



Soutenance de Thèse

Maisons Intelligentes : Nouvelles Applications des *Wearable Devices* dans *une Architecture Distribuée Grâce à un* *Outils d'Apprentissage Machine Modulaire*

Direction : Dr Sébastien Gaboury
Codirection : Dr Sylvain Hallé

Florentin Thullier—2021-03-30

1. Introduction

2. État de l'art

- Les habitats intelligents existants
- Le processus d'apprentissage pour reconnaître des activités
- Les *ateliers* pour l'apprentissage machine
- Les *wearable devices*

3. La reconnaissance des types de sols

4. Une architecture d'habitat intelligent distribuée

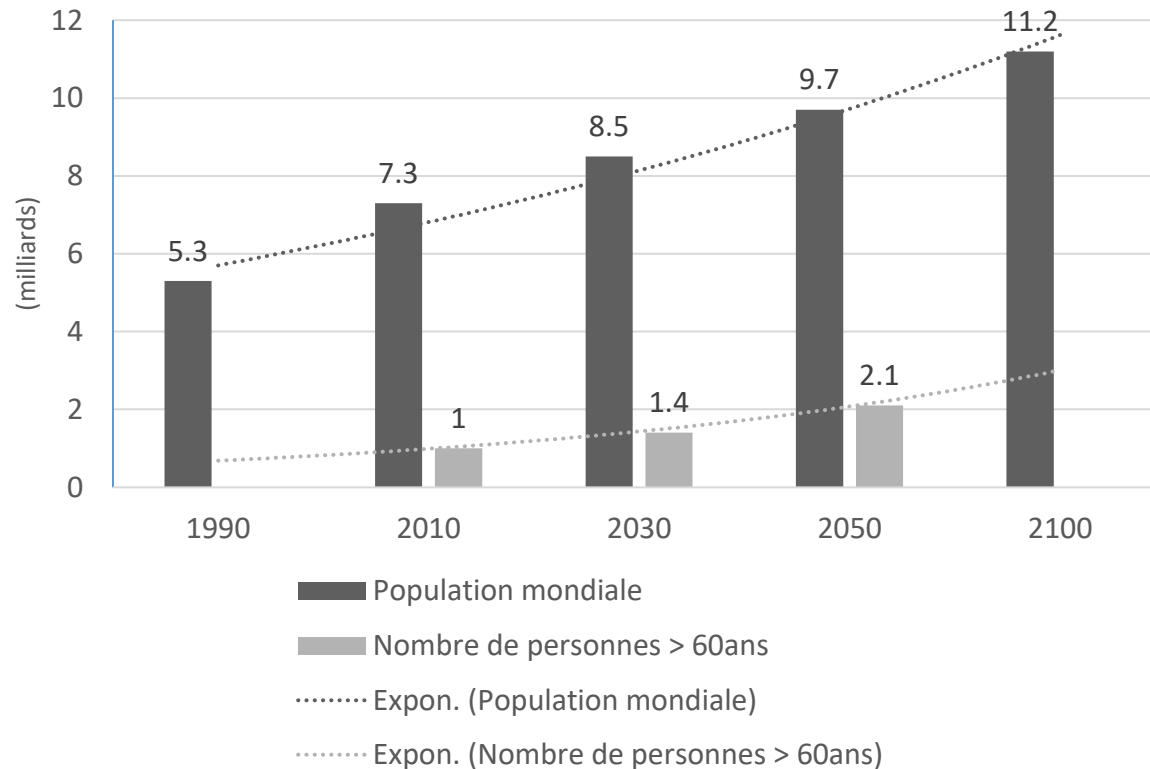
5. LE2ML : un outil modulaire pour l'apprentissage machine

6. Conclusion

Introduction

Contexte

la surpopulation est un problème actuel d'envergure !



Contexte

la surpopulation est un problème actuel d'envergure !



augmentation de personnes ayant une autonomie diminuée...

- ...souvent corrélée aux maladies neurodégénératives (Alzheimer, Parkinson, *etc.*)
- ...ou aux différents handicaps (physique, sensoriel, intellectuel).

Contexte

comment la perte d'autonomie est-elle prise en charge ?

→ une assistance rigoureuse est nécessaire :

→ supportée par les proches...

→ ...malgré les nombreuses conséquences qu'elle engendre (personnel, émotionnel, social et financier)

Contexte

LES HABITATS INTELLIGENTS

**ils sont l'une des solutions technologiques potentielles pour amorcer
une réponse à cette problématique importante.**

Contexte

LES HABITATS INTELLIGENTS



L'INTELLIGENCE AMBIANTE (IAm)

- Selon Sadri (2011), il s'agit d'enrichir l'environnement dans lequel l'Homme évolue, avec la technologie pour :
 - extraire le contexte et apprendre son comportement
 - prendre des décisions et lui porter assistance

Contexte

les habitats intelligents

- excellents vecteurs d'assistance
- coûteux, mais ils permettent de compenser les lourdes dépenses que représente la prise en charge des personnes en perte d'autonomie
- aident à soulager les proches aidants vis-à-vis de la quantité de stress générée par leur implication

La reconnaissance d'activités

→ les activités sont divisées en trois types :

→ les activités basiques (Lawton et Brody, 1969)

→ les activités instrumentalisées :

→ nécessitent une planification (Lawton et Brody, 1969)

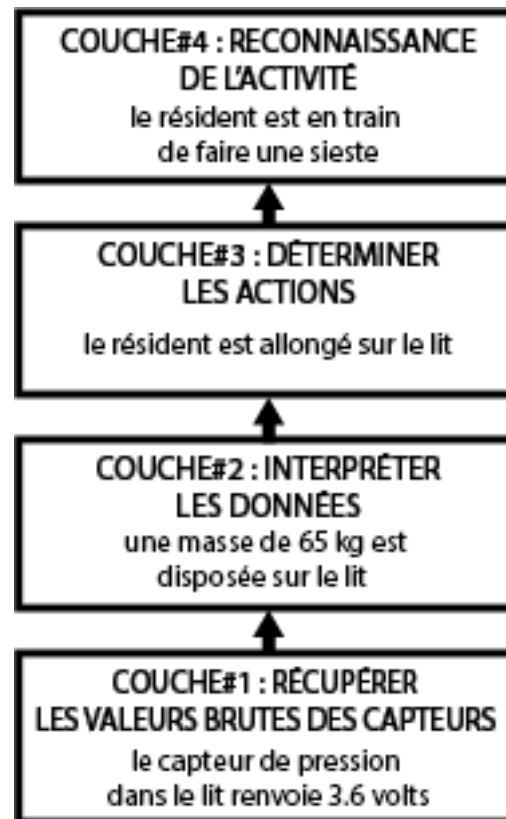
→ les activités renforcées :

→ requièrent un apprentissage (Rogers et al., 1998)

il est donc question de déduire une suite d'actions dans l'espace et le temps déterminée et exécutée par une entité, qu'un observateur va alors chercher à reconnaître

La reconnaissance d'activités

au sein des habitats intelligents (Roy *et al.*, 2013)



La reconnaissance d'activités

les habitats intelligents ne sont pas exempts de défauts

→ des infrastructures encore relativement chères

→ architectures souvent difficiles à adapter au nouveau matériel



les wearable devices

(Mihailidis *et al.*, 2004; Tunca *et al.*, 2014)

La reconnaissance d'activités

les wearable devices

l'Académie Française ne sait pas encore comment traduire « wearable device », car le terme est infiniment plus complexe qu'il n'y paraît.¹



(Huifeng et al., 2020).

- de plus en plus acceptés par les utilisateurs
- peu coûteux
- proposent l'utilisation de nouveaux capteurs
- **mal intégrés** aux habitats intelligents existants

¹ <https://www.numerama.com/tech/128374-comment-traduire-wearable-lacademie-francaise-nous-a-repondu.html>

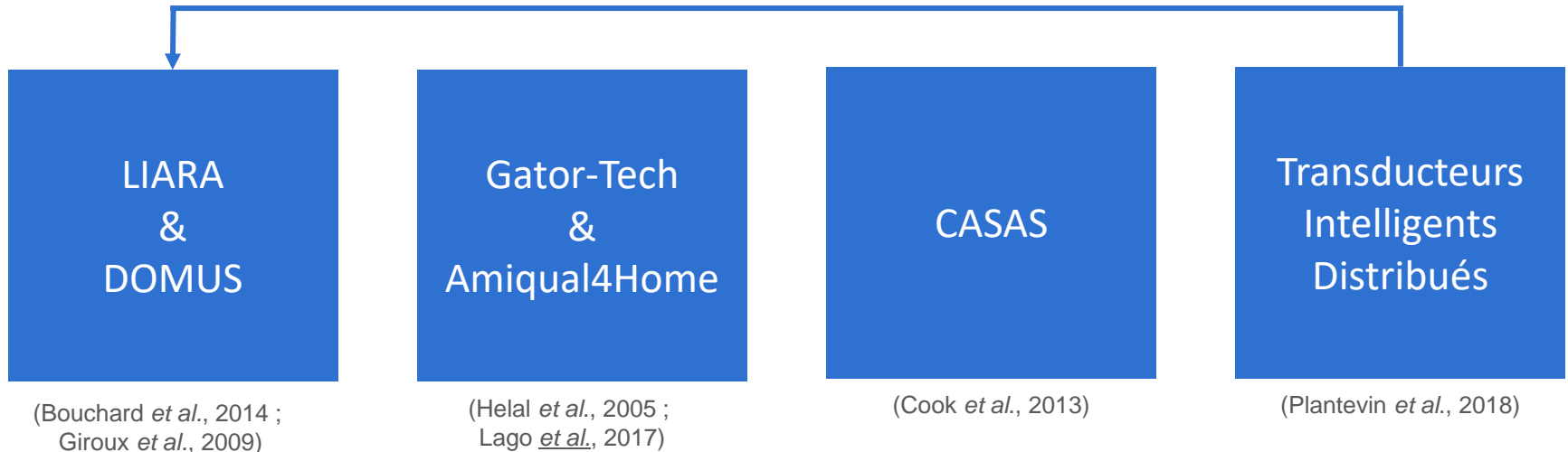
Problématiques

1. Quels sont les nouveaux apports, en matière d'intelligence, que les *wearable devices* vont permettre de proposer aux résidents des habitats intelligents afin d'améliorer l'assistance qui leur est requise ?
2. Comment faire évoluer les architectures de maisons intelligentes pour leur permettre de mieux s'adapter aux divers types de capteurs (ambiants et *wearable devices*) tout en garantissant un excellent niveau de fiabilité dans l'accomplissement des différents processus d'apprentissage ?
3. Comment prendre en considération la diversité des composants logiciels, et plus précisément, ceux exploités par les *wearable devices*, qui composent les différents processus d'apprentissage en facilitant leur intégration, leur réutilisation ainsi que leur déploiement au sein de l'architecture ?

Les habitats intelligents existants

Les habitats intelligents existants

→ de nombreux habitats intelligents qui appliquent le modèle de Roy et al. (2013) ont été développés selon des visions différentes sans harmonisation des architectures et des technologies.

