1. Monotonicidade, convexidade e matrizes Monge

Aqui serão apresentados e explorados os conceitos de monotonicidade, convexidade e matrizes Monge, além disso, alguns resultados referentes a estes conceitos serão demonstrados. Estes conceitos são fundamentais para o desenvolvimento do restante do trabalho.

Definição 1.1 (Vetor monótono). Seja $a \in \mathbb{Q}^n$ um vetor, $a \notin dito monótono quando vale uma das propriedades abaixo.$

- Se para todo $i, j \in [n], i < j \Rightarrow a_i \leq a_j, a \text{ \'e dito mon\'otono crescente}$ (ou s\'o crescente).
- Se para todo $i, j \in [n], i < j \Rightarrow a_i \geq a_j, a$ é dito monótono decrescente (ou só decrescente).

Sabemos que a monotonicidade de vetores pode ser aproveitada para agilizar alguns algoritmos importantes, por exemplo, a busca binária pode ser interpretada como uma otimização da busca linear para vetores monótonos.

Definição 1.2 (Função convexa). Seja $g: \mathbb{Q} \to \mathbb{Q}$ uma função,

- se para todo par de pontos $x, y \in \mathbb{Q}$ e $\lambda \in \mathbb{Q}$ que respeita $0 \le \lambda \le 1$, vale $g(\lambda x + (1 \lambda)y) \le \lambda g(x) + (1 \lambda)g(y)$, $g \notin dita convexa e$
- se para todo par de pontos $x, y \in \mathbb{Q}$ e $\lambda \in \mathbb{Q}$ que respeita $0 \le \lambda \le 1$, vale $g(\lambda x + (1 \lambda)y) \ge \lambda g(x) + (1 \lambda)g(y)$, $g \notin dita c\^{o}ncava$.

Proposição 1.3. A função $q(x) = x^2$ é convexa.

Demonstração. Sejam $x, y, \lambda \in \mathbb{Q}$ onde vale $0 \le \lambda \le 1$. Queremos provar $(\lambda x + (1 - \lambda)y)^2 \le \lambda x^2 + (1 - \lambda)y^2$, isso equivale a

$$\lambda^{2} x^{2} + (1 - \lambda)^{2} y^{2} + 2\lambda (1 - \lambda) xy \leq \lambda x^{2} + (1 - \lambda) y^{2}, \text{ ou seja}$$
$$(\lambda^{2} - \lambda)(x^{2}) + ((1 - \lambda)^{2} - (1 - \lambda))y^{2} + 2(\lambda - \lambda^{2})xy \leq 0, \text{ que \'e}$$
$$(\lambda^{2} - \lambda)(x^{2} + y^{2} - 2xy) = (\lambda^{2} - \lambda)(x + y)^{2} \leq 0.$$

É interessante definir convexidade também em termos de vetores.

Definição 1.4 (Vetor convexo). Seja $a \in \mathbb{Q}^n$ um vetor,

• se para todo $i, j, k \in [n], i < j < k \Rightarrow a_j \leq \frac{(j-k)a_i + (i-j)a_k}{i-k}, a \notin dito$ convexo e

• se para todo $i, j, k \in [n], i < j < k \Rightarrow a_j \ge \frac{(j-k)a_i + (i-j)a_k}{i-k}, a \notin dito$

Assim como a monotonicidade, a convexidade também é usualmente explorada para agilizar algoritmos, por exemplo, se um vetor é convexo podemos definir o valor mínimo do vetor com uma busca ternária ao invés de percorrer todo o vetor.

Definição 1.5. Seja $A \in \mathbb{Q}^{n \times m}$, definimos quatro vetores a seguir.

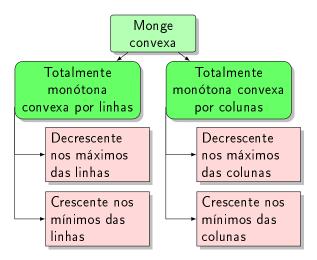


FIGURA 1.6. Comportamento dos vetores de índices ótimos em relação à convexidade.

- O vetor de índices de máximos das linhas de A guarda na posição i o número max{j ∈ [m] | A[i][j] ≥ A[i][j'] para todo j' ∈ [m]}.
- O vetor de índices de mínimos das linhas de A guarda na posição i o número $\min\{j \in [m] \mid A[i][j] \leq A[i][j'] \text{ para todo } j' \in [m]\}.$
- O vetor de índices de máximos das colunas de A guarda na posição j o número $\max\{i \in [n] \mid A[i][j] \geq A[i'][j]$ para todo $i' \in [n]\}$.
- O vetor de índices de mínimos das colunas de A guarda na posição j o número $\min\{i \in [n] \mid A[i][j] \leq A[i'][j]$ para todo $i' \in [n]\}$.

