PA081: Programování numerických výpočtů

4. Optimalizace

Aleš Křenek

jaro 2016

Řešený problém

- hledání minima funkce $f: \mathbb{R}^N \to \mathbb{R}$
  - maximum je minimum $-f(\mathbf{x})$, speciálně neřešíme
  - standardní metody hledají (nejbližší) lokální minimum
  - potřebujeme znát vlastnosti funkce a mít dobrý počáteční odhad
  - existují i rozšíření na globální minima
- celkově příjemnější problém než řešení rovnic
  - především ve více dimenzích
  - stačí „jít směrem dolů“ a minimum najdeme (kořen ne)
- žádná univerzální metoda opět neexistuje

Klasifikace metod

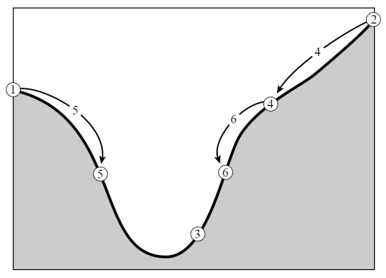
- jednorozměrné metody
  - zlatý řez – robustní, relativně pomalá
  - Brentova – interpolace parabolou
  - využití derivací je v 1D diskutabilní
  - většina vícerozměrných metod využívá jednorozměrné
- vícerozměrné metody
  - simplex (améba) – jednoduchá a robustní, pomalá
  - sdružené směry (Powell) – bez derivací, kvadratická konvergence
  - sdružené gradienty (Polak-Ribiere, Fletcher-Reeves) – s derivacemi
  - seminewtonovské (Davidon-Fletcher-Powell, Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) – s derivacemi, postupná aproximace druhých derivací
  - newtonovské – s explicitními druhými derivacemi, vhodné pro $\sum f_i(\mathbf{x})^2$
- globální metody
  - simulované žíhání

Metoda zlatého řezu

- analogie metody půlení intervalu pro řešení rovnic
- podobný pojem separace minima
- spojitá funkce f, trojice bodů $a < b < c$, platí

$$f(a) > f(b) \text{ a zároveň } f(b) < f(c)$$

  potom f má v intervalu $[a, c]$ lokální minimum
- vybereme nový bod x např. z (b, c)
- je-li $f(x) > f(b)$, pokračujeme s a, b, x, jinak s b, x, c



Metoda zlatého řezu

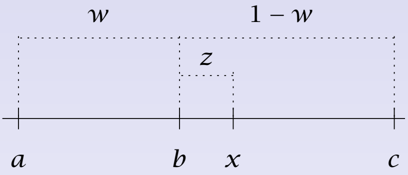
Určení poměru

- jak vybrat optimálně bod x?
- uvažujme poměry

$$\frac{b-a}{c-a} = w \qquad \text{a tedy} \qquad \frac{c-b}{c-a} = 1-w$$

- nové x předpokládáme o z dál za b

$$\frac{x-b}{c-a} = z$$



- nový úsek bude $w+z$ nebo $1-w$
- chceme se vyhnout nejhoršímu případu, položíme tedy $w+z = 1-w$

Metoda zlatého řezu

Určení poměru

- kde se vzalo w? z dělení ve stejném poměru, tedy

$$\frac{z}{1-w} = w$$

- dostáváme rovnici $w^2 - 3w + 1 = 0$, tj. $w = \frac{3-\sqrt{5}}{2} \approx 0.38197$
- není-li původní a, b, c v tomto poměru, rychle se k němu přiblíží
- rychlost konvergence jen o málo horší než půlení intervalů
  - $n + 1$. interval je 0.61803 délky n-tého

Metoda zlatého řezu

Počáteční separace

- nevíme-li nic lepšího, začneme z libovolné dvojice a, b
- pokračujeme směrem „dolů“ podle $f(a), f(b)$
- kroky prodlužujeme konstantním faktorem,
- lze využít kvadratickou inter/extrapolaci
  - rychlejší postup a přesnější výsledek pro „hezké“ funkce
  - viz Brentova metoda
- má-li funkce globální minimum, musíme narazit na místo, kde se otočí

Metoda zlatého řezu

Kritérium zastavení

- naivní $|b - x| < |b|\epsilon$
- jsme poblíž minima, f je skoro plochá
  - musíme aplikovat na funční hodnoty, tj. $|f(b) - f(x)| < |f(b)|\epsilon$
- Taylorův rozvoj

$$f(x) \approx f(b) + \frac{1}{2} f''(b)(x-b)^2$$

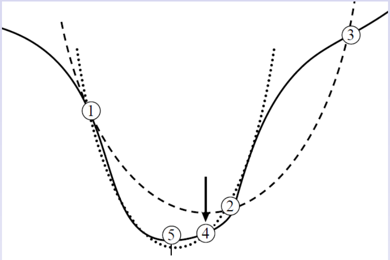
a tedy po úpravách

$$|x - b| < \sqrt{\epsilon}|b|\sqrt{\frac{2|f(b)|}{b^2 f''(b)}}$$

- velký zkomek je pro „normální“ funkce ~ 1
- v x má tedy smysl relativní přesnost jen $\sqrt{\epsilon}$

Brentova metoda

- analogie metody pro řešení rovnic
- v okolí minima lze funkci dobře aproximovat parabolou
  - optimistická hypotéza
  - platí pro mnoho reálně používaných funkcí