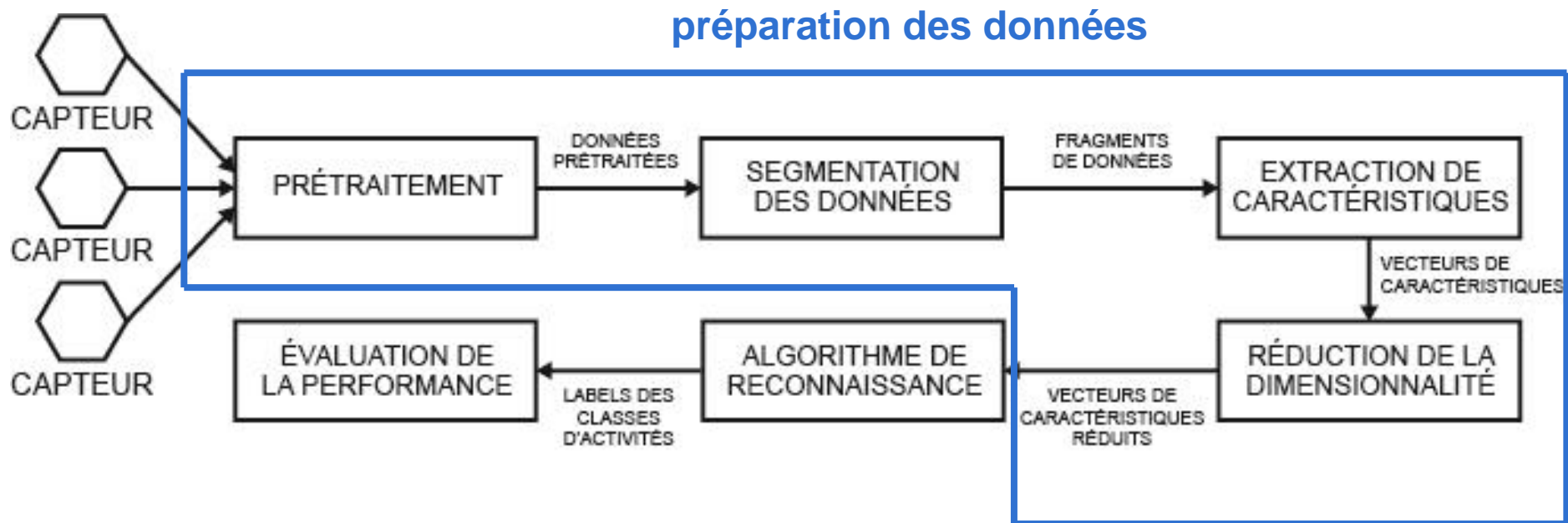


Les habitats intelligents existants

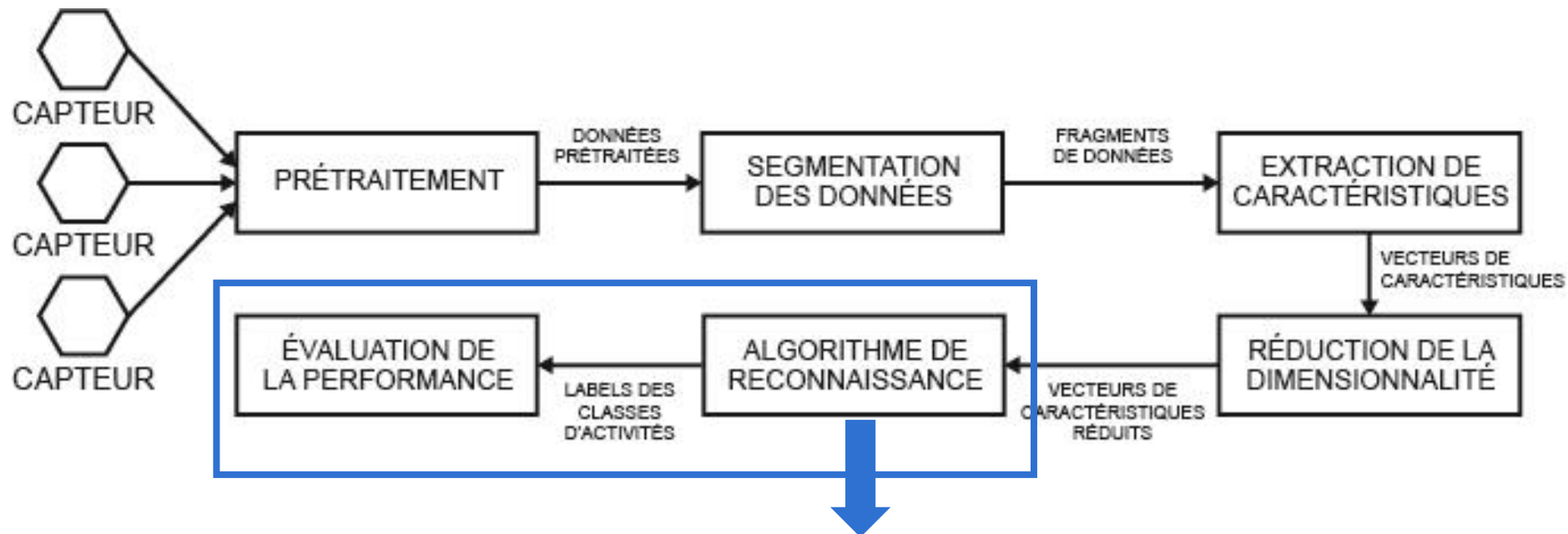
- architectures centralisées ou partiellement centralisées
 - elles admettent un ou plusieurs points de défaillances
 - problèmes de fiabilité
- souffrent de problèmes d'évolutivité
 - contraintes d'environnement pour le déploiement de nouveaux composants logiciels
 - contraintes technologiques pour l'ajout de nouveaux capteurs
- transducteurs intelligents distribués
 - premiers pas vers une architecture plus fiable
 - l'intelligence est déportée d'un serveur central vers les capteurs et effecteurs (*i.e.* transducteurs)

Le processus d'apprentissage pour
reconnaître des activités

Le processus d'apprentissage pour reconnaître des activités



Le processus d'apprentissage pour reconnaître des activités



- modèles d'apprentissage
- prédictions (reconnaissance)

Les algorithmes

approches probabilistes

Réseaux
Bayésiens

Modèles de
Markov Cachés
(HMM)

Champs Aléatoires
Conditionnels
(CRFs)

approches forage de données

Arbres de
décision

ID3

C4.5

Forêt d'arbres
décisionnels

Machines à
Vecteurs de
Support
(SVMs)

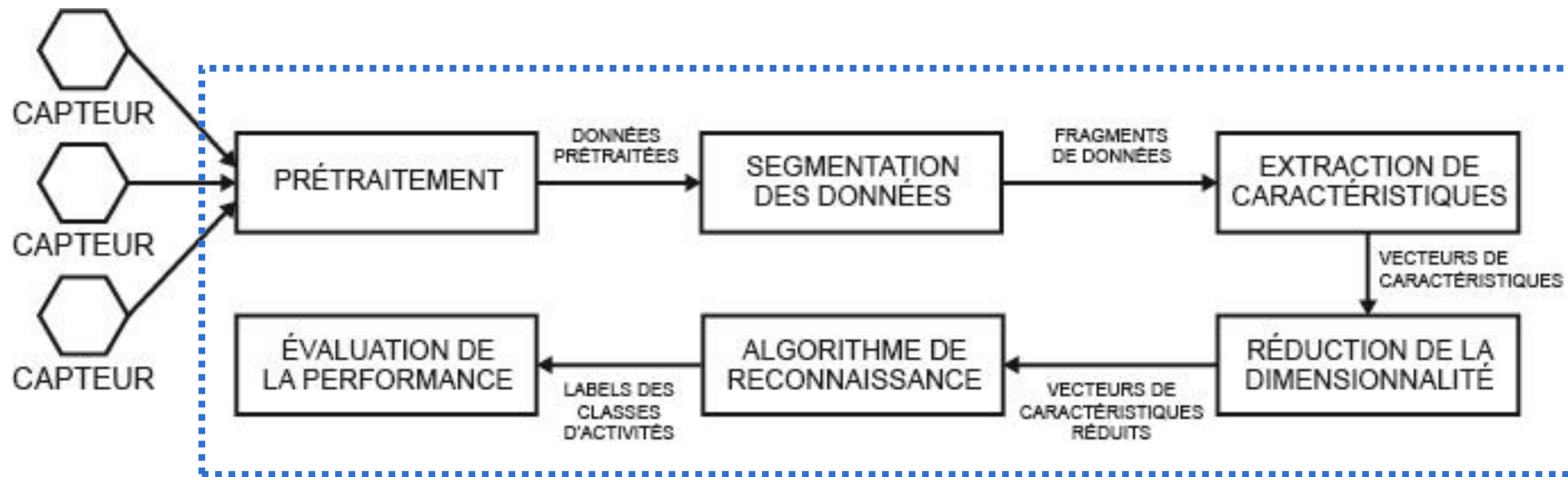
k plus proches
voisins

Clustering

k-moyennes

Réseaux de Neurones
Artificiels (ANN)
+
Apprentissage
profond

Le processus d'apprentissage pour reconnaître des activités



ateliers d'apprentissage machine

Les ateliers d'apprentissage machine

Les ateliers d'apprentissage machine

- Les 3 outils les plus connus et les plus utilisés dans la littérature
 - **WEKA** (Holmes et al., 1994)
 - **RapidMiner** (Ritthoo et al., 2004)
 - **Orange** (Demšar et al., 2004)
- outils extensibles (module additionnels)
 - dépendance à l'outil
- plus ou moins adaptés pour des applications expérimentales
- pas adaptés dans le contexte d'une architecture distribuée
- nécessitent beaucoup de ressources pour fonctionner

Les *wearable devices*

Les différents capteurs (*wearable*)

→ centrales inertielles (IMU)

- accéléromètres
- gyroscopes
- magnétomètres

→ capteurs physiologiques

- activité cardiaque (ECG, PPG)
- activité musculaire (EMG)
- glycémie
- SPO₂

La communication

→ les *wearable devices* autonomes effectuent des traitements plus ou moins complexes :

→ il faut communiquer ces informations avec une autre entité de l'habitat intelligent (*p.ex.* le serveur d'applications)

→ le volume de données et la fréquence d'échantillonnage sont variables en fonction des capteurs

→ différentes technologies de communication sans-fils plus ou moins adaptées en fonction du cas d'utilisation

→ couches matérielles du modèle réseau :

→ Wi-Fi, BLE, ZigBee, NFC

→ couches hautes du modèle réseau :

→ modèle *publish/subscribe*

→ modèle client/server (API REST)

La communication

- chaque technologie peut être utilisée avec les *wearable devices*
- elles admettent des caractéristiques différentes :
 - portée, débit, consommation énergétique
- des cas d'applications qui leur sont propres
- le choix doit donc être fait rigoureusement dans la conception d'un nouveau *wearable device*

Pour résumer...

Bilan

- des architectures d'habitats intelligents fondamentalement différentes :
 - elles ont fait leurs preuves
 - souffrent de problèmes d'évolutivité et de fiabilité
- processus d'apprentissage :
 - ensemble de tâches complexes
 - nombreuses méthodes et différents algorithmes
- ateliers d'apprentissage machine :
 - intermédiaires entre le matériel et le logiciel
 - forte dépendance à leur contexte d'utilisation
 - pas adaptés aux architectures distribuées

Bilan

- de nouveaux capteurs qui génèrent différents types de données à des fréquences variables
- large éventail de technologies de communication
- le choix doit être fait en fonction du besoin lors de la conception d'un nouveau *wearable device*

La reconnaissance des sols : un cas d'utilisation concret des *wearable devices*

La reconnaissance des types de sols

« Est-il possible de reconnaître les différents types de sols grâce à des données inertielles produites par la démarche et un wearable device, et ce, quel que soit l'endroit où il est placé et par qui il est porté ? »

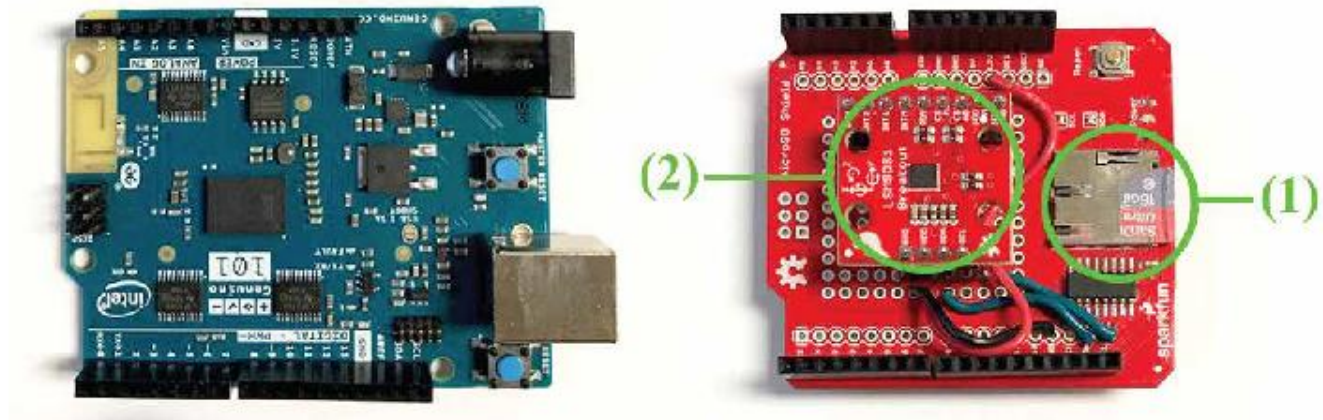
Pourquoi faire ?

- pour des personnes en perte d'autonomie ou ayant des troubles moteurs, certains sols peuvent représenter des dangers ou causer de la peur
- assistance des résidents des habitats intelligents

La reconnaissance des types de sols

- la majorité des travaux portent sur des méthodes développées pour être utilisées avec des robots (Vail and Veloso 2004 ; Bibuli *et. al.* 2007 ; Weiss *et. al.* 2004)
- une méthode pour reconnaître les types de sols chez l'humain (Otis *et. al.* 2016)
 - centrale inertielle embarquée dans une chaussure
 - caractéristiques fréquentielles (FFT)
 - algorithme de clustering spécifique
 - performance de 95% en laboratoire et 80% en conditions expérimentales à l'extérieur

Solution proposée : le *wearable device*



→ Version 1 :

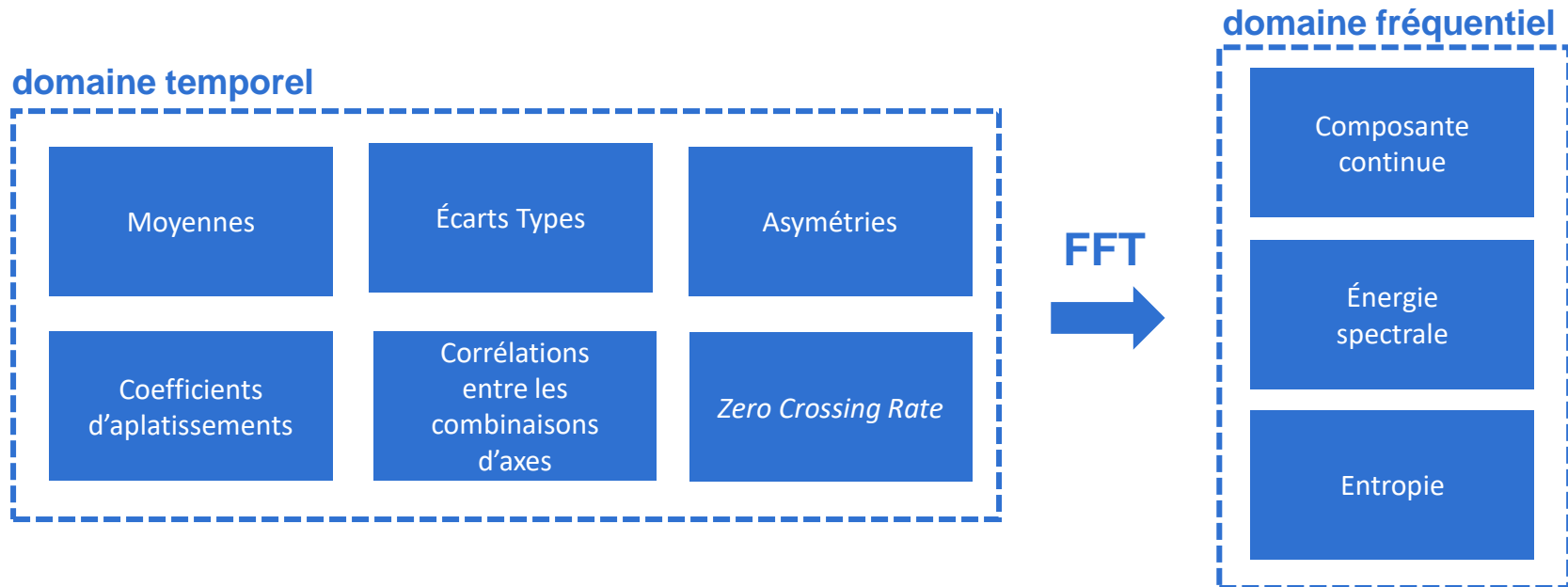
→ IMU 6 axes

→ Version 2 :

