

UPPSALA UNIVERSITET

FÖRELÄSNINGSANTECKNINGAR VT22

Beräkningsvetenskap

Rami Abou Zahra

CONTENTS

1. Interpolation	2
1.1. Interpolation med polynom	2
1.2. Numerisk integration	3
1.3. Numerisk kvadratur	3
1.4. Newton-Coates kvadratur	3
1.5. Sammansatta trapetsregeln	4
2. Föreläsning	6
2.1. Trapetsmetoden i python	6
2.2. Simpsons i python	6
2.3. Observation från pythonexempel	6
2.4. Nogrannhetsordning	7
2.5. Feluppskattning	7
2.6. Richardsson-extrapolation	8
3. Förtydligande/Från boken	9
3.1. Integraler	9
3.2. Riemann integralen	9
3.3. Relationen mellan Simpsons och Trapetsapprox.	9
3.4. Analytiskt bevis för feltermen i trapetsmetoden	10
4. Föreläsning	14
4.1. Numerisk integration med scipy	14
4.2. Vad menas med absolut resp. relativt fel?	14
4.3. Funktionsfelet	14
4.4. Nogrannhet - Sammanfattning	14
4.5. Gammal tentauppgift (2009-12-21)	15
5. Icke-linjära ekvationer	16
5.1. Bisektionsmetoden/Intervallhalvering	16
5.2. Newton-Raphson	18
5.3. Gammal tentatal - 2012-04-11	19
6. Forts. Icke-linjära ekvationer	21
6.1. Konvergenshastighet	23
6.2. Konvergens i bisektionsmetoden	23
6.3. Konvergens i Newton-Raphson	23
7. Förtydligande/Från boken	24
7.1. Rötter av polynom	24
8. Forts. Icke-linjära ekvationer	25
8.1. Hybrid-skiss av Newton-Raphson och bisektionsmetoden	25
8.2. Mer om konvergensordning i praktiken	25
8.3. Sekantmetoden	26
9. Ordinära differentialekvationer	28
9.1. Speciella egenskaper för att klassificera ODE:er	28
9.2. Omskrivning till första ordningens ODE	28
9.3. Begynnelsevärdesproblem i SciPy	29
9.4. Eulers metod (explicit Euler)(Euler framåt)	31
9.5. Diskretiseringsfel - Eulers metod	31
10. Ordinära Differentialekvationer - Forts.	32
10.1. Euler bakåt (Implicit euler)	32
10.2. Klassificering av metoder	32
10.3. Exempel på Euler bakåt + Newton	33
10.4. Globala trunkeringsfel (enstegsmetoder)	33
11. Föreläsning - Differentialekvationer	35
11.1. Stabilitet och styva differentialekvationer	35
11.2. Absolutstabilitet	35
11.3. Styva ODE:er	36
12. Datoraritmetik	38
12.1. Hur mäter man fel?	38
12.2. Hur representeras tal i datorn?	38
12.3. Litet flyttalssystem	39

12.4.	Maskinepsilon	40
13.	Repetition/Gamla tentor	41
13.1.	ODE:er	41

1. INTERPOLATION

Givet n punkter $(x_i, y_i) \in \mathbb{N}$ där alla x_i är olika. Då vill vi anpassa en funktion $p(x)$ till detta data så att den går igenom alla dessa punkter, det vill säga $p(x_i) = y_i \forall i \in \mathbb{N}$. Detta kallas för interpolation.

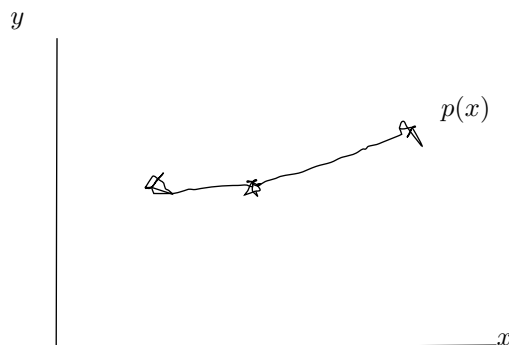


FIGURE 1. Interpolation idé

Vanliga användningsområden kan vara:

- Att läsa mellan raderna i en tabell, även om vi bara har data för $x = 3$ och $x = 2$ så kan vi finna värden för $x = 2.5$
- Anpassa matematisk modell till data.
- Approximera en "svår" funktion, ex. Weierstrass, med en enklare funktion.

1.1. Interpolation med polynom.

- Interpolera alla datapunkter med ett enda polynom:
 - $p_{n-1}(x) = \sum_{i=0}^{n-1} a_i x_i$ där $n - 1$ är polynomgraden

I allmänhet krävs det polynom av grad $n - 1$ för att interpolera n punkter.

Vi sätter in de punkter vi vill lösa i polynomet och löser för koefficienterna. Vi kommer då få ett ekvationssystem.

Ansats med gradtal mindre än $n - 1$ ger generellt ingen interpolationsslösning.

Vid ansats med gradtal högre än $n - 1$ så finns ingen unik lösning.

Läs gärna vidare om Newton interpolation.

- Styckvis polynominterpolation:
 - Anpassar med polynom av låg grad (exvis grad 1 så att den blir linjär) på varje delintervall (mellan varje punkt).
 - $p_k^j(x)$ för $x \in [x_j, x_{j+1}]$ så att $j = 1, \dots, n - 1$ och att punkterna är ordnade så att $x_j < x_{j+1}$. Vanligtvis är $k = 1$ (graden är 1, styckvis linjär) eller $k = 3$ (styckvis kubisk).
 - Vid kubisk interpolation får vi 2 styckna "frihetsgrader", det vill säga x, x^2 . Dessa brukar kombineras med en metod som kallas för *spline* för att ge en kontinuerlig första och andra derivata i hela interpolationen så att kurvan blir mer *smooth*.
 - En annan variant kallas för *pchip* som enbart ger en kontinuerlig första-deriv. Den är monoton mellan datapunkter.

1.2. Numerisk integration.

Problemet som vi vil lösa är att vi förstås vill beräkna integralen av en given funktion:

$$I = \int_a^b f(x)dx$$

Speciellt när det inte går att analytiskt integrera funktionen så blir det som intressantast, eller att det är väldigt svårt, eller då f -värden endast finns som mätvärden i vissa punkter.