- parabolickou interpolací lze dosáhnout kvadratické konvergence

Brentova metoda

- extrém paraboly procházející body a, b, c

$$x = b - \frac{(b-a)^2(f(b)-f(c)) - (b-c)^2(f(b)-f(a))}{2((b-a)(f(b)-f(c)) - (b-c)(f(b)-f(a)))}$$

- možné problémy
  - vzorec najde maximum
  - jmenovatel je nulový nebo blízký nule
  - x zabloudí příliš daleko
- metoda problémy detekuje a vrací se k bezpečnému zlatému řezu
- důsledně zachovává separaci minima
- detaily viz literatura

Využití derivací

- naivní přístup – řešení $f'(x) = 0$
  - nerozliší minimum a maximum, potřebovali bychom ještě $f''(x) > 0$
- derivace nesouvisí přímo s bezpečnou separací
  - v jednom nebo obou krajních bodech může být směr „dolů" zároveň „ven"
- derivace lze využít k přesnější aproximaci funkce
  - v jednom iteračním kroku se lépe přiblížíme skutečnému minimu
  - zlatý řez lineární, Brent kvadratický, …

Využití derivací

- naivní přístup – řešení $f'(x) = 0$
  - nerozliší minimum a maximum, potřebovali bychom ještě $f''(x) > 0$
- derivace nesouvisí přímo s bezpečnou separací
  - v jednom nebo obou krajních bodech může být směr „dolů“ zároveň „ven“
- derivace lze využít k přesnější aproximaci funkce
  - v jednom iteračním kroku se lépe přiblížíme skutečnému minimu
  - zlatý řez lineární, Brent kvadratický, …
- nemusí přinést očekávaný výsledek
  - polynom nepostihne exponenciální charakteristiky funkcí
  - výpočet derivací je zpravidla zatížen větší chybou
- celkově diskutabilní přínos
  - cena za vyhodnocení derivace je větší než potenciální zrychlení a zpřesnění výpočtu
  - zejména v případě hledání po přímce, kde reálně potřebujeme N parciálních derivací

Simplexová metoda

- také améba, resp. Nelder-Mead
- nevyžaduje derivace, robustní vůči singularitám apod.
- jednoduchá implementace
- nepříliš efektivní

Simplexová metoda

- také améba, resp. Nelder-Mead
- nevyžaduje derivace, robustní vůči singularitám apod.
- jednoduchá implementace
- nepříliš efektivní

- N-rozměrný simplex je konvexní lineární „těleso“
  - definované $N + 1$ body
  - trojúhelník, čtyřstěn, ...
- metoda nechává simplex „plazit se“ po funkční hyperploše dolů

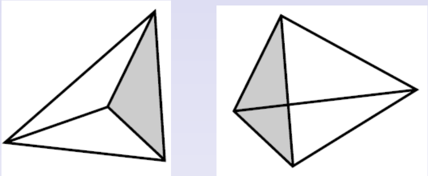
Simplexová metoda

- počáteční odhad minima $\mathbf{P}_0$, definujeme další body simplexu

$$\mathbf{P}_i = \mathbf{P}_0 + \lambda e_i$$

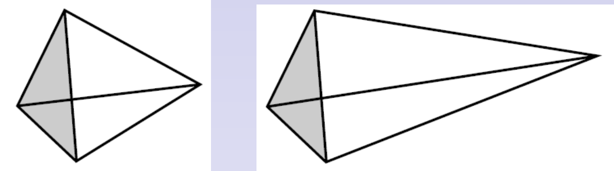
kde λ odpovídá měřítku problému

- reflexe
  - nejvyšší bod simplexu (podle f) promítneme symetricky podle protilehlé stěny

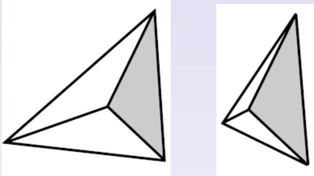


Simplexová metoda

- expanze
  - je-li výsledek reflexe lepší než nejnižší předchozí bod
  - zkusíme protáhnout simplex na dvojnásobnou délku slibným směrem

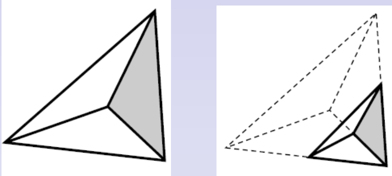


- kontrakce
  - v případě, kdy reflexe nepomohla
  - simplex se smrskne v jednom rozměru od nejvyššího bodu



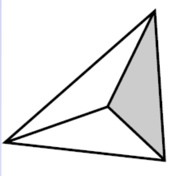
Simplexová metoda

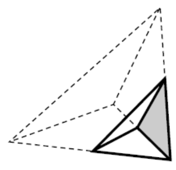
- kontrakce ve více dimenzích
  - ani kontrakce v jednom rozměru nepomohla
  - simplex se smrskne v $N - 1$ rozměrech směrem k nejlepšímu bodu



Simplexová metoda

- kontrakce ve více dimenzích
  - ani kontrakce v jednom rozměru nepomohla
  - simplex se smrskne v $N - 1$ rozměrech směrem k nejlepšímu bodu





