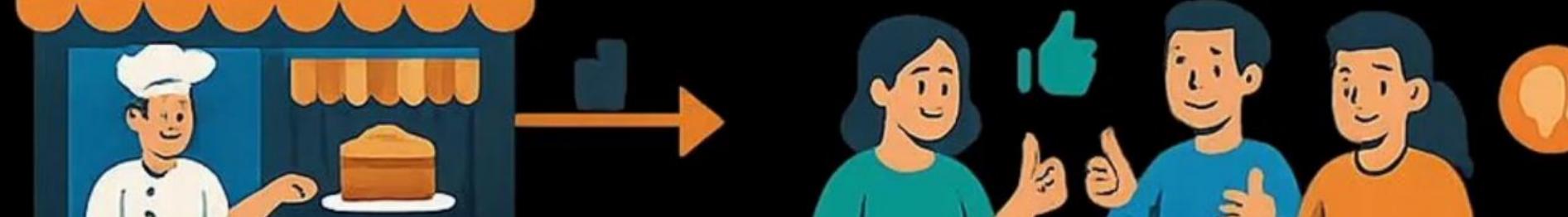
EXPERIMENTS (TRYING DIFFERENT CAKES)



METRICS (TASTE TEST RESULTS)



DEPLOYMENT & MONITORING (CAKE SHOP & CUSTOMERS FEEDBACK)



PARAMETERS (RECIPE SETTINGS)

Sugar: 100g
Oven Temp:
190°C
Time: 30 min

MODEL REGISTRY (RECIPE BOOK)



องค์ประกอบหลัก 4 ส่วนของ MLflow Platform

MLflow ประกอบด้วย 4 Components ที่ทำงานร่วมกันครอบคลุม ML Lifecycle ทั้งหมด:

ตารางสรุป MLflow Components

Component	Icon	Tagline	หน้าที่หลัก	ใช้เมื่อไหร?
Tracking		"บันทึกทุกการทดลอง"	บันทึก Parameters, Metrics, Artifacts	ตอน Train/Experiment
Projects		"รันที่ไหนก็ได้ผลเหมือนกัน"	Package code ให้ reproduce ได้	ตอนแชร์ code กับทีม
Models		"Train ครั้งเดียว Deploy ได้ทุกที่"	Package model ให้ deploy ได้หลายที่	ตอน Deploy model
Registry		"จัดการ Model เมื่อไหร"	Version control สำหรับ models	ตอนจัดการ Production

MLflow Tracking คือระบบบันทึกและติดตามการทดลอง Machine Learning ช่วยให้คุณไม่ต้องจำว่าใช้ hyperparameters อะไร ได้ผลเท่าไหร่ สิ่งที่บันทึกได้:

ประเภท	คำอธิบาย	ตัวอย่าง
Parameters	ค่าที่ตั้งก่อนทดลอง (Input)	<code>learning_rate=0.001, epochs=100</code>
Metrics	ค่าที่รับได้จากการทดลอง (Output)	<code>accuracy=0.95, loss=0.05</code>
Artifacts	ไฟล์ที่สร้างจากการทดลอง	<code>model.pkl, confusion_matrix.png</code>
Tags	ข้อมูลเพิ่มเติมสำหรับจัดกลุ่ม	<code>developer=john, env=production</code>

ตัวอย่างการใช้งาน:

```
import mlflow

mlflow.set_experiment("my-experiment")

with mlflow.start_run():
    mlflow.log_param("learning_rate", 0.001) # บันทึก Parameter
    mlflow.log_metric("accuracy", 0.95) # บันทึก Metric
    mlflow.log_artifact("model.pkl") # บันทึก Artifact
```

II องค์ประกอบหลักของ MLflow Tracking

MLflow Tracking มีองค์ประกอบสำคัญ 5 ส่วนที่ทำงานร่วมกันเป็นระบบ:

1 Experiment (การทดลอง)

Experiment คือกลุ่มของ Runs ที่เกี่ยวข้องกัน เปรียบเสมือน "โปรเจกต์" หรือ "หัวข้อการทดลอง" ทุก Run ต้องอยู่ภายใต้ Experiment ไดเสมอ

