



Conception de logiciels Adaptés Détection de contexte

UQÀM | Département d'informatique

Sébastien Mosser
INF600G - E20 - Séquence 3- Partie 2

Crédit Images: Pixabay & Pexels



Contexte ?

1 Rétrospective L2

2 Détection de contexte

3 Application au téléphone intelligent

4 Lieux de vie intelligent

5 Travail à faire pour L3

Reconnaissance d'activité



Jouer



Dormir



Manger



???

Exemple de reconnaissance de contexte

- **AndroidCar** dans votre voiture
 - Adaptation des interfaces personne-machine au contexte de la conduite automobile
- **"SmartUnlock"** sur votre téléphone intelligent
 - Ne pas verrouiller le téléphone quand vous êtes à votre domicile
- **Mesure de votre activité physique** (p.ex. Fitbit)
 - Déetecte une activité sportive et l'enregistre

Point clé : transparence pour l'usager (pas d'action requise)

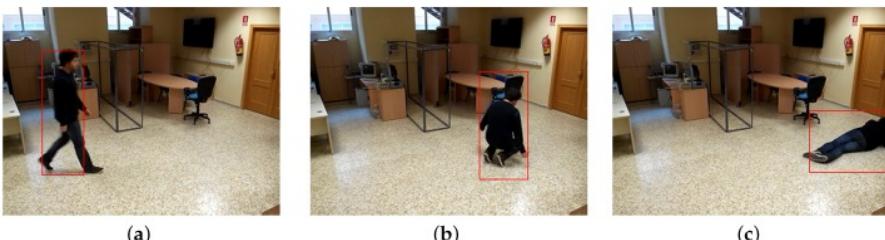


Android "classique"

Android Auto



Lien avec le thème du cours



Détection de chute dans une maison intelligente

Détection de signe précoce de perte de motricité

Comment reconnaître un contexte ?

- **Système à base de règles :**
 - condition ⇒ actions
- Par exemple :
 - **Detection** du branchement en USB dans la voiture
 - **Geofencing** pour identifier la position du téléphone
- Les systèmes à base de règles fonctionnent bien,
 - et passent à l'échelle !!

Mais il faut connaître (et pouvoir écrire) les règles !

Comment faire quand on n'a pas les règles

- Certaines situations sont trop complexes pour être décrite raisonnablement par un humain



Comment faites vous la différence ?



Chien

Chat

Classes

Comment faites vous la différence ?



Chien

Loup

Classes

Métaphore de l'apprentissage "humain"

- Vous savez reconnaître un chien parce qu'on vous a appris ce qu'était un chien
 - Vous en avez vu auparavant
 - Quelqu'un vous a dit : "regarde, c'est un chien"
 - La première fois que vous avez vu un loup
 - **Vous l'avez pris pour un chien**
 - Quelqu'un vous a dit "non, c'est un loup"
- Les approches d'apprentissage supervisées fonctionnent sur ce principe

Ceci n'est pas un cours d'IA

Contexte & Apprentissage Supervisé

- On dispose d'un **ensemble de données annotées**
 - Ce sont des exemples de situations (données collectées)
 - où les contextes ont été détectés (annotées)
 - Les exemples contiennent des données utilisable pour qu'une machine puisse faire des calculs dessus
- Par exemple :
 - Des données en provenance de capteurs
 - Des images :
 - On en extrait des vecteurs caractéristiques

Là où la métaphore prend fin

- Pour un **humain**, il suffit de **quelques exemples** pour qu'il apprennent à reconnaître la situations
 - Combien de chiens avez vous vu dans votre vie ?
- Pour une **machine**,
 - il va falloir **accumuler un grand nombre d'exemples**
 - Et il faut faire **attentions aux exemples qu'on lui donne (biais)**

Amazon built an AI tool to hire people but had to shut it down because it was discriminating against women

<https://www.businessinsider.com/amazon-built-ai-to-hire-people-discriminated-against-women-2018-10>

Impact d'une erreur de classification ?