- kritérium ukončení
  - tolerance $\sqrt{\epsilon}$ v nezávislých proměnných, ϵ ve funkčních hodnotách, viz úvahy o jednorozměrném případě
  - v praxi

$$\frac{2(f(x_H) - f(x_L))}{|f(x_H)| + |f(x_L)|} < \epsilon$$

kde x_H, x_L jsou nevyšší a nejnižší body simplexu

Aproximace parabolou

- kvadratická funkce v jedné proměnné

$$f(x) = c + bx + \frac{1}{2}ax$$

- její derivace

$$f'(x) = b + ax, \quad f''(x) = a$$

- známe-li v libovolném x_0 hodnoty f', f'', umíme spočítat a, b
- řešení $f'(x) = 0$, tj. $x = -b/a$ je minimum f
  - za předpokladu $a > 0$

Aproximace paraboloidem

- kvadratická funkce více proměnných

$$f(\mathbf{x}) = c + \mathbf{bx} + \frac{1}{2}\mathbf{xAx}$$

- derivace

$$\nabla f = \mathbf{b} + \mathbf{Ax}, \quad \nabla^2 f = \mathbf{A}$$

- známe-li v libovélném $\mathbf{x}_0$ hodnoty $\nabla f, \nabla^2 f$, umíme spočítat $\mathbf{A}, \mathbf{b}$
- řešením $\mathbf{Ax} = -\mathbf{b}$ získáme minimum
  - je-li $\mathbf{A}$ pozitivně definitní

Vlastnosti dané Hessiánem

- matice druhých parciálních derivací
  - v případě kvadratické formy konstantní
- znaménka vlastních hodnot
  - všechny kladné – minimum
  - všechny záporné – maximum
  - mix – sedlo

Vlastnosti dané Hessiánem

- matice druhých parciálních derivací
  - v případě kvadratické formy konstantní
- znaménka vlastních hodnot
  - všechny kladné – minimum
  - všechny záporné – maximum
  - mix – sedlo
- velikost vlastních hodnot
  - deformace základního tvaru

Vlastnosti dané Hessiánem

- matice druhých parciálních derivací
  - v případě kvadratické formy konstantní
- znaménka vlastních hodnot
  - všechny kladné – minimum
  - všechny záporné – maximum
  - mix – sedlo
- velikost vlastních hodnot
  - deformace základního tvaru
- vlastní vektory
  - rotace základního tvaru
  - (u symetrické matice jsou kolmé)

Newtonovské a odvozené metody

- známe-li $\nabla f, \nabla^2 f$ a funkce je kvadratická, nalezneme minimum přímo
- funkci postupně aproximujeme paraboloidy
- snažíme se informaci odpovídající $\nabla f, \nabla^2 f$ získat
- metody se liší explicitním výpočtem derivací a způsobem udržování této informace

Metoda sdružených směrů

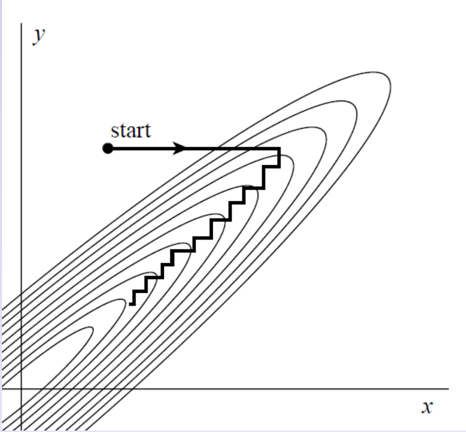
- umíme minimalizovat funkci jedné proměnné
- minimalizace funkce $f(\mathbf{x})$ více proměnných z bodu $\mathbf{P}$ ve směru $\mathbf{n}$ je minimalizace

  $$f(\mathbf{P} + \lambda\mathbf{n})$$

  v jedné proměnné λ
- postupně volíme směry $\mathbf{n}$
- bod $\mathbf{P}$ nahradíme minimem v tomto směru, tj. $\mathbf{P} + \lambda_{\min}\mathbf{n}$
- pokračujeme v jiném směru
- jádrem metody je stanovení těchto směrů

Metoda sdružených směrů

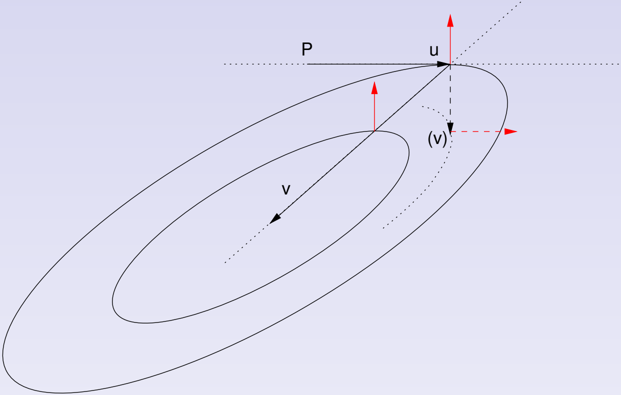
- naivní přístup – souřadné osy



- nevyvážené vlastní hodnoty matice druhých derivací

Metoda sdružených směrů

- následující krok „nepokazí“, co jsme získali předchozím
- předpokládejme, že směrem **u** jsme minimalizovali
- v tomto bodě je ∇f kolmý k **u** (tj. $\nabla f \mathbf{u} = 0$)
- chceme se vydat dál jen takovým směrem **v**, že ∇f zůstane k **u** kolmý