หลักการตั้งชื่อ Experiment:

- ใช้ชื่อที่สื่อความหมายชัดเจน เช่น `fraud-detection-lstm`, `customer-churn-prediction`
- หลีกเลี่ยงชื่อที่ว่าไป เช่น `test`, `experiment1`
- ใช้ `kebab-case` หรือ `snake_case` เพื่อความสม่ำเสมอ

```
Experiment: "Image Classification"
└── Run 1: ทดลองด้วย ResNet50
└── Run 2: ทดลองด้วย VGG16
└── Run 3: ทดลองด้วย EfficientNet
└── Run 4: ทดลองด้วย MobileNet
```

ตัวอย่างการใช้งาน:

```
import mlflow

# สร้างหรือเลือก Experiment
# ถ้า Experiment นี้มีอยู่แล้ว จะเลือกใช้อันเดิม
# ถ้ายังไม่มี จะสร้างใหม่อัตโนมัติ
mlflow.set_experiment("image-classification")

# ดู Experiment ID ที่กำลังใช้อยู่
experiment = mlflow.get_experiment_by_name("image-classification")
print(f"Experiment ID: {experiment.experiment_id}")
print(f"Artifact Location: {experiment.artifact_location}")
```

2 Run (การรันทดลอง)

Run คือการทดลองแต่ละครั้ง เป็นหน่วยพื้นฐานที่สุดของ MLflow Tracking ทุกครั้งที่ train model ด้วย hyperparameters ชุดใหม่ ควรสร้าง Run ใหม่

Run ประกอบด้วย:

- Parameters: ค่าที่ดึงก่อนเริ่ม (input)
- Metrics: ค่าที่ได้ (output)
- Artifacts: ไฟล์ที่สร้างขึ้น
- Metadata: เวลาเริ่ม, เวลาจบ, สถานะ, Git commit hash ฯลฯ
- Tags: ข้อมูลเพิ่มเติมสำหรับการค้นหาและจัดกลุ่ม

รูปแบบการสร้าง Run:

```
# แบบที่ 1: ใช้ Context Manager (แนะนำ)
# Run จะปิดตัวโน้มตีเมื่อออกจาก with block
with mlflow.start_run(run_name="resnet50-experiment"):
    # โค้ดการทดลองอยู่ตรงนี่
    mlflow.log_param("learning_rate", 0.001)
    mlflow.log_metric("accuracy", 0.95)

# แบบที่ 2: Nested Runs (สำหรับ Hyperparameter Tuning)
with mlflow.start_run(run_name="parent-run"):
    for lr in [0.001, 0.01, 0.1]:
        with mlflow.start_run(run_name=f"child-lr-{lr}", nested=True):
            mlflow.log_param("learning_rate", lr)
```

Experiment Properties:

Property	คำอธิบาย
<code>experiment_id</code>	Unique identifier (auto-generated)
<code>name</code>	ชื่อ Experiment ที่ดึง
<code>artifact_location</code>	ที่เก็บ Artifacts
<code>lifecycle_stage</code>	<code>active</code> หรือ <code>deleted</code>
<code>tags</code>	Metadata เพิ่มเติม

4 Metrics (เมตทริก)

Metrics คือค่าที่วัดได้จากการทดลอง (Output/Results) สามารถบันทึกได้หลายครั้งพร้อม step number เพื่อติดตามการเปลี่ยนแปลงตามเวลา

ประเภทของ Metrics:

ประเภท	ตัวอย่าง	คำอธิบาย
Model Hyperparameters	learning_rate, batch_size, epochs, dropout	ค่าที่ควบคุมพฤติกรรมการเรียนรู้ของ Model
Data Parameters	train_split, validation_split, image_size, augmentation	ค่าที่เกี่ยวกับการเตรียมข้อมูล
Architecture	model_type, num_layers, hidden_units, activation	โครงสร้างของ Model
Training Config	optimizer, loss_function, early_stopping_patience	การตั้งค่าการ Train
Environment	random_seed, gpu_id, num_workers	การตั้งค่าสภาพแวดล้อม