→ IMU 9 axes + calcul des angles d'Euler

→ téléphone intelligent (IMU 9 axes)

Solution proposée : processus d'apprentissage



→ forêt d'arbres décisionnels

→ 150 et 300 arbres

→ $F0 = \left\lfloor \frac{1}{2} \sqrt{m} \right\rfloor$; $F1 = \lfloor \log_2 m + 1 \rfloor$; $F2 = \lfloor \sqrt{m} \rfloor$

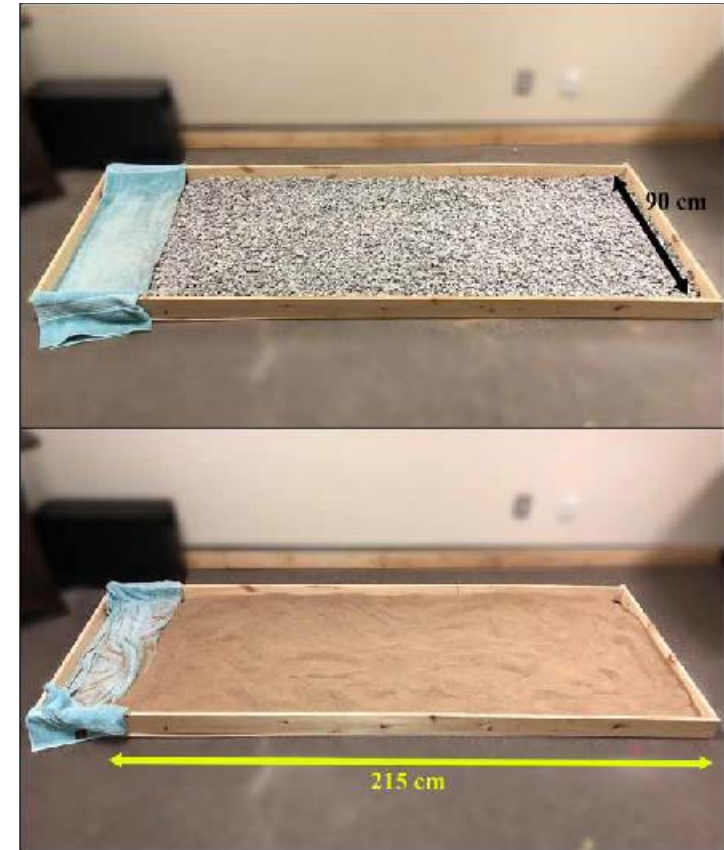
→ k plus proches voisins

→ k (de 1 à \sqrt{m})

→ Distance Euclidienne et distance de Manhattan

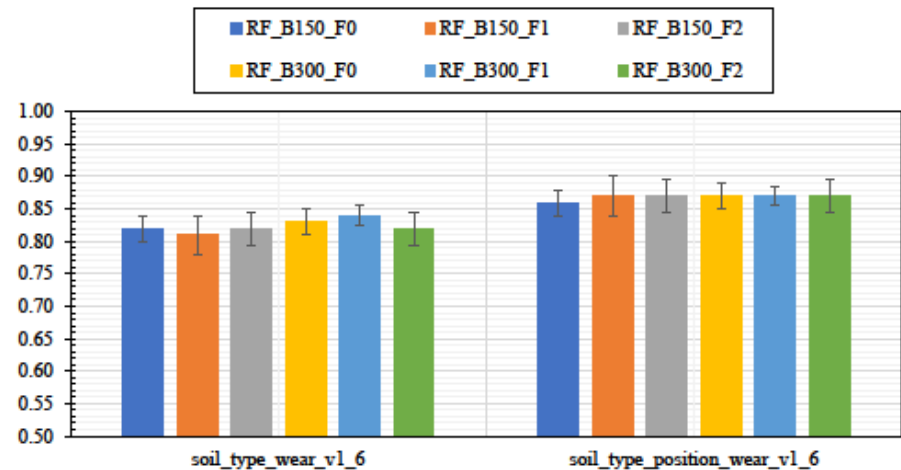
Expérimentations

- 2 sessions d'expérimentations
 - 9 et 6 étudiants
- gravier, béton, sable, neige
- 6 allers-retours
- 5 positions distinctes :

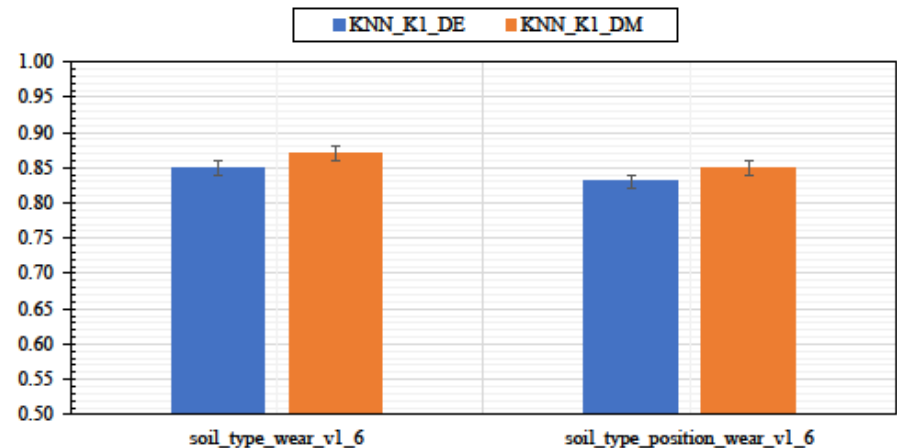


Résultats : version 1

→ F-Mesure de 0.86 en meilleur cas pour les forêts d'arbres décisionnels



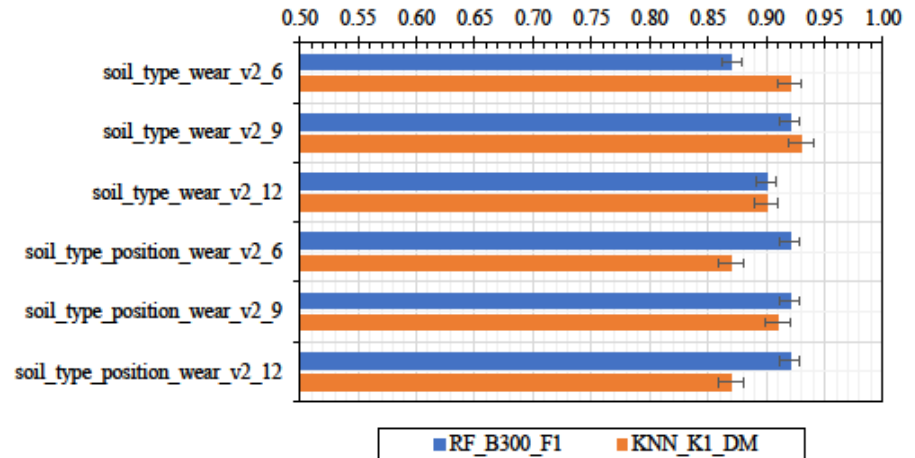
→ résultats similaires avec *kNN*



Résultats : version 2

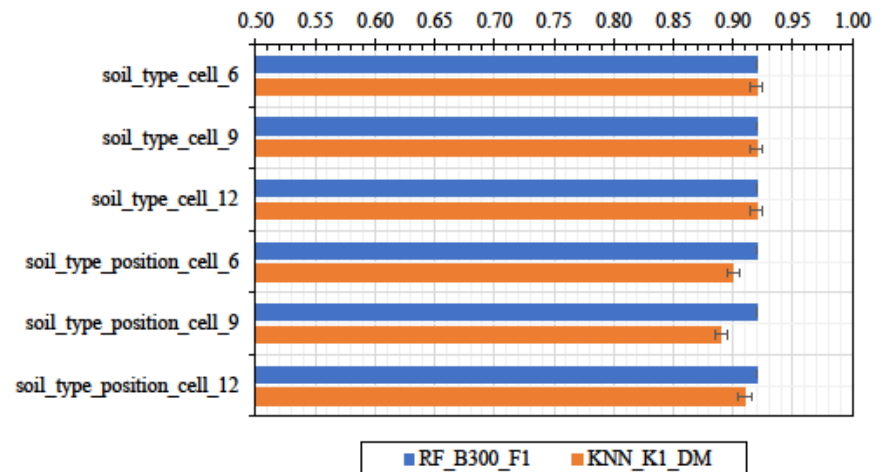
wearable (version 2)

- résultats similaires avec l'algorithme *Random Forest*
- amélioration de 6% avec kNN
- pas de différences significatives dans les résultats obtenus avec le calcul des angles d'Euler



téléphone intelligent

- bonne performance de reconnaissance (F-Mesure > 0.9)
- les différentes configurations pour chaque algorithme n'affectent pas les résultats obtenus



Discussion des résultats

- le calcul des angles d'Euler n'est pas nécessaire
- performance de reconnaissance supérieure avec le téléphone
- données filtrées dans le système d'exploitation du téléphone
- plus de participants sont nécessaires pour confirmer nos résultats
- il semble pertinent d'appliquer un filtrage des données obtenues avec le *wearable device*

Pour résumer...

Bilan

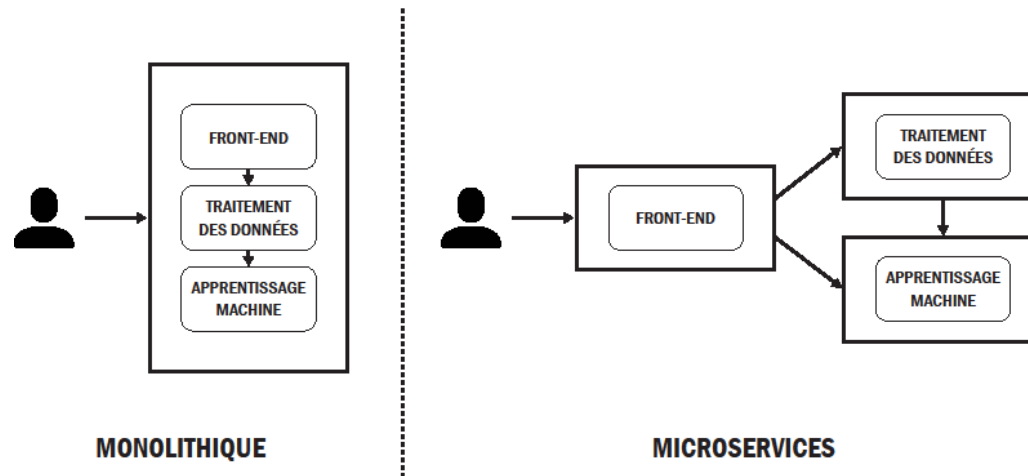
- nouvelle méthode pour reconnaître les types de sols grâce aux données inertielles produites par la démarche humaine
 - *wearable device*
 - 4 types de sols assez éloignés des habitats intelligents
 - différences suffisamment importantes pour valider de la faisabilité de la méthode
 - taux de reconnaissance satisfaisants
 - des améliorations sont encore nécessaires
 - plus de participants
 - prétraitement des données (*p.ex.* appliquer un filtre)

Une architecture d'habitat
intelligent distribuée

Une architecture évolutive

- inspirée des architecture de *cloud* privé sur site
 - mécanismes qui garantissent la haute disponibilité de l'infrastructure matérielle et logicielle
 - meilleur niveau de fiabilité
 - mise à l'échelle simplifiée
 - moins de complexité dans la maintenance
 - offrent une meilleure évolutivité
 - elle repose sur l'utilisation de microservices

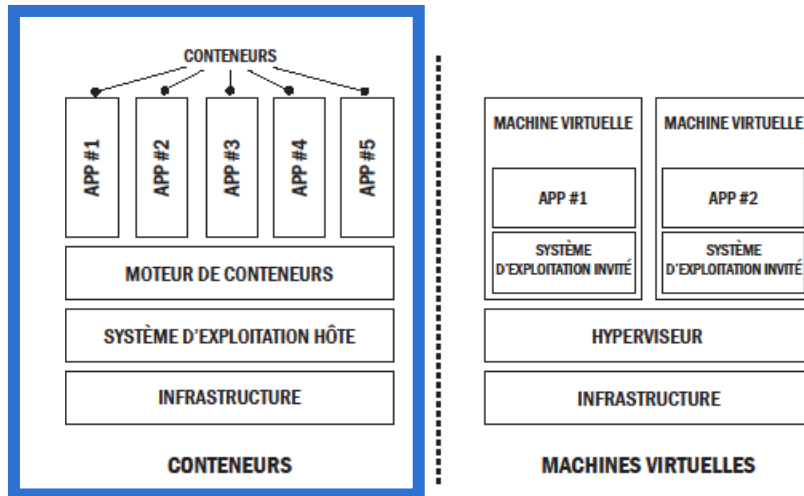
Une architecture évolutive



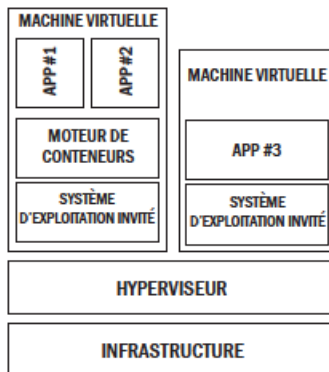
→ diviser une application en un ensemble de services plus petits, indépendants et interconnectés plutôt que de placer tous les composants logiciels dans une seule instance.

