

# Python for Data Analysis

Devoir maison : prédiction du temps avant résolution de tickets  
d'incidents

# Description du problème

- ▶ On cherche à prédire la durée entre la création d'un ticket et sa résolution.

# Description du jeu de données

- ▶ Le jeu de données provient du UC Irvine Machine Learning Repository
- ▶ Il contient les logs d'un système de gestion de tickets
- ▶ Il contient 141 712 lignes et 36 colonnes
- ▶ Une description est fournie pour chaque colonne

# Description des colonnes

- *number*: incident identifier with the same number as total cases;
- *incident state*: attribute with eight levels controlling incident management process transitions from opening until closing the case;
- *active*: boolean attribute indicating if record is active or closed/canceled;
- *reassignment\_count*: number of times incident has changed group or support analysts;
- *reopen\_count*: number of times incident resolution was rejected by caller;
- *sys\_mod\_count*: number of incident updates until that moment;
- *made\_sla*: boolean attribute to incident exceeded target SLA or not;
- *caller\_id*: user identifier affected;
- *opened\_by*: user identifier that reported the incident;
- *opened\_at*: incident opening date and time;
- *sys\_created\_by*: user identifier that registered the incident;
- *sys\_created\_at*: incident creation date and time;
- *sys\_updated\_by*: user identifier that made update and generated current log record;
- *sys\_updated\_at*: log update date and time;
- *contact\_type*: categorical field with values indicating how incident was reported;
- *location*: location identifier of place being affected;
- *category*: description of the first level of service being affected;
- *subcategory*: description of the second level of service being affected – related to first level;

# Description des colonnes

- *u\_symptom*: description about user perception of service availability;
- *cmdb\_ci*: (confirmation item) identifier (not mandatory) referencing homonyms relation and used to report item being affected;
- *impact*: description of the impact caused by incident. Values are: 1–High; 2–Medium; 3–Low;
- *urgency*: description to the urgency asked by user for incident resolution. Values are same as *impact*;
- *priority*: priority calculated by system based on *Impact* and *urgency*;
- *assignment\_group*: identifier referencing the relation *Group* (database relational model in *ServiceNow<sup>TM</sup>*) describing support group in charge of incident;
- *assigned\_to*: user identifier in charge of incident;
- *knowledge*: boolean attribute indicating whether a knowledge base document was used to resolve incident;
- *u\_priority\_confirmation*: boolean attribute indicating whether *priority* field was double checked;
- *notify*: categorical attribute indicating whether notifications was generated for this incident;
- *problem\_id*: identifier referencing homonyms relation describing problem identifier associated with this incident;
- *rfc*: (change request) identifier referencing homonyms relation describing change request identifier associated with incident;
- *vendor*: identifier referencing homonyms relation describing vendor in charge of incident;
- *caused\_by*: relation with RFC code responsible by the incident;
- *close\_code*: resolution code of the incident;
- *resolved\_by*: user identifier who resolved the incident;
- *resolved\_at*: incident resolution date and time;
- *closed\_at*: incident close date and time;

# Analyse et transformation du jeu de données

- ▶ Le jeu de données contient des logs : une ligne correspond donc à une mise à jour d'un ticket. Il existe donc plusieurs lignes pour un même ticket.
- ▶ La description des colonnes nous indique que la colonne « priority » est calculée à partir des colonnes « impact » et « urgency ». On décide donc de ne garder que « priority » et de supprimer les deux autres.
- ▶ On transforme la colonne « priority » de type *object* en colonne de type *int* en conservant bien l'ordre des différentes valeurs.
- ▶ Pour la colonne « notify », il existe deux valeurs possibles qui peuvent correspondre à des valeurs booléennes. On les transforme donc dans ce sens.
- ▶ Cinq colonnes contiennent plus de 98% de valeurs inconnues (« vendor », « cmdb\_ci », « problem\_id », « rfc », « caused\_by »), on décide de les supprimer.

# Analyse et transformation du jeu de données

- ▶ La valeur que l'on cherche à prédire correspond à la différence entre « resolved\_at » et « opened\_at », qui représentent des dates. On crée donc une nouvelle colonne, « delta », correspondant à cette différence (en secondes).
- ▶ La colonne « contact\_type »
  - ▶ 5 valeurs possibles mais 98 % des entrées sont égales à « Phone »
  - ▶ En calculant la moyenne de delta pour chaque type de contact, on remarque que pour « Self-Service » par exemple, la durée moyenne avant résolution est supérieure à celle de « Phone ».
  - ▶ On décide de garder tout de même la colonne bien qu'elle soit déséquilibrée puisque ce déséquilibre représente peut-être une réalité à prendre en compte ?

# Analyse et transformation du jeu de données

- ▶ La plupart des colonnes sont de type *object* (ce sont des chaînes de caractères).
- ▶ Afin de pouvoir être traitées par nos modèles, il faut préalablement les encoder (comme pour « priority » et « notify »).
- ▶ Dans un premier temps, on a tenté de réaliser un one-hot encoding sur l'ensemble de ces colonnes *object* puisque, contrairement à la colonne « priority », il n'existe pas de relation d'ordre entre les différentes valeurs possibles.
- ▶ Le jeu de données passe alors de 36 colonnes à plus de 6 000 colonnes. Une fois passé dans un modèle de régression linéaire, on ressort avec un score nul. N'arrivant pas à expliquer ce résultat et le dataset étant devenu très lourd (temps de traitement très long), on décide de ne dummifier que la colonne « contact\_type » et d'encoder les autres en utilisant un LabelEncoder.
- ▶ L'inconvénient du LabelEncoder est qu'il va transformer les différentes chaînes en valeurs numériques et qu'il peut induire une relation d'ordre entre celles-ci, relation d'ordre qui n'existe pas en réalité. On décide de tout de même prendre ce risque.



# Analyse et transformation du jeu de données

- ▶ Il aurait pu être intéressant de calculer la durée pendant laquelle un ticket est en mode « Awaiting XXX ».
- ▶ Une fonction a commencé à être développée dans ce sens mais elle a été abandonnée puisque trop gourmandes en ressources et surtout compliquée à développer. Il faut réussir à repérer les changements de status, en sachant qu'il peut y avoir plusieurs entrées de log pour un même statut si d'autres infos ont été modifiées.

# API Django

- Afin de simplifier l'utilisation de l'API, on a généré un modèle basé sur les features les plus importantes d'un précédent modèle.

## Predict

OPTIONS

POST /App/predict/

HTTP 200 OK  
Allow: POST, OPTIONS  
Content-Type: application/json  
Vary: Accept

```
[  
  121129.44122461686  
]
```

Media type:

application/json

Content:

```
{  
  "sys_mod_count": "7",  
  "made_sla": "4",  
  "reassignment_count": "3"  
}
```