

Сингулярное разложение матриц

1. Матричные разложения

Спектральное разложение

Представление матрицы в виде произведения некоторых других, обладающих определенными свойствами, называется матричным разложением. Примером матричного разложения может служить спектральное разложение симметричной матрицы X . По теореме о приведении самосопряженных операторов к диагональному виду:

$$X = S^T \cdot D \cdot S,$$

где S — ортогональная матрица, а $D = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_i)$ — диагональная матрица из собственных значений матрицы X .

Часто в приложениях встречаются так называемые квадратичные формы, то есть функции вида $f(y) = y^T X y$, где X — симметричная матрица. С помощью спектрального разложения матрицы X можно привести квадратичную форму к более простому виду:

$$f(y) = y^T \cdot S^T \cdot D \cdot S \cdot y = (S \cdot y)^T \cdot D \cdot (S \cdot y) = z^T \cdot D \cdot z = \sum_{i=1}^n \lambda_i z_i^2,$$

где была введена естественная замена $z = S \cdot y$.

Сингулярное разложение

В случае произвольной матрицы X имеет место так называемое сингулярное разложение. Пусть X — произвольная матрица, тогда существуют такие ортогональные матрицы U и V , а также диагональная матрица D , что:

$$X = U \cdot D \cdot V.$$

Сингулярное разложение раскрывает геометрическую структуру линейного преобразования, задаваемого матрицей X : представляет его в виде последовательных вращения, растяжения по осям и еще одного вращения.

Сингулярное разложение имеет множество практических приложений. В том числе и в области анализа данных.

2. Приближение матрицей меньшего ранга

Оценка ранга произведения матриц

Рангом (строчным и столбцовым) матрицы называется соответственно максимальное количество линейно независимых строк или столбцов. Одним из ключевых результатов линейной алгебры является то, что строчный ранг совпадает со столбцовым рангом и равен максимальному размеру невырожденной подматрицы. То есть ранг матрицы $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$ размера $n \times m$ не может превосходить ни число строк, ни число столбцов в этой матрице:

$$X \in \mathbb{R}^{n \times m} \implies \text{rg}(X) \leq \min(n, m).$$

Пусть теперь матрица $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$ представляет собой произведение матриц $A \in \mathbb{R}^{n \times k}$ и $B \in \mathbb{R}^{k \times m}$, причем $k < \min(n, m)$. В таком случае $\text{rg}(A) \leq k$, $\text{rg}(B) \leq k$, а следовательно и для ранга матрицы $X = AB$ будет верна оценка $\text{rg}(X) \leq k$.

Ранг матрицы и сжатие без потерь

Более того, всякую матрицу $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$ ранга k можно представить в виде произведения матриц A и B размеров $n \times k$ и $k \times m$ соответственно.

Доказательство: Поскольку $\text{rg} X = k$, в матрице X существует система из k линейно независимых столбцов и всякий столбец матрицы X представим в виде линейной комбинации столбцов этой системы.

Пусть теперь матрица B составлена из коэффициентов разложения произвольного столбца матрицы X , а матрица A — из вышеупомянутой системы столбцов. Тогда по построению:

$$X = AB, \quad A \in \mathbb{R}^{n \times k}, \quad B \in \mathbb{R}^{k \times m}.$$

Это и есть искомое матричное разложение. И поскольку по матрицам A и B исходная матрица X восстанавливается точно, говорят, что происходит сжатие без потерь. Именно поэтому о ранге можно говорить как о мере информационной наполненности матрицы.

Аппроксимация матрицей меньшего ранга

В практических задачах данные всегда измеряются вместе с шумом и поэтому не вся информация, содержащаяся в матрице с данными представляет ценность для исследователя. Таким образом, ставится задача о нахождении лучшей аппроксимации исходной матрицы X некоторой матрицей, ранг которой не превосходит $r < k$. Любая матрица ранга r может быть представлена как произведение следующих матриц:

$$U \cdot V^T, \quad U \in \mathbb{R}^{m \times k}, \quad V \in \mathbb{R}^{n \times k}.$$

