



2033

Tarification Dynamique en présence de clients stratégiques



SOMMAIRE



- 1) Introduction
- 2) Objectifs
- 3) Valorisation
- 4) Etat de l'art
- 5) Notre approche
- 6) Notre solution
- 7) Résultats
- 8) Difficultés rencontrées
- 9) Perspectives
- 10) Conclusion

1) Introduction

Contexte

- Explosion du nombre de commerces de vente en ligne.
- L'offre et la demande de plus en plus volatiles.
- Optimisation des prix, maximisation des profits.
- Prise en compte de la gestion de stocks, et de l'horizon de temps.
- Considérer la présence des clients stratégiques.

Quelle stratégie de dynamic pricing à adopter dans un marché en présence de clients stratégiques avec un produit ayant une maturité fixée (finie ou infinie) ?

2) Objectifs

- Concevoir une stratégie de tarification dynamique qui optimise le profit du vendeur.
- Apprentissage par renforcement : Deep Q-Network.
- Modéliser les types de clients (naïfs et stratégiques).
- Confronter le vendeur stratégique aux différents types de clients.



3) Valorisation

- Initiation Recherche et Innovation (IRI).
- 6 articles sur le Dynamic Pricing / 6 articles sur le comportement des clients.
- Valorisation:
 - recherche d'articles
 - l'approche et la méthode scientifique
 - analyse des résultats



4) Etat de l'Art

Logiciel	Dynamic	Tous types	Analyse	Clients
	Price	d'entreprise	interne/externe	stratégiques
Net Rivals				X
Omina Retails		X		X
Price2Spy		×		×
Optimus Price				

5) Notre approche

Produit:

Appartement Airbnb de la ville de New York.

Outils:

Python, numpy, pandas, Pytorch.

Données:

Ville de New York.

Période 2015 - 2020.

Appartement/maison entiers:

→ 504 Appartements/maisons

Features:

- prix
- date
- nombre de réservations



6) Notre Solution

Vendeur:

Utilisation du Deep Q-Network:

- 4 couches
- 128 neurones
- Fonction d'activation ReLu

Fonction de perte : Huber loss.

Optimiseur : Adam (learning rate).

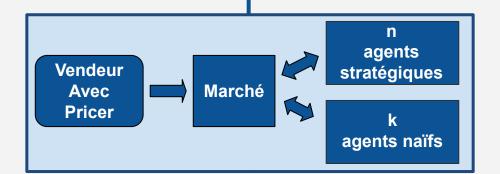
Acheteur:

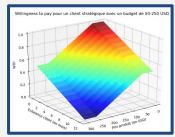
Simulation des clients:

- Naïfs
- Stratégiques

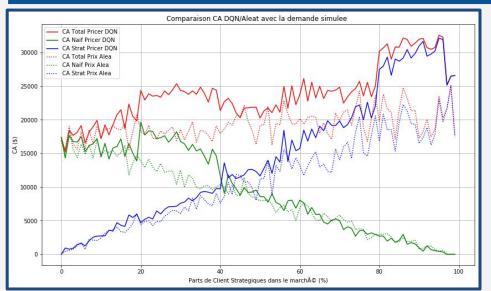
Facteurs pris en compte :

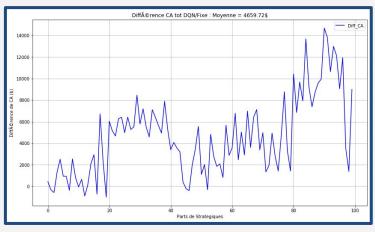
- Leur propension à payer (Willingness-To-Pay → WTP)
- Leur connaissance du marché





7) Résultats



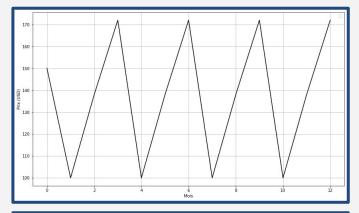


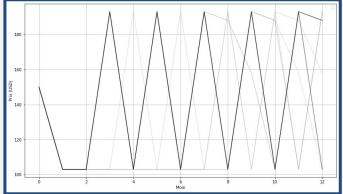
- Une performance globale supérieure au témoin.
- Différence Moyenne totale CA DQN/Témoin = 4659\$.
- Difficile de se démarquer sur les proportions 0 -20% et 40-60% de clients stratégiques.

7) Résultats

Regardons les prix des 2 portions avec les meilleurs résultats (20-40% & 80-100%) :

- Des prix qui varient très fortement.
- DQN semble instaurer un cycle de prix.





8) <u>Difficultés Rencontrées</u>

- Recherche de données (évènementiel ⇒ Airbnb).
- Compréhension et implémentation du DQN :
 - Pytorch
 - Application du problème au DQN (définition des états, actions etc.)
 - Debug
- Hardware :
 - Disposition d'une machine puissante
 - Durée d'exécution longue lors des tests
- Optimisation du DQN et interprétation des résultats.



9) Perspectives

- Améliorer la précision du DQN (learning rate, gamma, batch size etc.).
- Considérer plus de features (localisation, prévision d'un événement, style de l'appartement etc.).
- Complexifier la stratégie des clients voire implémenter une intelligence artificielle côté client.
- Considérer des concurrents.
- Considérer la revente.



10) Conclusion

- Projet avec un marché réel, un besoin réel.
- Instructifs (informatique, machine learning, deep learning).
- Formateur (difficultés rencontrées, appréciation des résultats).
- Travail d'équipe, gestion de temps, compétences.



Questions?

Références

- Rainer Schlosser, "Stochastic Dynamic Pricing with Strategic Customers and Reference Price Effects,"
- Y. Fenjiro and H. Benbrahim, "Deep Reinforcement Learning Overview of the state of the Art,"
- F. Huang and H. Huang, "Event ticket price prediction with deep neural network on spatial-temporal sparse data,"
- Net Rivals: https://www.netrivals.com/fr/
- Omnia Retail: https://www.omniaretail.com/
- Price2SPy: https://www.price2spy.com/
- Data: http://insideairbnb.com/get-the-data.html.