- **agilité**
- **réutilisabilité**
- **agnosticisme technologique**
- **extensibilité**
- **fiabilité**

Architectures de microservices



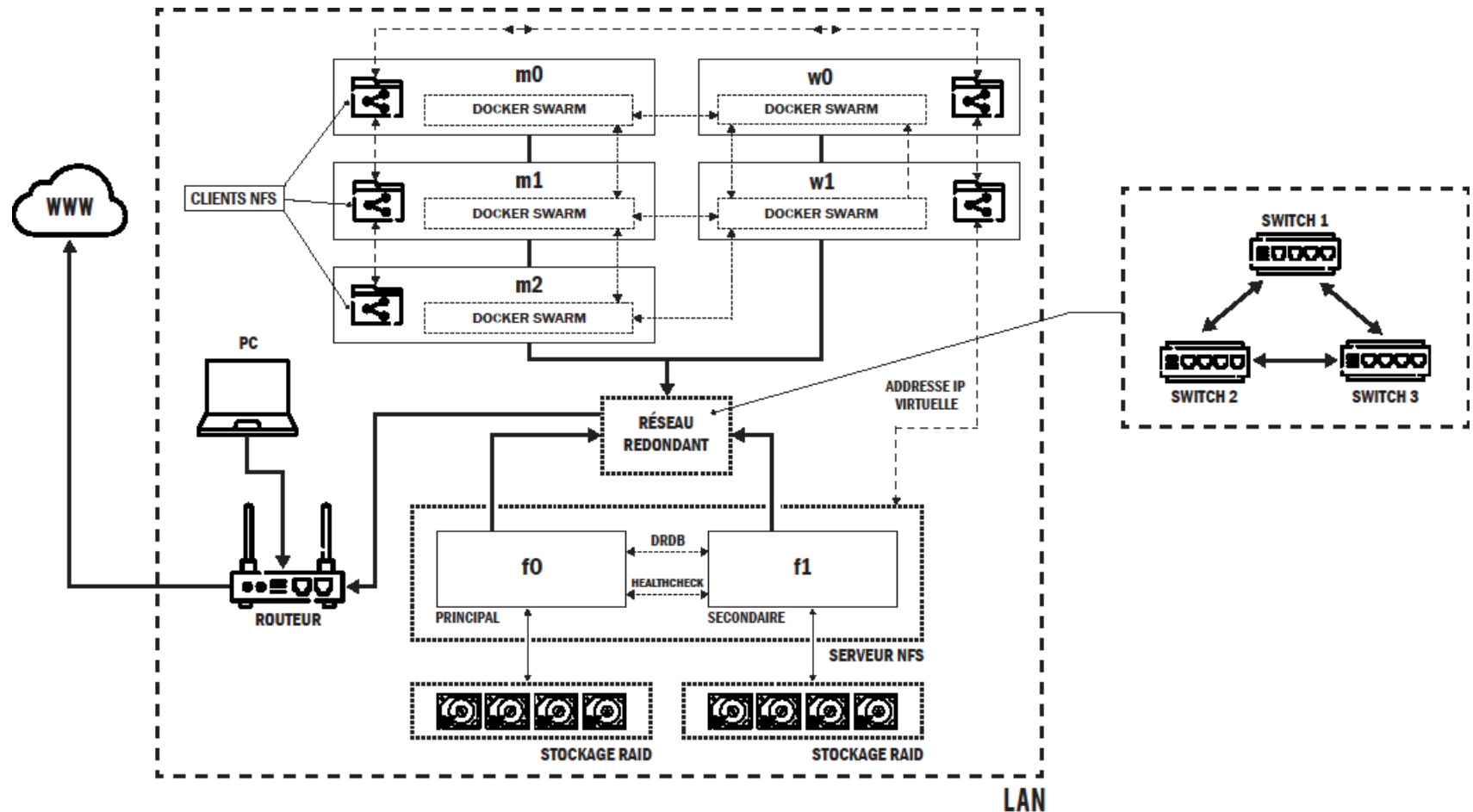
CONTENEURS DANS DES MACHINES VIRTUELLES



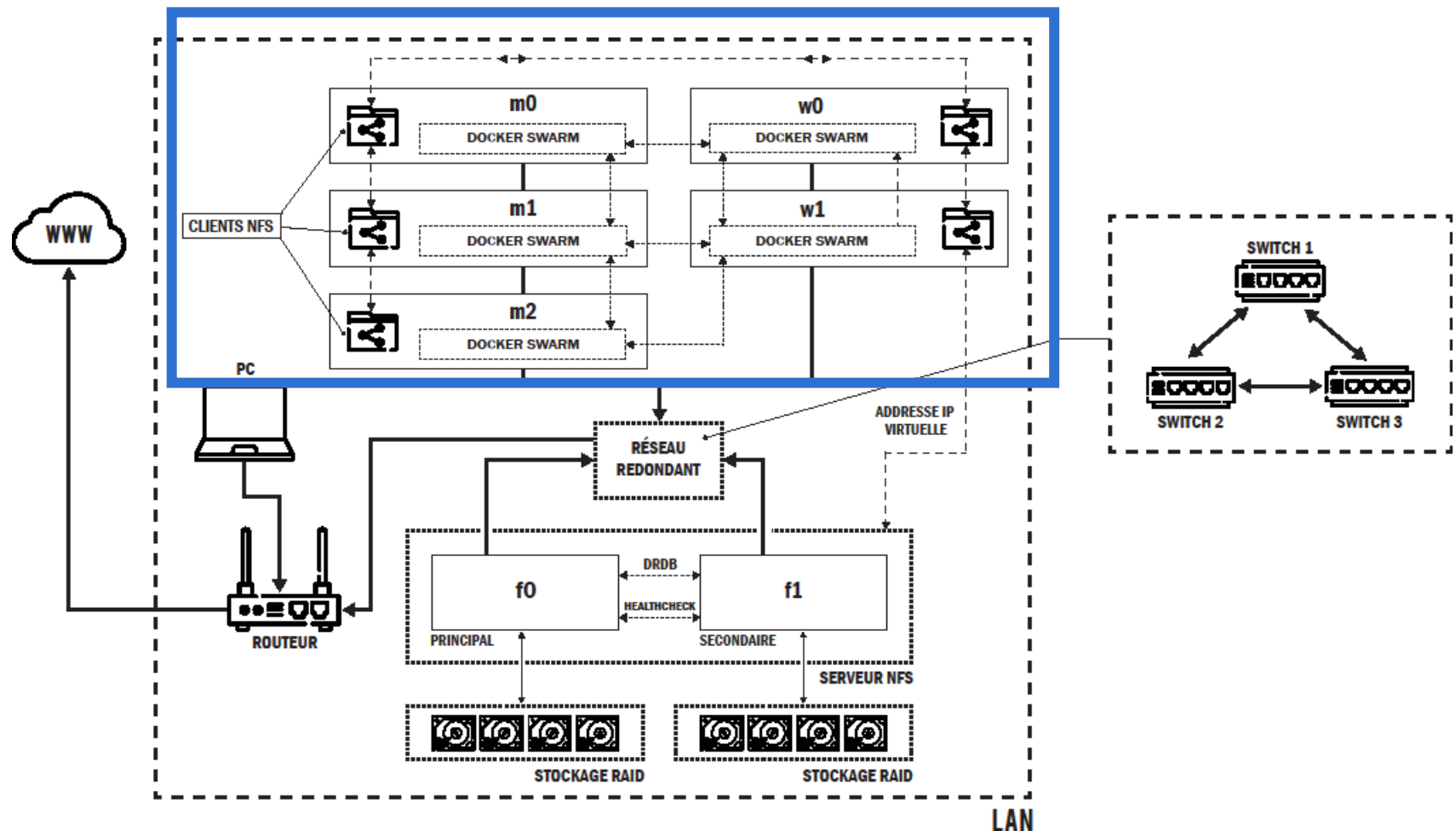
Pourquoi les conteneurs ?

- utilisation plus efficace des ressources
- partagent un système d'exploitation hôte unique
- leur exécution dans des espaces séparés les uns des autres
- ils ont accès à certaines parties du système hôte

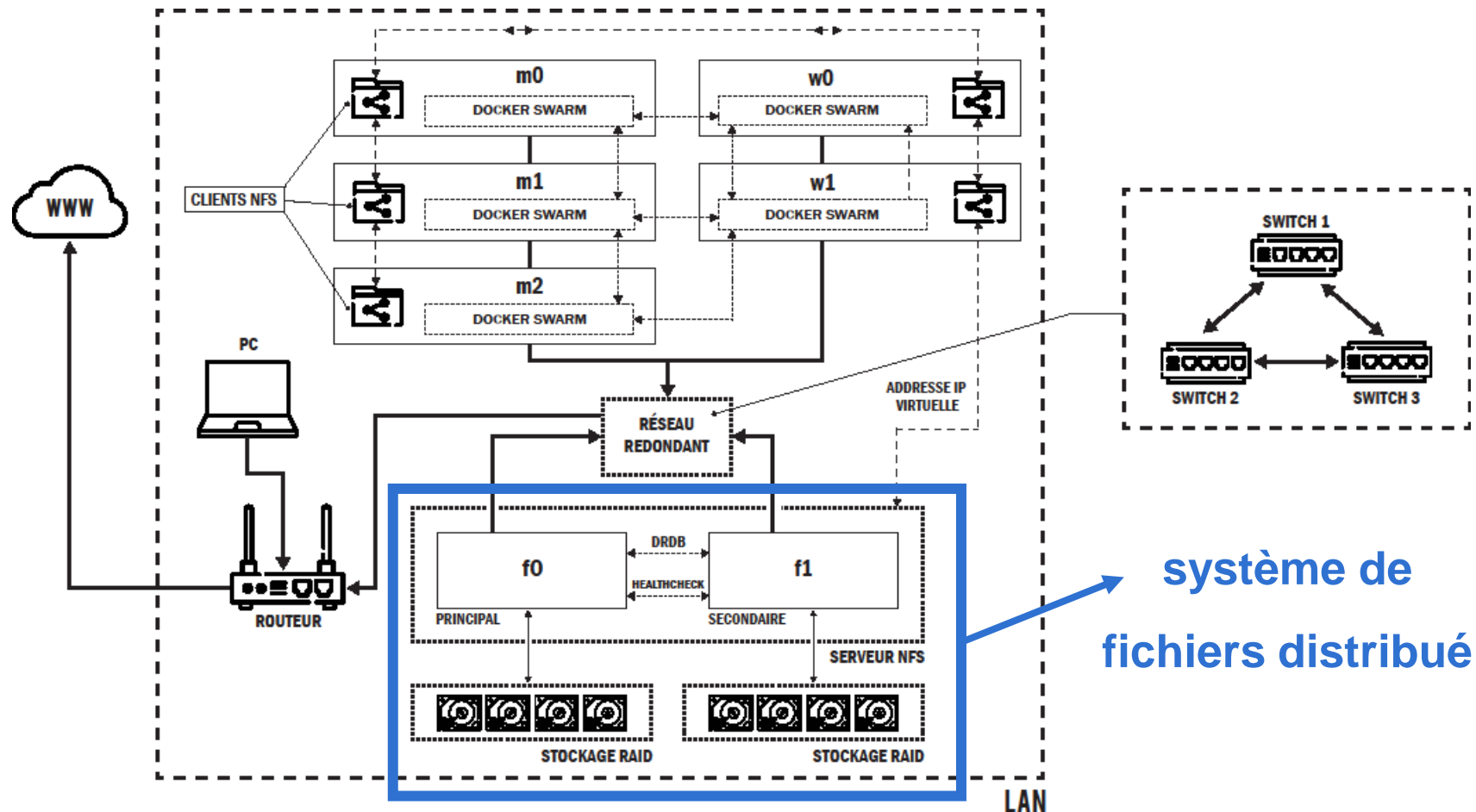
Organisation matérielle de l'architecture proposée



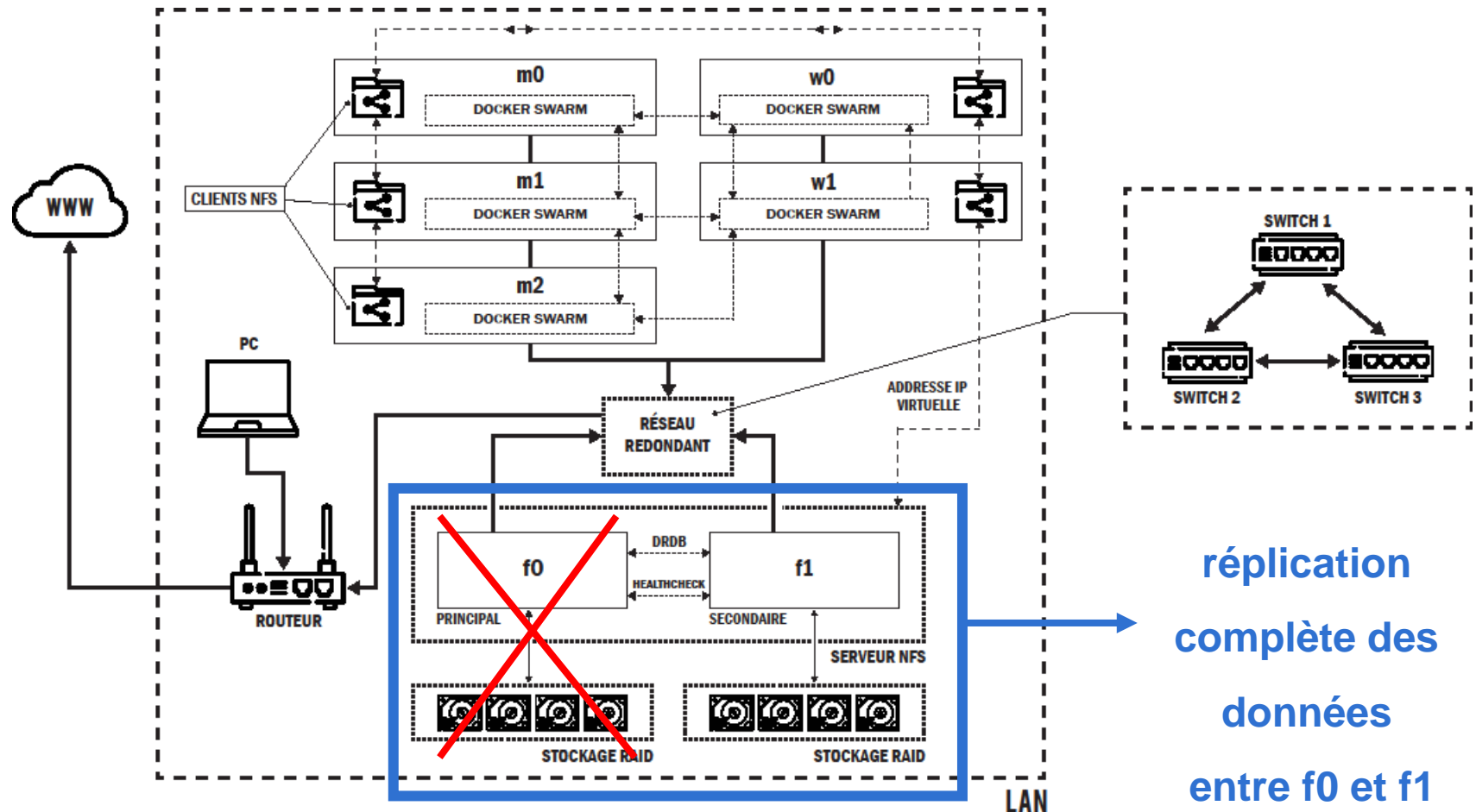
Organisation matérielle de l'architecture proposée



