

Outils statistiques et algorithmiques pour la complétion de matrices

Pierre Alquier

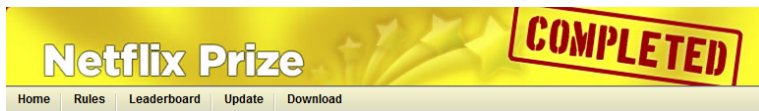


Machine Learning Meetup - Pau - 24 octobre 2016

Filtrage collaboratif / systèmes de recommandation

				
Claire	4	?	3	...
Nial	?	4	?	...
Brendon	2	?	4	...
Andrew	?	4	?	...
Adrian	1	?	?	...
Pierre	?	5	?	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Prix Netflix



Leaderboard

Showing Test Score. [Click here to show quiz score](#)

Display top leaders.

Rank	Team Name	Best Test Score	% Improvement	Best Submit Time
Grand Prize - RMSE = 0.8567 - Winning Team: BellKor's Pragmatic Chaos				
1	BellKor's Pragmatic Chaos	0.8567	10.06	2009-07-26 18:18:28
2	The Ensemble	0.8567	10.06	2009-07-26 18:38:22
3	Grand Prize Team	0.8582	9.90	2009-07-10 21:24:40
4	Opera Solutions and Vandelay United	0.8588	9.84	2009-07-10 01:12:31
5	Vandelay Industries !	0.8591	9.81	2009-07-10 00:32:20
6	PragmaticTheory	0.8594	9.77	2009-06-24 12:06:56
7	BellKor in BigChaos	0.8601	9.70	2009-05-13 08:14:09
8	Dace	0.8612	9.59	2009-07-24 17:18:43

Variante binaire

								
Stan								
Pierre								
Zoe								
Bob								
Oscar								
Léa								
Tony								

Une formalisation mathématique possible

- m_1 le nombre d'utilisateurs

Une formalisation mathématique possible

- m_1 le nombre d'utilisateurs
- m_2 le nombre de produits

Une formalisation mathématique possible

- m_1 le nombre d'utilisateurs
- m_2 le nombre de produits
- M matrice $m_1 \times m_2$ avec

$$M_{i,j} = \text{note de l'individu } i \text{ au produit } j$$

Une formalisation mathématique possible

- m_1 le nombre d'utilisateurs
- m_2 le nombre de produits
- M matrice $m_1 \times m_2$ avec

$M_{i,j}$ = note de l'individu i au produit j

- données : $M_{i,j}$ pour $(i,j) \in I$

n = nombre d'observations = $\text{card}(I) \ll m_1 m_2$

Une hypothèse sur la structure de M

$$M = \begin{pmatrix} 3 & 3 & & 1 & \\ & 1 & 1 & & \\ 5 & & & 4 & \\ & 2 & & & 4 \end{pmatrix}$$

Une hypothèse sur la structure de M

$$M = \begin{pmatrix} 3 & 3 & & 1 & \\ & 1 & 1 & & \\ 5 & & & 4 & \\ & 2 & & & 4 \end{pmatrix}$$

- sans information supplémentaire sur M , il est impossible de dire quoi que ce soit

Une hypothèse sur la structure de M

$$M = \begin{pmatrix} 3 & 3 & & 1 \\ & 1 & 1 & \\ 5 & & & 4 \\ & 2 & & & 4 \end{pmatrix}$$

- sans information supplémentaire sur M , il est impossible de dire quoi que ce soit
- nécessité de faire une hypothèse sur la structure de M , qui soit satisfaite dans les applications réelles

Une hypothèse sur la structure de M

$$M = \begin{pmatrix} 3 & 3 & & 1 \\ & 1 & 1 & \\ 5 & & & 4 \\ & 2 & & & 4 \end{pmatrix}$$

- sans information supplémentaire sur M , il est impossible de dire quoi que ce soit
- nécessité de faire une hypothèse sur la structure de M , qui soit satisfaite dans les applications réelles
- plusieurs possibilités ; ici : les goûts des utilisateurs sont des mélanges d'un petit nombre de comportement "de base", i.e M est de faible rang