1.3. Numerisk kvadratur.

$$I \approx \sum_{i=1}^n w_i f(x_i)$$

Där w_i är "vikter". Då är frågan hur man skall bestämma dessa vikter och vilka punkter x_i som är relevanta att ta med.

Vi gör detta baserat på de interpolerade polynomen och polynom kan vi integrera analytiskt.

1.4. Newton-Coates kvadratur.

Vi väljer x_1, x_2, \dots, x_n värden som ekvi-distanta punkter. Sedan approximeras integralen $\int_a^b f(x)dx$ av $\int_a^b p(x)dx$ där $p(x)$ är polynomet av grad $n-1$ som interpolerar alla punkter $(x_i, f(x_i)), i = 1, \dots, n$

Exempel: När jag bara har två punkter ($n=2$) kallas det för *trapetsregeln*:

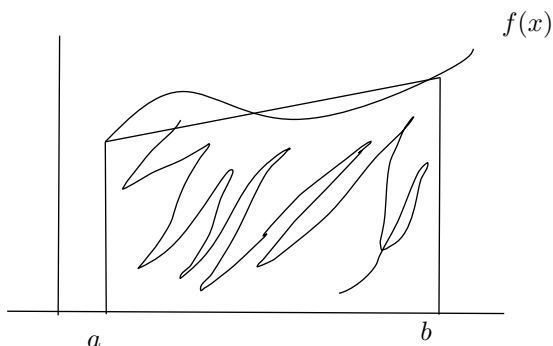


FIGURE 2. Trapetsregeln

En bättre approximering än att använda en första-gradare är simpsons formel ($n=3$):

Det som kanske verkar rimligt kanske är att ta högre grad, men det som händer är att man får starka oscillationer eftersom ju högre grad desto fler "kupor". Istället tar vi mindre intervall och kör bitvis linjär/simpsons istället.

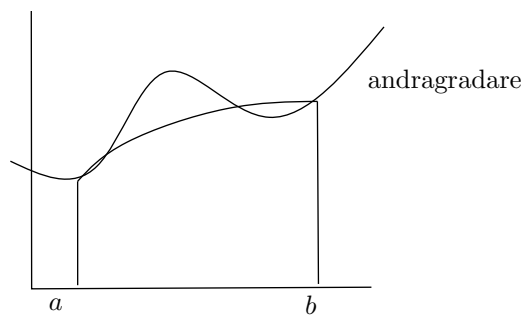


FIGURE 3. Simpsons

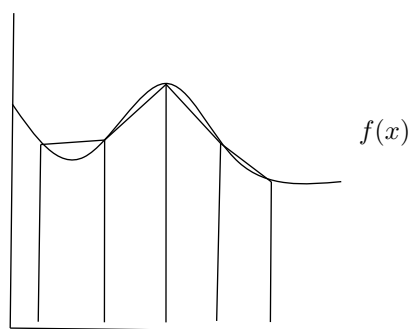


FIGURE 4. Exempel: 4 intervall

1.5. Sammansatta trapetsregeln.

Generella trapetsformeln:

$$x_i = a + ih, h = \frac{b-a}{n}$$

$$\int_a^b f(x)dx \approx T(h) = h \left(\sum_{i=0}^n f(x_i) - \frac{f(a) + f(b)}{2} \right)$$

Simpsons formel:

$$x_i = a + ih, h = \frac{b-a}{n}$$

$$\int_a^b f(x)dx \approx S(h) = \frac{h}{3} (f(x_0) + 4f(x_1) + 2f(x_2) + 4f(x_3) + \cdots + 2f(x_{n-2}) + 4f(x_{n-1}) + f(x_n))$$

n måste vara jämn.

2. FÖRELÄSNING

Idag skall vi:

- Implementera trapetsmetoden i python
- Implementera simpsons metod i python
- Hur beror felet på h ($E(h) = I - T(h)$)?
- Är det skillnad p trapets eller simpsons?
- Nogrannhetsordning
- Resultat från anal.
- Konvergensstudie
- Feluppskattning i praktiken.
- Richardsson-extrapolation (ett sätt att förbättra nogrannheten på numeriska kvadraturen)

2.1. Trapetsmetoden i python.

```
import numpy as np

#function = funktionen vi vill integrera
#a = undre integral gräns
#b = övre
#n = antal delintervall

def trapets(func, a, b, n):

    h = (b-a)/n
    x = np.linspace(a, b, n+1) #Gå från a->b med n+1 punkter
    fx = func(x)
    T = h*(np.sum(fx)-(fx[0]+fx[-1])/2)

    return T
```

2.2. Simpsons i python.

```
import numpy as np

#function = funktionen vi vill integrera
#a = undre integral gräns
#b = övre
#n = antal delintervall

def simpsons(func, a, b, n):
    h = (b-a)/n
    x = np.linspace(a,b,n+1)
    fx = func(x)
    S = (h/3)*(fx[0]+4*np.sum(fx[1:-1:2])+2*np.sum(fx[2:-2:2])+fx[-1])

    return S
```

2.3. Observation från pythonexempel.

Vi noterade att i början var trapetsmetoden bättre (mindre fel) än simpsons, men att med finare delintervall så blev simpsons betydligt bättre. Senare tester verifierade följande:

- Trapetsmetoden:
 - Minskning av h med faktor 2 \Rightarrow Minskning av felet med faktor 4
- Simpsons:
 - Minskning av h med faktor 2 \Rightarrow Minskning av fel med faktor 16

2.4. Nogrannhetsordning.

Antag att felet beter sig som Ch^p där C är en konstant, h är steglängden, p är metodens nogrannhetsordning.