วิธีการบันทึก Metrics:

```
# วิธีที่ 1: บันทึก Metric ค่าเดียว (Final metric)
mlflow.log_metric("accuracy", 0.95)
mlflow.log_metric("f1_score", 0.92)

# วิธีที่ 2: บันทึก Metric ที่เปลี่ยนแปลงตามเวลา
# step parameter ใช้ระบุลำดับ (เช่น epoch number)
for epoch in range(100):
    train_loss, val_loss = train_one_epoch()
    mlflow.log_metric("train_loss", train_loss, step=epoch)
    mlflow.log_metric("val_loss", val_loss, step=epoch)

# วิธีที่ 3: บันทึกหลาย Metrics พร้อมกัน
mlflow.log_metrics({
    "precision": 0.89,
    "recall": 0.94,
    "f1": 0.91
}, step=epoch)

# วิธีที่ 4: บันทึก Metric พร้อม timestamp
mlflow.log_metric("accuracy", 0.95, timestamp=1234567890)
```

ความแตกต่างระหว่าง Parameters และ Metrics:

คุณสมบัติ	Parameters	Metrics
เวลาบันทึก	ก่อนเริ่มทดลอง	ระหว่าง/หลังทดลอง
จำนวนค่า	ค่าเดียวต่อชื่อ	หลายค่าได้ (ต่าง step)
การเปลี่ยนแปลง	คงที่	เปลี่ยนได้ตามเวลา
วัตถุประสงค์	บอกว่าทำอะไร (Input)	บอกว่าได้ผลอย่างไร (Output)
ตัวอย่าง	learning_rate=0.001	accuracy=0.95

3 Parameters (พารามิเตอร์)

Parameters คือค่าที่เราตั้งก่อนเริ่มการทดลอง (Input Configuration) เป็นค่าคงที่ตลอดการทดลอง 'ไม่เปลี่ยนแปลง'

ประเภทของ Parameters:

ประเภท	ตัวอย่าง	คำอธิบาย
Model Hyperparameters	learning_rate, batch_size, epochs, dropout	ค่าที่ควบคุมพฤติกรรมการเรียนรู้ของ Model
Data Parameters	train_split, validation_split, image_size, augmentation	ค่าที่เกี่ยวกับการเตรียมข้อมูล
Architecture	model_type, num_layers, hidden_units, activation	โครงสร้างของ Model
Training Config	optimizer, loss_function, early_stopping_patience	การตั้งค่าการ Train
Environment	random_seed, gpu_id, num_workers	การตั้งค่าสภาพแวดล้อม

วิธีการบันทึก Parameters:

```
# วิธีที่ 1: บันทึกที่ลະค่า
mlflow.log_param("learning_rate", 0.001)
mlflow.log_param("batch_size", 32)
mlflow.log_param("epochs", 100)

# วิธีที่ 2: บันทึกหลายค่าพร้อมกัน (แนะนำ)
mlflow.log_params({
    "optimizer": "adam",
    "dropout": 0.5,
    "hidden_units": 256,
    "activation": "relu"
})

# วิธีที่ 3: บันทึกจาก argparse หรือ config dict
import argparse
args = argparse.Namespace(lr=0.001, batch=32)
mlflow.log_params(vars(args))
```

ข้อควรระวัง:

- Parameter value ต้องเป็น string หรือ number เท่านั้น
- ไม่สามารถแก้ไข Parameter หลังจากบันทึกแล้ว
- ชื่อ Parameter ควรสื่อความหมายและใช้รูปแบบเดียวกันตลอด

5 Artifacts (สิ่งประดิษฐ์)

Artifacts คือไฟล์ที่สร้างจากการทดลอง สามารถเป็นไฟล์ประเภทใดก็ได้ MLflow จะเก็บไว้ใน Artifact Store

ประเภทของ Artifacts:

ประเภท	ตัวอย่าง	คำอธิบาย
Models	model.pkl, model.h5, model.pt, model.onnx	ไฟล์ Model ที่ Train เสร็จ
Visualizations	confusion_matrix.png, loss_curve.png, roc_curve.png	กราฟและภาพ
Data	predictions.csv, feature_importance.json, test_results.parquet	ข้อมูลผลลัพธ์
Code	train.py, config.yaml, requirements.txt	Source code และ config
Reports	report.html, summary.pdf	รายงานสรุป