Note que o máximo de uma linha (ou coluna) foi definido como o maior índice que atinge o máximo e o de mínimo foi definido como o menor índice que atinge o mínimo. Esta escolha foi feita para simplificar o Lema 1.9.

Dada uma matriz, encontrar estes vetores é um problema central para este trabalho. Neste momento é interessante classificar algumas matrizes de acordo com propriedades que vão nos ajudar a calcular os vetores de mínimos e máximos de maneira especialmente eficiente.

A Figura 1.6 resume as relações de implicação da classificação que será realizada. Os conceitos ilustrados nela serão apresentados a seguir.

Definição 1.7 (Matriz monótona). Seja $A \in \mathbb{Q}^{n \times m}$ uma matriz. Se A tiver o vetor de índices de máximos das linhas monótono, A é dita monótona nos máximos das linhas.

Valem também as definições análogas para mínimos ou colunas e pode-se especificar monotonicidade crescente ou decrescente.

Definição 1.8 (Matriz totalmente monótona). Seja $A \in \mathbb{Q}^{n \times m}$ uma matriz.

• Se $A[i'][j] \le A[i'][j']$ implica $A[i][j] \le A[i][j']$ para todo $1 \le i < i' \le n$ e $1 \le j < j' \le m$, $A \notin monotona$ convexa nas linhas.

- Se $A[i][j'] \le A[i'][j']$ implica $A[i][j] \le A[i'][j]$ para todo $1 \le i < i' \le n$ e $1 \le j < j' \le m$, $A \notin monotona$ convexa nas colunas.
- Se A[i'][j] > A[i'][j'] implica A[i][j] > A[i][j'] para todo $1 \le i < i' \le n$ e $1 \le j < j' \le m$, $A \notin monotona$ côncava nas linhas.
- Se A[i][j'] > A[i'][j'] implica A[i][j] > A[i'][j] para todo $1 \le i < i' \le n$ e $1 \le j < j' \le m$, $A \notin monotona\ concava\ nas\ columns$.

O motivo do uso dos termos "convexa" e "côncava" em relação a matrizes durante o texto são justificados pelo Teorema 1.15. Note que se uma matriz é totalmente monótona, todas as suas submatrizes são totalmente monótonas no mesmo sentido.

Lema 1.9. Se $A \in \mathbb{Q}^{n \times m}$ é uma matriz totalmente monótona convexa nas linhas, toda submatriz de A é monótona decrescente nos máximos das linhas e monótona crescente nos mínimos das linhas.

Se A é totalmente monótona côncava nas linhas, toda submatriz de A é monótona decrescente nos mínimos das linhas e monótona crescente nos máximos das linhas.

As afirmações valem identicamente em termos de colunas.

Demonstração. Considere uma matriz A totalmente monótona convexa nas linhas. Sejam i e i' índices de linhas de A onde i < i'. Chamamos de j o índice de máximo da linha i e de j' o índice de máximo da linha i'. Queremos provar que os máximos são decrescentes, portanto, vamos supor por absurdo que j < j'. Com isso, teremos A[i][j'] < A[i][j] e $A[i'][j] \le A[i'][j']$. Porém, já que A é monótona convexa nas linhas, a segunda desigualdade implica em $A[i][j] \le A[i][j']$, que contradiz a primeira. Portanto, os índices de máximos são decrescentes.

Agora, considere novamente dois índices i e i' quaisquer de linhas de A onde i < i'. Denotamos por j o índice de mínimo da linha i' e por j' o índice de mínimo da linha i (note e a inversão no uso de i'). Vamos supor por absurdo que i' e teremos i' e teremos i' e i' e

Finalmente, se A' é uma submatriz de A, então A' é totalmente monótona convexa nas linhas, portanto monótona crescente nos máximos das linhas e monótona decrescente nos mínimos das linhas.

As demonstrações no caso côncavo e nos casos relacionados a colunas são análogas.

Definição 1.10 (Monge Convexidade). Seja $A \in \mathbb{Q}^{n \times m}$.

- (1) Se vale $A[i][j] + A[i'][j'] \le A[i][j'] + A[i'][j]$ para todo $1 \le i < i' \le n$ e $1 \le j < j' \le m$, $A \notin dita\ Monge\ convexa$.
- (2) Se vale $A[i][j] + A[i'][j'] \ge A[i][j'] + A[i'][j]$ para todo $1 \le i < i' \le n$ e $1 \le j < j' \le m$, $A \notin dita\ Monge\ concava$.