Låt $E(h)$ beteckna felet med steglängd h . Då har vi:

$$\begin{aligned} E(h) &= Ch^p \\ E(2h) &= C2^p h^p \\ \frac{E(2h)}{E(h)} &= \frac{2^p Ch^p}{Ch^p} = 2^p \\ p &= \log_2 \frac{E(2h)}{E(h)} \end{aligned}$$

Trapetsmetoden ($\frac{E_T(2h)}{E_T(h)} = 4$) $\Rightarrow p_T = \log_2(4) = 2$, det vill säga nogrannhetsordning 2. Vad vi har gjort nu är uppskattat det med ändligt antal punkter, något som egentligen kräver oändligt antal, och sen har vi dragit en slutsats på detta. Vi säger att *diskretiseringsfelet* (eller *trunkeringsfelet*) är av storleken $O(h^2)$

Simpsons ($\frac{E_S(2h)}{E_S(h)} = 16$) $\Rightarrow p_S = \log_2(16) = 4$, det vill säga nogrannhetsordning 4 och diskretiseringsfelet $= O(h^4)$

Felet kan härledas analytiskt:

$$\text{Låt } I = \int_a^b f(x) dx$$

För trapetsmetoden: $E_T(h) = I - T(h) = -\frac{b-a}{12} h^2 f''(\xi_h)$ för något $\xi \in [a, b]$ eller $E_T(h) = Ch^2 + O(h^4)$

För simpsons: $E_S(h) = I - S(h) = -\frac{b-a}{180} h^4 f^{(4)}(\xi_h)$ för något $\xi_h \in [a, b]$

Exempelvis såg vi att $\int_0^1 x^3 dx$ blev exakt med simpsons, detta beror på att fjärdederivatan av $x^3 = 0$.

2.5. Feluppskattning.

Trapetsregeln ges en härledning av feluppskattningen på följande:

$$\begin{aligned} I_1 &= T(h) + Ch^2 + O(h^4) \\ I_2 &= T(2h) + C(2h)^2 + O(h^4) \\ I_1 - I_2 &= 0 = T(h) - T(2h) + (1 - 2^2)Ch^2 + O(h^4) \\ Ch^2 &= \frac{T(h) - T(2h)}{3} + O(h^4) \end{aligned}$$

Uppskattning av dominerande termen i trunkeringsfelet för $T(h)$. "Tredjedelsregeln". Notera att vi tittar bara i ett ändligt antal punkter, alltså kan vi konstruera en funktion där felet ser ut att vara noll, men i verkliga fallet så kanske felet är jättestort.

2.6. Richardsson-extrapolation.

”Kostar” det något att beräkna detta? Nä, vi har ekvidistanta punkter! Att beräkna ena funktionsvärdet ger den andra.

Vi stoppar in $Ch^2 = \frac{T(h) - T(2h)}{3} + O(h^4)$ i I_1 :

$$I = T(h) + \frac{T(h) - T(2h)}{3} + O(h)$$

Övning: visa att richardsson-extrapolation tillämpat på trapetsmetoden ger simpsons

$$I_1 = Q(h) + Ch^p + O(h^{p+1})$$

$$I_2 = Q(2h) + C(2h)^p + O(h^{p+1})$$

$$Ch^p = \frac{Q(h) - Q(2h)}{2^p - 1} + O(h^{p+1})$$

3. FÖRTYDLIGANDE/FRÅN BOKEN

3.1. Integraler.

Ibland går det inte att lösa integraler analytiskt och då kan vi använda numeriska metoder för att lösa dem. Vi kan göra detta givet hela funktionen, eller så kan vi göra detta givet punkter och där vi senare använder olika metoder för att approximera grafen så att vi kan integrera den. Det finns 2 typer av beräkningsalgoritmer:

- Öppna
 - En väldigt kraftfull typ av öppen integrering är så kallad *Gaussisk kvadratur*. Här uppskattas integralen genom att evaluera den i icke-ekvidistanta punkter och genom att ansätta en ”vikt” vid varje punkt som talar om hur mycket den punkten bidrar.
- Stängda
 - Evaluerar funktion i ändpunkterna av det givna intervallet. Den mest grundläggande algoritmen för detta kallas för *Romberg* integrering vilket är baserat på trapetsidén som man senare har förfinat till Simpsons formula. Romberg integrering är alltså i princip Simpsons, men med lite mer logisk koppling mellan trapetsidén och Simpsons.

3.2. Riemann integralen.

Vi vet från envariabelanalysen att integralens definition ser ut på följande sätt:

$$I = \int_a^b f(x)dx = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \sum_{i=0}^n f(x_i)\Delta x$$

$$\Delta x = \frac{b-a}{n}$$

Detta bildar våra rektanglar som vi sedan summerar deras area över ett intervall. Ett lite bättre sätt att approximera integralen hade varit att om vi istället för att betrakta rektanglar, att vi betraktar trapetsar, det vill säga man ”ansluter” $f(x_i)$ och $f(x_{i+1})$. Arean av en trapets ges av $A = \frac{a+b}{2} \cdot h$. Om vi låter höjden vara Δx och a resp. b ges av funktionsvärdena får vi istället $\frac{f(x_i) + f(x_{i+1})}{2} \cdot \Delta x = \Delta A$, varpå trapetsformeln kommer ifrån.

Det visar sig att felet som uppstår i trapetsens uppskattning är proportionell mot $\Delta x^3 f''(\xi)$, där ξ är någon okänd punkt i intervallet. Denna metod för att räkna fram felet används sällan, ty man behöver finna andra-derivatan och inte nog med det så måste man även hitta när uttrycket antas sitt största värde (man utgår alltid från det värsta fallet, det vill säga att man har det högsta felet på intervallet).

3.3. Relationen mellan Simpsons och Trapetsapprox.

Eftersom både trapets och Simpsons evaluerar funktionen på precis samma mängd av punkter, bör det finnas något form av samband. De använder även samma geometriska härledning för att komma fram till formlerna, en där man använder parabler, och den andra använder vi trapetsar. Både geometriskt och algebraiskt måste det finnas någon koppling!

Simpsons behöver som absolut minst 3 datapunkter som input. Låt oss kalla dessa f_1, f_2, f_3 . Vad händer om vi stoppar in samma datapunkter i trapetsen istället, kan vi härleda något algebraiskt uttryck/samband mellan de två?

$$S_k = T_k + \frac{T_k - T_{k-1}}{3}$$

3.4. Analytiskt bevis för feltermen i trapetsmetoden.

Antag att vi har en funktion $f(t)$, vars integral $I = \int_a^b f(t)dt$ vi vill approximera.

Vi påstår att med hjälp av trapetsmetoden kommer feltermen vara $\frac{M(b-a)^2}{4n}$ där M är derivatans övre begränsning och n antal steglängder.