Metoda sdružených směrů

- v souřadném systému s počátkem **P** lze psát

$$f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{P}) + \sum_i \frac{\partial f}{\partial x_i} x_i + \frac{1}{2} \sum_{i,j} \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j} x_i x_j + \ldots$$
$$\approx f(\mathbf{P}) - \mathbf{bx} + \frac{1}{2}\mathbf{xAx}$$

kde

$$\mathbf{b} \equiv -\nabla f|_{\mathbf{P}} \qquad [\mathbf{A}]_{ij} \equiv \left.\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}\right|_{\mathbf{P}}$$

- potom derivováním

$$\nabla f = \mathbf{Ax} - \mathbf{b}$$

Metoda sdružených směrů

- změna ∇f ve směru $\mathbf{v}$ tedy musí být také kolmá na $\mathbf{u}$
  - pro $N = 2$ znamená zachování směru ∇f
  - pro $N \geq 3$ je bohatší

$$\nabla f|_{\mathbf{x}+\mathbf{v}} - \nabla f|_{\mathbf{x}} = \mathbf{A}(\mathbf{x}+\mathbf{v}) - \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{v}$$

- stačí tedy vyžadovat $\mathbf{uAv} = 0$
- postupná minimalizace v N lineárně nezávislých sdružených směrech přesně minimalizuje kvadratickou formu

Metoda sdružených směrů

Původní Powellův algoritmus

- začneme s $\mathbf{u}_i = e_i$ a počátečním bodem $\mathbf{P}_0$
- postupně pro $i = 1, \ldots, N$ minimalizujeme z $\mathbf{P}_{i-1}$ směrem $\mathbf{u}_i$ a získáme tak $\mathbf{P}_i$
- přejmenujeme směry $\mathbf{u}_i \leftarrow \mathbf{u}_{i+1}$ (zapomeneme tedy $\mathbf{u}_1$)
- nastavíme $\mathbf{u}_N \leftarrow \mathbf{P}_N - \mathbf{P}_0$
- minimalizujeme směrem $\mathbf{u}_N$ a výsledek označíme jako nový $\mathbf{P}_0$

Metoda sdružených směrů

Původní Powellův algoritmus

- začneme s $\mathbf{u}_i = e_i$ a počátečním bodem $\mathbf{P}_0$
- postupně pro $i = 1, \ldots, N$ minimalizujeme z $\mathbf{P}_{i-1}$ směrem $\mathbf{u}_i$ a získáme tak $\mathbf{P}_i$
- přejmenujeme směry $\mathbf{u}_i \leftarrow \mathbf{u}_{i+1}$ (zapomeneme tedy $\mathbf{u}_1$)
- nastavíme $\mathbf{u}_N \leftarrow \mathbf{P}_N - \mathbf{P}_0$
- minimalizujeme směrem $\mathbf{u}_N$ a výsledek označíme jako nový $\mathbf{P}_0$

- lze ukázat (Powell, 1964), že k opakování vygeneruje k sdružených směrů

Metoda sdružených směrů

Problémy původního algoritmu

- opakované zapomínání $\mathbf{u}_1$ postupně vede ke zvyšující se lineární závislosti $\mathbf{u}_i$
  - v numerickém smyslu, algebraicky v pořádku
- metoda se tedy pohybuje jen v podprostoru $\mathbb{R}^N$
  - při více iteracích spočítá falešné řešení

Metoda sdružených směrů

Problémy původního algoritmu

- opakované zapomínání $\mathbf{u}_1$ postupně vede ke zvyšující se lineární závislosti $\mathbf{u}_i$
  - v numerickém smyslu, algebraicky v pořádku
- metoda se tedy pohybuje jen v podprostoru $\mathbb{R}^N$
  - při více iteracích spočítá falešné řešení
- degenerující systém $\mathbf{u}_i$ lze nahradit po $> N$ iteracích
  - znovu e_i
  - vlastními vektory $\mathbf{A}$, je-li k dispozici
- nezapomínat vždy $\mathbf{u}_1$, ale ten směr, kterým jsme nevíce získali
  - odpovídá dosažení dna údolí
  - naruší striktní udržování sdruženosti směrů
  - je třeba kompenzovat – v jistých případech se ponechá původní sada $\mathbf{u}_i$

Ukázka chování algoritmu

- molekula cyklohexanu, v počáteční konformaci „židlička“
- násilím ji zdeformujeme vychýlením jednoho atomu
- minimalizujeme funkci „ošklivosti“
  - vyjádřena jako odchylky délek vazeb a úhlů mezi sousedními vazbami
  - přibližně odpovídá potenciální energii
- zpětná volání z minimalizační funkce
  - vizualizace chování metody minimalizace
- dvě varianty
  - zafixovaný vychýlený atom, polohu hledají jen dva další
  - uvolněný i vychýlený atom, vrátí se zpět nebo do „lodičky“

Prof. Powell po 40 letech

metody UOBYQA a NEWUOA

- metoda sdružených směrů pracuje s parabolickou aproximací implicitně
  - n minimalizací po přímce dosáhne minima paraboloidu
- alternativou je explicitní aproximace paraboloidem
  - analogie Brentovy metody v 1D
- vyjádření kvadratickou formou

$$Q(\mathbf{x}) = c + \mathbf{g}_Q^T(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)^T \mathbf{G}_Q(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)$$

