## 1 Rayleighův podíl (Rayleigh quotient)

Pro hermitovskou matici  $M \in \mathbb{C}^{n \times n}$  a nenulový vektor  $x \in \mathbb{C}^n$  definujeme Rayleighův podíl

$$R(M,x) = \frac{x^*Mx}{x^*x}.$$

Úloha 1. Nechť  $M \in \mathbb{C}^{n \times n}$  je hermitovská. Ukažte následující vlastnosti:

- (i)  $R(\alpha M, \beta x) = \alpha R(M, x)$  pro každé  $\alpha, \beta \in \mathbb{C}, \beta \neq 0$ .
- (ii)  $R(M \alpha I, x) = R(M, x) \alpha$  pro každé  $\alpha \in \mathbb{C}$ .
- (iii) Nechť  $Mv = \lambda v$  pro nějaký nenulový  $v \in \mathbb{C}^n$ . Potom  $R(M, v) = \lambda$ .
- (iv) Nechť  $\lambda_{\min}$  a  $\lambda_{\max}$  jsou nejmenší, respektive největší vlastní číslo matice M. Ukažte, že

$$R(M, x) \in [\lambda_{\min}, \lambda_{\max}] \quad \forall x \in \mathbb{C}^n.$$

Proč požadujeme, aby matice M byla hermitovská (a nestačí například diagonalizovatelná)?

(v) (navíc) Nechť jsou vlastní čísla M seřazena sestupně a největší je jednonásobné, tedy

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_n$$
.

Nechť  $v_1$  je vlastní vektor příslušný  $\lambda_1$ . Ukažte, že

$$R(M,x) \in [\lambda_n, \lambda_2] \qquad \forall x \in v_1^{\perp}.$$

(vi) (navíc) 
$$R(M,x) = \underset{\mu \in \mathbb{R}}{\operatorname{arg min}} \|(M - \mu I)x\|^2$$
.

## 2 Mocninná metoda

Ne vždy je potřeba (a někdy to není ani technicky možné) nalézt celé spektrum dané matice. Cílem mocninné metody je nalezení jednoho vlastního páru (vlastního čísla a vlastního vektoru) matice.

Nechť  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  je diagonalizovatelná matice (tj. má n lineárně nezávislých vlastních vektorů, které tvoří bázi prostoru  $\mathbb{C}^n$ ),

$$A = S\Lambda S^{-1}.$$

kde pro  $\Lambda = \operatorname{diag}(\lambda_1, \ldots, \lambda_n)$  jsou vlastní čísla seřazena sestupně, tj.

$$|\lambda_1| \ge |\lambda_2| \ge \ldots \ge |\lambda_n|,$$

a matice  $S = [s_1, \dots, s_n]$  je tvořena příslušnými normalizovanými vlastními vektory.

Pro jednoduchost předpokládejme, že  $|\lambda_1|$  je dominantní vlastní číslo, tj.  $|\lambda_1| > |\lambda_2|$ .

Nechť v je nenulový startovací vektor. Mocninnou metodu pak můžeme zapsat následujícím algoritmem:

## Algoritmus 1 Mocninná metoda

```
Input: A, v
v_0 = v/\|v\|
for k = 1, \dots do
w = Av_{k-1}
v_k = w/\|w\|
\mu_k = v_k^* A v_k
end for
```

**Úloha 2.** Naprogramujte mocninnou metodu na základě Algoritmu 1 do předpřipraveného skriptu power\_method.m. Poté spusťte power\_method\_test.m pro různé vstupní matice a počáteční vektory (připravené v komentáři ve skriptu, nebo vlastní). K čemu a jak rychle mocninná metoda konverguje? Všímejte si konvergence aproximace vlastního čísla i vektoru.

Návodné otázky:

- Dostali jsme vlastní číslo a vlastní vektor který jsme měli?
- Jak je rychlost konvergence ovlivněna volbou vlastních čísel?
- Jak je rychlost konvergence ovlivněna volbou počátečního vektoru? Co znamená a co se stane, když je v počátečním vektoru 0?
- Co se děje, je-li nějaké vlastní číslo záporné? Konverguje metoda i pro záporné dominantní vlastní číslo?
- Co se děje, je-li více čísel dominantních, tj. např.  $|\lambda_1| = |\lambda_2|$ ?

 $\check{R}e\check{s}en\acute{i}$ . Pro porozumění, co se děje s odhadem  $\lambda$  je klíčové si uvědomit, že je-li  $x=\sum \alpha_i v_i$ , kde  $v_i$  jsou vlastní vektory odpovídající  $\lambda_i$ , pak

 $x^T A x = \frac{\sum \lambda_i \alpha_i^2}{\sum \alpha_i^2} \,, \tag{1}$ 

tj. Rayleighův podíl x odpovídá váženému průměru vlastních čísel, kde váhy jsou čtverce složek při rozkladu x do báze vlastních vektorů.