Mini pizzas aux anchois - Youmiam
youmiam.com



Pizza aux anchois
bau me-re feren cement.com

En 2011, Google Image retournait une photo d'Adriana Karembeu quand on effectuait une recherche pour une "pizza aux anchois"

Limites d'un apprentissage "stupide"



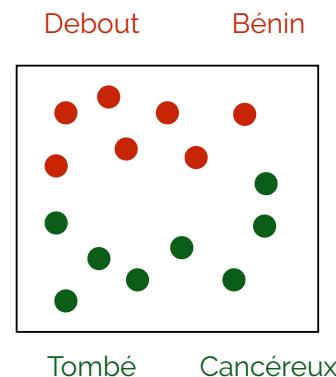
Chihuahua ou Muffin ?

Diagnostic COVID-19 / Radio du Thorax

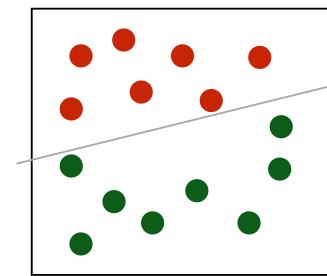
True Label	COVID-19 (Training Data)		COVID-19 (Unseen Data)		Cat (Unrelated Data)	
	Prediction	Confidence	Prediction	Confidence	Prediction	Confidence
DNN	COVID-19	99.7%	Non-COVID	75.1%	COVID-19	100%
BNN	COVID-19	95.5%	COVID-19	67.1%	COVID-19	99.8%
Ours	COVID-19	99.9%	COVID-19	69.0%	COVID-19	50.1%

Problème de classification

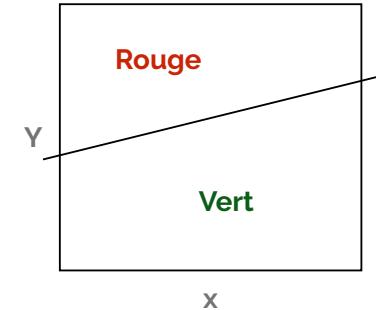
- Donnés disponibles :
 - 15 exemples exclusifs
 - 8 contextes "verts"
 - 7 contextes "rouge"
- On cherche un classifieur binaire
 - Si on lui donne un nouvel exemple
 - Il répond "Vert" ou "Rouge"



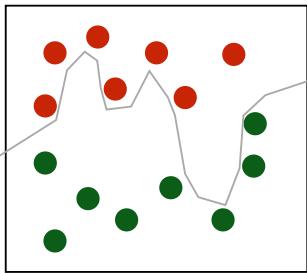
Découpage linéaire



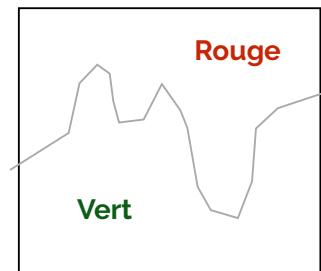
$\text{pred} : \text{Int} \times \text{Int} \rightarrow \text{Class}$
 $(x, y) \mapsto \{V, R\}$



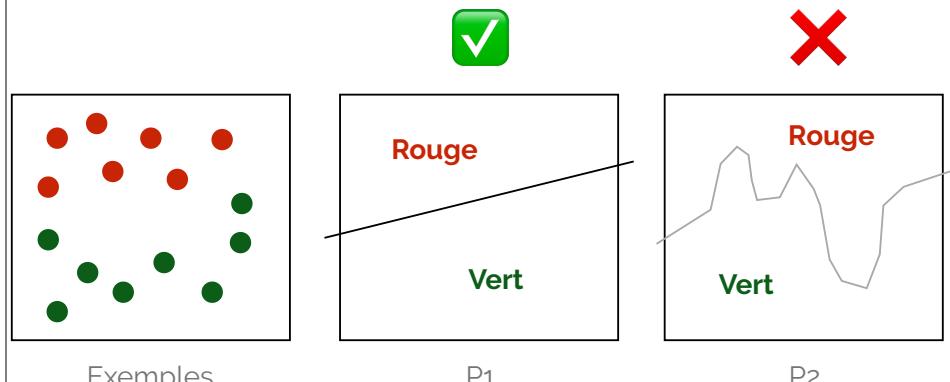
Découpage non linéaire



$\text{pred}' : \text{Int} \times \text{Int} \rightarrow \text{Class}$
 $(x, y) \mapsto \{V, R\}$



Quel prédicteur choisir ?



Attention à l'overfitting !