วิธีการบันทึก Artifacts:

```

import mlflow
import matplotlib.pyplot as plt
import os

# สร้างโฟลเดอร์สำหรับเก็บไฟล์ชั่วคราว
os.makedirs("outputs/models", exist_ok=True)
os.makedirs("outputs/plots", exist_ok=True)
os.makedirs("outputs/data", exist_ok=True)

with mlflow.start_run():

    # ----- วิธีที่ 1: บันทึกไฟล์เดียว -----
    # ไฟล์จะถูกเก็บที่ root ของ artifacts/
    mlflow.log_artifact("model.pkl")           # → artifacts/model.pkl
    mlflow.log_artifact("confusion_matrix.png") # → artifacts/confusion_matrix.png

    # ----- วิธีที่ 2: บันทึกไฟล์ใน subdirectory -----
    # ใช้ artifact_path กำหนดโฟลเดอร์ปลายทาง
    mlflow.log_artifact("model.pkl", artifact_path="models") # → artifacts/models/model.pkl
    mlflow.log_artifact("predictions.csv", artifact_path="data") # → artifacts/data/predictions.csv

    # ----- วิธีที่ 3: บันทึกทั้งโฟลเดอร์ -----
    # ไฟล์ทั้งหมดในโฟลเดอร์จะถูกบันทึก
    mlflow.log_artifacts("./outputs/plots")          # → artifacts/[ไฟล์ทั้งหมดใน plots]
    mlflow.log_artifacts("./outputs/plots", artifact_path="visualizations") # → artifacts/visualizations/[ไฟล์]

    # ----- วิธีที่ 4: บันทึก dict เป็น JSON (MLflow 2.0+) -----
    config = {"learning_rate": 0.001, "batch_size": 32}
    mlflow.log_dict(config, artifact_file="config/hyperparameters.json") # → artifacts/config/hyperparameters.json

    # ----- วิธีที่ 5: บันทึก text (MLflow 2.0+) -----
    mlflow.log_text("RandomForest v1.0", artifact_file="models/model_metadata.txt") # → artifacts/models/model_metadata.txt

    # ----- วิธีที่ 6: บันทึก figure จาก matplotlib (MLflow 1.13+) -----
    fig, ax = plt.subplots()
    ax.plot([1, 2, 3], [1, 4, 9])
    ax.set_title("Loss Curve")
    mlflow.log_figure(fig, artifact_file="plots/loss_curve.png") # → artifacts/plots/loss_curve.png
    plt.close(fig) # ปิด figure หลังบันทึกเพื่อป้องกัน memory leak