Vi påminner oss om att steglängden \neq antal steglängder och att steglängden $h = \frac{b-a}{n}$.

Feltermen uttrycks av $|I - T(h)|$

Vi börjar!

Lemma 3.1: Indelning i delintervall

Låt varje steglängd betecknas med intervallet $[x_i, x_{i+1}]$, där mittpunkten ges av $c_i = \frac{x_{i+1} + x_i}{2}$. Detta betyder att $h = x_{i+1} - x_i$. Då uttrycks feltermen för varje delintervall av:

$$\left| I - \frac{h}{2}(f(x_{i+1}) + f(x_i)) \right| = \left| -\left(I - \frac{h}{2}(f(x_{i+1}) + f(x_i)) \right) \right| = \left| \frac{h}{2}(f(x_{i+1}) + f(x_i)) - I \right|$$

$$\left| \frac{h}{2}(f(x_{i+1}) + f(x_i)) - \int_{x_i}^{x_{i+1}} f(t)dt \right|$$

Och för alla delintervall är det summan av alla delintervall:

$$\sum_{i=0}^n \left| \frac{h}{2}(f(x_{i+1}) + f(x_i)) - \int_{x_i}^{x_{i+1}} f(t)dt \right|$$

Lemma 3.2: Felterm uttryckt i integral

Vi påminner oss om partial integrering, $\int uv' = uv - \int u'v$

Vi vill försöka flytta in feltermen så att den ser ut som att den är partialt integrerad:

$$\left. \begin{aligned} (t - c_i) &= u(t) \\ f'(t) &= v'(t) \end{aligned} \right\}$$

$$\frac{h}{2}(f(x_{i+1}) + f(x_i)) = \frac{x_{i+1} - x_i}{2}f(x_{i+1}) + \frac{x_{i+1} - x_i}{2}f(x_i)$$

$$(x_{i+1} - c_i)f(x_{i+1}) + (c_i - x_i)f(x_i) = (x_{i+1} - c_i)f(x_{i+1}) + (-(c_i - x_i))f(x_i)$$

$$(x_{i+1} - c_i)f(x_{i+1}) - (c_i - x_i)f(x_i)$$

Feltermen ges alltså av $((x_{i+1} - c_i)f(x_{i+1}) - (c_i - x_i)f(x_i)) - \int_{x_i}^{x_{i+1}} f(t)dt$

$$\Leftrightarrow \int_{x_i}^{x_{i+1}} (t - c_i)f'(t)dt$$

Bevis 3.1: Felterm med första derivata

Lemma 3.1 och 3.2 ger att vi kan använda faktumet att $f'(t)$ hade en övre begränsning på M :

$$\begin{aligned}
 \int_{x_i}^{x_{i+1}} (t - c_i) f'(t) dt &\leq \left| M \int_{x_i}^{x_{i+1}} (t - c_i) dt \right| = M \int_{x_i}^{x_{i+1}} |t - c_i| dt \\
 \text{Låt } u = t - c_i, \quad \int_{x_i}^{x_{i+1}} |t - c_i| &= \int_{x_i}^{x_{i+1}} |u| \\
 \left. \begin{aligned} f &= |u| \\ f' &= \frac{|u|}{u} g' = 1 \end{aligned} \right\} \\
 \int_{x_i}^{x_{i+1}} |u| &= \left| |u| u \right|_{x_i}^{x_{i+1}} - \int_{x_i}^{x_{i+1}} \frac{|u|}{u} \cdot u \\
 \int_{x_i}^{x_{i+1}} |u| &= |u| u \Big|_{x_i}^{x_{i+1}} - \int_{x_i}^{x_{i+1}} |u| \\
 2 \int_{x_i}^{x_{i+1}} |u| &= |u| u \Big|_{x_i}^{x_{i+1}} \\
 \Leftrightarrow \int_{x_i}^{x_{i+1}} |u| &= \frac{u |u|}{2} \\
 \text{Bort med } u\text{-sub: } \int_{x_i}^{x_{i+1}} |t - c_i| &= \frac{(x_{i+1} - c_i) |x_{i+1}|}{2} - \frac{(x_i - c_i) |x_i - c_i|}{2} \\
 \Leftrightarrow \frac{(x_{i+1} - c_i) |x_{i+1}|}{2} - \frac{(-(c_i - x_i)) |-(c_i - x_i)|}{2} &= \frac{(x_{i+1} - c_i) |x_{i+1}|}{2} + \frac{(c_i - x_i) |c_i - x_i|}{2} \\
 \left. \begin{aligned} x_{i+1} - c_i \\ c_i - x_i \end{aligned} \right\} &= \frac{x_{i+1} - x_i}{2}
 \end{aligned}$$

$$\frac{2 \cdot \left(\frac{x_{i+1} - x_i}{2} \right) \left| \frac{x_{i+1} - x_i}{2} \right|}{2} = \left(\frac{x_{i+1} - x_i}{2} \right) \left| \frac{x_{i+1} - x_i}{2} \right| = \frac{1}{4} (x_{i+1} - x_i)^2$$

Nu kan vi skriva tillbaks M framför: $\frac{M}{4} (x_{i+1} - x_i)^2$

Notera att $(x_{i+1} - x_i)$ är ju steglängden, dvs h :

$$\frac{M h^2}{4} \geq \frac{f'(t) h^2}{4}$$

□

Vi vill nu visa att om andraderivatan är så kan vi använda begränsningen för att få en ännu finare felterm.

