

Big data analysis project Football analysis

Groupe D Daniel Ribeiro Cabral
Killian Ruffieux
Ruben Terceiro



Dataset

- Données sur les matchs de football
- 12 GB
- Grande quantité de caractéristiques :
 - Compétitions
 - · Résultats matchs
 - Lineups
 - Événements dans les matchs
 - 360: champ de vision de la caméra

Structure du projet & Technologies

- EDA: Analyses statistiques et visuelles
 - Python, Jupyter Notebook, PySpark & Plotly
- Model 1: Prédiction du vainqueur d'un match
 - Scala, Zeppelin, Spark & ML Spark
- Model 2 : Prédiction des Events
 - Scala, Zeppelin, Spark & ML Spark

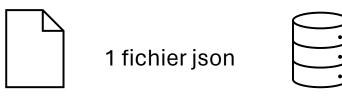
EDA

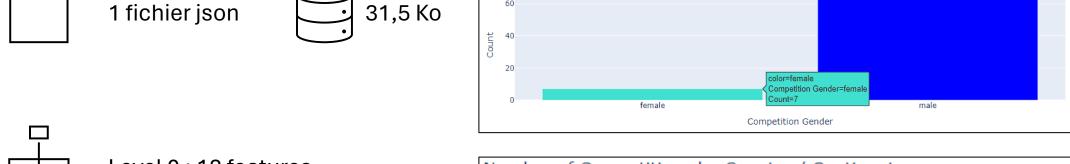
Exploratory
Data
Analysis:
Technologies
(1)

	Avantage	Désavantage
Python	Syntaxe simple	Pas compatible multithreading
Scala	Performant pour traitement de données parallèles et distribuées	Syntaxe complexe
Jupyter Notebook	Compatible avec toutes les librairies Python (notamment visualisation comme Plotly, Matplotlib, etc)	Peut-être lent avec gros datasets et compatible avec seulement Python et R
Zeppelin	Compatible plusieurs langages (Scala, SQL,)	Moins populaire donc moins de lib
PySpark	Rapide pour grande quantité de données	Courbe d'apprentissage
Pandas	Facile à prendre en mains	Lent avec grandes quantité de données

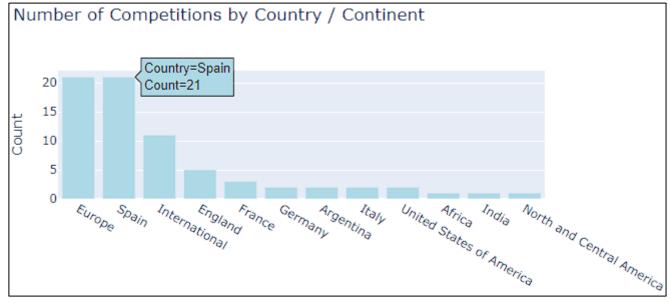
Exploratory Data Analysis: Competitions (2)

Competition Gender Counts



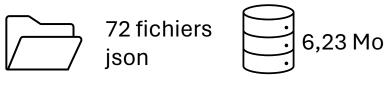






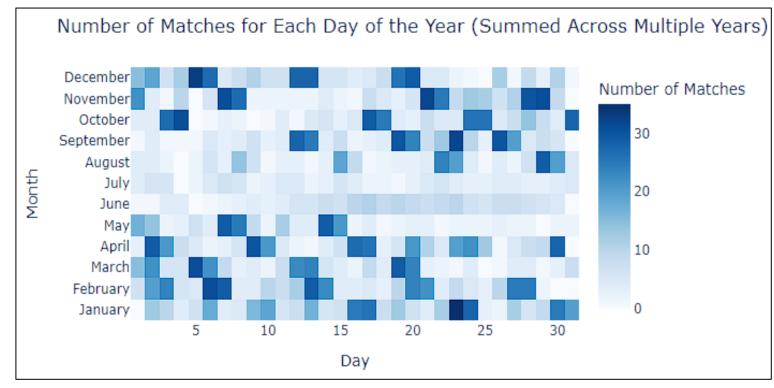
male

Exploratory Data Analysis: Matches (3)





——— Dates, Scores,
——— Équipes,
——— Compétition



Exploratory Data Analysis: Events (4)