Organisation matérielle de l'architecture proposée



Organisation matérielle de l'architecture proposée



Le Cluster

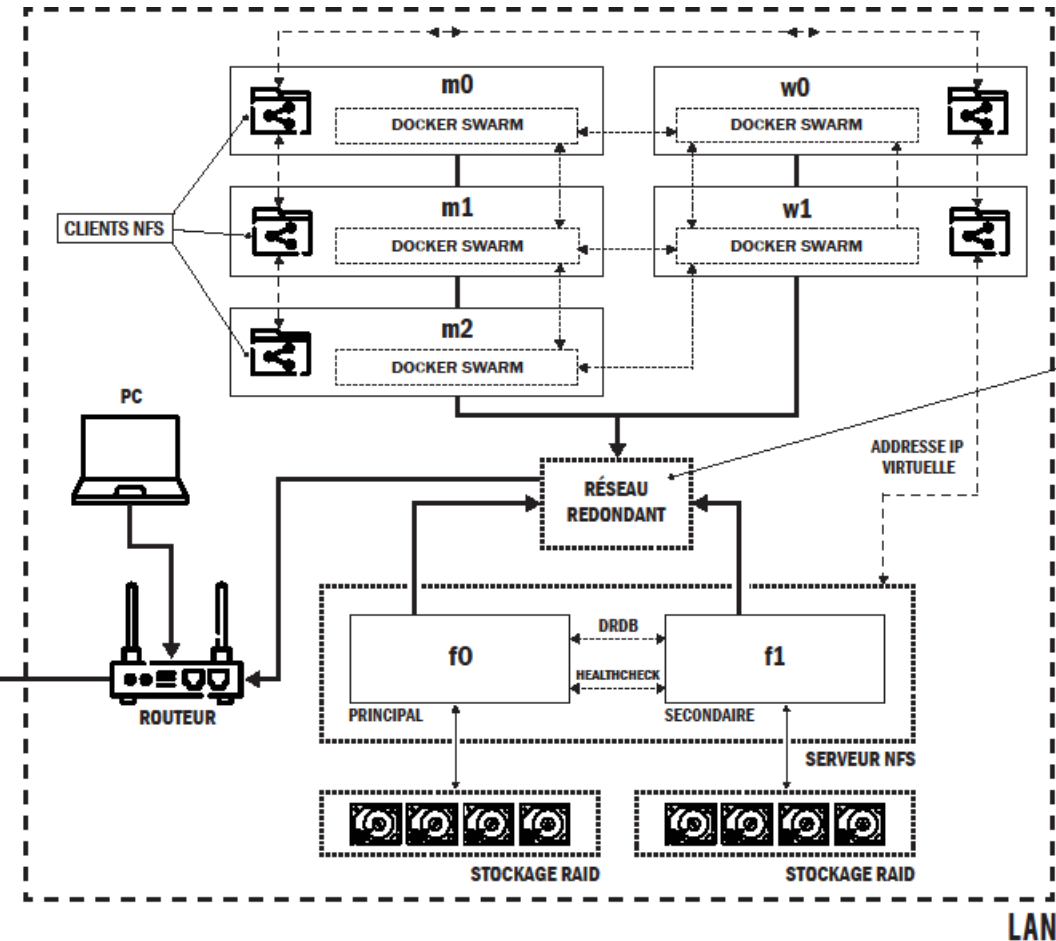
→ orchestration

- on parle de services pour identifier les conteneurs
 - que doivent-ils exécuter ? Comment ? Où ?
 - réplication des conteneurs à travers les différents nœuds du cluster
- défini le rôle de chaque nœud :
 - **managers** : gestion du cluster. Il reçoivent les définitions de services
 - **workers** : contiennent un agent qui a pour rôle de rendre compte aux managers de l'état des services qui lui leur sont attribué

→ Politique de mise en œuvre du cluster :

- il est préférable d'avoir un nombre impair de managers
- un leader est élu parmi les managers (Raft) (MacKenzie *et. al.*, 2006)
- le leader est responsable de toutes les décisions des managers

Fiabilité



→ quorum Raft :

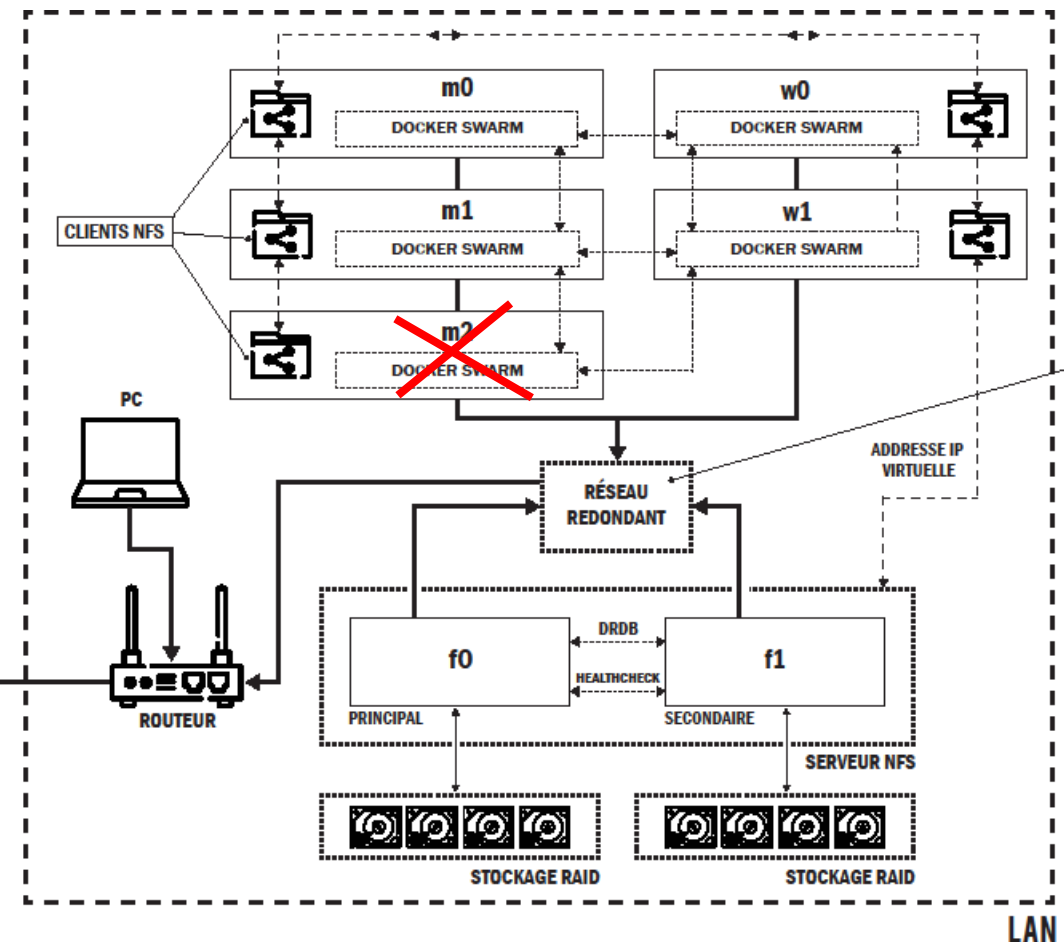
$\lfloor (N - 1) / 2 \rfloor = 1$ défaillance

$\lfloor (N / 2) + 1 \rfloor = 2$ décideurs

→ m0 a été élu leader

où N fait référence aux nombre de
nœuds manager

Fiabilité



→ quorum Raft :

$\lfloor (N - 1) / 2 \rfloor = 1$ défaillance

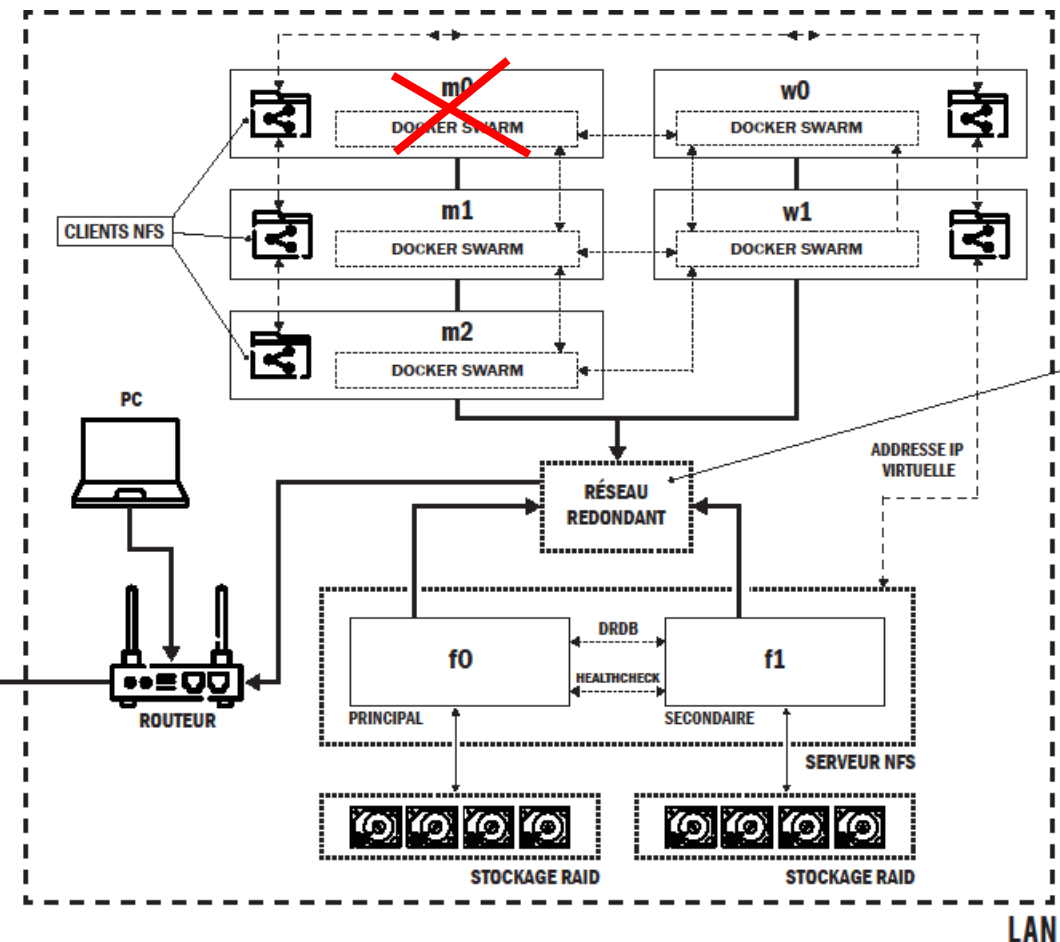
$\lfloor (N / 2) + 1 \rfloor = 2$ décideurs

→ m0 a été élu leader

→ **Le fonctionnement du cluster n'est pas altéré**

→ **il est impossible d'avoir une autre défaillance, car le quorum ne pourra plus être respecté**

Fiabilité



→ quorum Raft :