- $\mathbf{g}_Q$ a $\mathbf{G}_Q$ jsou 1. a 2. parciální derivace
  - celkem $m = 1 + n + \frac{1}{2}n^2$ koeficientů
- k jednoznačné aproximaci potřebujeme m nezávislých vyhodnocení f

Prof. Powell po 40 letech

metody UOBYQA a NEWUOA

- stanovíme m bodů počáteční aproximace $\mathbf{x}_i$
  - $\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_0 + \rho e_i$ a jejich kombinace podle vlastností f
- algoritmus pracuje s Lagrangeovými polynomy

$$l_j(\mathbf{x}) = c_j + \mathbf{g}_j^T(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)^T \mathbf{G}_j (\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)$$

kde

$$Q(\mathbf{x}) = \sum_j f(\mathbf{x}) l_j(\mathbf{x})$$

- v každém kroku minimalizace Q a náhrada jednoho z $\mathbf{x}_i$
  - není třeba přepočítávat všechny Lagrangeovy polynomy
- komplikovaný algoritmus rozhodování o detailech dalšího kroku
- viz *Powell M. J. D. (2002). UOBYQA: unconstrained optimization by quadratic approximation.*

Prof. Powell po 40 letech

metody UOBYQA a NEWUOA

- funguje dobře pro problémy do cca. $n = 20$
  - $m = 1 + n + \frac{1}{2}n^2$ bodů aproximace přestává být praktické
- metoda NEWUOA
  - používá omezený počet bodů odhadu, typicky $2n + 1$
  - chybějící stupně volnosti „dohání“ minimalizací $\nabla^2 Q_k - \nabla^2 Q_{k-1}$
  - v praxi funguje velmi dobře
- formulace algoritmu dovoluje i snadné zahrnutí lineárních omezení
- viz *Powell, M. J. D. (2004). Least Frobenius norm updating of quadratic models that satisfy interpolation conditions*

Využití derivací

Naivní přístup

- vedle funkčních hodnot umíme spočítat i gradient ∇f
- metoda největšího spádu
  - vektor $-\nabla f$ určuje směr „dolů“
  - tímto směrem minimalizujeme
  - v dalším kroku se vydáme opět po gradientu

Využití derivací

Naivní přístup

- vedle funkčních hodnot umíme spočítat i gradient ∇f
- metoda největšího spádu
  - vektor $-\nabla f$ určuje směr „dolů“
  - tímto směrem minimalizujeme
  - v dalším kroku se vydáme opět po gradientu
- stejné riziko postupu velmi krátkými kroky
  - ideálně funguje pouze pro nekonečně krátké kroky
  - v jednom kroku netrefíme dno údolí přesně
  - další musí být kolmo

Využití derivací

Sdružené gradienty

- posloupnost bodů $\mathbf{P}_i$, gradientů $\mathbf{g}_i$ a směrů $\mathbf{h}_i$
  $\mathbf{g}_i \cdot \mathbf{g}_j = 0 \quad \mathbf{h}_i \mathbf{A} \mathbf{h}_j = 0 \quad \mathbf{g}_i \cdot \mathbf{h}_j = 0 \qquad$ pro $j < i$

Využití derivací

Sdružené gradienty

- posloupnost bodů $\mathbf{P}_i$, gradientů $\mathbf{g}_i$ a směrů $\mathbf{h}_i$
  $\mathbf{g}_i \cdot \mathbf{g}_j = 0 \quad \mathbf{h}_i \mathbf{A} \mathbf{h}_j = 0 \quad \mathbf{g}_i \cdot \mathbf{h}_j = 0 \qquad \text{pro } j < i$
- algoritmus Fetcher-Reeves
  - minimalizace z $\mathbf{P}_i$ směrem $\mathbf{h}_i$, získáme $\mathbf{P}_{i+1}$
  - $\mathbf{g}_{i+1} := -\nabla f(\mathbf{P}_{i+1})$
  - $\mathbf{h}_{i+1} := \mathbf{g}_{i+1} + \gamma_i \mathbf{h}_i \quad \text{kde} \quad \gamma_i = \frac{\mathbf{g}_{i+1} \cdot \mathbf{g}_{i+1}}{\mathbf{g}_i \cdot \mathbf{g}_i}$
  - důkaz pro kvadratickou formu mechanický

Využití derivací

Sdružené gradienty

- posloupnost bodů $\mathbf{P}_i$, gradientů $\mathbf{g}_i$ a směrů $\mathbf{h}_i$
  $\mathbf{g}_i \cdot \mathbf{g}_j = 0 \quad \mathbf{h}_i \mathbf{A} \mathbf{h}_j = 0 \quad \mathbf{g}_i \cdot \mathbf{h}_j = 0 \qquad$ pro $j < i$
- algoritmus Fetcher-Reeves
  - minimalizace z $\mathbf{P}_i$ směrem $\mathbf{h}_i$, získáme $\mathbf{P}_{i+1}$
  - $\mathbf{g}_{i+1} := -\nabla f(\mathbf{P}_{i+1})$
  - $\mathbf{h}_{i+1} := \mathbf{g}_{i+1} + \gamma_i \mathbf{h}_i \quad$ kde $\quad \gamma_i = \frac{\mathbf{g}_{i+1} \cdot \mathbf{g}_{i+1}}{\mathbf{g}_i \cdot \mathbf{g}_i}$
  - důkaz pro kvadratickou formu mechanický
- varianta Polak-Ribiere

$$\gamma_i = \frac{(\mathbf{g}_{i+1} - \mathbf{g}_i) \cdot \mathbf{g}_{i+1}}{\mathbf{g}_i \cdot \mathbf{g}_i}$$

  - pro kvadratickou formu ekvivalentní
  - empiricky lepší výsledky pro složitější funkce
  - když dojde dech, vrací se ke gradientům

Využití derivací

Má to smysl?

