

# A propos Logs/Traces/Metrics



## Métriques

Les *métriques* sont des *mesures quantitatives* permettant d'évaluer le *comportement* et la *performance* d'un système au fil du temps .

- Données numériques
- Séries temporelles
- Structure définie

- Taux d'utilisation du processeur : 45 %
- Mémoire utilisée : 2,5 Go
- Temps de réponse moyen : 200 ms
- Nombre de requêtes traitées : 50 requêtes/seconde



## Logs

Les logs sont des enregistrements d'événements .Ils fournissent des informations détaillées sur ce qui se passe à un instant précis, notamment en cas d'erreurs, d'avertissements ou d'activités spécifiques.

- Horodatés
- Riches en contexte
- Peu ou non structurés

```
[2024-09-17 12:35:22] INFO: User 'john.doe' requested '/login' page.  
Response time: 45ms  
[2024-09-17 12:35:25] ERROR: Authentication failed for user 'john.doe'.  
Invalid credentials.
```



## Traces

Les traces permettent de suivre le parcours complet d'une requête au sein d'un système distribué.

Offrent une représentation structurée ou visuelle de ce cheminement

- Centrés sur la requête
- Composées de spans
- Vision distribuée

```
Trace ID: 12345  
- Span 1 (Frontend Service): 30ms  
- Span 2 (Authentication Service): 15ms  
- Span 3 (Payment Gateway Service): 80ms  
- Span 4 (Inventory Management Service): 25ms  
Total time: 150ms
```

## Problématique :



new relic.



et sont largement utilisées dans

l'industrie pour superviser les systèmes distribués permettent :

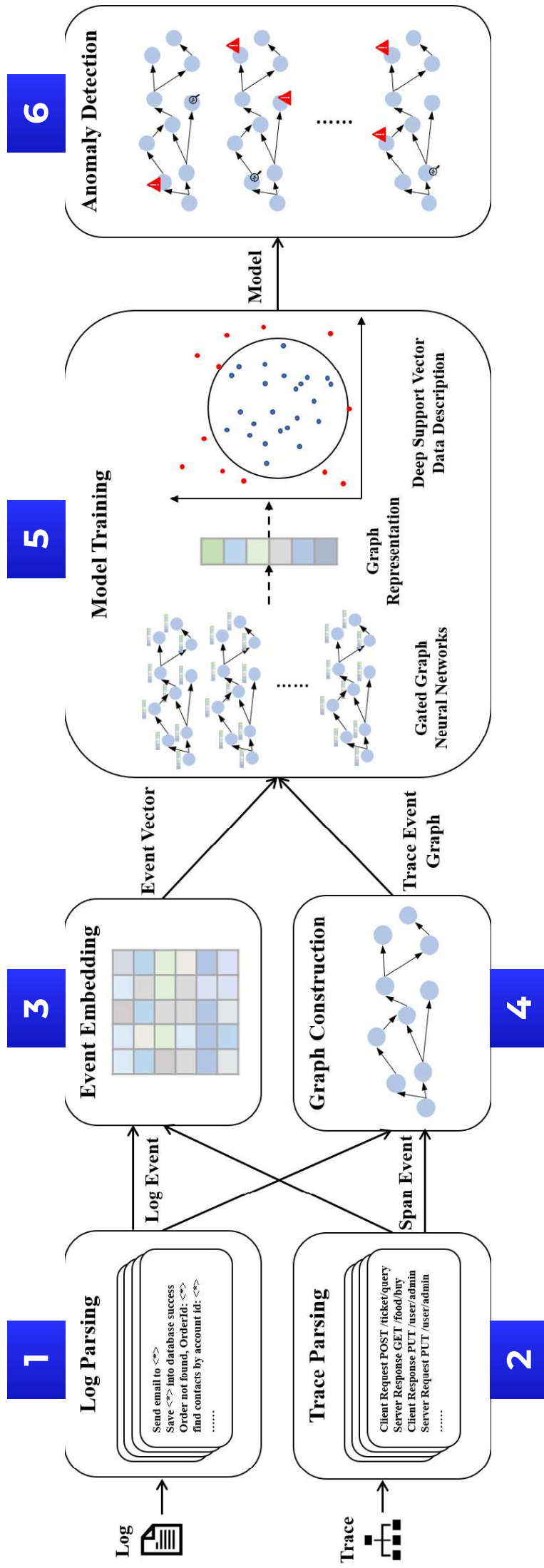
- la collecte
- l'agrégation
- la visualisation
- surveiller les performances
- détecter les anomalies

Cependant, malgré leur puissance, ces solutions présentent plusieurs limites :

