

- Explosion du nombre de commerces de vente en ligne.
- L'offre et la demande sont de plus en plus volatiles.
- **Optimiser les prix** afin de maximiser les profits.
- Prendre en compte la gestion de stocks, horizon de temps.
- Considérer la présence des clients stratégiques. [1]

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) ?

- Concevoir une stratégie d'**optimisation de dynamic pricing** selon les informations disponibles du marché.
- Utiliser l'**apprentissage par renforcement** plus spécifiquement le **Deep Q-Network**. [2]
- **Ajuster automatiquement les prix** pour maximiser le bénéfice.
- Modéliser l'effet de l'action des **clients (naïfs, stratégiques)** sur les prix.
- Modéliser l'interaction entre clients et vendeurs.

Produits :

- Produit initial: Billets d'évènementiels → Appartements AirBNB (NYC).
- Stock limité à 30 jours par mois, Horizon de test : 12 mois → cas d'un évènement majeur (JO, Festival, etc.).

Données : [4]

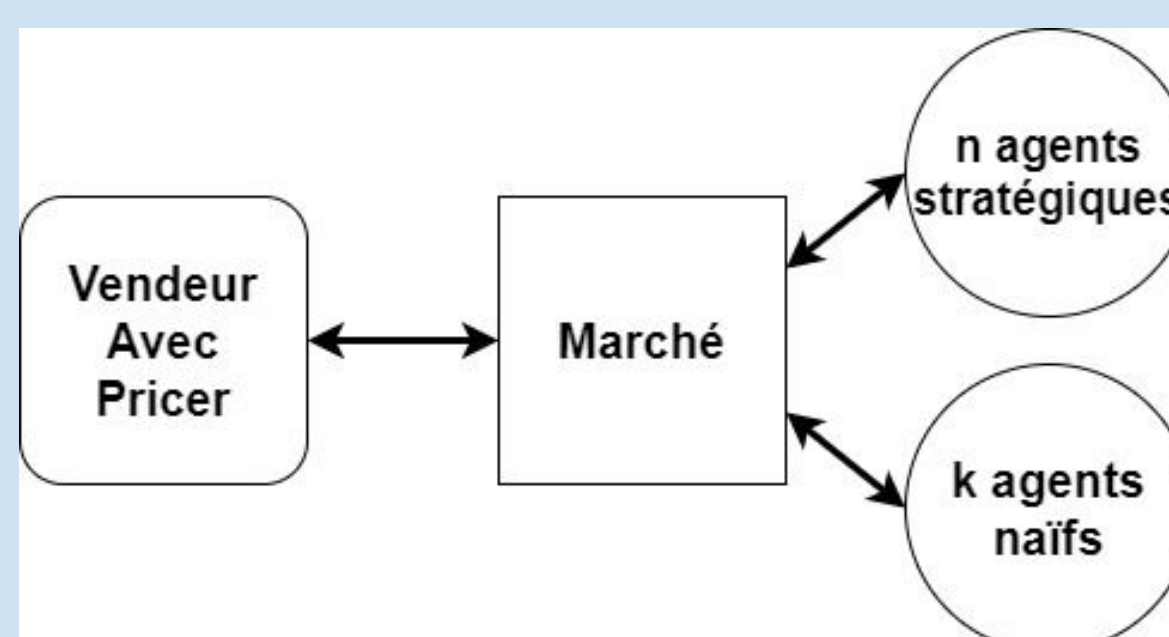
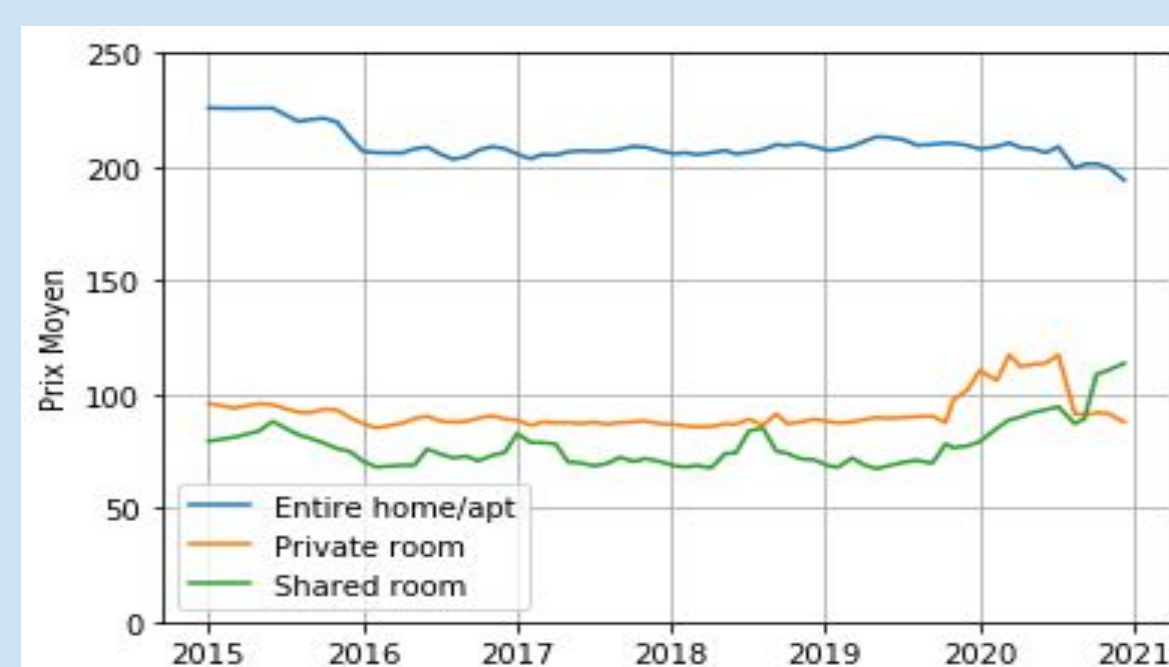
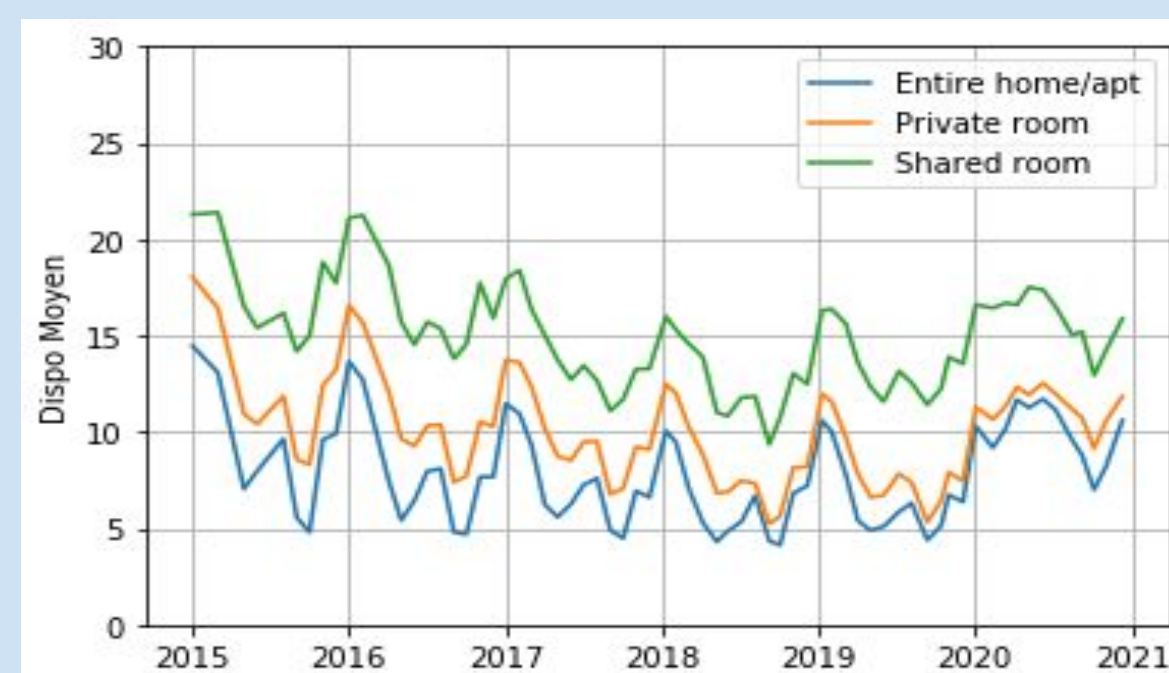
- De la ville de New-York (E-U) sur la période 2015 - 2020 (504 apt considérés).
- Prix Stable sur la période.
- Disponibilités Cycliques.
- Crise de 2020 n'ayant affecté que le premier semestre.

Outils :

- Python, PyTorch, Numpy, Pandas.