- menší sklon k degeneraci
  - použití gradientu vnáší čerstvvou informaci do sady směrů
  - neubývá dimenzí prohledávaného prostoru

Využití derivací

Má to smysl?

- menší sklon k degeneraci
  - použití gradientu vnáší čerstvvou informaci do sady směrů
  - neubývá dimenzí prohledávaného prostoru
- Powellova metoda potřebuje N^2 minimalizací v 1D
  - minimalizace v 1D cca. 5–10 vyhodnocení funkce (kvadratická konvergence, přesnost $\sqrt{\epsilon}$)
- Fletcher-Reeves – stačí N kroků
  - $1\times$ minimalizace v 1D
  - výpočet N parciálních derivací
  - derivace mohou recyklovat společné podvýrazy
- stejná asymptotická složitost, menší celkový počet operací

Newtonovské a seminewtonovské metody

- přímo dostupný Hessián
  - velmi speciální případy
  - explicitní výpočet Hessiánu je náročný ($O(N^2)$)
  - přínost přesného výpočtu diskutabilní
  - nejčastěji pro $\sum f_i(\mathbf{x})^2$
- explicitně udržovaná aproximace Hessiánu
  - resp. přímo její inverze
  - Davidon-Fletcher-Powell, Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno
  - robustnější – Hessián skutečných funkcí není vždy pozitivně definitní
- výsledky srovnatelné s metodou sdružených gradientů
- detaily viz literatura

Domácí úkol

Vybranou minimalizační metodou implementujte jednoduchý model interakce dvou molekul.

- je dána cílová poloha – energetické minimum (pdb)
- volné proměnné pro minimalizaci:
  - vektor polohy $\mathbf{x}$ – molekula se může volně pohybovat
  - vyjádření rotace – tři úhly nebo kvaternion
- minimalizovat začínáme z vychýlené polohy
- při vyjádření rotace kvaternionem je třeba silně penalizovat jeho odchylku od jednotkového (molekula by se deformovala)
- odchýlení od cílové polohy penalizujte modelem vhodně tuhé pružiny

$$F = k\Delta\mathbf{x} \qquad \text{tj.} \qquad E = \frac{1}{2}k|\Delta\mathbf{x}|^2$$

Domácí úkol

- libovolná dvojice atomů na sebe působí van der Waalsovou silou, odpovídá energii

$$E = \frac{\sigma^{12}}{r^{12}} - \frac{\sigma^6}{r^6}$$

  kde r je vzálenost atomů. Působí mírně přitažlivě na dálku, silně odpudivě na blízko. Použijte realistické $\sigma = 2.7$
- pro vizualizaci použijte VMD `http://www.ks.uiuc.edu/Research/vmd/`
  - připojení k serveru příkazem „imd connect hostname port“
  - implementaci serveru použijte z ukázkového příkladu

Domácí úkol

- přijďte se zeptat, nebudete-li si vědět rady
- můžete si vymyslet i jiný obdobně složitý příklad
- kvalitní implementace – zápočet nebo 2 body ke zkoušce

Globální optimalizace

- popsané metody směřují k nějakému lokálnímu minimu
- to ale nemusí být řešení, které chceme
  - mnoho reálných problémů
- ne vždy víme, kde začít hledat
- globální metody – jak se dostat k nejlepšímu minimu
- místo sestupu potřebujeme dynamiku

Přesná řešení

- systematické prohledání stavového prostoru
  - případně heuristické metody
- vhodné pro diskrétní problémy, ve spojitém případě problematické
  - diskrétní vzorkování každé proměnné
  - i při malém počtu příliš náročné (M^N)

Heuristiky

- technika řešení problému postavená na více či méně naivním očekávání
  - sledování gradientu
  - náhodné vzorkování
- negarantuje nalezení optimálního řešení
- s vysokou pravděpodobností přijatelné řešení v přijatelném čase

Heuristiky

- Monte Carlo
- Las Vegas
- Macao

Heuristiky

- Monte Carlo
  - vede k výsledku jen s jistou pravděpodobností
  - deterministická délka výpočtu
- Las Vegas
  - vždy vede k výsledku
  - délka výpočtu záleží na průběhu náhodných čísel
- Macao
  - vždy vede k výsledku
  - deterministická délka výpočtu

Základní algoritmus

- pracujeme s jedním konkrétním stavem $\mathbf{x}$
- vygenerujeme jednoho nebo více kandidátů $\mathbf{x}' = \mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}$
- v těchto bodech vypočteme hodnotu cílové funkce $f(\mathbf{x})$
- podle nějakého kritéria rozhodneme o přijetí nebo odmítnutí kandidáta