- Approches principalement basées sur des règles statiques ou des seuils (CPU > 80%)
- Manque d'intelligence contextuelle (comportement normal des services | structure interne des requêtes)
- Analyse limitée des séquences ou structures profondes (anomalies complexes)



# Architecture DeepTraLog :



## 1 - Log Parsing

- **Algorithme Drain**
- **Extraction de templates**
- **Extraction Paramètres dynamiques**

### Objectif :

## Structurer les logs non structurés en modèles d'événements

```
Logs bruts d'entrée :  
- "2024-01-15 10:30:12 INFO User alice logged in from IP  
192.168.1.10"  
- "2024-01-15 10:30:45 INFO User bob logged in from IP  
192.168.1.15"  
- "2024-01-15 10:31:02 ERROR User charlie failed login from IP  
192.168.1.20"  
- "2024-01-15 10:31:15 INFO User alice logged out"
```



```
Template 1: "User * logged in from IP *"  
- Événement 1: (alice, 192.168.1.10, 10:30:12)  
- Événement 2: (bob, 192.168.1.15, 10:30:45)  
  
Template 2: "User * failed login from IP *"  
- Événement 3: (charlie, 192.168.1.20, 10:31:02)  
  
Template 3: "User * logged out"  
- Événement 4: (alice, 10:31:15)
```

Après parsing Drain

## 2- Trace Parsing

- **Transformation** : Chaque span devient plusieurs événements horodatés
- **Types d'événements** : Appels synchrones : (client\_request, server\_receive, server\_response, client\_response) , Appels asynchrones : producer, consumer
- **Enrichissement** : Association avec trace ID et timestamps

```
Trace ID: trace_abc123
Service: Frontend → Backend → Database

Span 1 (Frontend):
- Début: 10:30:12.100, Fin: 10:30:12.800
- Opération: "GET /api/user/profile"

Span 2 (Backend):
- Début: 10:30:12.150, Fin: 10:30:12.750
- Opération: "fetch_user_data"
```



```
Transformation en événements :
1. client_request (Frontend → Backend, 10:30:12.150)
2. server_receive (Backend reçoit, 10:30:12.150)
3. client_request (Backend → Database, 10:30:12.200)
```

### 3- Event Embedding :

- **Nettoyage** : Suppression des symboles, Suppression des stop words, Tokenisation .
- **Word Embedding (GloVe 300d)** .
- **Calcul TF-IDF** .
- **Sentence Embedding**.

```
"User alice logged in from IP 192.168.1.10"
```



```
["User", "alice", "logged", "IP", "192", "168", "1", "10"]
```



```
"User" → [0.2, -0.1, 0.5, ..., 0.3] (vecteur 300 dimensions)  
"alice" → [0.1, 0.4, -0.2, ..., 0.1]  
"logged" → [-0.3, 0.2, 0.8, ..., -0.1]  
"IP" → [0.4, -0.5, 0.1, ..., 0.2]  
etc.
```

