

# Representation des connaissances et raisonnement 2

« Rapport du TP °1 : Théorie des fonctions de croyance»

CHIKH Khadidja

Master 2 SII Groupe 1

## **Introduction:**

Dans ce TP, il a été demandé de modéliser un ou plusieurs exercices de la série de TD « théorie des fonctions de croyance » en exploitant une des toolbox existantes.

Pour cela, nous avons utilisé la bibliothèque py dempster shafer (0.7)

# Théorie des fonctions de croyances/ Dempster Shafer;

La théorie de l'évidence, de croyance ou la théorie du raisonnement plausible est une théorie mathématiques basée sur la notion de « preuve », introduite par Arthur Dempster en 1968 et développée par Glenn Shafer en 1976. C'est une généralisation de l'inférence Bayésienne au traitement de l'incertain, elle permet de manipuler des événements non nécessairement exclusifs. Cette capacité lui confère l'avantage de pouvoir représenter explicitement l'incertitude sur un événement.

# La bibliothèque «py dempster shafer »:

Fournie par Python, c'est une librairie conçue pour l'interpretation des calculs dans la théorie d'evidence de Dempster Shafer.

# **Implémentation:**

Les figures au dessus illustrent la modélisation de l'exercice 1 de la série TD, suivie par les résultats (des parties) des calculs des : degré de plausibilité, degré de croyance et combinaisons :

## **Modélisation:**

La modélisation des définitions des stratégies financières données par les trois experts en utilisant la fonction MassFunction, ainsi que les calculs concernant chacune en utilisant les fonctions bel() et *pl()*:

```
from __future__ import print_function
from pyds import MassFunction
from itertools import product
def exol():
    print("***********EX01*********
    el=MassFunction([({'$1'}, 0.2), ({'$3', '$4'}, 0.3),({'$1', '$2', '$5', '$3', '$4'},0.5)])
e2=MassFunction([({'$1', '$2', '$5'}, 0.45),({'$3'}, 0.22),({'$1', '$2', '$5', '$3', '$4'},0.3)])
e3=MassFunction([({'$1'},0.2),({'$2'},0.2), ({'$3'},0.2),({'$4'},0.2),({'$5'},0.2)])
                            *****CALCUL DES BEL************, '\n')
    print('bel_e1 =', e1.bel(),'\n')
print('bel_e2 =', e2.bel(),'\n')
print('bel_e3 =', e3.bel(),'\n')
    print('Dempster\'s combination rule for el & e2 & e3 =',el & e3 & e2,'\n')
```

## Résultats:

# **BEL**:

```
bel_el = {frozenset(): 0.0, frozenset({'S3'}): 0.0, frozenset({'S1'}): 0.2, frozenset({'S5'}): 0.0, frozenset({'S4'}): 0.0, frozenset({'S2'}): 0.0, frozenset({'S3', 'S1'}): 0.2, frozenset({'S3', 'S5'}): 0.0, frozenset({'S4', 'S3'}): 0.2, frozenset({'S3', 'S5'}): 0.0, frozenset({'S4', 'S3'}): 0.2, frozenset({'S4', 'S5'}): 0.0, frozenset({'S1', 'S1', 'S1', 'S1', 'S1', 'S1', 'S2'}): 0.2, frozenset({'S4', 'S3', 'S1', 'S1', 'S1', 'S1', 'S2', 'S5'}): 0.2, frozenset({'S4', 'S3', 'S1', 'S1', 'S2', 'S5'}): 0.2, frozenset({'S4', 'S3', 'S1', 'S2', 'S5'}): 0.2, frozenset({'S4', 'S3', 'S1', 'S2', 'S5'}): 0.2, frozenset({'S4', 'S3', 'S2', 'S5', 'S5'}): 0.2, frozenset({'S4', 'S3', 'S2', 'S5', 'S5'
```

## PL:

## **Combinaison:**

```
Dempster's combination rule for e1 & e2 & e3 = {{'S1'}:0.2689655172413793; {'S3'}:0.21674876847290636; {'S2'}:
0.1921182266009852; {'S5'}:0.1921182266009852; {'S4'}:0.13004926108374382}
```

ainsi la stratégie la plus rentable est S1.

Un autre exemple de modélisation avec l'exercice 3 :

# **Modélisation**

```
e1=MassFunction([({'cef'}, 0.4),({'mt'},0.45),({'ct'},0.15)])
e2=MassFunction([({'mt'}, 0.75),({'ct','cef','mt','on','cb'},0.25)])
e3=MassFunction([({'mt'},0.35),({'ct'},0.5),({'cb'},0.08),({'on'},0.02),({'ct','cef','mt','on'},0.05)])
e2=MassFunction([{{\mi'}, 0.75), {\circ\', \cef\', \min\', \on\', \ondown\', 0.25]]}
e3=MassFunction([{{\mi'}, 0.35), {\circ\', \ondown\', \ond
   print('échantillon aléatoire depuis el = ',el.sample(5, quantization=False),'\n')
hist = {'a':2, 'b':0, 'c':1}
print('histogramme:', hist,'\n')
print('vraisemblance maximale:',MassFunction.from_samples(hist, 'bayesian', s=0),'
print('lissage de Laplace:',MassFunction.from_samples(hist, 'bayesian', s=1),'\n')
```