Un cas extrêmement simplifié

$$M = \begin{pmatrix} \text{sci-fi} & \text{comedy} \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 3 & 3 & & 1 & \\ & 1 & 1 & & \\ 5 & & & 4 & \\ ? & 2 & ? & ? & 4 \end{pmatrix}$$

$$\text{user} = \lambda_1 \text{sci-fi} + \lambda_2 \text{comedy}$$

Un cas extrêmement simplifié

$$M = \begin{pmatrix} \text{sci-fi} & \text{comedy} \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 3 & 3 & & 1 & \\ & 1 & 1 & & \\ 5 & & & 4 & \\ 2 & 2 & 4 & 4 & 4 \end{pmatrix}$$

$$\text{user} = \lambda_1 \text{sci-fi} + \lambda_2 \text{comedy}$$

$$\lambda_1 = 2 \text{ et } \lambda_2 = 4$$

Un cas extrêmement simplifié

$$M = \begin{pmatrix} \text{sci-fi} & \text{comedy} \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 3 & 3 & & 1 & \\ & 1 & 1 & & \\ 5 & & & 4 & \\ 2 & 2 & 4 & 4 & 4 \end{pmatrix}$$

$$\text{user} = \lambda_1 \text{sci-fi} + \lambda_2 \text{comedy}$$

$$\lambda_1 = 2 \text{ et } \lambda_2 = 4$$

Problème : en pratique, on ne veut pas supposer que l'on connaît les "comportements de base"

Méthode générale

$$\tilde{M} \leftarrow \begin{cases} \min_A \text{rank}(A) \\ \text{s. c. } \forall (i,j) \in I : A_{i,j} = M_{i,j} \end{cases}$$

Méthode générale

$$\tilde{M} \leftarrow \begin{cases} \min_A \text{rank}(A) \\ \text{s. c. } \forall (i,j) \in I : A_{i,j} = M_{i,j} \end{cases}$$

En pratique, on ne sait pas calculer \tilde{M} en un temps rapide.

Méthode générale

$$\tilde{M} \leftarrow \begin{cases} \min_A \text{rank}(A) \\ \text{s. c. } \forall (i,j) \in I : A_{i,j} = M_{i,j} \end{cases}$$

En pratique, on ne sait pas calculer \tilde{M} en un temps rapide.

Soient $\sigma_1(A) \geq \dots \geq \sigma_K(A) \geq 0$ les valeurs singulières de A ,

$\text{rank}(A) =$ le nombre de $\sigma_h(A) \neq 0$.

Méthode générale

$$\tilde{M} \leftarrow \begin{cases} \min_A \text{rank}(A) \\ \text{s. c. } \forall (i,j) \in I : A_{i,j} = M_{i,j} \end{cases}$$

En pratique, on ne sait pas calculer \tilde{M} en un temps rapide.

Soient $\sigma_1(A) \geq \dots \geq \sigma_K(A) \geq 0$ les valeurs singulières de A ,

$\text{rank}(A) =$ le nombre de $\sigma_h(A) \neq 0$.

$$\hat{M} \leftarrow \begin{cases} \min_A \sum_{h=1}^K \sigma_h(A) \\ \text{s. c. } \forall (i,j) \in I : A_{i,j} = M_{i,j} \end{cases}$$

Un article fondateur

Found Comput Math (2009) 9: 717–772
DOI 10.1007/s10208-009-9045-5

FOUNDATIONS OF
COMPUTATIONAL
MATHEMATICS

The Journal of the Society for the Foundations of Computational Mathematics

Exact Matrix Completion via Convex Optimization

Emmanuel J. Candès · Benjamin Recht

Received: 30 May 2008 / Revised: 6 February 2009 / Accepted: 14 February 2009 /
Published online: 3 April 2009
© The Author(s) 2009. This article is published with open access at Springerlink.com

Abstract We consider a problem of considerable practical interest: the recovery of a data matrix from a sampling of its entries. Suppose that we observe m entries selected uniformly at random from a matrix M . Can we complete the matrix and recover the entries that we have not seen?