Comment mesurer la performance ?

- On va séparer le jeu de données d'exemple en deux
 - Un gros pourcentage pour **l'entraînement** du modèle (*train*)
 - Le reste pour **valider** nos prédictions (*test*)
- Après l'entraînement, on applique le modèle sur le jeu "test"
 - Et on **compare les classes prédites avec la valeur annotée**

Comment mesurer la performance ?

		Actual Result	
		Malignant (Positive)	Benign (Negative)
Predicted Result	Malignant (Positive)	990	9,990
	Benign (Negative)	10	989,010

Matrice de confusion

<https://lawtomated.com/accuracy-precision-recall-and-f1-scores-for-lawyers/>

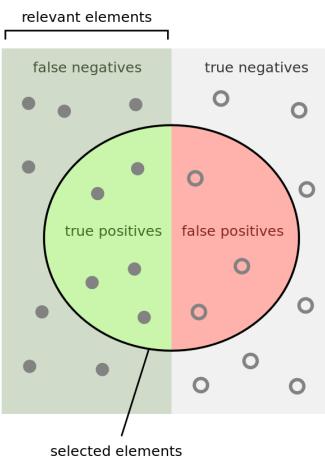
Comment mesurer la performance ?

Gravité d'une erreur ?

	Predicted Result	Actual Result	Total	
True Positives	Malignant	Malignant	990	Correct Performance
True Negatives	Benign	Benign	989,010	
False Positives	Malignant	Benign	9,990	Incorrect Performance
False Negatives	Benign	Malignant	10	

<https://lawtomatic.com/accuracy-precision-recall-and-f1-scores-for-lawyers/>

Comment mesurer la performance ?



https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall

How many selected items are relevant?

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$

How many relevant items are selected?

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{P}}$$

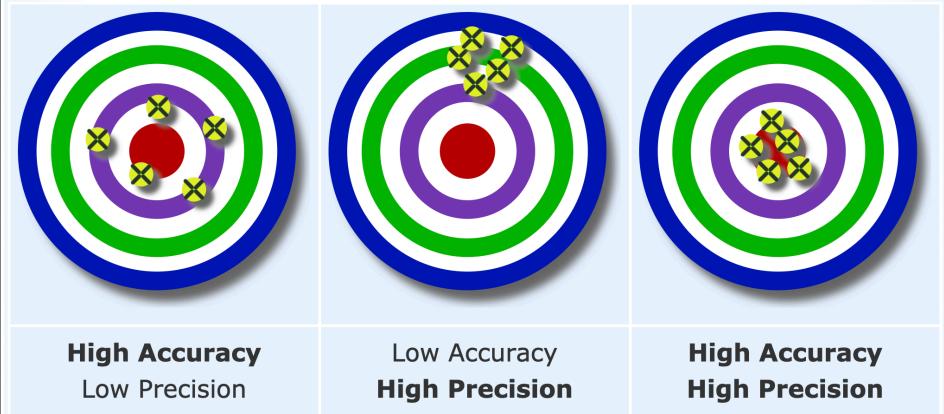
$$\text{accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{P} + \text{N}}$$

Quelles métriques utiliser ?

- Souvent, on met en valeur l'**accuracy** d'un système
 - Combien de fois a t'on correctement classifié les exemples ?
 - C'est loin d'être la meilleure métrique
- Le **rappel** (*recall, hit rate*) est un ratio de détection total
 - Parmi tous les exemples Verts, combien en à t'on trouvés ?
 - A prioriser quand un **Faux-Négatif** est dramatique (e.g., cancer)
- La **précision** est un ratio de detection "interne"
 - Combien des exemples classés Verts le sont vraiment ?
 - A prioriser quand un **Faux-Positif** est dramatique (e.g., spam)

<https://lawtomatic.com/accuracy-precision-recall-and-f1-scores-for-lawyers/>

Accuracy versus Prediction



<https://www.mathsisfun.com/accuracy-precision.html>

Le cas de la F-mesure

$$F_1 = 2 \times \frac{Prec. \times Rec.}{Prec. + Rec.}$$

- La F-mesure est la moyenne harmonique de la précision et du rappel
- Cela permet d'avoir un seul nombre à maximiser
- Une F-mesure de 1 est un système idéal :**
 - Sa précision est de 1 (*on ne se trompe jamais*)
 - Son rappel est de 1 (*on trouve tout*)

Interpréter les métriques ...