Lemma 3.3: Partialintegrering av feltermintegral för delintervall

Vi vill partialintegrera, men vi kommer inte göra det enkelt för oss utan vi ansätter $(t - c_i)$ som den ”redan deriverade” termen:

$$\int_{x_i}^{x_{i+1}} (t - c_i) f'(t) dt \Leftrightarrow \left| \frac{(t - c_i)^2}{2} f'(t) \right|_{x_i}^{x_{i+1}} - \int_{x_i}^{x_{i+1}} \frac{(t - c_i)^2}{2} f''(t) dt$$

Vi påminner oss om:

$$x_{i+1} - c_i = c_i - x_i = \frac{x_{i+1} - x_i}{2} = \frac{h}{2}$$

Insättning av detta i första partialintegrerade termen ger:

$$\begin{aligned} \frac{\left(\frac{x_{i+1} - x_i}{2}\right)^2}{2} f'(x_{i+1}) - \frac{(x_i - c_i)^2}{2} f'(x_i) &= \frac{\left(\frac{x_{i+1} - x_i}{2}\right)^2}{2} f'(x_{i+1}) - \frac{(-(c_i - x_i))^2}{2} f'(x_i) \\ &\Leftrightarrow \frac{\left(\frac{x_{i+1} - x_i}{2}\right)^2}{2} f'(x_{i+1}) - \frac{\left(\frac{x_{i+1} - x_i}{2}\right)^2}{2} f'(x_i) \\ &\Leftrightarrow \frac{\left(\frac{x_{i+1} - x_i}{2}\right)^2}{2} (f'(x_{i+1}) - f'(x_i)) = \frac{\left(\frac{h}{2}\right)^2}{2} \\ &= \frac{h^2}{8} (f'(x_{i+1}) - f'(x_i)) = \frac{1}{2} \left(\frac{h}{2}\right)^2 (f'(x_{i+1}) - f'(x_i)) \end{aligned}$$

Men detta är bara följande integral:

$$\frac{1}{2} \int_{x_i}^{x_{i+1}} f''(t) dt = \int_{x_i}^{x_{i+1}} \frac{1}{2} \left(\frac{h^2}{2}\right)^2 f''(t) dt$$

Då har vi alltså:

$$\begin{aligned} &\int_{x_i}^{x_{i+1}} \frac{1}{2} \left(\frac{h^2}{2}\right)^2 f''(t) dt - \int_{x_i}^{x_{i+1}} \frac{(t - c_i)^2}{2} f''(t) dt \\ &= \int_{x_i}^{x_{i+1}} \frac{1}{2} \left(\frac{h}{2}\right)^2 f''(t) - \frac{(t - c_i)^2}{2} f''(t) dt \\ &= \frac{1}{2} \int_{x_i}^{x_{i+1}} f''(t) \left(\left(\frac{h}{2}\right)^2 - (t - c_i)^2 \right) dt \end{aligned}$$

Bevis 3.2: Felterm med andraderivata

Från Lemma 3.3 påminner oss om att vi hade en begränsning M på $f''(t)$:

$$\frac{1}{2}M \int_{x_i}^{x_{i+1}} \left(\left(\frac{h}{2} \right)^2 - (t - c_i)^2 \right) dt$$

Vi vill lösa för integralen:

$$\begin{aligned} \int_{x_i}^{x_{i+1}} \left(\left(\frac{h}{2} \right)^2 - (t - c_i)^2 \right) dt &= \int_{x_i}^{x_{i+1}} \left(\frac{h}{2} \right)^2 dt - \int_{x_i}^{x_{i+1}} (t - c_i)^2 dt \\ &= \left(\frac{h}{2} \right)^2 [x_{i+1} - x_i] - \left| \frac{(t - c_i)^3}{3} \right|_{x_i}^{x_{i+1}} \\ &= \left(\frac{h}{2} \right)^2 [x_{i+1} - x_i] - \left(\frac{(x_{i+1} - c_i)^3}{3} - \frac{(x_i - c_i)^3}{3} \right) \\ &= \left(\frac{h}{2} \right)^2 [x_{i+1} - x_i] - \left(\frac{\left(\frac{h}{2} \right)^3}{3} - \frac{(- (c_i - x_i))^3}{3} \right) \\ &= \left(\frac{h}{2} \right)^2 [x_{i+1} - x_i] - \left(\frac{\left(\frac{h}{2} \right)^3}{3} - \frac{\left(\frac{h}{2} \right)^3}{3} \right) \\ &= \left(\frac{h}{2} \right)^2 [x_{i+1} - x_i] - \left(\frac{h^3}{24} - \frac{-h^3}{24} \right) \\ &= \left(\frac{h}{2} \right)^2 [x_{i+1} - x_i] - 2 \left(\frac{h^3}{24} \right) \\ &= h \left(\frac{h}{2} \right)^2 - \left(\frac{h^3}{12} \right) = \frac{h^3}{4} - \frac{h^3}{12} = \frac{h^3}{6} \end{aligned}$$

Nu när integralen är löst kan vi sätta fram koefficienterna:

$$\frac{1}{2}M \cdot \frac{h^3}{6} = \frac{Mh^3}{12} \geq \frac{h^3}{12} f''(t)$$

□

4. FÖRELÄSNING

- Adaptiva metoder
- Numerisk integration i scipy
- Relativt och absolut fel
- Funktionsfel

Vi vill göra en figur där yaxeln motsvarar felet och x_axeln motsvarar h.

4.1. Numerisk integration med scipy.

Givet en integral $I = \int_a^b f(x)dx$ så kan vi skriva följande kod för att evaluera integralen:

```
from scipy.integrate import quad

(q, aerr) = quad(func, a, b) # Feluppskattning |q-I| ungefär lika med aerr
#Vi kan begära viss noggrannhet:

(q, aerr) = quad(func, a, b, epsabs = atol, epsrel = rtol) #scipy försöker uppfylla kraven

|q-I| <= max(atol, rtol*|I|)
```

4.2. Vad menas med absolut resp. relativt fel?

Om ens chef säger ”ge mig det här med 5 siffrors noggrannhet”, men vad menar grabben egentligen? Säg att jag skall approximera 1 med 3 siffrors noggrannhet och min approximation är 0.9999999 (inga siffror är korrekt!):

4.3. Funktionsfelet.

$I = \int_a^b f(x)dx$. Vi approxierar denna med numerisk kvadratur där vi antar att vi har exakta värden på funktionen. Men vad händer om vi inte har exakta funktionsvärden, det vill säga att vi har ett fel? Det kanske kommer från mätvärden där det är fel i dem, eller något som vi alltid har, avrundningsfel. Antag att vi vet att $|f(x) - \tilde{f}(x)| \leq \varepsilon$, för sammansatta trapets/simpson gäller $\sum_{i=0}^n |w_i| = b - a \Rightarrow \varepsilon \sum_{i=0}^n |w_i| = \varepsilon(b - a)$

- Diskretiseringsfelet är vanligtvis större än avrundningsfelet.
- Om funktionsvärden kommer från mätningar kan de ha stor effekt på noggrannheten.