```

Artifact Organization (ผลลัพธ์ที่ได้จาก Code ด้านบน):

```

artifacts/
|
├── model.pkl
|   + วิธีที่ 1: log_artifact("model.pkl")
|   + วิธีที่ 1: log_artifact("confusion_matrix.png")
|
├── models/
|   ├── model.pkl
|   |   + วิธีที่ 2: log_artifact("model.pkl", artifact_path="models")
|   |   + วิธีที่ 5: log_text(..., artifact_file="models/model_metadata.txt")
|
|   └── model_metadata.txt
|
├── data/
|   └── predictions.csv
|       + วิธีที่ 2: log_artifact("predictions.csv", artifact_path="data")
|
├── plots/
|   └── loss_curve.png
|       + วิธีที่ 6: log_figure(fig, artifact_file="plots/loss_curve.png")
|
└── visualizations/
    └── [ไฟล์จาก ./outputs/plots] + วิธีที่ 3: log_artifacts("./outputs/plots", artifact_path="visualizations")
|
└── config/
    └── hyperparameters.json + วิธีที่ 4: log_dict(config, artifact_file="config/hyperparameters.json")

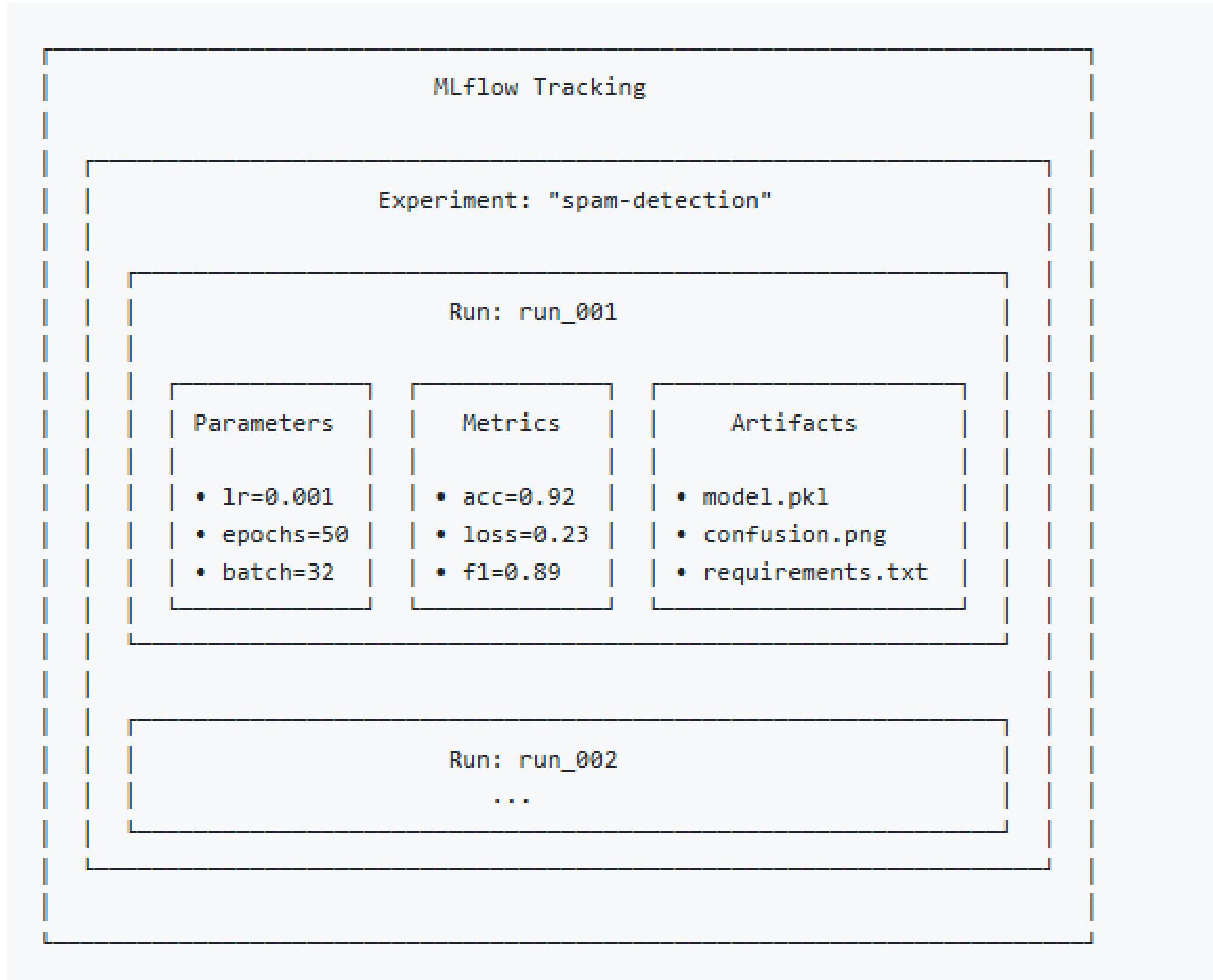
```

สรุปความแตกต่างของแต่ละวิธี:

วิธี	Function	Input	Output Location
1	log_artifact(local_path)	ไฟล์ในเครื่อง	artifacts/ (root)
2	log_artifact(local_path, artifact_path)	ไฟล์ในเครื่อง	artifacts/{artifact_path}/
3	log_artifacts(local_dir)	โฟลเดอร์ในเครื่อง	artifacts/ หรือ artifacts/{artifact_path}/
4	log_dict(dict, artifact_file)	Python dict	artifacts/{artifact_file}
5	log_text(text, artifact_file)	Python string	artifacts/{artifact_file}
6	log_figure(fig, artifact_file)	Matplotlib figure	artifacts/{artifact_file}