We show that one can perfectly recover most low-rank matrices from what appears to be an incomplete set of entries. We prove that if the number m of sampled entries obeys

$$m \geq C n^{1.2} r \log n$$

for some positive numerical constant C , then with very high probability, most $n \times n$ matrices of rank r can be perfectly recovered by solving a simple convex optimization program. This program finds the matrix with minimum nuclear norm that fits the data.

Un article fondateur

Found Comput Math (2009) 9: 717–772
DOI 10.1007/s10208-009-9045-5

FOUNDATIONS OF
COMPUTATIONAL
MATHEMATICS
The Journal of the Society for the Foundations of Computational Mathematics

Exact Matrix Completion via Convex Optimization

Emmanuel J. Candès · Benjamin Recht

Received: 30 May 2008 / Revised: 6 February 2009 / Accepted: 14 February 2009 /
Published online: 3 April 2009
© The Author(s) 2009. This article is published with open access at Springerlink.com

Abstract We consider a problem of considerable practical interest: the recovery of a data matrix from a sampling of its entries. Suppose that we observe m entries selected uniformly at random from a matrix M . Can we complete the matrix and recover the entries that we have not seen?

We show that one can perfectly recover most low-rank matrices from what appears to be an incomplete set of entries. We prove that if the number m of sampled entries obeys

$$m \geq C n^{1.2} r \log n$$

for some positive numerical constant C , then with very high probability, most $n \times n$ matrices of rank r can be perfectly recovered by solving a simple convex optimization program. This program finds the matrix with minimum nuclear norm that fits the data.

Contenu :

- il existe une méthode rapide pour calculer \hat{M} (optimisation convexe)

Un article fondateur

Found Comput Math (2009) 9: 717–772
DOI 10.1007/s10208-009-9045-5

FOUNDATIONS OF
COMPUTATIONAL
MATHEMATICS
The Journal of the Society for the Foundations of Computational Mathematics

Exact Matrix Completion via Convex Optimization

Emmanuel J. Candès · Benjamin Recht

Received: 30 May 2008 / Revised: 6 February 2009 / Accepted: 14 February 2009 /
Published online: 3 April 2009
© The Author(s) 2009. This article is published with open access at Springerlink.com

Abstract We consider a problem of considerable practical interest: the recovery of a data matrix from a sampling of its entries. Suppose that we observe m entries selected uniformly at random from a matrix M . Can we complete the matrix and recover the entries that we have not seen?

We show that one can perfectly recover most low-rank matrices from what appears to be an incomplete set of entries. We prove that if the number m of sampled entries obeys

$$m \geq C n^{1.2} r \log n$$

for some positive numerical constant C , then with very high probability, most $n \times n$ matrices of rank r can be perfectly recovered by solving a simple convex optimization program. This program finds the matrix with minimum nuclear norm that fits the data.

Contenu :

- il existe une méthode rapide pour calculer \hat{M} (optimisation convexe)
- analyse théorique

Le résultat de Candès et Recht

$$\hat{M} \leftarrow \begin{cases} \min_A \sum_{h=1}^K \sigma_i(A) \\ \text{s. c. } \forall (i,j) \in I : A_{i,j} = M_{i,j} \end{cases}$$

Le résultat de Candès et Recht

$$\hat{M} \leftarrow \begin{cases} \min_A \sum_{h=1}^K \sigma_i(A) \\ \text{s. c. } \forall (i,j) \in I : A_{i,j} = M_{i,j} \end{cases}$$

- les entres (i,j) tirées uniformément, sans remise

Le résultat de Candès et Recht

$$\hat{M} \leftarrow \begin{cases} \min_A \sum_{h=1}^K \sigma_i(A) \\ \text{s. c. } \forall (i,j) \in I : A_{i,j} = M_{i,j} \end{cases}$$

- les entres (i,j) tirées uniformément, sans remise
- hyp. d'*incohérence* sur M et $\text{rang}(M) = r \ll \min(m, T)$,

Le résultat de Candès et Recht

$$\hat{M} \leftarrow \begin{cases} \min_A \sum_{h=1}^K \sigma_i(A) \\ \text{s. c. } \forall (i,j) \in I : A_{i,j} = M_{i,j} \end{cases}$$

- les entres (i,j) tirées uniformément, sans remise
- hyp. d'*incohérence* sur M et $\text{rang}(M) = r \ll \min(m, T)$,

Théorème

Avec grande probabilité, si on a observé

$$n \geq C.r \max(m, T)^{\frac{5}{4}} \log[\max(m, T)]$$

entrées, alors on a la reconstruction exacte $\hat{M} = M$.