		Actual Result	
		Positive	Negative
Predicted Result	Positive	1	0
	Negative	1	998

$$REC = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{1}{1+1} = 50\%$$

$$PRE = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{1}{1+0} = 100\%$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{P + N} = \frac{1 + 998}{(1+1) + (0+998)} = 99.9\%$$

$$F1 = 2 \times \frac{PRE \times REC}{PRE + REC} = 2 \times \frac{0.5 \times 1}{0.5 + 1} = 67\%$$

"there are 3 kinds of lies: Lies, Damned Lies, and statistics" (Mark Twain)

Exemple

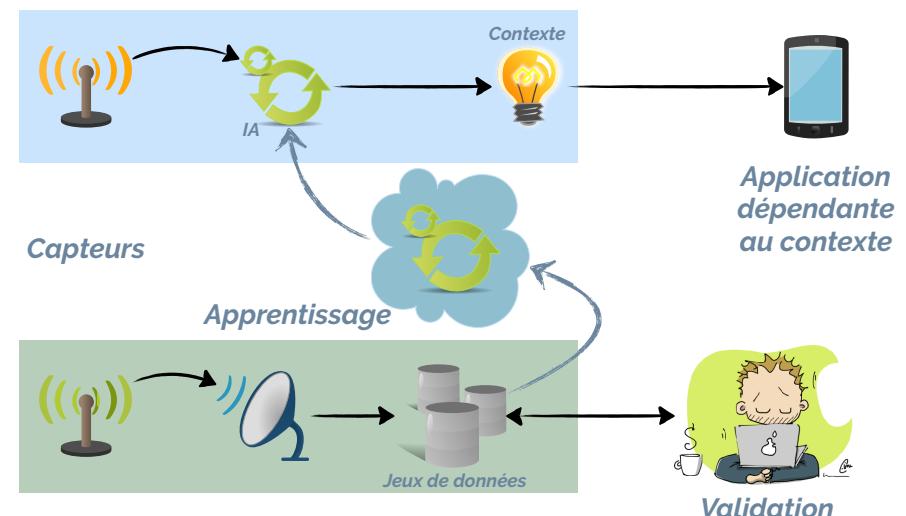
		Actual Result	
		Malignant (Positive)	Benign (Negative)
Predicted Result	Malignant (Positive)	990	9,990
	Benign (Negative)	10	989,010

Quelle est le risque qu'une tumeur maligne soit effectivement maligne ?

$$REC = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{990}{990 + 9,990} = 9\%$$

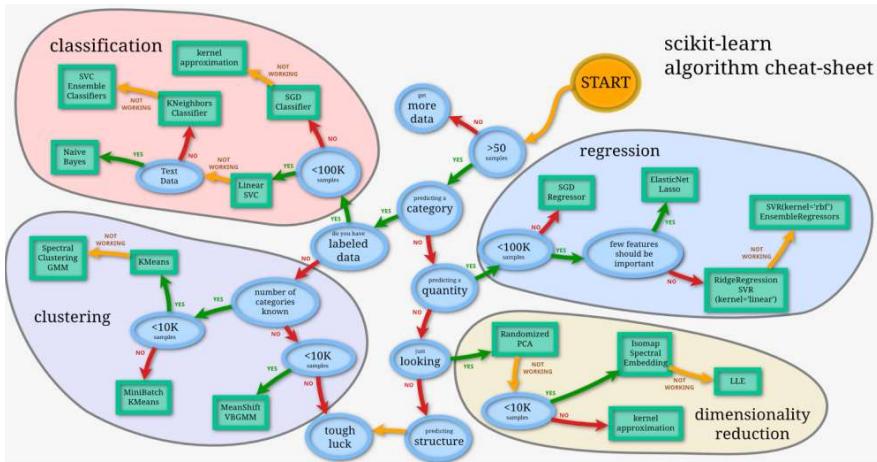
Le système est trop inclusif !

Architecture d'un système contextuel



[Yonatan Vaizman, https://www.youtube.com/watch?v=2cuhvEQZ_si&t=123s]

Comment choisir la méthode d'IA ?