K jednotlivým bodům:

- Cím blíže jsou dominantní a druhé největší číslo k sobě, tím pomalejší je konvergence.
- Když je složka vektoru odpovídající dominantnímu vl. číslu relativně malá, zpožďuje to konvergenci. Když je nějaká složka nulová, metoda příslušné vlastní číslo ignoruje.
- Složky vektoru odpovídající záporným vlastním číslům vždy oscilují. To ovšem neznamená, že
  by úloha nekonvergovala. Je-li dominantní číslo záporné, konverguje vektor k vlastnímu směru,
  jenom se mění jeho směr (což ničemu nevadí).
- Zde je nutno rozlišit případy, kdy 1)  $\lambda_1 = \lambda_2$  a 2)  $\lambda_1 = -\lambda_2$ .
  - 1)  $\lambda$  konverguje k  $\lambda_1$ , vlastní vektory příslušné  $\lambda_1$  tvoří dvoudimenzionální prostor. Vektor x konverguje k vlastnímu vektoru danému počátečním poměrem mezi příslušnými složkami vektoru.
  - 2)  $\lambda$  se blíží k číslu danému vzorcem (1), tedy k něčemu mezi  $\lambda_1$  a  $\lambda_2$ . Vektor nekonverguje k vlastnímu vektoru (pokud předpokládáme nenulové složky počátečního vektoru).

**Úloha 3.** Dovedete nastavit vstupy tak, aby metoda nejdříve směřovala k  $(\lambda_2, q_2)$ , a až po delší době zkonvergovala k  $(\lambda_1, q_1)$ ? Dovedete ukázat bizarnější nebo zajímavější příklad průběhu konvergence?

 $\check{R}e\check{s}en\acute{i}$ . Stačí dát složku příslušnou dominantnímu číslu řádově menší než složku příslušnou subdominantnímu. Jde vytvořit i celý řetěz takových zdánlivých konvergencí (pěkně je to vidět na grafu vývoje  $\lambda$ ).

**Úloha 4.** Změní se odpověď na některou z otázek v Úloze 2, když budeme uvažovat skutečný praktický výpočet v konečné aritmetice (tj. když nebudeme vše počítat vzhledem k bázi vlastních vektorů a matice A nebude diagonální)?

 $\check{R}$ ešení. Pro matice, jejichž některé vlastní vektory jsou skoro rovnoběžné, mohou nastat problémy se zaokrouhlovacími chybami. Pro normální matice ale chování bude odpovídat našemu experimentu, s výjimkou případu, kdy dáváme 0 do složky startovacího vektoru odpovídající dominantnímu vlastnímu číslu. Tady nám zaokrouhlovací chyby pravděpodobně pomohou k tomu, aby metoda nakonec konvergovala správně.

**Úloha 5.** Co se změní, když matice  $\Lambda$  není diagonální? (Když původní matice A není diagonalizovatelná.) Všímejte si konvergence aproximace vektoru i vlastního čísla.

 $\check{R}e\check{s}en\acute{i}$ . Mj. lze pozorovat: V rámci podprostoru odpovídajícímu Jordanovu bloku pro kladné vlastní číslo se aproximace vektoru postupně přesouvá od zobecněných vlastních vektorů k vlastnímu vektoru (pro záporné vlastní číslo je chování složitější). Tedy máme-li místo dominantního vektoru celý Jordanův blok, budeme konvergovat k nezobecněnému vlastnímu vektoru, a aproximace vlastního čísla se bude nadhodnocovat (pro kladné číslo). Jordanův blok příslušný subdominantnímu vlastnímu číslu může dočasně "přebít"dominantní vlastní číslo s násobností 1 (anebo alespoň zpomaluje konvergenci).

## 3 Inverzní iterace

**Úloha 6.** Nechť A je matice s vlastními čísly  $\lambda_i$  a odpovídajícími vlastními vektory  $v_i$ .

- 1. Nechť  $\mu \in \mathbb{C}$  a  $(A \mu I)$  je regulární. Ukažte, že vlastní čísla a vlastní vektory matice  $(A \mu I)^{-1}$  jsou rovny  $(\lambda_j \mu)^{-1}$  a  $v_j$ .
- 2. Odvoďte takzvanou inverzní iteraci (inverse iteration) jako mocninnou metodu aplikovanou na matici  $(A \mu I)^{-1}$ . K jakému číslu bude v obecném případě metoda konvergovat.
- 3. Naprogramujte inverse iteration v MATLABu (doplňte inverse\_iteration.m) pro aproximaci vlastních čísel matice A a ověřte odpověď na předchozí otázku numericky s využitím skriptu run\_inverse\_iteration.m.

Poznámka: Opakovaný výpočet  $(A-\mu I)^{-1}v_k$  v MATLABu buď řešte jako (A-mu\*eye(n))\v, nebo jedním LU-rozkladem matice a řešením trojúhelníkových soustav.

Řešení.

```
function [lambda, v, history] = inverse_iteration(A,v,mu,niter)
matrix = A - mu*eye(size(A));
history = zeros(1,niter);
for k = 1:niter
    v = matrix\v;
    v = v/norm(v);
    history(k) = v'*(A*v);
end
lambda = history(end);
```