4.4. Noggrannhet - Sammanfattning.

Två typer av fel

- Diskretiseringsfel (trunkeringsfel)
- Fel i funktionsvärden

$$I = \int_a^b f(x)dx \approx Q(h) \approx \tilde{Q}(h)$$

Totalt fel: $I - \tilde{Q}(h) = I - Q(h) + Q(h) - \tilde{Q}(h)$ där första 2 termerna är diskret. fel och sista 2 är funktionsfel

Vi kan använda Ye Olde' triangelolikheten:

$$|I - \tilde{Q}(h)| \leq |I - Q(h)| + |Q(h) - \tilde{Q}(h)|$$

4.5. Gammal tentauppgift (2009-12-21).

Om en funktion $f(x)$ vet man dels att den för vissa x -värden antar värden enligt tabellen nedan (två korrekta decimaler):

x	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
$f(x)$	1.89	2.07	2.89	2.18	1.74

och dels att absolutbeloppet för de 5 första derivatorna av $f(x)$ är begränsade och mindre än 19 i intervallet. Givet denna information, approximera integralen $I = \int_{0.1}^{0.5} f(x)dx$ så exakt som möjligt samt ge en strikt feluppskattning.

Det är trapets och simpsons som vi har gått igenom, och simpsons är den mest noggranna. Vad är det som gör att jag kan använda simpsons? Jo, jag har ekvidistanta punkter (alla x -värden skiljer sig med lika mycket) och jämt antal intervall:

$$S(h) = \frac{h}{3}[f(x_0) + 4f(x_1) + 2f(x_2) + 4f(x_3) + f(x_4)]$$

Men! Funktionsvärdena är inte exakta, så jag har alltså $\tilde{S}(h)$:

$$\tilde{S}(h) = \frac{0.1}{3}(1.89 + 4 \cdot 2.07 + 2 \cdot 2.89 + 4 \cdot 2.18 + 1.74) \approx 0.88033$$

Vi har 2 fel som vi skall svara på, diskretiseringsfelet och funktionsfelet. Låt oss börja med trunkeringsfelet:

$$I = \int_a^b f(x)dx = S(h) - \frac{(b-a)}{180}h^4 f^{(4)}(\xi) \text{ ej } \tilde{S}(h)$$

$$|I - S(h)| = \left| \frac{(b-a)}{180}h^4 f^{(4)}(\xi) \right| < \frac{0.5-0.1}{180} \cdot 0.1^4 \cdot 19 \approx 4.22 \cdot 10^{-6} = \text{trunkeringsfelet}$$

Funktionsfelet:

$$|f(x) - \tilde{f}(x)| < 0.5 \cdot 10^{-2}$$

$$|S(h) - \tilde{S}(h)| \leq (b-a)\varepsilon = (0.5-0.1) \cdot 0.5 \cdot 10^{-2}$$

Totala felet:

$$|I - \tilde{S}(h)| = |I - S(h) + S(h) - \tilde{S}(h)| \leq |I - S(h)| + |S(h) - \tilde{S}(h)| \leq 4.22 \cdot 10^{-6} + 0.0002 \approx 0.0002$$

$$I \approx 0.880 \pm 0.002$$

För att minska felet, vad ska man göra då? Man kan använda flera värden eller testa trapets, men notera att funktionsfelet är 100 gånger större än trunkeringsfelet, så vi behöver mer exakta värden!

5. ICKE-LINJÄRA EKVATIONER

Exempelvis: Hitta x då $e^x = 10 \cos(x)$. Dessa typer av ekvationer finns det ingen explicit form där man kan lösa ut x . Något vi kommer göra under föreläsningen är att skriva på formen $f(x) = 0$ (detta går alltid genom att flytta över allt till en sida).

Vi använder så kallade *iterativa* metoder/algorithmter för att lösa dessa typer av icke-linjära ekvationer.

Sats 5.1: Iterativ metod

- Behöver en startgissning x_0
- Bilda en följd med bättre och bättre approximationer till den exakta lösningen x_*

Metoden konvergerar om $\lim_{k \rightarrow \infty} x_k = x_*$

I praktiken når man inte till x_* utan stannar när ett stoppvillkor uppfylls.

Implementationen av en sådan metod kallas för *algorithm*.

```
x = [START GISSNING]
while [STOPPVILLKOR EJ UPPFYLLT]:
    x = [NY APPROX]
end
```

Nya approximationen räknas från någon formel eller princip. Det kan hända att den lyckas, eller misslyckas. Lyckas den så har vi konvergens, misslyckas den så har vi divergens.

Hur snabbt metoden når konvergens/hittar lösningen är också av relevans. Kallas för *konvergensthastigheten*.

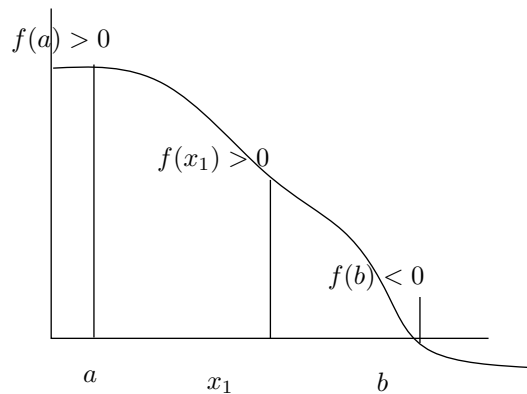
Vi kommer ta upp 2 olika metoder, bisektionsmetoden och Newton.

5.1. Bisektionsmetoden/Intervallhalvering.

Denna går ut på att skriva om på formen $f(x) = 0$ (detta gäller allmänt ty det är så de är implementerade, även i SciPy). Fortsätter vi på exemplet $e^x = 10 \cos(x)$ får vi $f(x) = e^x - 10 \cos(x)$

Idén är att börja med ett startintervall $I = [a, b]$ där vi antar att den är kontinuerlig på det intervallet och att $f(x)$ har teckenväxling på detta intervall. Satsen om mellanliggande värden säger då att den måste korsa x -axeln någonstans, så vi vill helt enkelt förfinas intervallet I .