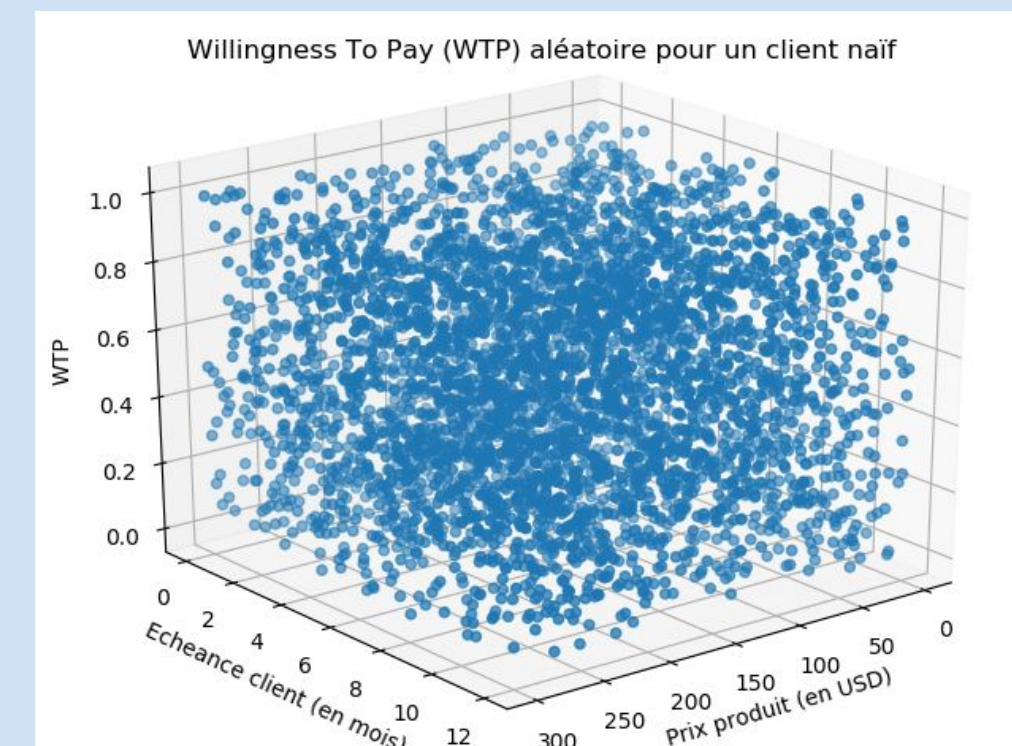
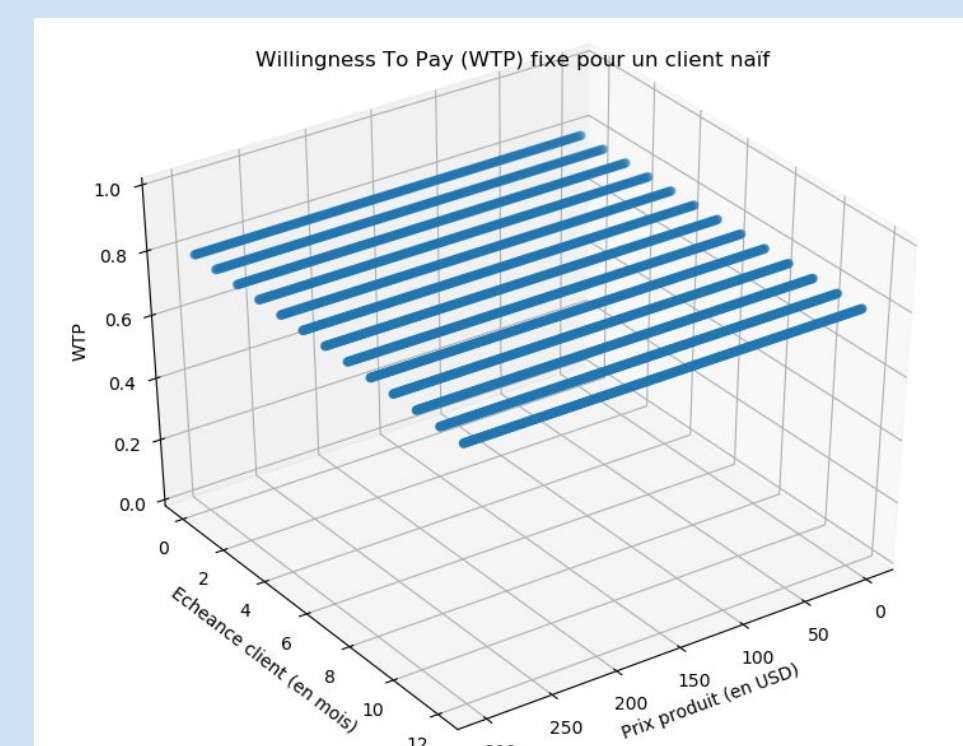
Simulations :

- Testées sur toutes les proportions de clients naïfs/stratégiques possibles.