9.92 GB

Événements, Actions,
Joueurs



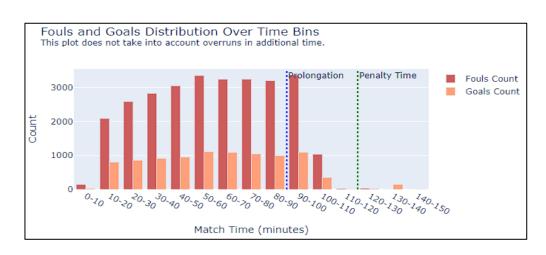
Level 0:2 features

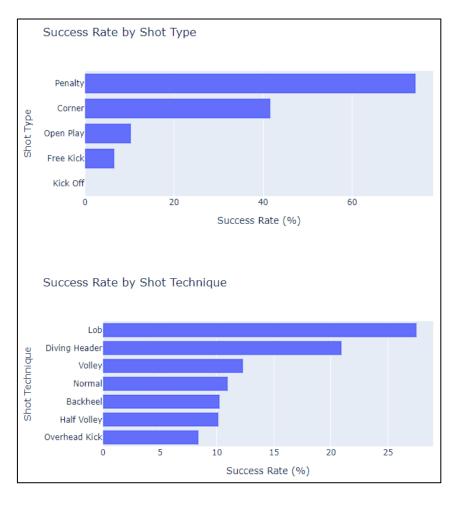
Level 1:44 features

Level 2: 108 features

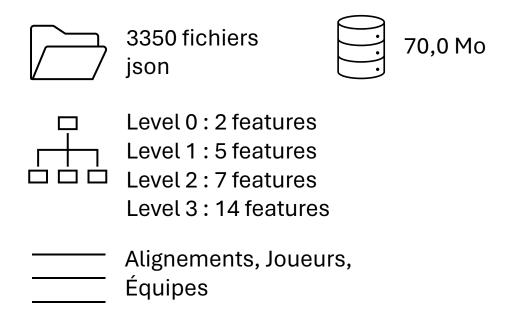
Level 3:61 features

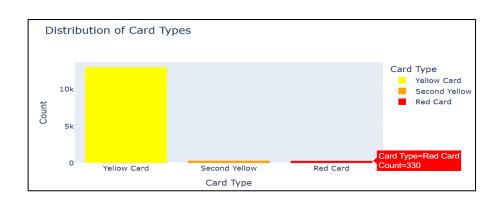
Level 4:8 features

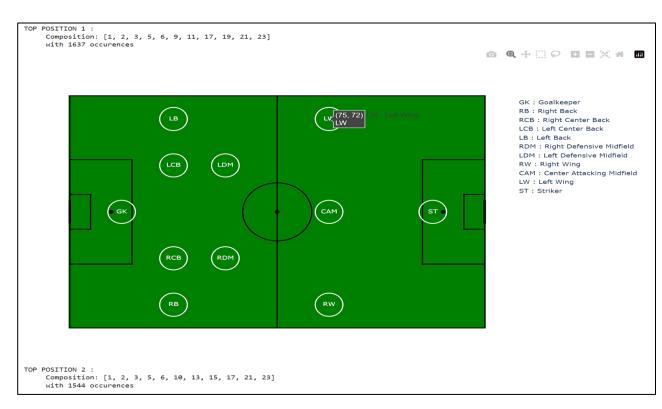




Exploratory Data Analysis: Lineups (5)