Det gör vi genom att dela intervallet i två delintervall, väl sedan den delen som har teckenväxling. Upprepa tills intervallet är tillräckligt litet. Hur stort fel man har i sin lösning är begränsat till halva intervall-längden. Vi ritar för en bättre känsla:



Vi skriver upp en pseudo-kod för detta:

```
#f,a,b givet
#Vill börja med att kontrollera input

Kontrollera att sign(f(a)) är skilt från sign(f(b))

x= (a+b)/2
while [!Stoppvillkor]:
  if sign(f(a)) = sign(f(x)):
    a = x #Om vänstra delen ej innehåller teckenväxling så förkortar vi bort VL
  else:
    b = x #Annars, förkorta HL
  x = (a+b)/2
end
```

5.1.1. Konvergenshastighet.

Konvergerar alltid. Men, det kan finnas flera rötter så det säger inte mycket om *vilken* rot. Hastigheten ges av:

$$|x_* - x_1| \leq \frac{b-a}{2}$$

I varje iteration halverar vi avståndet (delar på 2) alltså kommer felet halveras.

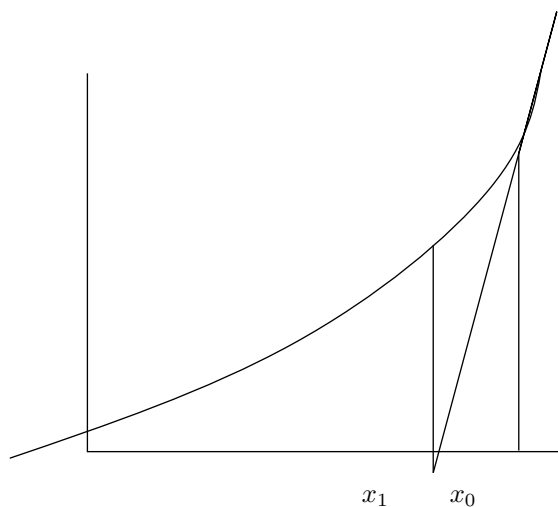
$$|x_* - x_k| \leq \frac{b-a}{2^k}$$

Nu kan vi skriva in lite saker om stoppvillkor:

Given tolerans $|x_* - x_k| \leq Tol$. Vi vet att $|x_* - x_k| \leq \frac{b-a}{2^k}$. Då vet vi att vi ska stanna när $\frac{b-a}{2^k} \leq Tol$. Då kan vi räkna ut k och därmed räkna ut antal iterationer vi behöver köra i while-loopen.

5.2. Newton-Raphson.

Vi skriver återigen på formen $f(x) = 0$. Vi har någon startgissning x_0 (ej intervall, utan värde). Idén är att vi drar en tangent till funktionen och nästa gissning blir roten/nollställe till tangenten. Illustrerat:



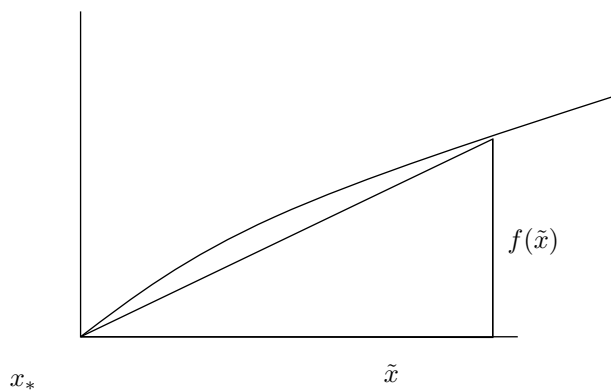
Tangenten ges av $l(x) = f'(x_0)(x - x_0) + f(x_0)$. Vi löser för när $l(x_1) = 0 \Rightarrow f'(x_0)(x_1 - x_0) + f(x_0) = 0 \Rightarrow x_1 = x_0 - \frac{f(x_0)}{f'(x_0)}$

Låt oss skriva en pseudo-kod:

```
x = startgissning
while (!stoppvillkor):
    dx = -f(x)/f'(x)
    x = x+dx
end
```

5.2.1. Stoppvillkor.

Säg att vi har en approximativ lösning \tilde{x} och x_* som är exakt. Då är vi intresserade av $|x_* - \tilde{x}|$. Vi utnyttjar att om vi zoomar in så blir det en triangel:



Vi får då:

$$f'(\tilde{x}) \approx \frac{f(\tilde{x})}{\tilde{x} - x_*}$$

$$\Rightarrow |x_* - \tilde{x}| \approx \left| \frac{f(\tilde{x})}{f'(\tilde{x})} \right| = |\Delta x|$$

Alltså stanna då $|x_{k+1} - x_k| < Tol$

Då kan man fråga, "men farbror Melker, kan man inte använda $|f(x_k)| < Tol$?" Nej, tänk om vi har asymptoter.

- Vertikal asymptot ger att
 - $|x_* - x_{k+1}|$ är stort
 - $|f(x_{k+1})|$ är stort
- Horisontell asymptot ger att
 - $|x_* - x_{k+1}|$ är stort
 - $|f(x_{k+1})|$ är litet

När man skriver while loopar skall man vara aktsam över att man kanske inte konvergerar. Då får man en oändlig loop eftersom stoppvillkoret aldrig uppfylls. Då är det smart att lägga in ett max antal iterationer:

```
maxiter = 100
niter = 0
while felet > tol && niter < maxiter
  niter = niter+1
end
```

5.3. Gammal tentatal - 2012-04-11.

Ekvationen $\cos(x) + 5 = e^x$. Den har en lösning mellan $[1, 2]$

- Formulera intervallhalveringsmetoden för att hitta roten och gör 3 iterationer
- Hur många iterationer skulle krävas för att få ett absolut fel i det beräknade värdet mindre än 10^{-8} ?