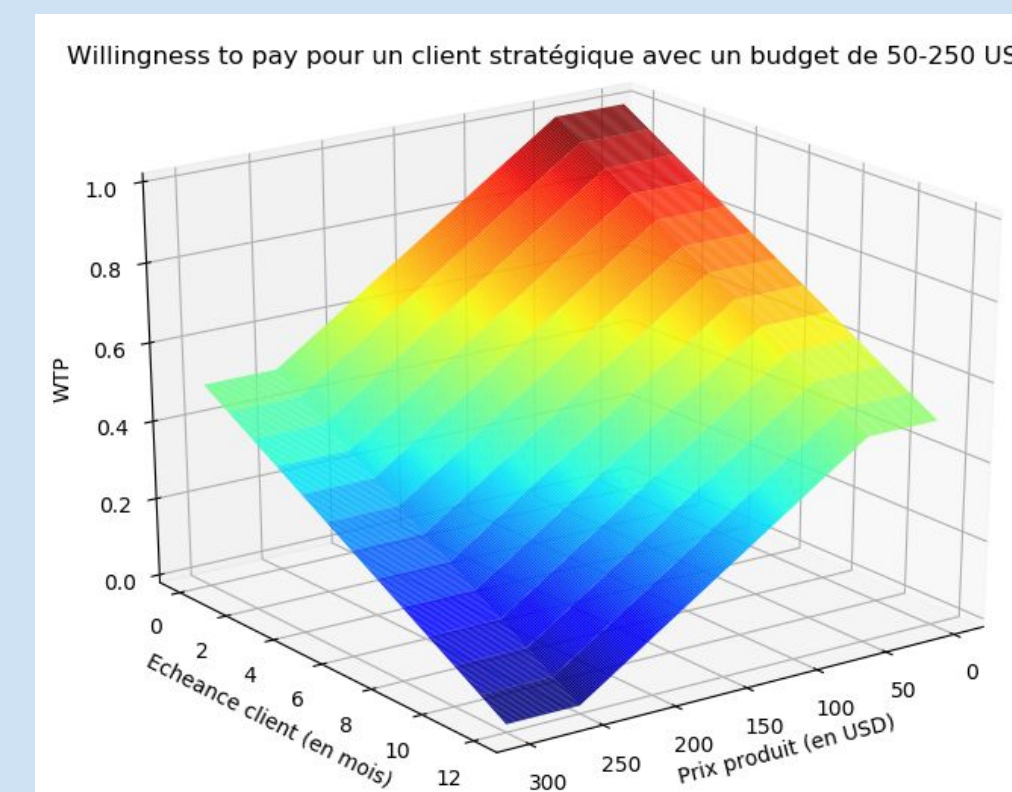
Clients naïfs :

- Représentent des clients aisés.
- Certitude de voyage.