Základní algoritmus

- pracujeme s jedním konkrétním stavem $\mathbf{x}$
- vygenerujeme jednoho nebo více kandidátů $\mathbf{x}' = \mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}$
- v těchto bodech vypočteme hodnotu cílové funkce $f(\mathbf{x})$
- podle nějakého kritéria rozhodneme o přijetí nebo odmítnutí kandidáta

- konkrétní metody se liší strategií (heuristikami)
  - volba směru a velikosti kroku
  - kritérium rozhodnutí o přijetí
  - průběžné modifikace parametrů těchto strategií

Základní algoritmus

- pracujeme s jedním konkrétním stavem $\mathbf{x}$
- vygenerujeme jednoho nebo více kandidátů $\mathbf{x}' = \mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}$
- v těchto bodech vypočteme hodnotu cílové funkce $f(\mathbf{x})$
- podle nějakého kritéria rozhodneme o přijetí nebo odmítnutí kandidáta

- konkrétní metody se liší strategií (heuristikami)
  - volba směru a velikosti kroku
  - kritérium rozhodnutí o přijetí
  - průběžné modifikace parametrů těchto strategií

- dělení podle použití paměti
  - čistě Markovovské – nepamatují si nic
  - využívájící historie různé délky
  - seznamy tabu

Triviální strategie přijetí

- náhodná procházka: $p(\mathbf{x} \to \mathbf{x}') = 1$
  - má smysl v kombinaci s propracovanější strategií volby kroku
  - funguje dobře pro problémy typu golfového hřiště

Triviální strategie přijetí

- náhodná procházka: $p(\mathbf{x} \to \mathbf{x}') = 1$
  - má smysl v kombinaci s propracovanější strategií volby kroku
  - funguje dobře pro problémy typu golfového hřiště
- přímý sestup

$$p(\mathbf{x} \to \mathbf{x}') = \begin{cases} 1 & \text{když } f(x') < f(x) \\ 0 & \text{jinak} \end{cases}$$

  - problémy blízké jednomu lokálnímu minimu

Simulované žíhání

Fyzikální analogie

- při vysokých teplotách se molekuly volně pohybují
- s poklesem teploty se pohyb zpomaluje
- látky postupně krystalizují
- rychlé schlazení – velké množství malých krystalů
  - odpovídá lokální optimalizaci
  - výsledek není to energeticky optimální stav
  - nízká teplota nedovoluje přeskupení
- pomalé schlazení – velké krystaly
- kritická je rychlost ochlazování

Simulované žíhání

Fyzikální analogie

- Bolzmanova distribuce pravděpodobnosti

$$\pi(\sigma) = \frac{1}{Z} e^{-\frac{E(\sigma)}{kT}} = \frac{1}{Z} e^{-\beta E(\sigma)}$$

- i za nízké teploty existuje malá pravděpodobnost dosažení vysoce energetického stavu
- systém může přejít i „nahoru“

Simulované žíhání

Odvození

- rovnovážný stav

$$\forall \sigma : \sum_{\tau} \pi(\sigma) p(\sigma \to \tau) = \sum_{\tau} \pi(\tau) p(\tau \to \sigma)$$

- vhodnou volbou p libovolná počáteční distribuce konverguje k této rovnováze

Simulované žíhání

Kritéria přijetí

- Metropolisovo kritérium

$$p(\sigma \to \tau) = \min\left\{1, e^{-\beta(f(\tau)-f(\sigma))}\right\}$$

- kritérium teplotního rezervoáru

$$p(\sigma \to \tau) = \frac{1}{2}\left(1 - \tanh(\beta(f(\tau) - f(\sigma))\right)$$

- kritérium prostého prahu

$$p(\sigma \to \tau) = \begin{cases} 1 & f(\tau) - f(\sigma) < T \\ 0 & \text{jinak} \end{cases}$$

  - nekonverguje přesně k Bolzmanově distribuci
  - méně výpočetně náročné

Simulované žíhání

Základní algoritmus

- začínáme z počátečního stavu $\sigma_{-}0$ a s vysokou teplotou T_0 (resp. malým β)
- provedeme jeden nebo více kroků simulace
  - vygenerování kandidáta na další stav
  - přijetí podle jednoho z kritérií na základě náhodně generovaného čísla
- snížíme teplotu
- končíme dosažením nulové (nebo dostatečně nízké) teploty

Simulované žíhání

Nezbytná rozšíření

- vždy je dosaženo lokálního minima
- globální minimum to je jen s jistou pravděpodobností
    - blíží se k 1 při nekonečně pomalém chlazení
- restartování simulace
    - pamatujeme si nejlepší výsledek
    - je-li při nizké teplotě řešení výrazně horší, vracíme se
    - pokračujeme jiným kandidátem
- simulace na celé populaci stavů
    - může běžet paralelně (i masivně)
    - nakonec vybereme nejlepší

Strategie chlazení

- kde vůbec začít?
  - reálné systémy mají „bod tání“
  - musíme začít s vyšší teplotou

Strategie chlazení

- kde vůbec začít?
  - reálné systémy mají „bod tání“
  - musíme začít s vyšší teplotou
- průzkumná náhodná procházka
  - několik desítek až tisíc kroků
  - hledáme maximální rozdíl f
  - T_0 nastavíme na $10\times$ více než by byl třeba k překonání tohoto rozdílu