Mais en réalité ?

En réalité, M ne peut pas être exactement de faible rang.
Supposons

$$M = M_0 + E$$

où M_0 est une matrice de faible rang.

Mais en réalité ?

En réalité, M ne peut pas être exactement de faible rang.
Supposons

$$M = M_0 + E$$

où M_0 est une matrice de faible rang.

$$\hat{M} \leftarrow \min_A \left\{ \sum_{(i,j) \in I} (A_{i,j} - M_{i,j})^2 + \lambda \sum_{h=1}^K \sigma_i(A) \right\}$$

Le cas bruité...



Candès, E. J. and Plan, Y.,
Matrix completion with noise.
Proceedings of the IEEE, 98(6) :925–936, 2010.



Koltchinskii, V., Lounici, K., and Tsybakov, A. B.,
Nuclear-norm penalization and optimal rates for noisy low-rank matrix completion.
The Annals of Statistics, 39(5) :2302–2329, 2011.



Klopp, O.,
Noisy low-rank matrix completion with general sampling distribution.
Bernoulli, 20(1) :282–303, 2014.



T. T. Mai and P. Alquier.
A Bayesian approach for noisy matrix completion : Optimal rate under general sampling distribution.
Electron. J. Statist., 9(1) :823–841, 2015.

Le cas bruité...



Candès, E. J. and Plan, Y.,
Matrix completion with noise.
Proceedings of the IEEE, 98(6) :925–936, 2010.



Koltchinskii, V., Lounici, K., and Tsybakov, A. B.,
Nuclear-norm penalization and optimal rates for noisy low-rank matrix completion.
The Annals of Statistics, 39(5) :2302–2329, 2011.



Klopp, O.,
Noisy low-rank matrix completion with general sampling distribution.
Bernoulli, 20(1) :282–303, 2014.



T. T. Mai and P. Alquier.
A Bayesian approach for noisy matrix completion : Optimal rate under general sampling distribution.
Electron. J. Statist., 9(1) :823–841, 2015.

$$\frac{1}{mT} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^T (\hat{M}_{i,j} - (M_0)_{i,j})^2 \lesssim \frac{\sigma^2 \max(m, T) \text{rang}(M_0) \log(m + T)}{N}$$

$$\sigma^2 = \text{Var}(E_{i,j}).$$

Implémentation

$$\hat{M} \leftarrow \min_A \left\{ \sum_{(i,j) \in I} (A_{i,j} - M_{i,j})^2 + \lambda \sum_{h=1}^K \sigma_i(A) \right\}$$

Implémentation

$$\hat{M} \leftarrow \min_A \left\{ \sum_{(i,j) \in I} (A_{i,j} - M_{i,j})^2 + \lambda \sum_{h=1}^K \sigma_i(A) \right\}$$

Il existe plusieurs packages, librairies, etc... qui implémentent cet estimateur (et des variantes). A titre d'exemple, je présente le package *softImpute* de Trevor Hastie & Rahul Mazumder.

Implémentation

$$\hat{M} \leftarrow \min_A \left\{ \sum_{(i,j) \in I} (A_{i,j} - M_{i,j})^2 + \lambda \sum_{h=1}^K \sigma_i(A) \right\}$$

Il existe plusieurs packages, librairies, etc... qui implémentent cet estimateur (et des variantes). A titre d'exemple, je présente le package *softImpute* de Trevor Hastie & Rahul Mazumder.

Application sur un jeu de données provenant de *MovieLens*.

<http://movielens.org>

movielens

Non-commercial, personalized movie recommendations.

[sign up now](#)

or

[sign in](#)

recommendations

MovieLens helps you find movies you will like. Rate movies to build a custom taste profile, then MovieLens recommends other movies for you to watch.