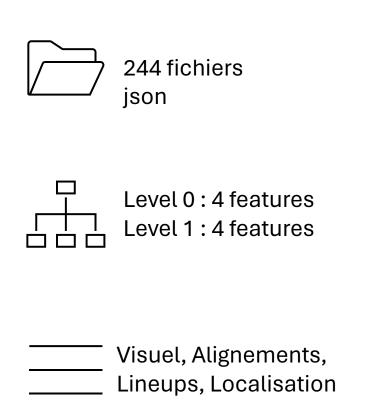


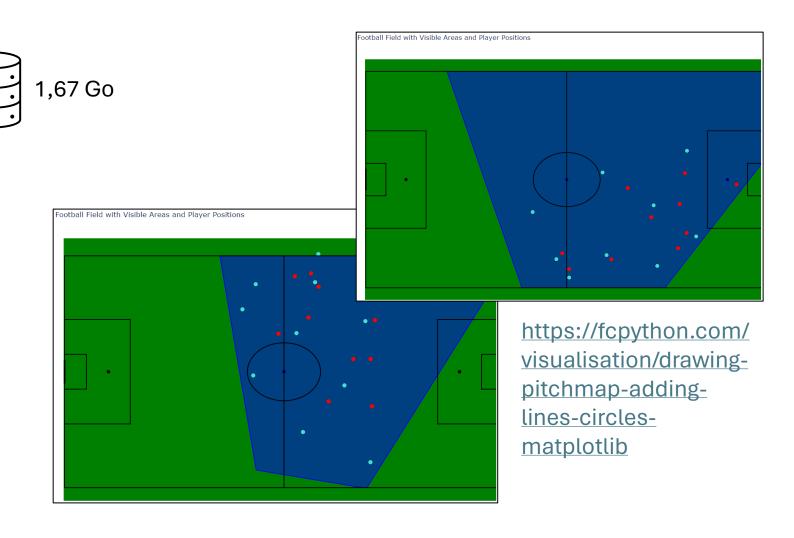




https://fcpython.com/visualisation/drawing-pitchmap-adding-lines-circles-matplotlib

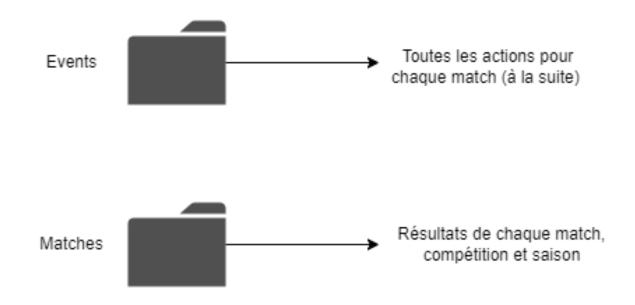
Exploratory Data Analysis: Three-Sixty (6)





Model 1: Prédiction vainqueur d'un match

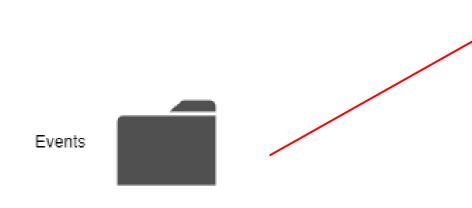
Données utilisées



id: long (nullable = true) Données utilisées -- name: string (nullable = true) position: struct (nullable = true) -- id: long (nullable = true) |-- name: string (nullable = true) -- team: struct (nullable = true) |-- id: long (nullable = true) |-- name: string (nullable = true) printschema() -- timestamp: string (nullable = true) Events -- type: struct (nullable = true) |-- id: long (nullable = true) |-- name: string (nullable = true) -- under_pressure: boolean (nullable = true) |-- file_name: string (nullable = false) |-- match_id: string (nullable = false) |-- match_id: string (nullable = false)

- Chaque object correspond à une action, spécifier par un type, dans un match
- On a notre disposition toutes les informations des matchs (dont nombres de passes, tirs, carton jaunes etc...)

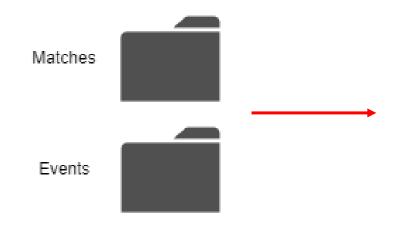
Données utilisées



Exemple ici d'action durant un match à un certain moment

```
"id" : "549567bd-36de-4ac8-b8dc-6b5d3f1e4be8",
"index" : 5,
"period" : 1,
"timestamp" : "00:00:00.575",
"minute" : 0,
"second" : 0,
"type" : {
  "id" : 30,
  "name" : "Pass"
"possession" : 2,
"possession_team" : {
 "id" : 206,
  "name" : "Deportivo Alavés"
"play_pattern" : {
  "id" : 9,
  "name" : "From Kick Off"
"team" : {
  "id" : 206,
  "name" : "Deportivo Alavés"
"player" : {
 "id" : 6581,
  "name" : "Jonathan Rodríguez Menéndez"
"position" : {
  "id" : 16,
  "name" : "Left Midfield"
```