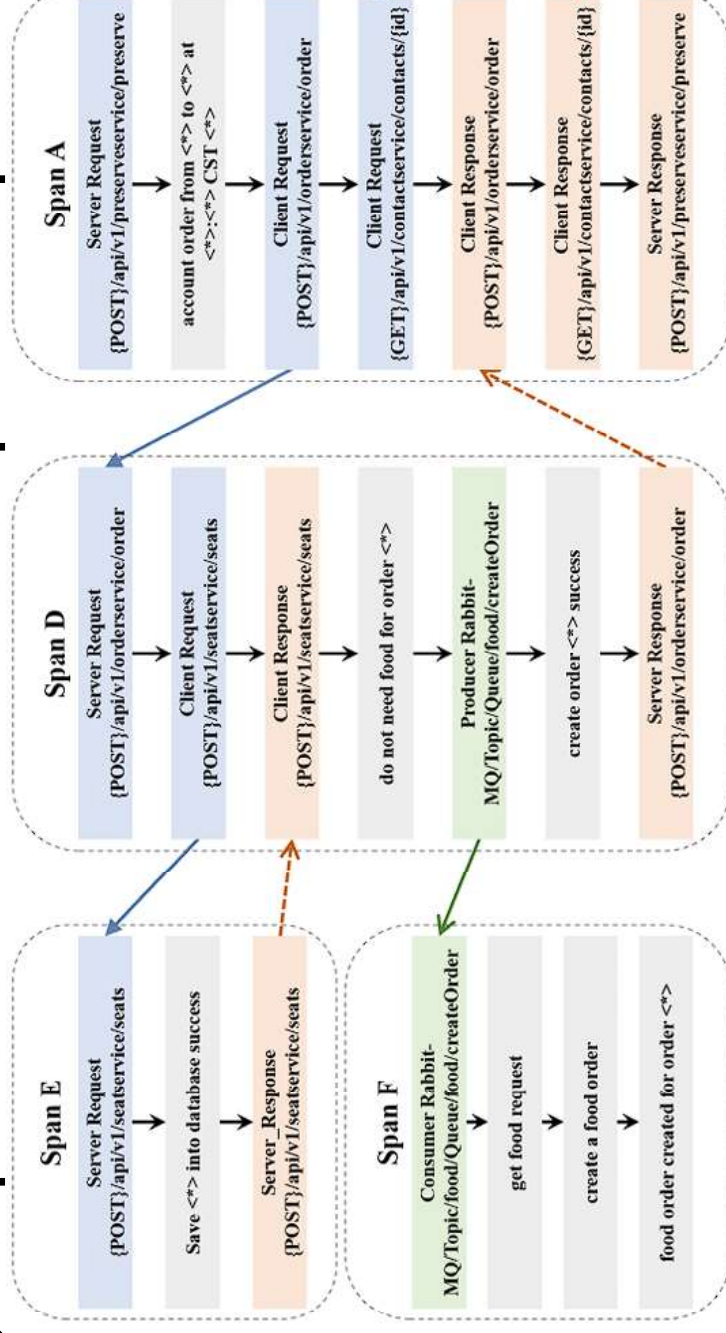


```
Résultat : [0.15, -0.23, 0.67, ..., 0.12] (vecteur 300 dimensions)
```



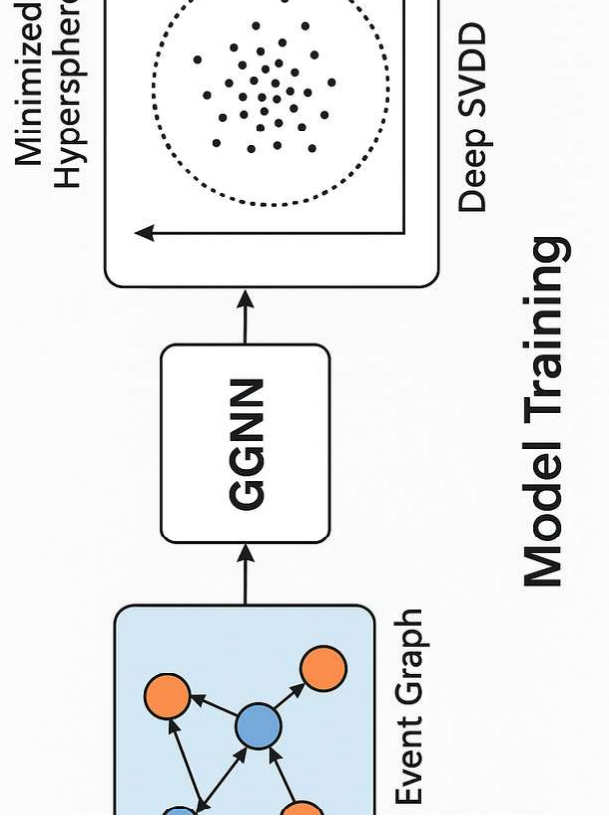
## 4 - Construction Graph (Trace Event Graph (TEG)) :

- **Nœuds** : Événements de log et de span
- **Arêtes** : Relations temporelles et logiques entre événements  
(Relations de séquence (ordre temporel) , Relations d'appel synchrone ( requête/réponse) , Relations d'appel asynchrone (producteur/consommateur)
- **Avantage** : **Capture la structure hiérarchique et temporelle des traces**



## 5 - Model Training :

- **One-class-classification problem** : la majorité du bases de données est normale
- **Modèle GGNN (Gated Graph Neural Networks)** : Prend en entrée un graphe TEG (noeuds = événements, arêtes = relations de trace) / Produit une représentation vectorielle (embedding) du graphe
- **Modèle Deep SVDD (Support Vector Data Description)** : Prend l'embedding généré par GGNN , Apprend une hypersphère minimale englobant les traces normales





## 6 - Anomaly Detection :

- **Trace normale** → Vecteur proche du centre de l'hypersphère → Classée comme normale
- **Trace anormale** → Vecteur éloigné du centre → Détectée comme anormale 🚩

### Types d'Anomalies Détections

- Structures de trace inhabituelles
- Séquences d'événements anormales
- Comportements temporels étranges
- Combinaisons d'événements inattendues