$\lfloor (N - 1) / 2 \rfloor = 1$ défaillance

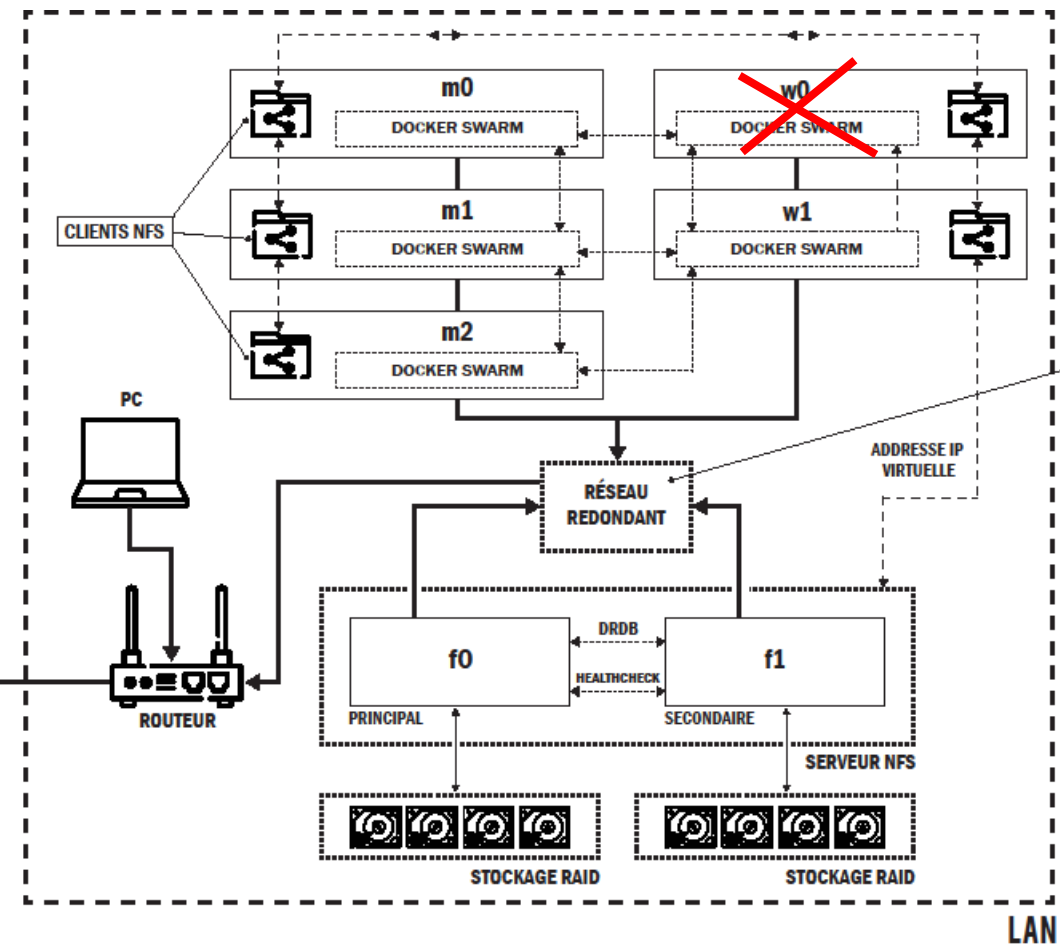
$\lfloor (N / 2) + 1 \rfloor = 2$ décideurs

→ m0 a été élu leader

→ le fonctionnement du cluster n'est pas altéré

→ accord entre m1 et m2 pour déterminer un nouveau leader

Fiabilité



→ quorum RAFT :

$\lfloor (N - 1) / 2 \rfloor = 1$ défaillance

$\lfloor (N / 2) + 1 \rfloor = 2$ décideurs

→ m0 a été élu leader

→ **w0 n'est pas un nœud manager**
sa défaillance n'a pas d'impact
sur le bon fonctionnement du
cluster

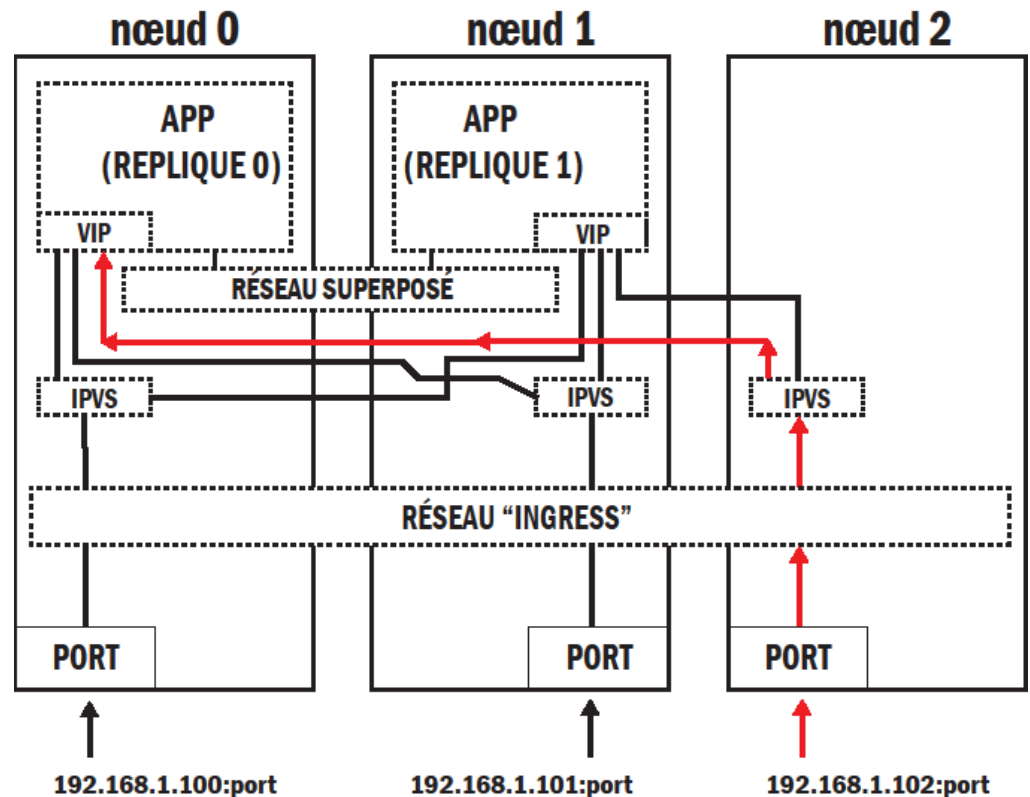
→ **le cluster dispose de moins de**
ressources

Communication entre les conteneurs

→ réseaux superposés (overlay networks)

→ simplifier la complexité de la gestion des différents réseaux virtuels nécessaires aux conteneurs pour communiquer entre eux

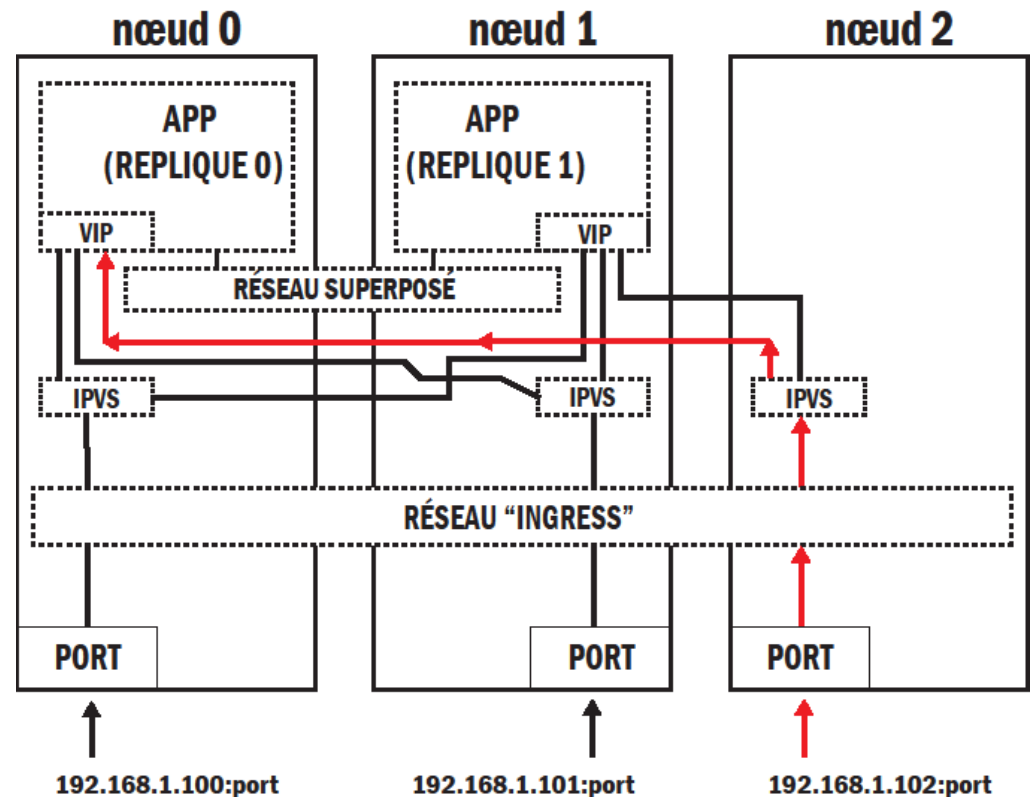
→ redondance réseau



Communication entre les conteneurs

→ réseau « ingress »

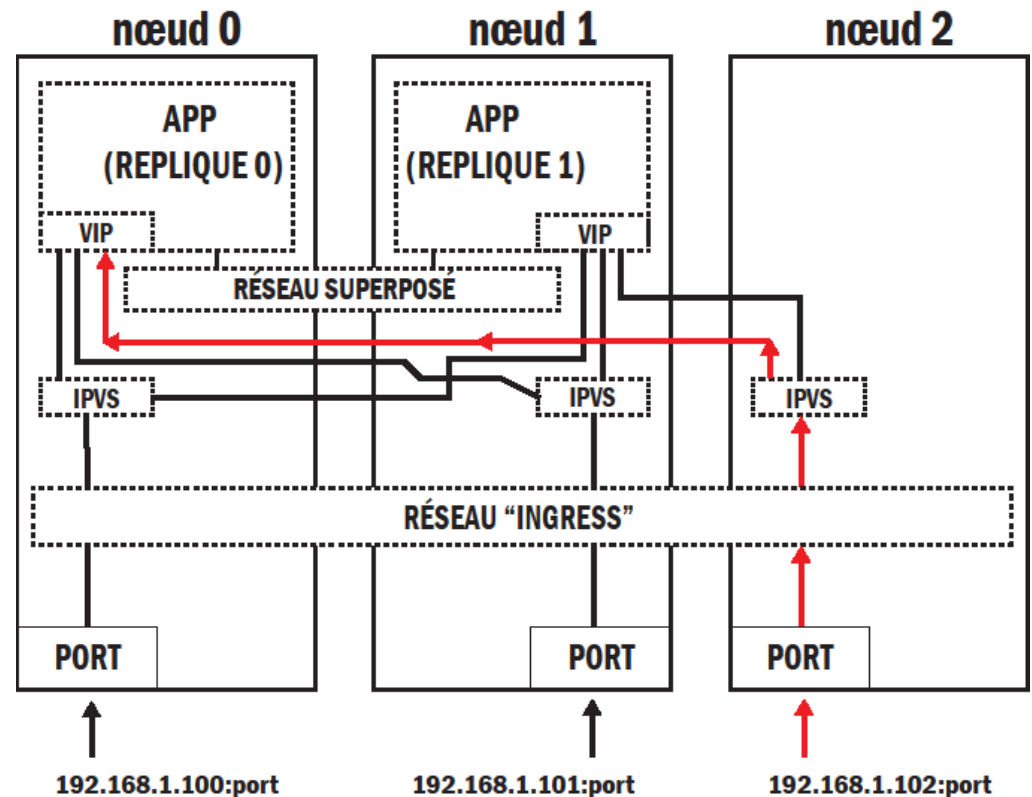
- réseau superposé particulier
- faciliter la répartition de la charge pour les différents services entre les nœuds du cluster



Communication entre le système hôte et les conteneurs

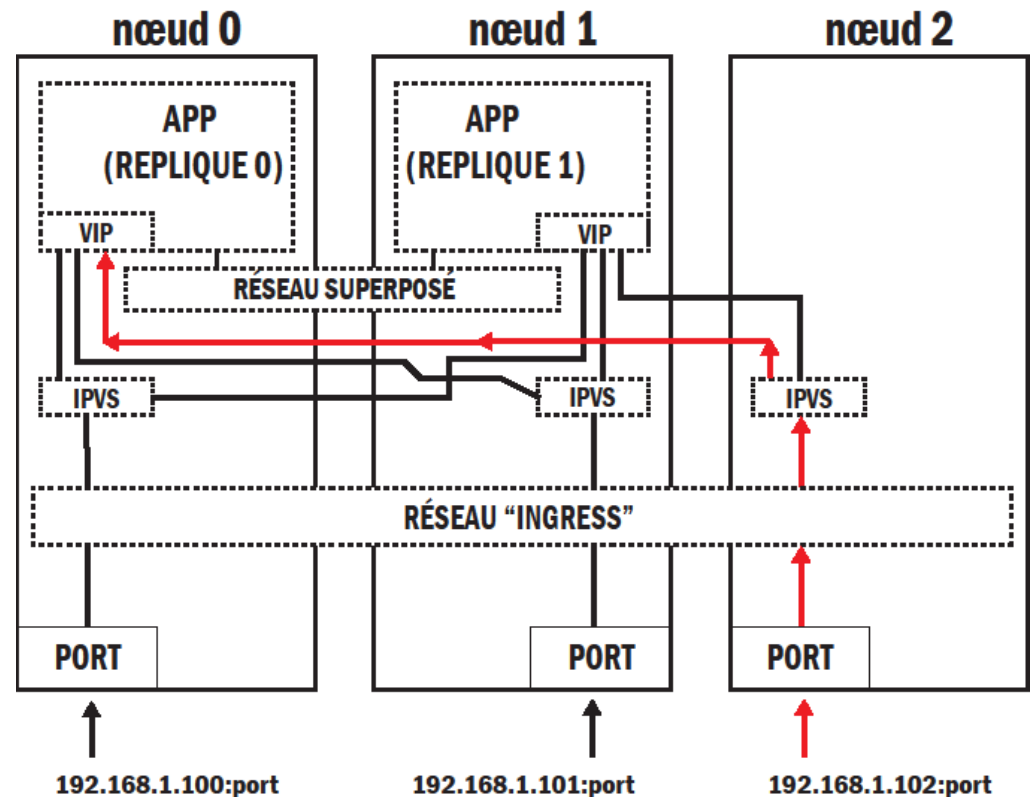
→ réseau « bridge »

- relier tous les réseaux superposés (et « ingress ») au réseau physique du système hôte des nœuds du cluster
- le transfert des données est chiffré par défaut (AES-GSM)
- la clé de chiffrement est partagée entre les managers et remplacée toutes les 12 heures