Données utilisées



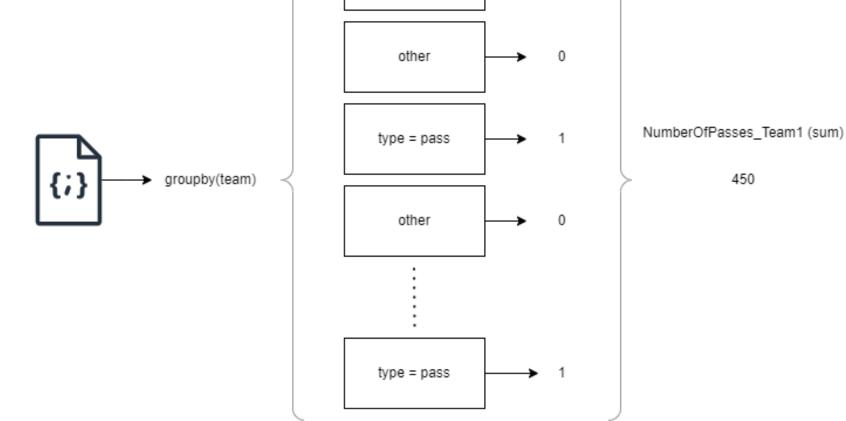
Définition de 16 features - Certaines sont rassemblés dans une seule (goalkeeper actions)

```
root
 -- Pass_team1: long (utilisé)
 -- Pass team2: long (utilisé)
 -- Shot_team1: long (utilisé)
 |-- Shot team2: long (utilisé)
 |-- Foul_won_team1: long (utilisé)
 -- Foul won team2: long (utilisé)
 |-- Foul committed team1: long (utilisé)
 |-- Foul_committed_team2: long (utilisé)
 |-- Bad Behaviour Yellow Card team1: long (utilisé)
 -- Bad_Behaviour_Yellow_Card_team2: long (utilisé)
 -- total_red_cards_team1: long (utilisé)
 |-- total red cards team2: long (utilisé)
 -- total actions team1: long (utilisé)
  -- total_actions_team2: long (utilisé)
  -- team1 results: double (utilisé)
 -- away team id: long (utilisé)
 -- team2 results: double (utilisé)
     winning team: string (non utilisé) - > utilisé noun la ground truth
```

Préparations des données - Spark

• Exemple de feature :

