

Week 9 Quiz 2 1回 1

1 本屋で、本に1~5のratingをつける。ユーザー  $\theta^{(j)}$ 、本  $x^{(i)}$   
 ユーザー数  $n_u$ 、本の数  $n_m$ 、rating 総数  $m$

①  $\frac{1}{m} \sum_{j=1}^{n_u} \sum_{i:r(i,j)=1} \left( \sum_{k=1}^n \theta^{(k)} \cdot x_{i,k}^{(j)} - y^{(i,j)} \right)^2$   $\times$   
逆 逆

②  $\frac{1}{m} \sum_{(i,j):r(i,j)=1} \left( (\theta^{(j)})^T x^{(i)} - r^{(i,j)} \right)^2$   $\times$   
子であるべき

③  $\frac{1}{m} \sum_{i=1}^{n_m} \sum_{j:r(i,j)=1} \left( \sum_{k=1}^n \theta^{(k)} \right)_k x_k^{(i)} - y^{(i,j)} \right)^2$   $\circ$

④  $\frac{1}{m} \sum_{(i,j):r(i,j)=1} \left( (\theta^{(j)})^T x^{(i)} - y^{(i,j)} \right)^2$   $\circ$

2 collaborative filtering が最も適切な learning algorithm であるのはどれ。

① オンライン本屋で、たくさんユーザーから本のratingを得た。本の平均ratingから本の売れ高を predict する  $\times$  本の売れ高はわからない。

② : 。本同士の類似度を知らない。  $\circ$

③ 画家で肖像画を描く。それぞれのお客様は異なる肖像画を得て rating を返す。次の客の rating を予測する。  $\times$

④ 服屋でジーンズを販売している。顧客から異なるジーンズについての rating を集めた。最も買おうなジーンズを多く売ろうとする。  $\circ$  似ている好みのユーザーが買ったものを推測する

3 movie recommendation.

3つの別の rating site A, B, C を買収した。これを統合したい。

A: 1~5 整数

B: 1~10 実数

C: 1~100 整数

あるサイトの user/movie と他のサイトの user/movie を識別する情報が与えられる。

① データをマージした 後 , mean normalization と feature scaling を行えば OK  
 ↑ 逆. 「前」 とすべき X

② 統合できない X

③ あるデータベース上に存在するか。他のデータベース上には存在しない movie/user が少なくとも1つ存在すると仮定すると、データベースを統合できない。 X

④ 最初に各データベースの rating を normalize (0~1へ) すると、統合できる。 O

X 4 ① collaborative filtering を行うためには、必ず feature ベクトルを選ぶ必要がある X

② collaborative filtering system を gradient descent で学習する時は、 $x^{(i)}$  と  $\theta^{(j)}$  の初期値は all 0 でも OK. X 小さいランダム値でなければならない

③ Content Based recommendation system

$$J(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{n_u} \sum_{i:r(i,j)=1} ((\theta^{(j)})^T x^{(i)} - y^{(i,j)})^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^{n_u} \sum_{k=1}^n (\theta_k^{(j)})^2$$

ユーザーが1人で、全 movie を rating したとする。  $n_u=1$ ,  $r(i,j)=1$  はいつも成り立つ

この場合  $J(\theta)$  は regularized linear regression の場合と同じになる。

$$J(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n_m} (\theta^T x^{(i)} - y^{(i)})^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^n (\theta_k)^2 \quad O$$

そのユーザーがいない製品 英語の読み間違い

④ ある製品についてユーザーの rating を集めておけば、まだ rating ~~と~~ していない製品へのユーザー rating を predict できる。 X O

行列  $A = \begin{matrix} & & 3 \\ 5 & & \end{matrix}$ ,  $B = \begin{matrix} & 5 \\ 3 & \end{matrix}$ ,  $C = \begin{matrix} & 3 & 5 \\ 5 & A & B \end{matrix} = \begin{matrix} & & 5 \\ 5 & & \end{matrix}$

$R = \begin{matrix} & 5 \\ 5 & \begin{matrix} \square \\ 0,1 \end{matrix} \end{matrix}$

for  $(i, j)$  where  $R(i, j) = 1$ ,  $total = total + C(i, j)$

①  $total = \text{sum}(\text{sum}(A * B) * R)$  ○

②  $C = A * B$ ;  $total = \text{sum}(\text{sum}(C(R == 1)))$  ○

$C(R == 1) \rightarrow \begin{matrix} 1 \\ l \end{matrix}$   $l = \text{sum}(\text{sum}(R))$   
 $l$  は  $R$  の中の 1 の個数  
 列ベクトル

$\text{sum}(\text{sum}(\begin{matrix} 1 \\ l \end{matrix})) = \text{sum}(\begin{matrix} 1 \\ l \end{matrix}) = \square$   $\therefore \text{sum}$  は 1 個でも OK

③  $C = (A * B) * R$   
 $9 \times$ . 意味が異なる  $\times$

④  $total = \text{sum}(\text{sum}(A(R == 1) * B(R == 1)))$  ;

$\times$  これは  $A$  と  $R$  の次元が異なるので意味なし (計算はできるが、意味なし)

1 1回目と同じ

2 1回目と同じ

3 1回目と同じ

X 4 ① ユーザーが非常に少ない商品にのみ rating をつけていても, collaborative filtering による recommendation system を構築できる X

② collaborative filtering で使うべきは gradient descent アルゴリズムである。もっと適切なアルゴリズムは使えない。  $\alpha^{(i)}$  と  $\theta^{(i)}$  を同時に学習する X

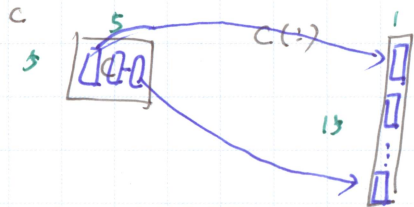
③ ユーザーの本の好みをも predict する recommendation system を作る。ユーザーは training set の全ての  $i$  の本に rating を付けている X

④ collaborative filtering では  $\alpha^{(i)}$  と  $\theta^{(i)}$  を同時に学習するから、追加の algorithm を使う O

5 1回目と同じ

異っているのは

②  $C = (A * B) .* R$ ; total = sum(C(:)) O



④ ① content-based recommendation

$$J(\theta) =$$

ユーザー  $i$  と movie  $j$  の rating.

regularized linear regression と同じ

○ ← 前と同じ

②  $\theta^{(i)}$  と  $x^{(i)}$  の初期値は all 0 と ok. X

③ feature vector は 手元 選ぶ必要がある X

④ いくつかの product について ユーザー  $i$  の rating があれば, あるユーザーについて  
そのユーザーが rating している product の 好み を predict できる ○