Strategie chlazení

- lineární

$$T = a - bt$$

- exponenciální

$$T = ab^t$$

- adaptivní
  - pomocné výpočty ke zhodnocení globálního dopadu změny teploty
  - viz Schneider & Kirkpatrick
- nemonotónní
  - např. opakovaně „zahříváme“ na $T_B < T_0$
  - další různé strategie stanovení T_B

Délka kroku

Lokální prohledávání

- problém je přiměřeně spojitý, malá změna $\mathbf{x}$ nezpůsobí velkou změnu $f(\mathbf{x})$
- máme-li už poměrně dobré řešení, krátkým krokem ho můžeme zlepšit
- větší pravděpodobnost zlepšení než zcela náhodný skok
- nebezpečí uváznutí v lokálním minimu
- paradoxně příliš dlouhé kroky

Délka kroku

Proměnlivá délka kroku

- postup základní délkou kroku, dokud dochází ke zlepšení
- krok délky 2 – úspěšný
  - zpět k základní délce kroku
- krok délky 2 – neúspěšný
  - rekurzivně prodlužujeme krok
  - při úspěchu se vracíme přímo k základní délce nebo jen zkrácení o 1
- další varianty jsou možné

Potopa světa

- modifikace simulovaného žíhání
- přijetí kroku závisí na hodnotě f, ne její změně:

$$p(\sigma \to \tau) = \begin{cases} 1 & f(\tau) < T \\ 0 & \text{jinak} \end{cases}$$

- vytváří izolované ostrovy
- ve více dimenzích zůstávají únikové cesty

Potopa světa

- modifikace simulovaného žíhání
- přijetí kroku závisí na hodnotě f, ne její změně:

$$p(\sigma \to \tau) = \begin{cases} 1 & f(\tau) < T \\ 0 & \text{jinak} \end{cases}$$

- vytváří izolované ostrovy
- ve více dimenzích zůstávají únikové cesty
- urychlení konvergence

$$p(\sigma \to \tau) = \begin{cases} 1 & f(\tau) < T \text{ nebo } f(\tau) < f(\sigma) \\ 0 & \text{jinak} \end{cases}$$

Změny optimalizované funkce

Vyhlazování

- cílem je vyhlazení rušivých lokálních minim
- dobře do jde při plné znalosti funkce
  - pak ale nepotřebujeme optimalizovat

Změny optimalizované funkce

Vyhlazování

- cílem je vyhlazení rušivých lokálních minim
- dobře do jde při plné znalosti funkce
  - pak ale nepotřebujeme optimalizovat
- řízení přesnosti výpočtu f parametrem α
  - s rostoucím α méně detailů
- začneme s velkým α, výpočet lokálního minima
- postupně α snižujeme, start lokální optimalizace v předchozím výsledku

Stochastické tunelování

- modifikace simulovaného žíhání
- náhrada f transformací

$$f'(\sigma) = 1 - e^{-\gamma(f(\sigma) - f_{\min})}$$

- výrazně prohloubí nižší minima
- potlačí bariéry

Paralelní implementace

- více instancí s jinou inicializací
  - různé startovací body
  - různá náhodná čísla
  - vybereme nejlepší řešení
  - primitivní, ale účinné
- rozděl a panuj
  - smysluplné rozdělení stavového prostoru
  - výpočet $f(\mathbf{x})$ závisí na velkých datech, podle nich rozdělujeme
- s výměnou informací
  - složitější varianty algoritmů
  - např. nejlepší dosud nalezené řešení

Další metody

- 216 citací v Schneider & Kirkpatrick

Další metody

- 216 citací v Schneider & Kirkpatrick
- neuronové sítě
- genetické algoritmy
- a další ...

Modifikovaná simplexová metoda

- zachovává operace reflexe, expanze, a kontrakce
- počítá s modifikovanými funkčními hodnotami
  - náhodná funkce, velikost úměrná teplotě T
  - přičtená k hodnotě uložené ve vrcholu simplexu
  - odečtená od hodnoty v nově zkoušené bodě
- je-li nemodifikovaný krok „dolů“, je přijat
- úměrně teplotě jsou někdy přijaty i kroky „nahoru“
- při nenulové teplotě se simplex roztáhne na celou dosažitelnou oblast
- postupným schlazením se zachytí v nejhlubším minimu
  - nikoli jistě, pouze pravděpodobně

Modifikovaná simplexová metoda

- různé strategie chlazení
  - exponenciální: snížení T na $T(1-\epsilon)$ po každých m krocích
  - lineární: snížení na $T_0(1-k/K)$ po m krocích
    k, K jsou počty provedených/plánovaných kroků
  - a další ...
- restart metody
  - některý vrchol simplexu je nahrazen dosavadním nejlepším bodem
  - nesmí být uvnitř

Shrnutí

- hledání minima funkcí jedné nebo více proměnných
- jednorozměrné metody
  - zlatý řez – odpovídá půlení intervalu pro řešení rovnic
  - Brentova metoda (přímá analogie řešení rovnic)
  - v 1D nemá příliš smysl používat derivace
  - základ vícerozměrných optimalizací
- vícerozměrné metody
  - jednoduchá simplexová
  - sdružené směry bez i s derivacemi (Powell, Fletcher-Reeves)
  - (semi)newtonovské metody (Hessián)
- globální metody
  - exaktní – příliš náročné, omezené použití
  - stochastické – nezaručují plný úspěch, prakticky použitelné