# Projet Pacman qui apprend (un peu...)

## L. Denoyer

16 avril 2013

## 1 Introduction

Nous allons nous intéresser au développement d'un Pacman qui apprend. Nous nous plaçons dans le cas où il n'y a **qu'un unique pacman**, et autant de fantômes que l'on veut. Nous allons mettre en place des méthodes d'apprentissage basées sur l'utilisation d'un **perceptron**:

- Un algorithme basé sur de la recherche exhaustive
- L'algorithme Fitted-Q Learning

## 2 Préliminaire

## 2.1 Fonction de récompense

Nous allons tout d'abord définir une fonction récompense. La récompense est obtenue par Pacman à chaque coup effectué, et le but de l'agent consiste à maximiser sa récompense obtenue sur une partie. On définit l'interface **Reward** ainsi :

```
public interface Reward

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState from, GameState to);

full temperature in the public double getReward(GameState from, GameState from,
```

Définir une récompense **SimpleReward** telle que :

- Pacman obtient -100 si il perd
- Pacman obtient +100 si il gagne
- Pacman obtient 0 si il mange une cacahuète
- Pacman obtient -1 si il ne mange rien

#### 2.1.1 Calcul de la récompense

La récompense totale d'un agent calculée sur une **trajectoire** est la saomme des récompenses obtenues après chaque action. La méthode **RewardTools.getReward** permet de calculer cette valeur pour une trajectoire (par simulation), pour un agent donné, considérant une taille de tra-

jectoire maximale (la simulation s'arrête au bout de size\_max\_trajectory actions).

Implémentez la méthode **getAverageReward** qui permet le calcul de la récompense moyenne pour N trajectoires simulées. Cette valeur sera plus fiable et plus robuste. Testez cette méthode pour un agent aléatoire **RandomAgent**, considérant que les fantômes sont tous de type **new IntelligentGhost\_Agent2(0.1)**.

#### 2.2 Senseur

Le senseur vise à représenter sous forme de vecteur la vision de Pacman à l'instant t. On définit l'interface **StateSensor** ainsi :

```
public interface StateSensor

public int size();

public SparseVector getVector(GameState s);

où:
```

- size() est la taille du vecteur retourné
- getVector renvoie le vecteur qui représente la vision de Pacman dans l'état s.

Le senseur sera noté  $\Phi(s)$  par la suite.

Définissez une senseur **SimpleStateSenseur** qui permette à pacman de savoir ce qui se trouve dans un environnement de taille  $N \times N$  centré autour de lui. Notez que ce senseur pourrait être calculé à l'aide de JESS (pas obligatoire).

Ce qui va pour la suite nous intéresser est la représentation conjointe d'un état et d'une action (parmi les 4 actions possibles). Cette représentation notée  $\Phi(s,a)$  sera calculée à l'aide de la classe **Sensor** de la manière suivante :

```
StateSensor s=new .....;
Sensor sensor=new Sensor(s);
```

## 3 Perceptron scalaire

Nous allons maintenant définir un perceptron qui, au lieu de prédir +1/-1 ou bien true/false, sera capable de prédire n'importe quelle valeur réelle (Perceptron de régression). Pour cela, nous allons modifier les classes **LabeledSet** et **Perceptron** implémentées lors d'un précédent TP:

- Les étiquettes des données ne sont plus des booléens, mais des double
- La fonction getScore du perceptron ne change pas

 La performance du perceptron est calculée commme la somme des erreurs entre la prédiction et la valeur réelle :

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (reel - predit) \times (reel - predit) \tag{1}$$

- La mise à jour dépend de l'erreur de prédiction :

```
double reel=training_set.getLabel(index);
double predicted=getScore(v);
double error=reel-predicted;
parameters.addVector(v,epsilon*error);
```

## 3.1 Agent et Perceptron

Un **PerceptronAgent** est un agent qui choisit l'action à effectuer à l'aide d'une perceptron et d'un senseur. Soit  $\theta$  un perceptron, l'action  $a^*$  choisie dans l'état s est :

$$a^* = \arg\max_{a} \langle \theta; \Phi(s, a) \rangle \tag{2}$$

Les actions à tester sont uniquement les actions possibles telles que :

state.isLegalMove(new AgentAction(a),as) == true

Implémentez l'agent perceptron. Tester la performance de un perceptron choisi au hasard.

## 3.2 Un premier algorithme de recherche aléatoire

Nous allons implémenter l'algorithme suivant :

- Nous allons générer N perceptron aléatoirement qui correspondent à N agents
- Nous allons évaluer ces N perceptrons grâce à la fonction **Reward-Toools.getAverageReward**
- Nous allons conserver les M meilleurs perceptron (voir classe Elt permettant de faire le tri d'un tableau)
- Nous allons compléter les M meilleurs en générant N-M nouveau perceptrons de la facon suivante :
  - On prend l'un des M perceptrons
  - On bruite légèrement ses paramètres d'un facteur variance Implémentez et testez l'algorithme. Qu'en pensez vous? Adaptez le reward pour que Pacamn survive le plus longtems possible. Vous pouvez utiliser la méthode **RewardTools.vizualize** pour visualiser un agent. Que pensez vous de cet algorithme?

### 3.3 Fitted Q Learning

Afin d'implémentez l'algorithme Fitted Q (FQL), il faut commencer par échantilloner des quadruplets (s, a, s', r) (état, action, état atteind, et reward obtenu). Il faudra échantilloner plusieurs dizaines de milliers de ces quadruplets.

 Implémentez une classe permettant d'échantilloner ces quadruplets pour un agent aléatoire

L'étape suivante consiste à calculer les vecteurs  $\Phi(s,a)$  pour chaque quadruplet collecté. Implémentez cette méthode.

## 3.3.1 Perceptron 0

Nous allons maintenant apprendre un premier perceptron de la façon suivante :

- Pour chaque quadruplet collecté  $(s_i, a_i, s'_i, r_i)$  nous allons générer un exemple d'apprentissage  $(\Phi(s_i, a_i), r_i)$
- Nous allons apprendre le perceptron sur cet ensemble d'apprentissage

Implémentez cette algorithme, et testez le résultat obtenu. Qu'en pensez vous? Comprenez vous comment tout cela fonctionne?

## 3.3.2 Perceptron t

Considérons que nous connaissons le perceptron numéro t noté  $\theta_t$ . Nous allons calculer un perceptron t+1 censé améliorer le perceptron à t. Pour cela :

– Pour chaque quadruplet collecté  $(s_i, a_i, s'_i, r_i)$  nous allons générer un exemple d'apprentissage  $(\Phi(s_i, a_i), m_i)$  tel que

$$m_i = r_i + \arg\max_{a'} \langle \theta_t; \Phi(s', a') \rangle$$
 (3)

Apprendre le perceptron sur l'ensemble obtenu
 Implémentez, testez, comprenez, et expliquez à votre professeur......
 Est-ce que la méthod fonctionne? Que peut on faire pour l'amléiorer?
 Faites des expériences, testez des choses, et dites ous ce que vous en pensez