Pass



type = pass

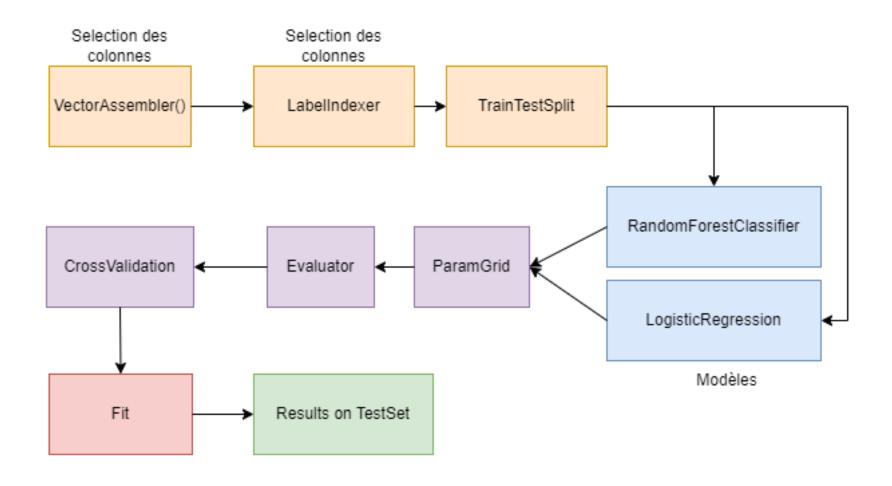
Pass feature

Préparations des données - Spark

- Résultat final :
 - 3350 données

match_id match_teams Pass_team1 Pass_team2 Shot_team1 Shot_team2 Foul_won_team2 Foul_committed_team1 Foul_committed_team2 Bad_Behaviour_Yellow_Card_team1 Bad_Behaviour_Yellow_Card_team2 total_red_cards_team1 total_red_cards_team2 total_actions_team1 total_actions_team2 match_date home_score away_score home_team_id team1_results away_team_id team2_results winning_team															
3794686 Croatia vs Sp	ain	464	9	948	11	24	10	28	10	29	0	1	0	0	2
7 2021-06-28 3	5	l	785		0.75	772	0.25	away_team							
3837938 OGC Nice vs Paris		616	7	752	20	14	3	9	3	9	0	0	0	0	9
3 2023 - 04 - 08 0	2	l	136		0.5	131	0.75	away_team							
3794692 Sweden vs Ukra	ine	684	7	793	13	15	10	10	10	10	0	2	0	0	4
1 2021-06-29 1	2	l	790		0.5	911	0.5	away_team							
3795108 Spain vs Switzerl	and	1052	:	379	35	11	19	13	19	13	0	0	0	0	10
6 2021-07-02 1	1	l	773		0.75	772	0.25	draw							
3795506 England vs It	aly	471	8	879	11	24	20	22	21	26	0	0	0	0	5
aloosa on aal al		I .	on all		a el	mont	a set	4 T							

Préparation du modèle - Pipeline



Résultats obtenus

• Durée de l'entrainement : 17 min sur Google Cloud

• Logistic Regression:

• Accuracy: 70.4 %

Random Forest:

• Accuracy: 68.24 %

```
II FI CUITCITOUS: SCIECT ( MATCHITTA , WITHITHE CEAM , PI CUITCITOH /::
//rfPredictions.select("match_id", "winning_team", "prediction").:
Logistic Regression Test set accuracy = 0.703862660944206
Random Forest Test set accuracy = 0.6824034334763949
match_id|winning_team|prediction|
   15978 away team
                             1.0
   16205
            home team
                             0.0
   18241
            home team
                             0.0
   18242
            away team
                             1.0
   19739
                             1.0
            away team
   19742
            away team
                             0.0
   19746
            away team
                             0.0
   19749
                             0.0
            home team
   19758
            away team
                             0.0
   19760
                             0.0
            home team
only showing top 10 rows
```

Model 2 : Prédiction des types d'events

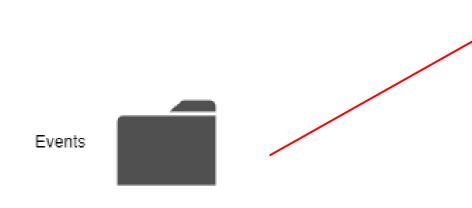
But

- Prédire la prochaine action
- 32 actions différentes

Par exemple:

- [Pass, Duel, Foul, Shot, Pass] --> [Pass]
- [Duel, Foul, Shot, Pass, Pass] --> [Pass]
- [Foul, Shot, Pass, Pass, Pass] --> [Shot]

Données utilisées

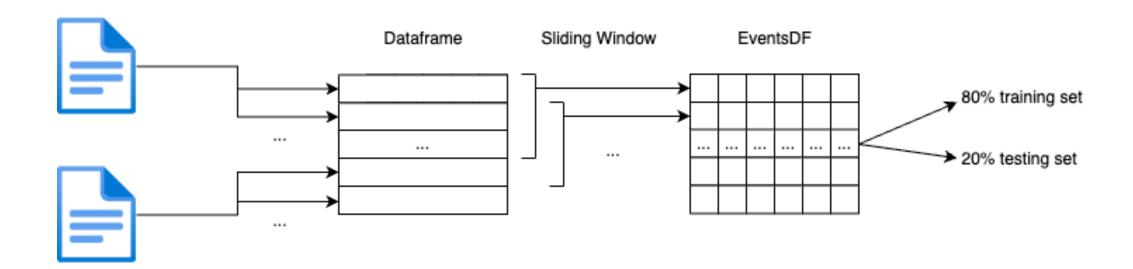


Exemple ici d'action durant un match à un certain moment

```
"id" : "549567bd-36de-4ac8-b8dc-6b5d3f1e4be8",
"index" : 5,
"period" : 1,
"timestamp" : "00:00:00.575",
"minute" : 0,
"second" : 0,
"type" : {
  "id" : 30,
  "name" : "Pass"
"possession" : 2,
"possession_team" : {
 "id" : 206,
  "name" : "Deportivo Alavés"
"play_pattern" : {
  "id" : 9,
  "name" : "From Kick Off"
"team" : {
  "id" : 206,
  "name" : "Deportivo Alavés"
"player" : {
 "id" : 6581,
  "name" : "Jonathan Rodríguez Menéndez"
"position" : {
  "id" : 16,
  "name" : "Left Midfield"
```

