

Day 3

スパース解法

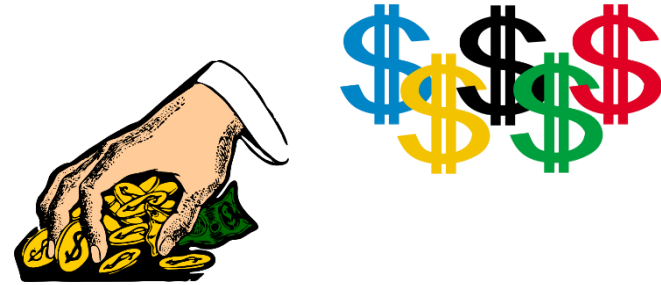
Sparse solvers

Two major approaches to sparse solution

□ Combinatorial greedy algorithm

iteratively selects nonzero candidates that reduce the current residual.

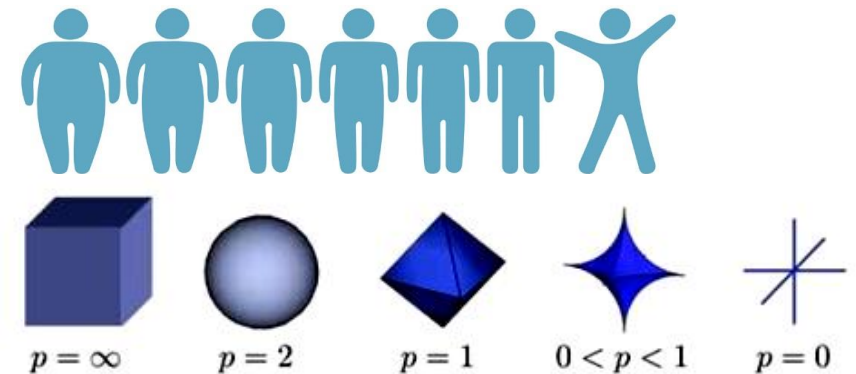
- MP (Matching Pursuit) / OMP (Orthogonal MP) / ROMP (Regularized OMP) / StOMP (stagewise OMP) / gOMP (Generalized OMP) / Subspace pursuit for CS



□ Convex relaxation

replaces the ℓ_0 -norm with the ℓ_1 -norm and applies mathematical optimization techniques.

- ISTA (Iterative soft thresholding algorithm) / FISTA (Fast ISTA)
- ADMM (alternating direction method of multipliers) / PDS (primal dual splitting)



貪欲法

問 なるべく少ない枚数のコインで623円を作る手順を説明せよ.
ただし, 説明相手は小学校1年生で,
数の大小と, 足し算, 引き算しか知らないものとする.



$$\underset{\mathbf{x}}{\text{Minimize }} \|\mathbf{x}\|_0 \quad \text{subject to} \quad \mathbf{Ax} = \mathbf{b}$$



Repeat:

- pick up $\mathbf{a}^{(s)}$ which is most similar to the residual $\mathbf{r} = \mathbf{b} - \mathbf{Ax}$, and update $T \leftarrow T \cup \{s\}$;
- estimate the nonzeros \mathbf{x}_T by least squares ($\mathbf{r} \perp \mathbf{Ax}$);

```
def OMP(A, b, tol=1e-5, maxnnz=np.inf):
    m, n = A.shape
    supp = []
    x = np.zeros(n)
    r = b.copy()
    while len(supp) < maxnnz and linalg.norm(r) > tol:
        s = np.argmax(np.abs( A.T.dot(r) ))
        supp.append(s)
        Asupp = A[:,supp]
        x[supp] = np.linalg.lstsq(Asupp, b)[0]
        r = b - Asupp.dot(x[supp])
    return x
```

例 $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 2 \\ -2 \\ -1 \\ -1 \end{bmatrix}$

```
x = [0.00, 0.00, 0.00, 0.00, 0.00]'
r = [2.00, -2.00, -1.00, -1.00]'
c = [2.00, -3.00, -4.00, -1.00, -1.00]'
s = 3
T = [3]
x = [0.00, 0.00, -0.57, 0.00, 0.00]'
r = [2.57, -0.86, -0.43, -0.43]'
c = [2.57, -1.29, -0.00, -0.43, -0.43]'
s = 1
T = [3 1]
x = [3.00, 0.00, -1.00, 0.00, 0.00]'
r = [-0.00, 0.00, 0.00, 0.00]'
```

