**Anomaly Detection in Microservice-Based Systems**

**1. Détails de l’article**

* **Titre de l’article** : Anomaly Detection in Microservice-Based Systems
* **Auteurs** : João Nobre, E. J. Solteiro Pires, Arsénio Reis
* **Année de publication** : 2023
* **Journal** : Applied Sciences
* **DOI** : [10.3390/app13137891](https://doi.org/10.3390/app13137891)

**2. Résumé**

Cet article explore l'utilisation des réseaux de neurones **Multi-Layer Perceptron (MLP)** pour la **détection d'anomalies dans les systèmes microservices**. L'étude met en place une infrastructure de microservices et un **module d'injection de fautes** pour simuler des anomalies au niveau applicatif et au niveau des services. Un **jeu de données de surveillance** est ensuite constitué pour entraîner et valider le modèle MLP. Les résultats montrent que ce modèle atteint **une haute précision** pour la détection des anomalies au niveau des services.

**3. Domaine traité par le papier**

L’article s’inscrit dans le domaine des **systèmes distribués**, avec un focus sur la **surveillance des microservices et l'utilisation du Machine Learning** pour la détection automatique des anomalies.

**4. Problème résolu dans cet article**

* **Problématique scientifique** :
  + Comment améliorer la détection des anomalies dans les microservices en utilisant des modèles supervisés de Machine Learning ?
* **Problème de société** :
  + La complexité croissante des microservices rend la **détection manuelle des anomalies inefficace** et coûteuse en temps et en ressources.
* **Problème scientifique** :
  + L’article cherche à répondre à la question : **Un modèle MLP peut-il surpasser les techniques classiques pour identifier les anomalies dans un environnement microservices ?**

**5. Intérêt d’avoir une solution à ce problème**

* **Automatiser la détection des anomalies** pour améliorer la résilience des architectures microservices.
* **Réduire le temps de diagnostic et d'intervention** pour les équipes DevOps.
* **Augmenter la précision et la rapidité** des solutions de surveillance en exploitant le Machine Learning.

**6. Approche adoptée**

* **Installation d’un système de microservices** basé sur Sock-Shop (benchmark open-source).
* **Injection de fautes contrôlées** pour générer des anomalies applicatives (CPU, mémoire, réseau) et des anomalies au niveau des services.
* **Extraction de métriques de surveillance** avec **Prometheus et Grafana**.
* **Entraînement d'un modèle MLP** supervisé sur ces métriques.
* **Validation et comparaison des performances** en termes de précision, rappel et F1-score.

**7. Solution proposée**

L’article propose une **approche de détection d’anomalies basée sur un MLP**, avec les caractéristiques suivantes :

* **Utilisation des métriques système et service (temps de réponse, nombre de requêtes, erreurs HTTP, etc.)**.
* **Modèle supervisé entraîné sur des anomalies injectées**.
* **Comparaison des performances sur des anomalies applicatives et des anomalies de service**.

**8. Discussion**

**8.1 Points positifs**

* **Utilisation d’un benchmark open-source** (Sock-Shop), garantissant la reproductibilité des résultats.
* **Approche méthodique** combinant injection de fautes et Machine Learning supervisé.
* **Bonnes performances du modèle MLP** sur la détection des anomalies de service.

**8.2 Manquements relevés**

* **Ne compare pas avec d’autres modèles avancés** comme les Autoencodeurs.
* **Absence de validation en production réelle**, tests réalisés uniquement en environnement simulé.
* **Manque d’explicabilité du modèle**, ce qui peut compliquer l’adoption par les équipes DevOps.

**9. Intérêt pour mon problème de recherche**

Cet article est pertinent pour mon thème de recherche : **Approche DevOps et surveillance distribuée des applications basées sur les architectures microservices**. Il montre l’efficacité des **MLP pour la détection d’anomalies**, ouvrant la voie à des comparaisons avec d’autres modèles et techniques de surveillance.

**10. Travaux à regarder**

1. **Zhou et al. (2019). "Latent error prediction and fault localization for microservices," ACM FSE.** – Analyse des erreurs latentes dans les microservices.
2. **Du et al. (2018). "Unsupervised anomaly detection via variational auto-encoder," WWW.** – Utilisation des autoencodeurs pour la détection d’anomalies.
3. **Mariani et al. (2020). "Time series anomaly detection in multi-service applications," IEEE Transactions on Services Computing.** – Détection d’anomalies dans les séries temporelles des microservices.
4. **Bogatinovski et al. (2020). "Self-supervised anomaly detection from distributed traces," UCC.** – Approche auto-supervisée basée sur le traçage distribué.

**11. Limites et question de recherche issue de l’article**

L’article se concentre sur les **MLP sans comparer avec d’autres approches** comme les modèles hybrides (MLP + LSTM/Auto-encodeur). Une question pertinente pour approfondir cette étude serait : **Les modèles hybrides (MLP + LSTM) ou les architectures basées sur l’attention offrent-ils une meilleure détection des anomalies dans les microservices que les MLP seuls ?**