The screenshot displays the MovieLens interface with two main sections: 'top picks' and 'recent releases'. The 'top picks' section features a grid of movie posters with their titles, release years, and user counts. The 'recent releases' section shows a similar grid of newer movie posters. Each movie poster includes a star rating and a 'see more' link.

top picks [see more](#)

Based on your ratings, MovieLens recommends these movies:

Band of Brothers	Crashland	Over the Top	The Lives of Others	Sunset Boulevard	The Thin Red Line	Paul
2001 [5] 100 users	2004 [2] 100 users	1975 [2] 100 users	2006 [2] 100 users	1950 [2] 100 users	1999 [2] 100 users	1961 [2] 100 users

recent releases [see more](#)

movies released in last 30 days that you haven't rated

Cartoon	Friday	John F.	Prison	San Diego	It's a Wonderful Life	See
2001 [2] 100 users	2004 [2] 100 users	1975 [2] 100 users	2006 [2] 100 users	1950 [2] 100 users	1999 [2] 100 users	1961 [2] 100 users

Les films de la base de données MovieLens 100K

1682 films

1	Toy Story (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Toy%20Story%20(1995)	0 0 0 1 1 1 0
2	GoldenEye (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?GoldenEye%20(1995)	0 1 1 0 0 0 0 0 0
3	Four Rooms (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Four%20Rooms%20(1995)	0 0 0 0 0 0 0 0
4	Get Shorty (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Ge%t%20Shorty%20(1995)	0 1 0 0 0 0 0 0
5	Copycat (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Copycat%20(1995)	0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0
6	Shanghai Triad (Yao a yao dao waipo qiao) (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/Title?Yao+a+	
7	Twelve Monkeys (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Twe%lve%20Monkeys%20(1995)	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
8	Babe (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Babe%20(1995)	0 0 0 0 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0
9	Dead Man Walking (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Dea%dt%M%n%20W%lkng%20(199	
10	Richard III (1995)	22-Jan-1996	http://us.imdb.com/M/title-exact?Richar%dt%20III%20(1995)	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
11	Seven (Se7en) (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Se7e%nt%20(1995)	0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0
12	Usual Suspects, The (1995)	14-Aug-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Usual%20Suspects,%20The	
13	Mighty Aphrodite (1995)	30-Oct-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Migh%ty%20Aphrodit%e%20(1995	
14	Postino, Il (1994)	01-Jan-1994	http://us.imdb.com/M/title-exact?Postino,%20Il%20(1994)	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
15	Mr. Holland's Opus (1995)	29-Jan-1996	http://us.imdb.com/M/title-exact?Mr.%20Holland'%s%20Opus%2	
16	French Twist (Gazon maudit) (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Gazn%20maudit%	
17	From Dusk Till Dawn (1996)	05-Feb-1996	http://us.imdb.com/M/title-exact?Frm%20Dusk%20Till%20Da	
18	White Balloon, The (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Badkonak%e20Sefid%20(199	
19	Antonia's Line (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Antonია%20(1995)	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
20	Angels and Insects (1995)	01-Jan-1995	http://us.imdb.com/M/title-exact?Angel%s%20and%20Insect%\$2	
21	Muppet Treasure Island (1996)	16-Feb-1996	http://us.imdb.com/M/title-exact?Mupp%et%20Treasure%20Isla	
22	Braveheart (1995)	16-Feb-1996	http://us.imdb.com/M/title-exact?Braveheart%20(1995)	0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0

Utilisateurs de la base de données MovieLens 100K

943 utilisateurs

```
1|24|M|technician|85711
2|53|F|other|94043
3|23|M|writer|32067
4|24|M|technician|43537
5|33|F|other|15213
6|42|M|executive|98101
7|57|M|administrator|91344
8|36|M|administrator|05201
9|29|M|student|01002
10|53|M|lawyer|90703
11|39|F|other|30329
12|28|F|other|06405
13|47|M|educator|29206
...
```

Lecture des données

```
> X = read.table("u.data",header=FALSE)
> X
```

	V1	V2	V3	V4
1	196	242	3	881250949
2	186	302	3	891717742
3	22	377	1	878887116
4	244	51	2	880606923
5	166	346	1	886397596
...				

```
> A = Incomplete(i=X$V1,j=X$V2,x=X$V3)
```