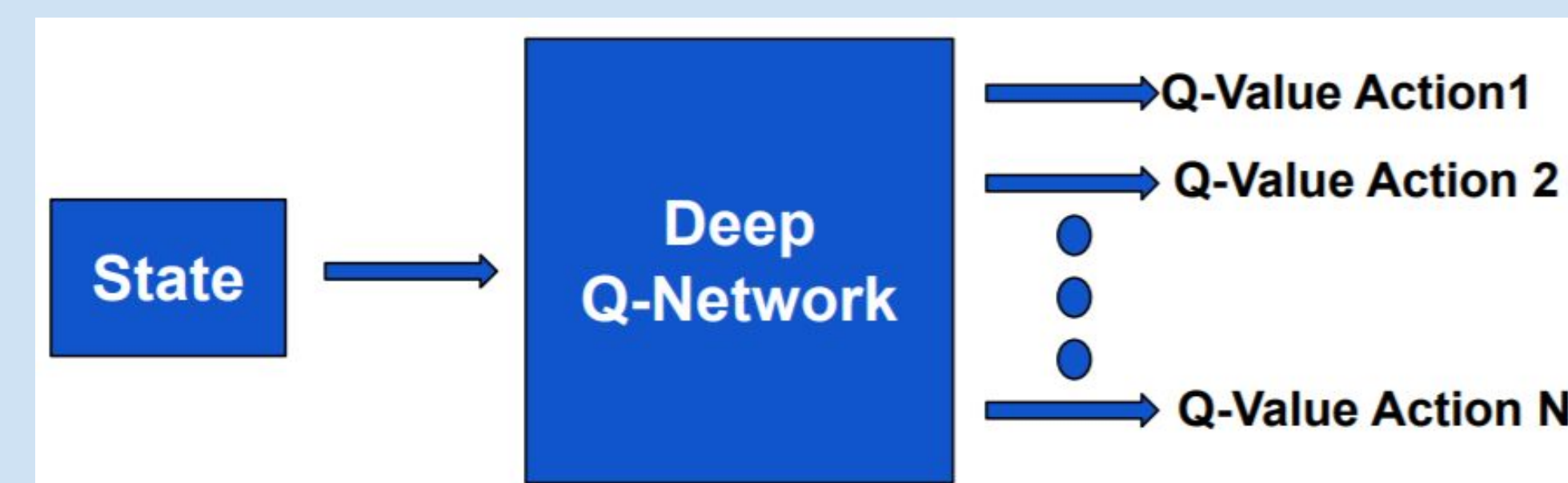
Clients stratégiques :

- **Contrainte attendue du projet.**
- Connaissance totale des prix historiques.
- Persona type : Etudiants.
- **Willingness-To-Pay (WTP)** dépend du prix et échéance du départ.
- Si prix trop élevé, préfèrent ne pas partir.



Deep Q-Network (DQN) : 4 couches, 128 neurones, fonction d'activation ReLu

- Variante du Q-Learning → Formule Q Learning, approximation de la fonction Q.
- **Apprentissage par renforcement**.
- **Model free** → L'agent essaye de maximiser les profits en fonction des expériences et de la récompense liée au couple état/action.
- S'appuie sur les **états** qui sont les **prix**, le **nombre de ventes** sur la période et la **date** (en mois). [3]
- **Action** : Choisir un prix dans la fourchette 70\$-230\$, précision de 1\$