หมายเหตุ: วิธีที่ 1-3 ใช้ artifact_path (ระบุโฟลเดอร์) ส่วนวิธีที่ 4-6 ใช้ artifact_file (ระบุ path เต็มรวมชื่อไฟล์)

ภาพรวมความสัมพันธ์ขององค์ประกอบ



Backend Store vs Artifact Store

MLflow แยกการเก็บข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนที่ชัดเจน เพื่อประสิทธิภาพและความยืดหยุ่นในการ Scale:

MLflow Storage Architecture	
Backend Store (เก็บ Metadata)	Artifact Store (เก็บไฟล์)
เก็บอะไร?	เก็บอะไร?
<ul style="list-style-type: none">Experiment infoRun metadataParametersMetricsTags	<ul style="list-style-type: none">Model filesImages/PlotsData filesAny binary filesLarge files
ลักษณะข้อมูล:	ลักษณะข้อมูล:
<ul style="list-style-type: none">Structured (key-value)Small sizeQuery-able	<ul style="list-style-type: none">Unstructured (files)Variable sizeDownload/Upload
ตัวเลือก:	ตัวเลือก:
<ul style="list-style-type: none">File system (mlruns/)SQLiteMySQL/PostgreSQLCloud databases	<ul style="list-style-type: none">Local filesystemAmazon S3Azure Blob StorageGoogle Cloud StorageSFTP

ทำไมต้องแยก?

1. Performance: Metadata ถูก query บ่อย ต้องเร็ว ส่วนไฟล์ใหญ่เข้าถึงไม่บ่อย
2. Scalability: สามารถ scale แต่ละส่วนแยกกันตามความต้องการ
3. Cost Optimization: ใช้ storage ที่เหมาะสมกับประเภทข้อมูล
4. Flexibility: เลือก backend ได้ตามโครงสร้างพื้นฐานที่มี

ใน Lab นี้เราใช้:

- Backend Store: SQLite (ไฟล์ `mlflow.db`) - เมมโมรีสำหรับการเรียกใช้และทีมขนาดเล็ก
- Artifact Store: Local filesystem (โฟลเดอร์ `mlartifacts/`) - เก็บไฟล์ในเครื่อง