La classe d'objets *Incomplete*

```
> A
[1,] 5 3 4 3 3 5 4 1 5 3 2 5 5 5 5 5 3 4 5 4
[2,] 4 . . . . . . . . 2 . . 4 4 . . . . 3 .
[3,] . . . . . . . . . . . . . . . . . . .
[4,] . . . . . . . . . 4 . . . . . . . . .
[5,] 4 3 . . . . . . . . . . . . . 4 . . .
[6,] 4 . . . . . 2 4 4 . . 4 2 5 3 . . . 4 .
[7,] . . . 5 . . 5 5 5 4 3 5 . . . . . . .
[8,] . . . . . 3 . . . 3 . . . . . . . . .
[9,] . . . . . 5 4 . . . . . . . . . . . .
[10,] 4 . . 4 . . 4 . 4 . 4 5 3 . . 4 . . . .
```

La fonction *softImpute*

$$\hat{M} \leftarrow \min_A \left\{ \sum_{(i,j) \in I} (A_{i,j} - M_{i,j})^2 + \lambda \sum_{h=1}^K \sigma_i(A) \right\}$$

Syntaxe générale :

```
> B = softImpute(A, rank.max = ..., lambda = ...,  
                  type = x("als","svd"), ... )  
  
> i = ...  
> j = ...  
> impute(B,i,j)
```

Exemple

```
> A
[1,] 5 3 4 3 3 5 4 1 5 3 2 5 5 5 5 5 3 4 5 4
[2,] 4 . . . . . . . . 2 . . 4 4 . . . . 3 .
[3,] . . . . . . . . . . . . . . . . . . .
[4,] . . . . . . . . . . 4 . . . . . . . . .

> B=softImpute(A,rank.max=5,lambda=0,type="svd")
> impute(B,3,1)
[1] 1.361311
> impute(B,4,1)
[1] 2.48563
```


Obtenir plusieurs prédictions

```
> A
[1,] 5 3 4 3 3 5 4 1 5 3 2 5 5 5 5 5 3 4 5 4
[2,] 4 . . . . . . . . 2 . . 4 4 . . . . 3 .
[3,] . . . . . . . . . . . . . . . . . . .
[4,] . . . . . . . . . . 4 . . . . . . . . .

> B=softImpute(A,rank.max=5,lambda=0,type="svd")
> i = c(3,3,3,4,4,4)
> j = c(1,2,3,1,2,3)
> impute(B,i,j)
[1] 1.3432932 0.3631449 1.0265744 2.7306180
    0.1185635 1.8732696
```

Compléter toute la matrice d'un coup

```
> B=softImpute(A,rank.max=5,lambda=0,type="svd")  
> Y = complete(A,B)
```

Attention, ça peut faire exploser votre mémoire !

Compléter toute la matrice d'un coup

```
> round(Y)
      [,1] [,2] [,3] [,4] [,5] [,6] [,7] [,8] [,9] ...
[1,]    5    3    4    3    3    5    4    1    5
[2,]    4    1    2    2    0    3    4    3    5
[3,]    1    0    1    2    1    1    2    1    3
[4,]    3    0    2    2    1    3    4    2    5
...
> A
[1,] 5 3 4 3 3 5 4 1 5 3 2 5 5 5 5 5 3 4 5 4
[2,] 4 . . . . . . . . 2 . . 4 4 . . . . 3 .
[3,] . . . . . . . . . . . . . . . . . .
[4,] . . . . . . . . . . 4 . . . . . . . .
```

MSE en fonction du rang

```
> data = X[1:80000,]  
> A = Incomplete(i=data$V1,j=data$V2,x=data$V3)  
> test = X[80001:100000,]  
> MSE = c()  
> for (k in 1:10)  
> {  
>   B = softImpute(A,rank.max=k,lambda=0,type="svd")  
>   pred = impute(object=B,i=test$V1,j=test$V2)  
>   MSE = c(MSE,mean((pred-test$V3)^2))  
> }
```

MSE en fonction du rang