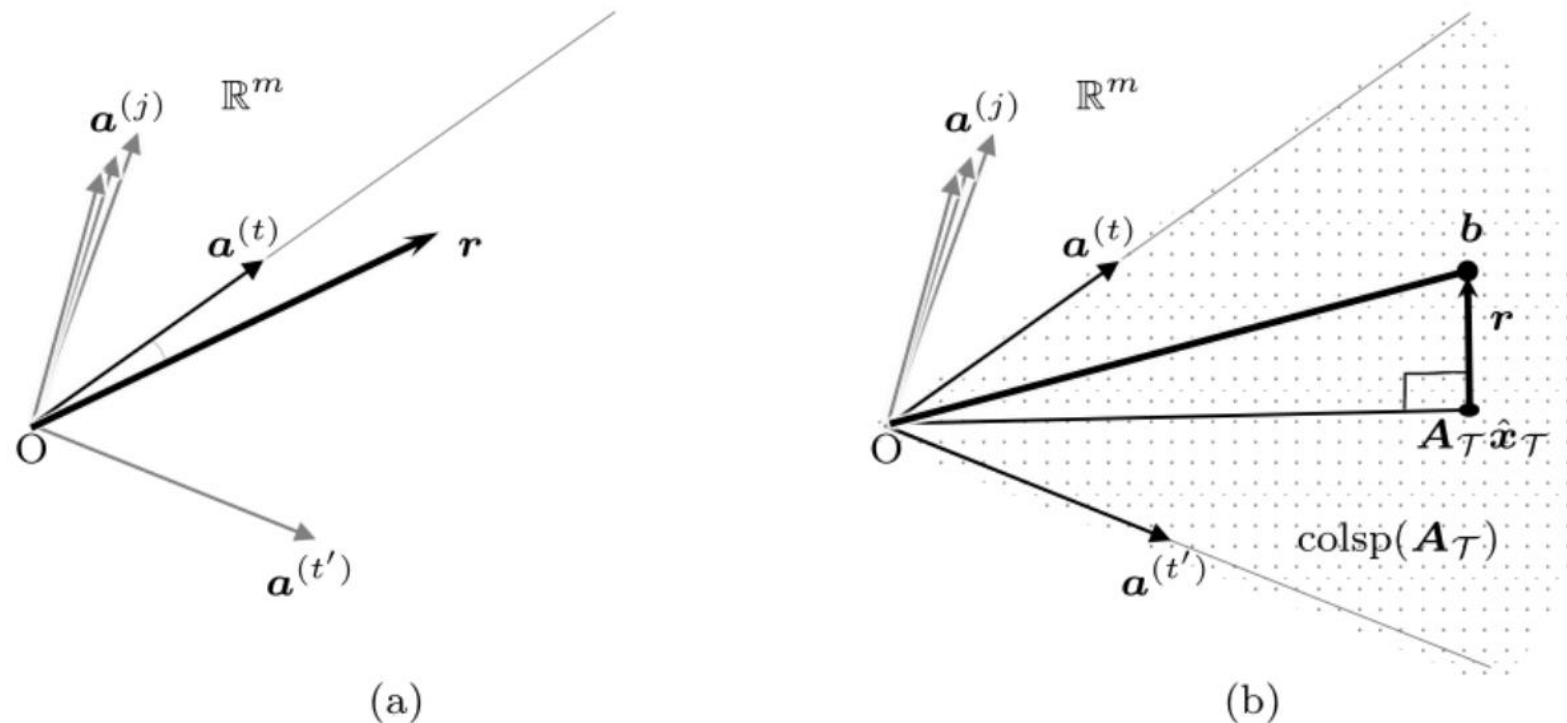


図 3.6 OMP における原料の選出と残差の更新. (a) MP と同様に, 残差 r に方向が最も類似する原料 $a^{(t)}$ を選出し, t を台 \mathcal{T} に追加する. (b) $A_{\mathcal{T}} \hat{x}_{\mathcal{T}} \in \text{colsp}(A_{\mathcal{T}})$ は, 選出済みの原料によるデータ b の近似である. 最小の ℓ_2 誤差を達成する近似は, b の $\text{colsp}(A_{\mathcal{T}})$ への正射影である. 更新後の残差 $r = b - A_{\mathcal{T}} \hat{x}_{\mathcal{T}}$ は $\text{colsp}(A_{\mathcal{T}})$ と直交するので, 原料の選出が重複することはない.

【定義】 (ベクトルの台)

非ゼロ成分の番号(添え字)の集合をベクトルの**台**(support)と呼ぶ.

例: $\mathbf{x} = [0, 2, 0, 0, 1]^T$ の台は $S =$

【定義】 (列や成分の抜き出し)

- 番号の集合 \mathcal{T} で指定して \mathbf{A} の列を抜粋した行列を $\mathbf{A}_{\mathcal{T}}$ と記す.
 $\mathbf{A}_{\mathcal{T}}$ のサイズは m 行 $|\mathcal{T}|$ 列である ($|\mathcal{T}|$ は集合 \mathcal{T} の要素数).
- 同様に, \mathcal{T} で指定して \mathbf{x} の成分を抜粋したベクトルを $\mathbf{x}_{\mathcal{T}}$ と記す.

例: $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 3 \end{bmatrix}$, $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 2 \end{bmatrix}$, $\mathcal{T} = \{1, 3\}$ ならば, $\mathbf{A}_{\mathcal{T}} =$ $\mathbf{x}_{\mathcal{T}} =$

[https://colab.research.google.com/github/tsakailab/spmlib
/blob/master/demo/eg01_GreedyAlgorithms.ipynb](https://colab.research.google.com/github/tsakailab/spmlib/blob/master/demo/eg01_GreedyAlgorithms.ipynb)