## Résultats:

### BEL:

```
bel el = {frozenset(): 0.0, frozenset({'ct'}): 0.15, frozenset({'cef'}): 0.4, frozenset({'mt'}): 0.45, frozenset({'ct', 'cef'}): 0.55, frozenset({'ct', 'mt'}): 0.6, frozenset({'cef', 'mt'}): 0.8500000000000001, frozenset({'ct', 'cef',
      'mt'}): 1.0}
bel_e2 = {frozenset(): 0.0, frozenset({'cef'}): 0.0, frozenset({'mt'}): 0.75, frozenset({'on'}): 0.0, frozenset({'ct'}):
0.0, frozenset({'cb'}): 0.0, frozenset({'cef', 'mt'}): 0.75, frozenset({'on', 'cef'}): 0.0, frozenset({'ct', 'cef'}):
0.0, frozenset({'cef', 'cb'}): 0.0, frozenset({'on', 'mt'}): 0.75, frozenset({'ct', 'mt'}): 0.75, frozenset({'cb', 'mt'}): 0.75, frozenset({'cb', 'cb'}): 0.0, frozenset({'on', 'cb'}): 0.0, frozenset({'ct', 'cb'}): 0.0, frozenset({'on', 'cef', 'mt'}): 0.75, frozenset({'on', 'cef', 'mt'}): 0.75, frozenset({'on', 'ct', 'cef', 'mt'}): 0.75, frozenset({'on', 'ct', 'cef', 'mt'}): 0.0, frozenset({'on', 'ct', 'cef', 'cb'}): 0.0, frozenset({'on', 'ct', 'mt'}):
0.75, frozenset({'on', 'cb', 'mt'}): 0.75, frozenset({'cb', 'ct', 'mt'}): 0.75, frozenset({'on', 'ct', 'cef', 'cb'}): 0.0, frozenset({'on', 'ct', 'cef', 'cb'}): 0.75, frozenset({'on', 'ct', 'cef', 'cb'}): 0.75, frozenset({'on', 'ct', 'cef', 'cb'}): 0.75, frozenset({'mt', 'cef', 'cb'}): 0.7
 PL:
   pl_e1 = {frozenset(): 0.0, frozenset({'ct'}): 0.15, frozenset({'cef'}): 0.4, frozenset({'mt'}): 0.45, frozenset({'ct', 'cef'}): 0.55, frozenset({'ct', 'mt'}): 0.6, frozenset({'cef', 'mt'}): 0.850000000000001, frozenset({'ct', 'cef', 'c
      'mt'}): 1.0}
  pl_e2 = {frozenset(): 0.0, frozenset({'cef'}): 0.25, frozenset({'mt'}): 1.0, frozenset({'on'}): 0.25, frozenset({'ct'}):
0.25, frozenset({'cb'}): 0.25, frozenset({'cef', 'mt'}): 1.0, frozenset({'on', 'cef'}): 0.25, frozenset({'ct', 'cef'}):
0.25, frozenset({'cef', 'cb'}): 0.25, frozenset({'on', 'mt'}): 1.0, frozenset({'ct', 'mt'}): 1.0, frozenset({'cb', 'mt'}): 1.0, frozenset({'ct', 'cb'}): 0.25, frozenset({'on', 'cef', 'mt'}): 1.0, frozenset({'ct', 'cef', 'mt'}): 1.0, frozenset({'on', 'cef', 'mt'}): 1.0, frozenset({'on', 'cef', 'mt'}): 1.0, frozenset({'on', 'ct', 'cef', 'mt'}): 1.0, frozenset({'on', 'ct', 'cef', 'mt'}): 1.0, frozenset({'on', 'ct', 'mt'}): 1.0, frozenset({'on', 'ct', 'mt'}): 1.0, frozenset({'on', 'ct', 'mt'}): 1.0, frozenset({'on', 'ct', 'cef', 'cb'}): 0.25, frozenset({'ch', 'cb', 'cb', 
  ct', 'cb'}):
'cef', 'm+''
}): ^
  Autres résultats :
  ****** Cadre de discernement,éléments focaux et noyau*****
Cadre de discernement de el = frozenset({'mt', 'ct', 'cef'})
éléments focaux de el = {frozenset({'mt'}), frozenset({'ct'}), frozenset({'cef'})}
noyau de el = frozenset({'mt'}, 'ct', 'cef'})
noyaux combihés de el et e3 = frozenset({'mt', 'ct', 'cef'})
    poids de conflict entre el, e2, and e3 = 1.581701157462501
  *****Transformation pignistique*****
Transformation pignistique de e1 = {{'mt'}:0.45; {'cef'}:0.4; {'ct'}:0.15}
Transformation pignistique de e2 = {{'mt'}:0.8; {'cb'}:0.05; {'on'}:0.05; {'cef'}:0.05; {'ct'}:0.05}
Transformation pignistique de e3 = {{'ct'}:0.51; {'mt'}:0.36; {'cb'}:0.09; {'on'}:0.03; {'cef'}:0.01}
  *****Mesure d'incertitude de conflit local*****
conflit local de e1 = 1.4577174691301484
entropie de la transformation pignistique de e3 = 1.5569041396985868
  échantillon aléatoire depuis el = [frozenset({'ct'}), frozenset({'mt'}), frozenset({'ct'}), frozenset({'ct'}), frozenset({'mt'})]
```

#### **Conclusion:**

Le langage Python et la librairie *py\_dempster\_shafer* nous ont permis, à travers ce TP, d'implémenter des fonctions de croyance et d'interpreter plusieurs calculs et voir leurs résultats dans cette théorie de manière flexible et rapide.