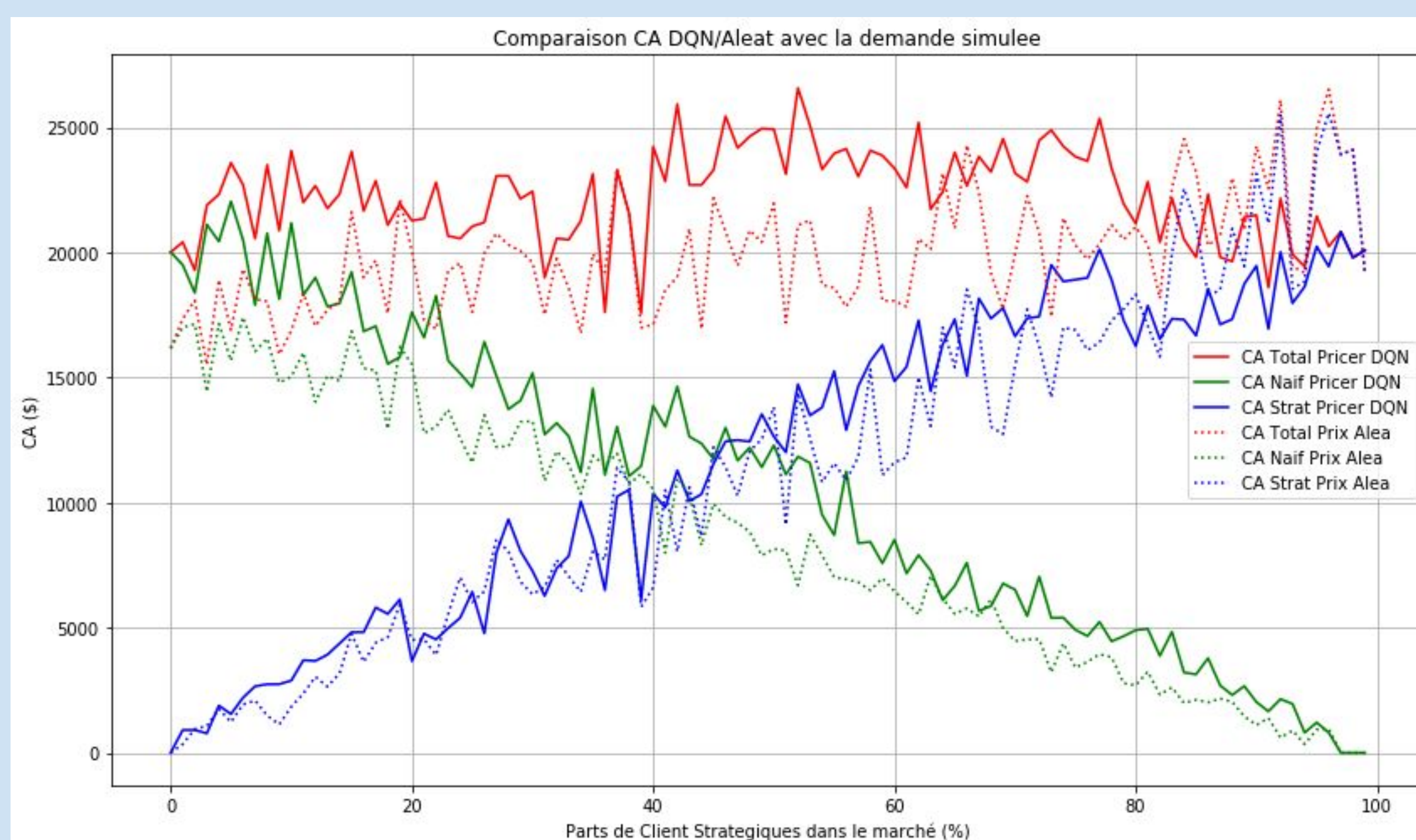


Description :

- Au dessus de **80% de clients stratégiques**, il semble que l'avantage stratégique du DQN soit moindre.
- Avec toutes les autres proportions de clients stratégiques sur le marché, le DQN est avantageux.

Interprétations :

- La différence de résultats entre le DQN et les prix aléatoires lorsque la part de clients stratégiques dépasse **80%** peut s'expliquer par la réaction systématique de ceux-ci à une baisse de prix importante sur une période.
- La stratégie efficace que notre DQN n'arrive pas encore à atteindre serait une diminution des prix quasi constante sur la période.
- Il serait à minima possible d'**utiliser une stratégie de prix fixe** afin de **bannir l'idée que le prix pourrait changer**: à ce moment là, seule l'échéance influencerait le WTP des clients stratégiques.
- Nous pouvons également noter une **constance** relative du **chiffre d'affaires** créé et ce malgré la variation de proportion des clients stratégiques.
- Enfin, notons qu'un marché constitué de **90%** de clients ayant une connaissance parfaite des prix historiques et extrêmement attentifs aux variations de ceux-ci semble illusoire.



- Le **DQN** est une **solution de dynamic pricing efficace** qui permet de faire varier les prix d'un produit afin d'exploiter le marché.
- Il s'applique aussi à des marchés où les clients stratégiques sont nombreux, mais semble pour l'instant sous-performant lorsque ces clients stratégiques sont très majoritaires (>80%).
- La **précision du DQN** dans les marchés déséquilibrés peut être accrue si d'autres **features** étaient pris en compte (localisation, prévision d'un évènement, style de décoration, etc.), et plus particulièrement s'il avait connaissance de la part de clients stratégiques.

- Améliorer le DQN → Prise en compte de plus de features, optimisation plus précise des paramètres.
- Complexifier les stratégies des clients.
- Créer des clients intelligents.
- Ajouter des propriétaires, intelligents ou non, concurrents du DQN.
- Estimer le prix d'un bien AirBNB dans une approche plus globale: s'orienter vers un problème de clustering afin de faire une estimation de base du prix de location.
- Essayer de combiner **clustering** puis DQN.

Références [1]Rainer Schlosser, "Stochastic Dynamic Pricing with Strategic Customers and Reference Price Effects," Feb. 27, 2019.

[2]Y. Fenjiro and H. Benbrahim, "Deep Reinforcement Learning Overview of the state of the Art," Journal of Automation, Mobile Robotics and Intelligent Systems, Dec. 2018.

[3]F. Huang and H. Huang, "Event ticket price prediction with deep neural network on spatial-temporal sparse data," Proceedings of the 35th Annual ACM Symposium on Applied Computing, Mar. 2020.

[4]Data: <http://insideairbnb.com/get-the-data.html>.