A desigualdade que define as matrizes Monge é conhecida também por "Condição de Monge" ou "Desigualdade Quadrangular"[1].

Lema 1.11. Se A é Monge convexa, A é totalmente monótona convexa tanto nas linhas quanto nas colunas.

Se A é Monge côncava, A é totalmente monótona côncava tanto nas linhas quanto nas colunas.

Demonstração. Seja A uma matriz Monge convexa. Suponha que vale, para certos $i,i'\in [n]$ e $j,j'\in [m]$ onde i< i' e j< j', $A[i'][j]\leq A[i'][j']$, então, somamos esta desigualdade à definição de Monge convexa e obtemos $A[i][j]\leq A[i][j']$, ou seja, A é totalmente monótona convexa nas linhas.

Por outro lado, se vale, para certos $i,i' \in [n]$ e $j,j' \in [m]$ com i < i' e j < j', $A[i][j'] \le A[i'][j']$, somamos esta desigualdade à definição de Monge convexa e obtemos $A[i][j] \le A[i'][j]$, assim, A é totalmente monótona convexa nas colunas.

A prova para o caso côncavo é análoga.

As matrizes Monge são usadas para resolver uma série de problemas que serão explorados aqui. A condição de Monge é a mais forte apresentada aqui. Alguns dos algoritmos apresentados não dependem dela, apenas da monotonicidade ou total monotonicidade, ainda assim, ela leva a resultados úteis que nos permitem provar a pertinência dos algoritmos a alguns problemas, mesmo que o algoritmo usado não se utilize da condição diretamente.

Como consequência desta utilidade, iremos discutir um problema que será resolvido com um algoritmo apresentado somente na Seção ??, o algoritmo SMAWK. Ele não será explicado neste momento, utilizamos ele como caixa preta. Isto é motivado pelo fato de que o pensamento apresentado aqui não é útil somente para o algoritmo SMAWK, ele é útil também em vários dos outros momentos deste trabalho.

Problema 1.12. Dados dois inteiros k e n com $k \leq n$, um vetor de pesos $a \in \mathbb{Q}^n_+$ e uma matriz de custos $A[i][j] = \left(\sum_{k=i+1}^j a_k\right)^2$. Queremos particionar o vetor a em k partes não-vazias de forma a maximizar a soma dos custos das partes, isto é, queremos escolher um vetor $r \in \mathbb{N}^{[0 \dots k]}$ de índices tal que $1 = r_0 < r_1 < r_2 < \dots < r_{k-1} < r_k = n$ de forma que $\sum_{i=1}^k A[r_{i-1}][r_i]$ seja máximo.

Podemos resolver este problema com programação dinâmica. Vamos preencher a matriz $E \in \mathbb{Q}^{k \times n}$ definida recursivamente para todo $k' \in [k]$ e $n' \in [n]$:

$$E[k'][n'] = \begin{cases} A[1][n'] & \text{, se } k' = 1, \\ \max_{i=k'-1}^{n'-1} E[k'-1][i] + A[i][n'] & \text{, se } k' \le n', \\ \text{indefinida} & \text{, caso contrário.} \end{cases}$$

A recorrência acima nos dá em cada entrada E[k'][n'] o maior valor possível alcançado particionando o vetor a[1...n'] em k' partes não vazias. Podemos

preencher esta tabela trivialmente em tempo $O(kn^2)$, basta iterarar primeiro pelos índices k' crescentemente. O caso onde k'=1 é resolvido trivialmente e os casos maiores podem ser resolvidos, um por vez, testando todas as possibilidades de máximo para todo n'.

Fixamos um k' > 1. Vamos utilizar o algoritmo SMAWK para agilizar a solução deste subproblema. Este algoritmo é capaz de resolver o Problema 1.13 (descrito abaixo) em tempo O(n). Precisamos provar, então, que o subproblema resolvido para cada k' é equivalente ao Problema 1.13.

Problema 1.13. Dada uma matriz $A \in \mathbb{A}^{n \times n}$ totalmente monótona convexa nas colunas, encontrar o vetor de máximos das colunas de A.