Journal of Machine Learning Research 15 (2014) 3133-3181 Submitted 11/13; Revised 4/14; Published 10/14

Do we Need Hundreds of Classifiers to Solve Real World Classification Problems?

Manuel Fernández-Delgado
Eva Cernadas
Sento Barro
CITIUS: Centro de Investigación en Tecnologías de la Información da USC
University of Santiago de Compostela
Campus Vida, 15782, Santiago de Compostela, Spain

Dinani Amorim
Departamento de Tecnologia e Ciências Sociais- DTCS
Universidade do Estado da Bahia
Av. Edgard Chaves S/N - São Geraldo - Juazeiro-BA, CEP: 48.955-660, Brasil

Editor: Russ Greiner

Abstract

We evaluate 179 classifiers arising from 17 families (discriminant analysis, Bayesian, neural networks, support vector machines, decision trees, rule-based classifiers, boosting, bagging, stacking, random forests and other ensembles, generalized linear models, nearest-neighbors, partial least squares and principal component regression, logistic and multinomial regression, multiple adaptive regression splines and other methods), implemented in Weka, R (with and without the caret package), C and Matlab, including all the relevant classifiers available today. We use 121 data sets, which represent the whole UCI data base (excluding the large-scale data sets) and other data sets presented, in order to achieve significant conclusions about the classifier behavior and their dependence on the data selection. The classifiers most likely to be the best are the random forest (RF) versions, the best of which (implemented in R and accessed via caret) achieves 94.1% of the maximum accuracy (overcoming 90% in the 84.3% of the data sets). However, the different RF implementations achieve very similar results, while the second best is a RF model implemented in C using LIBSVM, which achieves 92.3% of the maximum accuracy. A few models are clearly better than the remaining ones: random forest, SVM with Gaussian and polynomial kernels, extreme learning machine with Gaussian kernel, C5.0 and avNNet (a committee ensemble of neural networks implemented in R with the c5.0 package). The random forest is clearly the best family of classifiers (3 out of 5 best classifiers are RF), followed by SVM (4 classifiers in the top-10), neural networks and boosting ensembles (5 and 3 members in the top-20, respectively).

Keywords: classification, UCI data base, random forest, support vector machine, neural networks, decision trees, ensembles, rule-based classifiers, discriminant analysis, Bayesian classifiers, generalized linear models, partial least squares and principal component regression, multiple adaptive regression splines, nearest-neighbors, logistic and multinomial regression

©2014 Manuel Fernández-Delgado, Eva Cernadas, Sento Barro and Dinani Amorim.

Publicité (e.g., INF6200)



When DevOps Meets Meta-Learning: A Portfolio to Rule them all

Benjamin Benni, Mireille Blay-Fornarino, Sébastien Mosser, Frédéric Precioso, Günther Jungbluth

To cite this version:

Benjamin Benni, Mireille Blay-Fornarino, Sébastien Mosser, Frédéric Precioso, Günther Jungbluth. When DevOps Meets Meta-Learning: A Portfolio to Rule them all. 2019 ACM/IEEE 22nd International Conference on Model-Driven Engineering Languages and Systems Companion (MODELS-C), Sep 2019, Munich, Germany. pp.605-612. 10.1109/MODELS-C.2019.00092 . hal-02403680



<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02403680/document>

179 classifiers

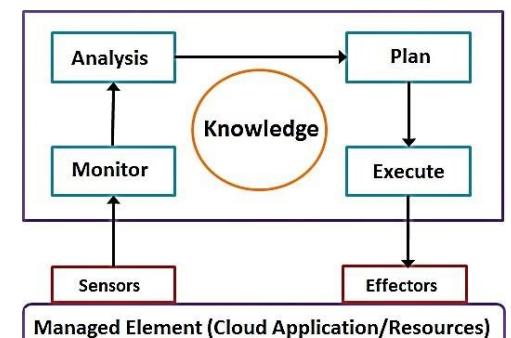
17 familles

121 jeux de données

En 2014 ...

Généralisation aux systèmes adaptatifs

MAPE-K
loop



Auto-scaling Web Applications in Clouds: A Cost-Aware Approach

https://en.wikipedia.org/wiki/Volkswagen_emissions_scandal