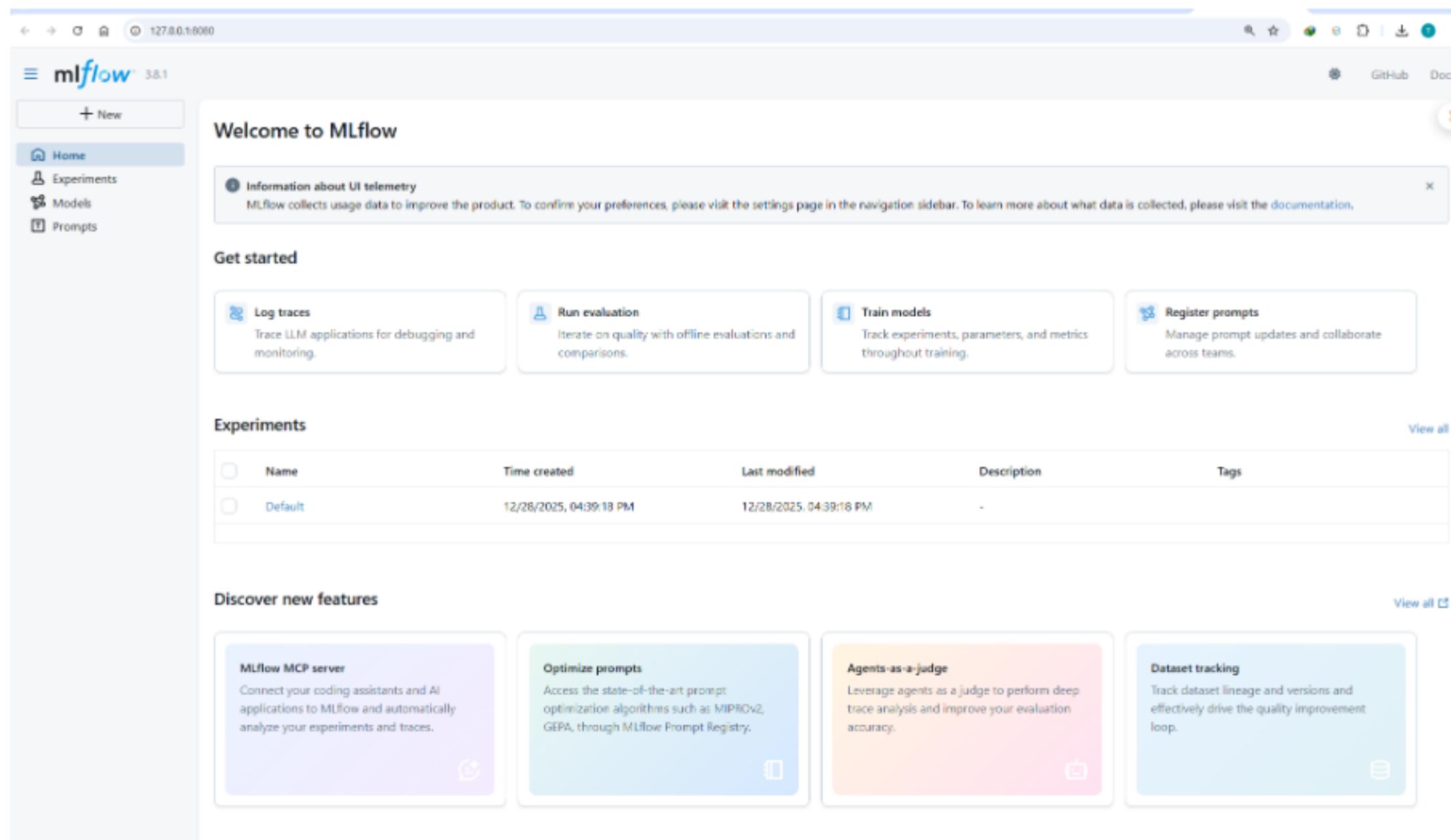
⚙️ Pre-requisite: เตรียมความพร้อมก่อนเริ่ม Lab

📝 สิ่งที่ต้องมี

ก่อนเริ่ม Lab นี้ ต้องมี MLflow Server รันอยู่และเข้าถึงได้ที่ <http://127.0.0.1:8080>

🔍 ตรวจสอบ MLflow Server

เปิด Browser และไปที่: <http://127.0.0.1:8080>



ส่วนที่ 1: การเชื่อมต่อ MLflow Server

แนวคิด

ก่อนใช้งาน MLflow Tracking ต้องกำหนด **Tracking URI** เพื่อบอกว่าจะเก็บข้อมูลการทดลองไว้ที่ไหน

ฟังก์ชันสำคัญ

ฟังก์ชัน	คำอธิบาย
<code>mlflow.set_tracking_uri(uri)</code>	กำหนด URL ของ MLflow Server
<code>mlflow.get_tracking_uri()</code>	ตรวจสอบ URL ที่กำหนดไว้

ทางเลือกอื่นสำหรับ Tracking URI

ประเภท	ตัวอย่าง URI	คำอธิบาย
Local File	<code>file:///path/to/mlruns</code>	เก็บในโฟลเดอร์ local
Remote Server	<code>http://server:5000</code>	เก็บบน MLflow Server
Databricks	<code>databricks</code>	เก็บบน Databricks
SQLite	<code>sqlite:///mlflow.db</code>	เก็บใน SQLite database

```
[1]: import mlflow
import os

# กำหนด Tracking URI ไปยัง MLflow Server
mlflow.set_tracking_uri("http://127.0.0.1:8080")

# ตรวจสอบว่าเชื่อมต่อถูกต้อง
print(f"✓ MLflow Tracking URI: {mlflow.get_tracking_uri()}")
```

✓ MLflow Tracking URI: http://127.0.0.1:8080