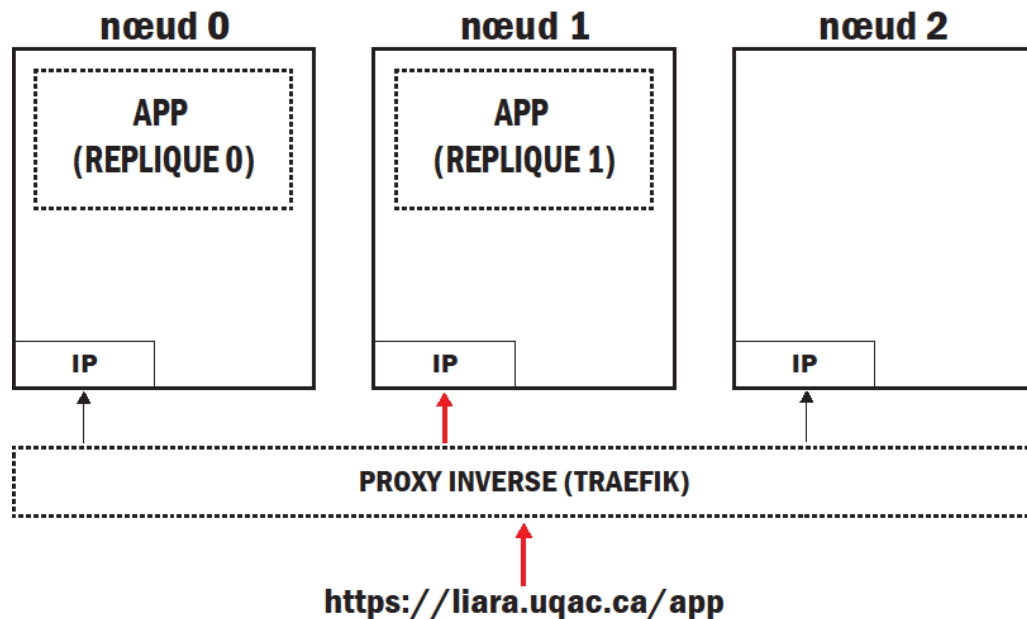


Accès depuis « l'extérieur »

- chaque conteneurs possède sa propre adresse IP virtuelle
- le protocole IPVS redirige les requêtes TCP/UDP vers les adresses virtuelles des conteneurs
- le protocole IPVS permet une répartition de la charge au niveau des répliques grâce à l'algorithme Round-Robin



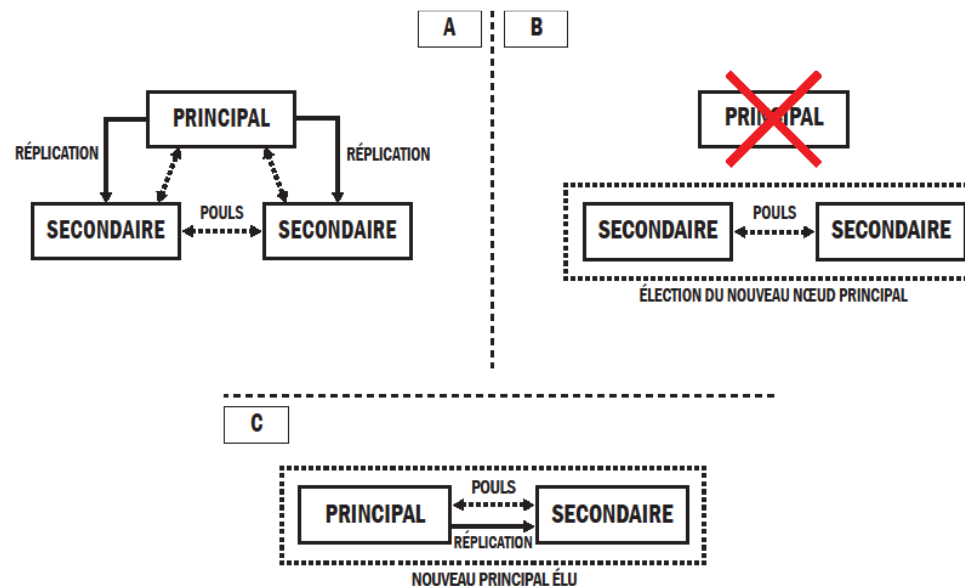
Accès depuis « l'extérieur » : Proxy Inverse



- répartition de la charge au niveau des nœuds
- accès externe unifié (nom de domaine)
- échanges de données avec les différents services sécurisés (HTTPS)

Base de données répliquée

- **Service composé d'un nœud principal et de deux nœuds secondaires (P-S-S)**
 - poulx entre les 3 nœuds (A)
 - après 10s de délais, si le poulx n'est pas retourné à son émetteur, le récepteur est considéré inaccessible (B)
 - s'il s'agit du nœud principal, un processus d'élection est déclenché (C)



Évaluation de la fiabilité de l'architecture

→ implémentation sur des Raspberry Pi 3

→ évaluation selon 8 expérimentations :

	<i>F0, F3</i>	<i>F1, F4</i>	<i>F2, F5</i>	<i>F6</i>	<i>F7</i>	<i>F8</i>
Nœud(s)	w0	m2	m0	m1 & w0	m0 & m1	tous
Type de panne	réseau - électrique	réseau - électrique	réseau - électrique	réseau - électrique	réseau - électrique	électrique
Tâches relancées	oui	oui	oui	oui	non	non
Élection d'un leader	non	non	oui	non	non	non
État du cluster	disponible	disponible	disponible	disponible	H.S.	disponible
Temps de récupération	≈ 1 s - ≈ 1 m	≈ 1 s - ≈ 1 m	≈ 1 s - ≈ 1 m	≈ 1 s - ≈ 1 m	-	≈ 10 m

Pour résumer...

Bilan

→ nouvelle architecture pour les maisons intelligentes

→ Repose sur l'utilisation de microservices au sein d'un cluster de 5 nœuds

→ agnostique vis-à-vis de la conception des applications

→ fiabilité : elle n'admet pas de points de défaillance

→ améliorer l'interopérabilité entre les applications qui constituent un ensemble hétérogène de technologies et leur réutilisabilité

→ évolutivité : ajouter facilement des ressources matérielles et logicielles supplémentaires en fonction des besoins

LE2ML : un outil modulaire pour l'apprentissage machine

Un outil modulaire

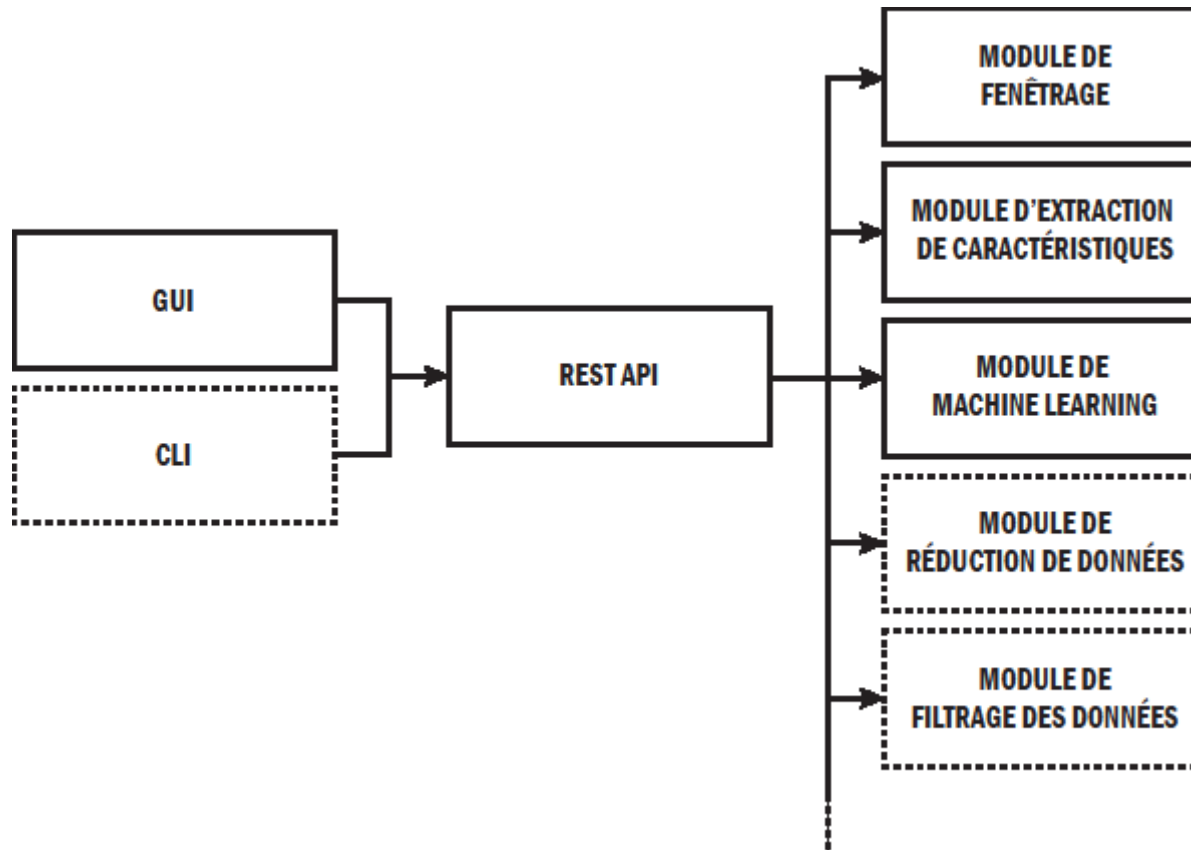
- la plupart des méthodes actuellement proposées pour réaliser la reconnaissance d'activités sont des applications complètes :
 - les différents processus sont encapsulés au sein d'un unique composant logiciel immuable
 - ils sont difficile à modifier et à réutiliser :
 - ils sont développés à nouveau ou adaptés afin de pouvoir supporter des modifications

Un outil modulaire

→ LIARA Environment for Modular Machine Learning (LE2ML)

- outil pour l'apprentissage machine qui repose sur l'utilisation de microservices établis par l'architecture précédente
 - meilleure évolutivité
 - déploiements plus sûrs et rapides
 - isolation des pannes
- cet outil constitue le lien entre les *wearable devices* et l'architecture d'habitat intelligent proposée
- ils n'est pas réservé à une utilisation en combinaison avec une architecture distribuée
- les habitats intelligents qui n'exploitent pas les *wearable devices* peuvent également en tirer profit

Solution proposée



Pipeline d'apprentissage machine (exemple)

```
1 version: '1'
2 pipeline: machine_learning
3 source: inertial
4 process: train
5 model: model-202009222020
6 cross-validation: true
7 input:
8   file:
9     type: raw
10    filename: soil_9_axis_imu_lsm9ds1.csv
11 windowing:
12   enable: true
13   parameters:
14     length: 360Hz
15     function:
16       label: rectangular
17       container: core-windowing
18       overlap: 0
19 features:
20   save: true
21   filename: saved-features.csv
22   list:
23     ...
24     - label: kurtosis_adjusted
25       container: core-inertial-features
26     ...
27 algorithm:
28   name: k_nearest_neighbors
29   container: core-py-sk
30   parameters:
31     search_algorithm: linear
32     num_neighbors: 1
33     distance: manhattan
```

→ Définition d'un pipeline :