Definimos a matriz $B_{k'}$ para todo $i, n' \in \mathbb{N}$ onde $k' - 1 \leq i < n' \leq n$ como $B_{k'}[i][n'] = E[k' - 1][i] + A[i][n']$. Note que já que k' é fixo, já descobrimos os valores da entrada da matriz E na linha k' - 1. Encontrar o índice i que atinge o máximo em E[k'][n'] é exatamente encontrar o índice de máximo da coluna n' na matriz $B_{k'}$, formalmente,

$$\max_{i=k'-1}^{n'-1} B_{k'}[i][n'] = \max_{i=k'-1}^{n'-1} E[k'-1][i] + A[i][n'].$$

Portanto, basta mostrar que $B_{k'}$ é monótona convexa nas colunas. Para isso, vamos mostrar, com a ajuda dos resultados abaixo, que $B_{k'}$ é Monge convexa.

Lema 1.14. Sejam $A, B \in \mathbb{Q}^{n \times m}$ matrizes $e \ c \in \mathbb{Q}^n$ um vetor tais que para todo $i \in [n]$ e $j \in [m]$, B[i][j] = A[i][j] + c[i]. Se A é Monge convexa, B é Monge convexa.

O mesmo resultado vale se $c \in \mathbb{Q}^m$ e B[i][j] = A[i][j] + c[j].

Com este resultado, é fácil ver que, desde que A seja Monge convexa, B_1 será Monge convexa e a Monge convexidade será mantida para todo $B_{k'}$ com $1 \le k' \le k$. O teorema a seguir nos ajuda a mostrar que A é Monge convexa.

Teorema 1.15. Sejam $A \in \mathbb{Q}^{n \times n}$ uma matriz, $w \in \mathbb{Q}^n_+$ um vetor $e \ g : \mathbb{Q} \to \mathbb{Q}$ uma fução tais que para todo $i, j \in [n]$ vale $A[i][j] = g\left(\sum_{k=1}^j w_k - \sum_{k=1}^i w_k\right)$. Se g é convexa, A é Monge convexa. Similarmente, se g é côncava, A é Monge côncava.

Antes de apresentar uma prova para o teorema acima, vamos mostrar a utilidade dele no nosso problema atual, o que deve ajudar na compreensão de seu enunciado.

Queremos mostrar que A é Monge convexa, porém, para um certo vetor

$$a \in \mathbb{Q}^n_+$$
, $A[i][j] = \left(\sum_{k=(i+1)}^j a_k\right)^2 = \left(\sum_{k=1}^j a_k - \sum_{k=1}^i a_k\right)^2$, por definição. As-

sim, precisamos mostrar apenas que a função $g(x) = x^2$ é convexa, o que segue da Proposição 1.3. Agora, como explicado acima, todas as matrizes $B_{k'}$ são Monge convexas e podemos aplicar o algoritmo SMAWK para todo k', resolvendo o Problema 1.12 em tempo O(kn).

Agora, nos resta provar o Teorema 1.15.

Demonstração. Sejam A e g quaisquer que respeitem as condições do enunciado. Sejam ainda $i,i',j,j'\in [n]$ onde i< i' e j< j'. Escreve-

Com isso, vamos provar que se g é convexa, A é Monge convexa. Sejam $i,i',j,j'\in [n]$ onde i< i' e j< j'. Definimos a,b e z como acima. Sabemos $0\leq a$ e $0\leq b$. Consideramos o caso onde $0< a\leq b$. Temos $0< a\leq b< a+b$, ou seja, $z< z+a\leq z+b< z+a+b$. Definimos $\lambda=\frac{a}{a+b}$. Já que $z+a=\lambda z+(1-\lambda)(z+a+b)$ e $z+b=(1-\lambda)z+\lambda(z+a+b)$, por convexidade de z0, obtemos z0, obtemos z1, convexidade de z3, obtemos z2, convexidade, obtemos z3, convexidade, obtemos z4, convexidade, obtemos z5, convexidade, obtemos z6, convexidade, obtemos z6, convexidade, obtemos z7, convexidade, obtemos z8, convexidade, obtemos z

Se considerarmos o caso onde $0 < b \le a$, seguimos o mesmo raciocínio e obtemos, novamente, $g(z+a)+g(z+b) \le g(z)+g(z+a+b)$. Falta considerar o caso onde 0=a=b, neste caso, g(z)=g(z+a)=g(z+b)=g(z+a+b) e vale $(z+a)+g(z+b) \le g(z)+g(z+a+b)$. Portanto, A é Monge convexa. \square

Referências

[1] F. Frances Yao. Efficient dynamic programming using quadrangle inequalities. In *Proceedings of the Twelfth Annual ACM Symposium on Theory of Computing*, STOC '80, pages 429–435, New York, NY, USA, 1980. ACM.