Procédé – Version 1

- Version naive
- Considère tous les events comme une suite
- Sépare aléatoirement en train / test



Taille des données

Dataframe des events:

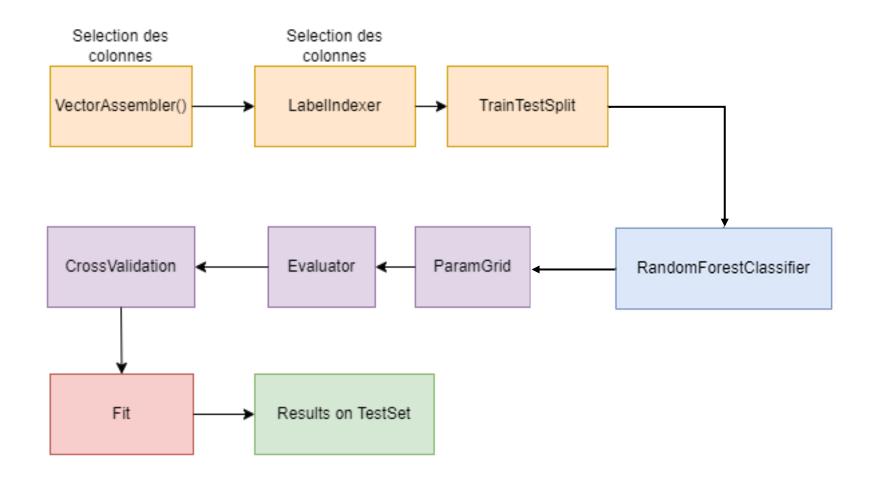
- 11'491'082 entrées
- 1.7Gb

=> Nécessaire d'appliquer des techniques de Big Data

```
// Repartition the DataFrame to distribute data across the cluster
val repartitionedDF = df.repartition(200)
```

// Cache the DataFrame to avoid recomputation repartitionedDF.cache()

Préparation du modèle - Pipeline



Résultat – Version 1

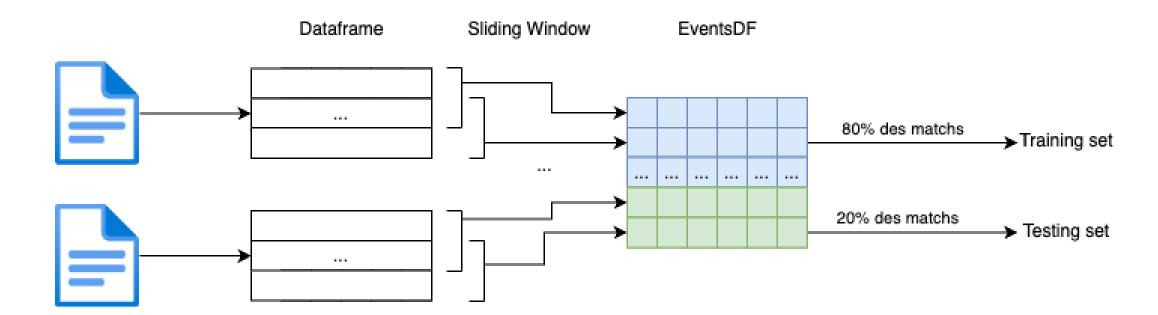
- 72.7%
- Temps d'entrainement: 2h

Mais comment interpréter ?

=> Version 2

Procédé – Version 2

- Traitement comme des vrais Time Series
- Considère les matchs séparément
- Test ne se retrouve pas dans le train



Résultat – Version 2

- 3%...
- Temps d'entrainement: 2h

Mais, notre modèle a prédit :

- Passe au lieu de "Block"
- Passe au lieu de "Ball Recovery"
- Duel au lieu de Dribble
- Passe au lieu de "Dispossessed"
- "Goal Keeper" au lieu de "Clearance"

Conclusion et futures améliorations

- Agrandir le dataset avec d'autres matchs
 - Soit payant
 - Soit compliqué (scraping)
- Modèle 1:
 - Test d'autres modèles différents
 - Sélection des features plus importantes et création d'autres
- Modèle 2:
 - Difficile de prédire les events
 - Test en utilisant qu'une seule équipe



Merci de votre attention