→ fichier YAML

→ contenu validé grâce à un schéma

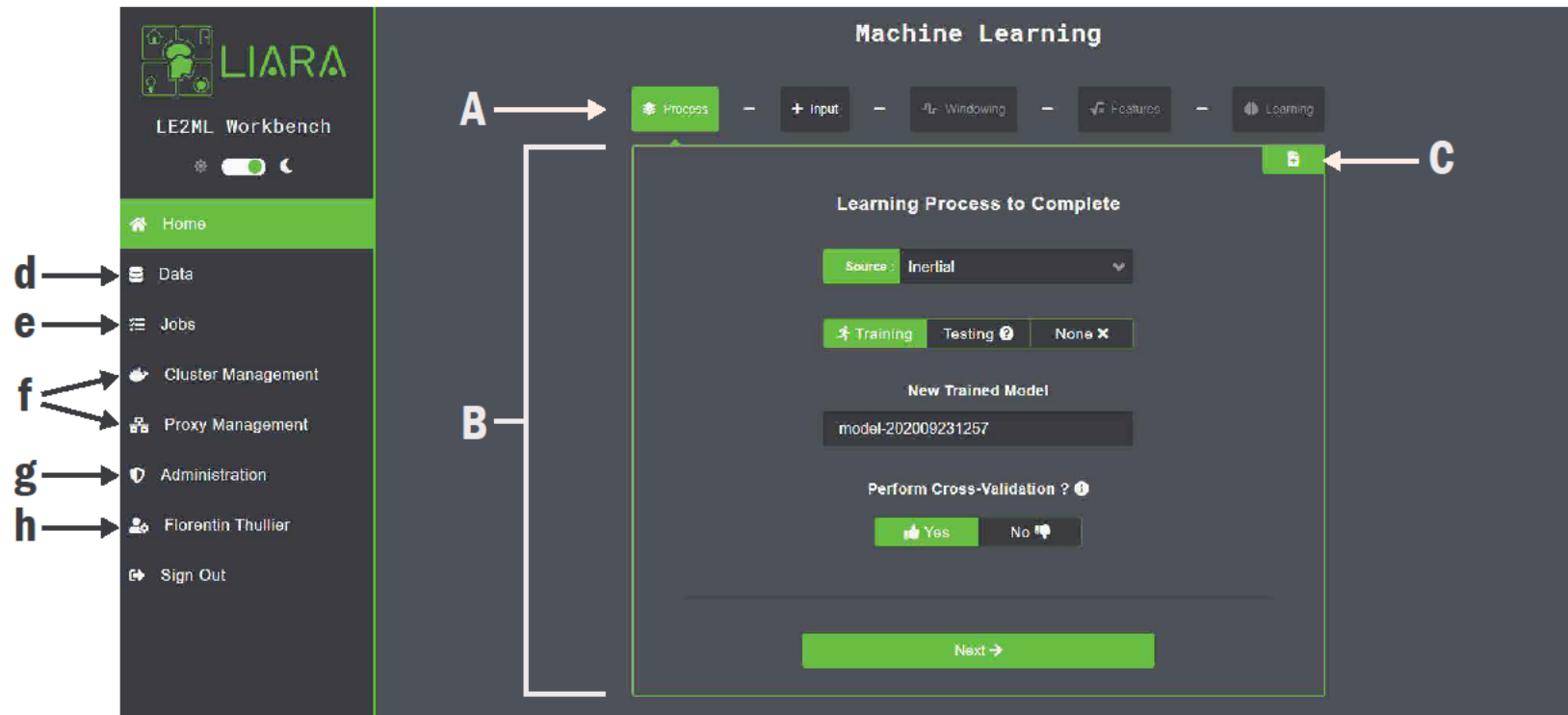
→ facile à versionner

→ favorise le partage entre utilisateurs

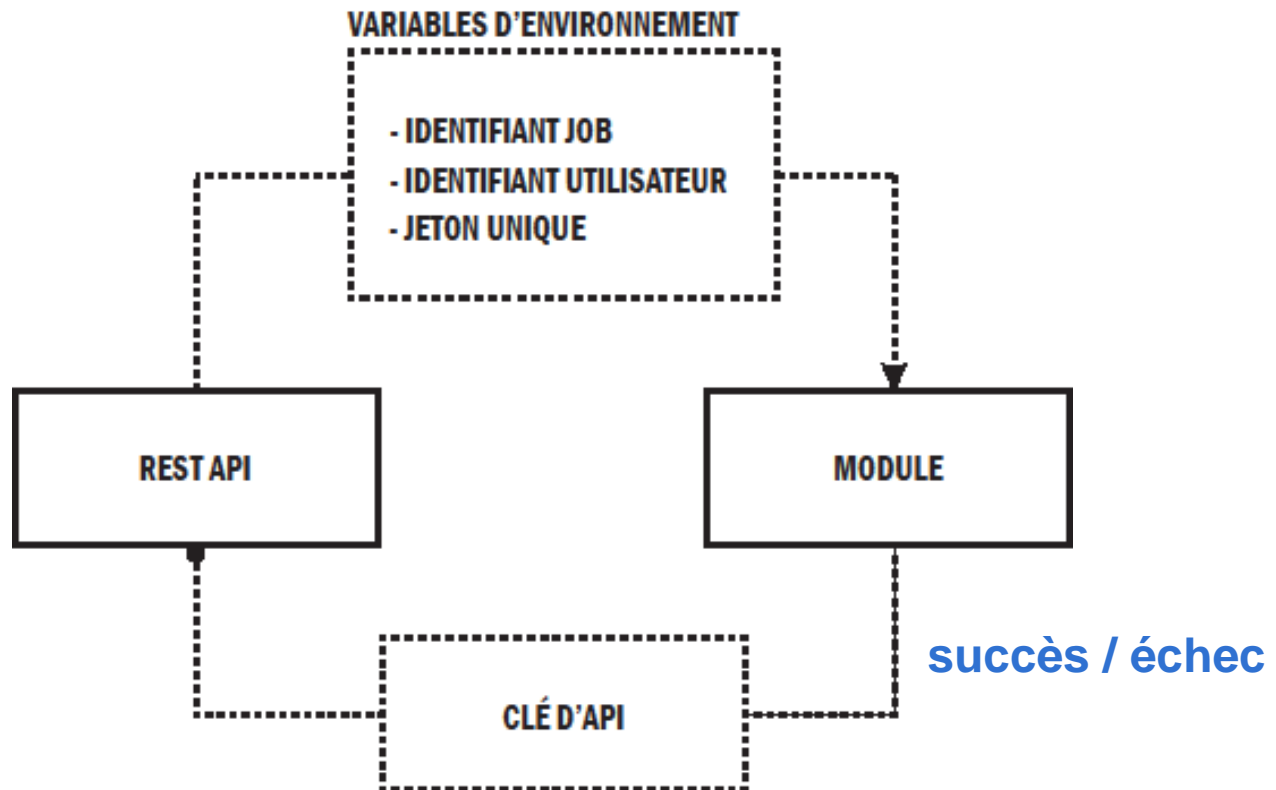
→ les « jobs » s'exécutent en parallèle

→ les tâches d'un job sont lancées
séquentiellement ou en parallèle en fonction de
leur dépendance entre elles

GUI



Modules LE2ML



Modules proposés

→ module de fenêtrage

- plusieurs fonctions disponibles (rectangulaire, Hann, Hamming, *etc.*)
- fenêtres avec ou sans chevauchement
- les données sont traitées en streaming
- développé en JavaScript

→ module d'extraction de caractéristiques

- 8 caractéristiques temporelles et 3 caractéristiques fréquentielles
- passage du domaine temporel au fréquentiel *via* FFT
- les données sont traitées en streaming
- développé en JavaScript

→ module d'apprentissage machine

- surcouche de la librairie *scikit-learn* développée en *Python*
- phases d'entraînement et de reconnaissance
- sauvegarde des modèles d'apprentissage
- validation croisée en 10-plis
- évaluation de la performance

Évaluation de la solution

Méthode Originelle			
	<i>Justesse</i>	<i>F-mesure</i>	<i>Kappa de Cohen</i>
<i>k-NN</i>	0.93	0.93	0.89
<i>Random Forest</i>	0.92	0.92	0.88

Pieplines LE2ML			
	<i>Justesse</i>	<i>F-mesure</i>	<i>Kappa de Cohen</i>
<i>k-NN</i>	0.91	0.91	0.86
<i>Random Forest</i>	0.92	0.92	0.88

→ niveau de précision comparable :

→ légers écarts observés en raison de différences entre les deux implémentations

Pour résumer...

Bilan

→ introduction d'un outil d'apprentissage machine

- conception modulaire qui repose sur une l'utilisation de microservices
- il est compatible avec les architectures monolithiques et distribuées
- une API REST orchestre le fonctionnement du système
- 3 modules fondamentaux et une GUI ont également été développés
- de nombreux modules complémentaires peuvent enrichir ses fonctionnalités
 - ils sont agnostiques vis-à-vis de la technologies
- il constitue le lien entre l'architecture d'habitats intelligent et les différents types de capteurs qui sont utilisés dans ces environnements (capteurs statiques et *wearable devices*)

Conclusion

Réponses aux problématiques

1. une nouvelle méthode de reconnaissance pour améliorer l'assistance des résidents des maisons intelligentes grâce à un *wearable device*.

→ 2 publications dans la conférence IEEE UIC en 2017 et 2018

2. une nouvelle architecture capable de proposer un meilleur niveau de fiabilité ainsi qu'une flexibilité permettant de faire cohabiter les différentes applications de la reconnaissance d'activités

3. une plateforme d'apprentissage machine permettant la mise en œuvre de processus de reconnaissance d'activités génériques c'est-à-dire, de la même façon, indépendamment du type de capteurs sur lesquels ceux-ci s'appuient

→ contributions regroupées en une et soumise dans le journal Springer AIHC

Limitations

1. évaluation plus approfondie du *wearable device*
 - plus grand nombre de participants aux expérimentations
 - ajouter une méthode pour le filtrage des données brutes
2. mise en œuvre de l'architecture distribuée au sein du laboratoire
 - nécessaire d'utiliser du matériel plus fiable et adapté que les Raspberry Pi
3. ajouter des fonctionnalités à l'atelier d'apprentissage machine
 - techniques de fusion de données
 - algorithmes de réduction de dimensionnalité
 - pipeline spécifique aux méthodes d'apprentissage profond
 - support de nouvelles technologies d'échanges de données (WebSocket, gRPC, etc.)

MERCI

VOS QUESTIONS ?



Références

- United Nations (2017). World Population Prospects The 2017 Revision Key Findings and Advance Tables. Rapport technique
- Prince, M., Comas-Herrera, A., Knapp, M., Guerchet, M. et Karagiannidou, M. (2016). World Alzheimer Report 2016 Improving healthcare for people living with dementia. Coverage, Quality and costs now and in the future. Alzheimer's Disease International (ADI). <http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.22580.04483>
- Cook, D. J., & Schmitter-Edgecombe, M. (2009). Assessing the Quality of Activities in a Smart Environment. Methods of Information in Medicine, 48(5), 480–485. <http://dx.doi.org/10.3414/ME0592>
- Sadri, F. (2011). Ambient intelligence : A Survey. ACM Computing Surveys. <http://dx.doi.org/10.1145/1978802.1978815>
- Lawton, M. P. et Brody, E. M. (1969). Assessment of Older People : Self-Maintaining and Instrumental Activities of Daily Living. The Gerontologist. http://dx.doi.org/10.1093/geront/9.3_Part_1.179
- Rogers, W. A., Meyer, B., Walker, N. et Fisk, A. D. (1998). Functional Limitations to Daily Living Tasks in the Aged : A Focus Group Analysis. Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society. <http://dx.doi.org/10.1518/001872098779480613>
- Roy, P. C., Bouchard, B., Bouzouane, A. et Giroux, S. (2013). Ambient Activity Recognition in Smart Environments for Cognitive Assistance. International Journal of Robotics Applications and Technologies (IJRAT), 1(1), 29–56. <http://dx.doi.org/10.4018/ijrat.2013010103>
- Mihailidis, A., Barbenel, J. C. et Fernie, G. (2004). The efficacy of an intelligent cognitive orthosis to facilitate handwashing by persons with moderate to severe dementia. <http://dx.doi.org/10.1080/09602010343000156>

Références

- Tunca, C., Alemdar, H., Ertan, H., Incel, O. D. et Ersoy, C. (2014). Multimodal wireless sensor network-based ambient assisted living in real homes with multiple residents. *Sensors* (Switzerland). <http://dx.doi.org/10.3390/s140609692>
- Huifeng, W., Kadry, S. N. et Raj, E. D. (2020). Continuous health monitoring of sports-person using IoT devices based wearable technology. *Computer Communications*, 160, 588–595. <http://dx.doi.org/10.1016/j.comcom.2020.04.025>
- Bouchard, K., Bouchard, B. et Bouzouane, A. (2014). Practical Guidelines to Build Smart Homes : Lessons Learned. In T. & F. CRC press (dir.), *Opportunistic networking, smart home, smart city, smart systems*, numéro January 2015 1–38.
- Giroux, S., Leblanc, T., Bouzouane, A., Bouchard, B., Pigot, H. et Bauchet, J. (2009). The Praxis of Cognitive Assistance in Smart Homes. *BMI Book*, 183–211. <http://dx.doi.org/10.3233/978-1-60750-048-3-183>
- Helal, S., Mann, W., El-Zabadani, H., King, J., Kaddoura, Y. et Jansen, E. (2005). The Gator tech smart house : A programmable pervasive space. *Computer*, 38(3), 50–60. <http://dx.doi.org/10.1109/MC.2005.107>
- Lago, P., Lang, F., Roncancio, C., Jiménez-Guarín, C., Mateescu, R. et Bonnefond, N. (2017). The contextact@A4H real-life dataset of daily-living activities activity recognition using model checking. Dans *Lecture Notes in Computer Science* (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), volume 10257 LNAI, 175–188. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-57837-8_14
- Cook, D. J., Crandall, A. S., Thomas, B. L. et Krishnan, N. C. (2013). CASAS : A smart home in a box. *Computer*, 46(7), 62–69. <http://dx.doi.org/10.1109/MC.2012.328>

Références

- Plantevin, V., Bouzouane, A., Bouchard, B. et Gaboury, S. (2018). Towards a more reliable and scalable architecture for smart home environments. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing. <http://dx.doi.org/10.1007/s12652-018-0954-5>
- Holmes, G., Donkin, A. et Witten, I. H. (1994). WEKA : A machine learning workbench. Dans Australian and New Zealand Conference on Intelligent Information Systems - Proceedings, 357–361. <http://dx.doi.org/10.1109/anzis.1994.396988>
- Ritthoo, O., Klinkenberg, R., Fischer, S., Mierswa, I. et Felske, S. (2003). Yale : Yet Another Learning Environment. Rapport technique, Universität Dortmund, Dortmund
- Demšar, J., Zupan, B., Leban, G. et Curk, T. (2004). Orange : From experimental machine learning to interactive data mining. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 3202, 537–539. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-30116-5_58
- Vail, D. et Veloso, M. (2004). Learning from accelerometer data on a legged robot. IFAC Proceedings Volumes, 37(8), 822–827. [http://dx.doi.org/10.1016/S1474-6670\(17\)32082-7](http://dx.doi.org/10.1016/S1474-6670(17)32082-7)
- Bibuli, M., Caccia, M. et Lapierre, L. (2007). Path-Following Algorithms and Experiments for an Autonomous Surface Vehicle. IFAC Proceedings Volumes, 40(17), 81–86. <http://dx.doi.org/10.3182/20070919-3-HR-3904.00015>
- Weiss, C., Fechner, N., Stark, M. et Zell, A. (2007). Comparison of different approaches to vibration-based terrain classification. Dans Proceedings of the 3rd European Conference on Mobile Robots, EMCR 2007, 1–6., Freiburg, Germany.

Références

- Otis, M. J. D., Ayena, J. C., Tremblay, L. E., Fortin, P. E. et Ménélas, B.-A. J. (2016). Use of an Enactive Insole for Reducing the Risk of Falling on Different Types of Soil Using Vibrotactile Cueing for the Elderly. PLOS ONE, 11(9), e0162107. <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0162107>
- Duda, R. O., Hart, P. E. et Stork, D. G. (2000). Pattern Classification. Wiley.
- MacKenzie, C. M., Laskey, K., McCabe, F., Brown, P. F. et Metz, R. (2006). Reference Model for Service Oriented Architecture 1.0. OASIS Standard. OASIS Open, 12(October), 1–31.