Поэтому удобно переформулировать задачу: требуется найти такие матрицы $U \in \mathbb{R}^{m \times k}$ и $V \in \mathbb{R}^{n \times k}$, что матрица X и UV^T будут отличаться не сильно. Для оценки степени близости объектов используется понятие нормы. Для оценки близости матриц обычно используется так называется норма Фробениуса:

$$\|A\|_2 = \sqrt{\sum_{i,j} |a_{ij}|^2}.$$

В конечном итоге, задача приближения матрицы матрицей меньшего ранга примет вид:

$$U, V = \operatorname{argmin}_{U \in \mathbb{R}^{m \times k}, V \in \mathbb{R}^{n \times k}} \sum_{i,j} (x_{ij} - u_i v_j^T)^2,$$

а искомой матрицей, дающей наилучшее приближение при заданном ранге, будет матрица UV^T .

Преобразование признаков

Пусть X — матрица признаков объектов. Пусть для X построено наилучшее приближение матрицей UV^T ранга $k < n$, где n — количество признаков в исходной задаче.

Матрица U может быть проинтерпретирована как матрица новых признаков тех же объектов. При этом размерность пространства признаков уменьшается — происходит сжатие с потерями, причем теряется минимум полезной информации.

Задача рекомендации

Пусть X — матрица с оценками, которые поставил или поставил бы пользователь под номером i фильму под номером j . Поскольку далеко не все пользователи смотрели все фильмы и выставили оценку, известны не все элементы этой матрицы.

Чтобы спрогнозировать неизвестные данные, можно попытаться приблизить исходную матрицу с помощью матрицы меньшего ранга. В таком случае в качестве нормы следует использовать норму Фробениуса, где суммирование идет только по известным элементам матрицы X . После того, как наилучшее приближение по известным данным было найдено, эту матрицу можно использовать, чтобы спрогнозировать еще не известные данные.

3. Сингулярное разложение и низкоранговое приближение

Пусть задана матрица X . Требуется найти такую матрицу, ранг которой $\operatorname{rg} \hat{X} \leq k$, которая наилучшим образом приближает исходную:

$$\hat{X} = \operatorname{argmin}_{\operatorname{rg} \hat{X} \leq k} \|X - \hat{X}\|$$

SVD для исходной матрицы имеет вид:

$$X = U \cdot D \cdot V^T,$$

где U и V — ортогональные (то есть и невырожденные) матрицы, а D — диагональная матрица ранга $\text{rg } X$. Можно сделать естественную замену искомой матрицы \hat{X} на матрицу \hat{D} (не обязательно диагональную, поэтому это тождественное преобразование):

$$\hat{X} = U \cdot \hat{D} \cdot V^T.$$

Задача переписывается в виде:

$$\hat{X} = \underset{\text{rg } \hat{D} \leq k}{\operatorname{argmin}} \left\| U \cdot (D - \hat{D}) \cdot V^T \right\| = \underset{\text{rg } \hat{D} \leq k}{\operatorname{argmin}} \left\| D - \hat{D} \right\|.$$

Поскольку матрица D — диагональная, все недиагональные элементы в матрице \hat{D} должны быть равными нулю (в ином случае это может только увеличить норму разницы). В матрице \hat{D} может быть максимум k ненулевых элементов (по условию на ранг \hat{X}). Поэтому чтобы обеспечить минимум $\left\| D - \hat{D} \right\|$ выберем \hat{D} равной матрице D , в которой все кроме k наибольших по модулю диагональных элементов заменены нулями.

Таким образом, наилучшим приближением матрицы X матрицей ранга k будет

$$\hat{X} = U \cdot \hat{D} \cdot V^T,$$

где матрица \hat{D} — это матрица D , в которой все кроме k наибольших по модулю диагональных элементов заменены нулями.

Следует отметить, что и матричное разложение $X = AB$ определено неоднозначно. В первом случае для любой невырожденной матрицы R нужного размера можно записать:

$$X = AB = AIB = AR^{-1}RB = A'B'.$$

A' и B' тоже будут образовывать некоторое другое разложение матрицы X . Это создает целый ряд проблем при решении задач рекомендаций и подробно будет обсуждаться в соответствующем курсе.