Vi börjar med första. Vi börjar givetvis med att skriva om på $f(x) = 0$:

$$f(x) = \cos(x) + 5 - e^x = 0$$

Vi kan nu kontrollera startintervallet $[1, 2]$:

$$f(1) = \cos(1) + 5 - e > 0$$

$$f(2) = \cos(2) + 5 - e^2 < 0$$

Sartintervallet är ok, ty jag har olika tecken. Mittpunkten är 1.5:

$$f\left(\frac{1+2}{2}\right) = f(1.5) \approx 0.6 > 0$$

Vi vill ha delen med teckenväxling, så vi väljer "högra" delen. Mittpunkten är 1.75:

$$f(1.75) \approx -0.93 < 0$$

Vi väljer "vänstra" delen:

$$f(1.625) \approx -0.13 < 0$$

Mittpunkten mellan 1.5 och 1.625 är 1.5625. Vi har nu kört 3 iterationer som frågan frågar efter, så vi uppskattar felet:

$$|x - x_*| \leq \frac{b - a}{2} = \frac{1.625 - 1.5}{2} = 0.0625$$

Svaret blir $x = 1.5625 \pm 0.0625$

Vi kör andra frågan:

Låt ε_k vara feluppskattning efter k iterationer. Då har vi i detta fall:

- $\varepsilon_0 = \frac{b - a}{2} = \frac{2 - 1}{2} = 0.5$
- $\varepsilon_1 = \varepsilon_0 \cdot 0.5 = 0.25$
- $\varepsilon_2 = \varepsilon_1 \cdot 0.5 = \varepsilon_0 \cdot 0.5^2$
- $\varepsilon_k = 0.5^k \varepsilon_0 = 0.5^{k+1}$

Vi vill hitta $\varepsilon_k \leq 10^{-8}$:

$$\begin{aligned} 0.5^{k+1} &< 10^{-8} \\ (k+1) \log(0.5) &< \log(10^{-8}) \\ k &> \frac{\log(10^{-8})}{\log(0.5)} - 1 \approx 25.6 \end{aligned}$$

Eftersom vi ska ha strikt noggrannhet så rundar vi uppåt, så det skulle alltså krävas 26 iterationer.

6. FORTS. ICKE-LINJÄRA EKVATIONER

Vi börjar med exemplet $e^x = 10 \cos(x) \Leftrightarrow e^x - 10 \cos(x)$. Vi ska göra koden:

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

def bisection(func, a, b, tol):
    # sign_fa = np.sign(func(a))
    # sign_fb = np.sign(func(b))

    x = (a+b)/2
    itercounter = 0
    sign = np.sign(func(a)) == np.sign(func(b))

    assert(not sign)

    while((b-a)/2) > tol:

        itercounter += 1
        localSign = np.sign(func(x))

        if sign == localSign:
            a = x
        else:
            b = x

    x = (a+b)/2
    return x, itercounter
```

Hitta en positiv lösning ($x > 0$) till ekvationen med 8 korrekta decimaler.

- Använd bisection
- Använd Newton-Raphson

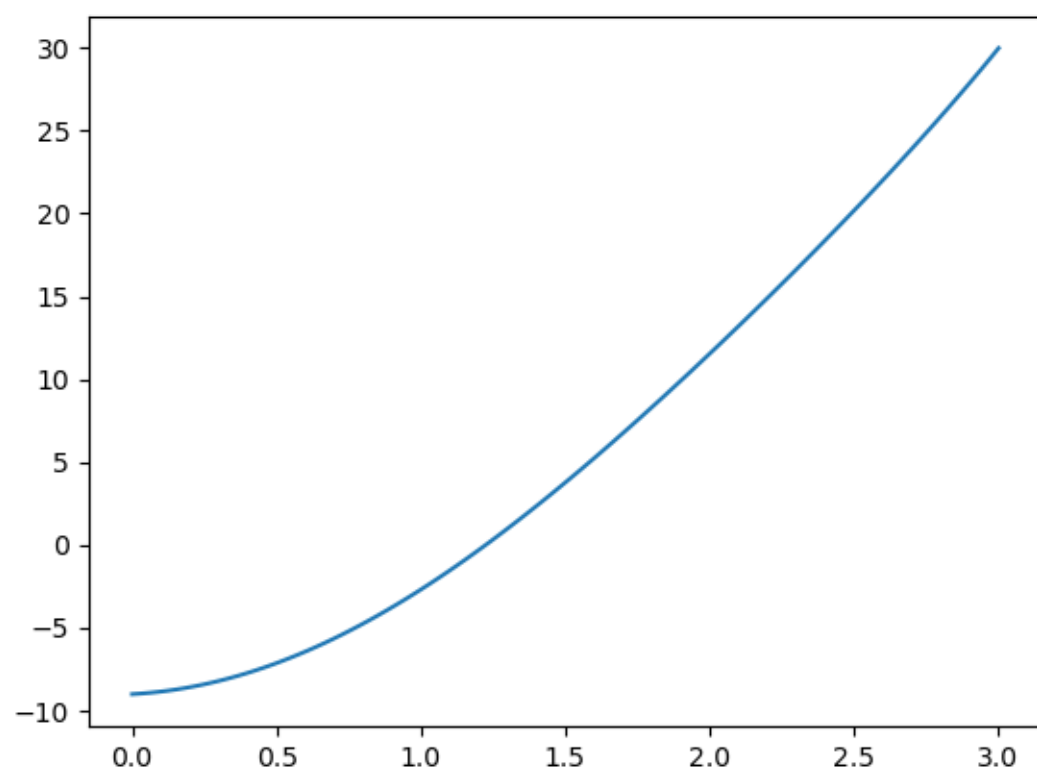
Man börjar givetvis alltid med att skriva om på formen $f(x) = e^x - 10 \cos(x)$. Vi behöver också ett startintervall/startgissning, men hur ska man hitta det? Ett sätt är att fundera över hur funktionen ser ut. Ett annat sätt är att plotta funktionen (beror lite på det specifika fallet man undersöker).

Vi ser att $f(0) = 1 - 10 = 9 < 0$ och $f(\frac{\pi}{2}) = e^{\pi/2} - 0 > 0$.

. Vi testar att plotta vår funktion:

```
func = lambda x: np.exp(x)-10*np.cos(x)
```

Här ser vi en rot mellan 1 och 1.5:



Kör vi koden får vi att den konvergerar mot ≈ 1.2 med 26 iterationer. Implementerar vi Newtons metod och använder startvärde 1.25 får vi konvergens med inget mindre än 4 iterationer! Givetvis måste vi dock räkna derivator.

Slutsats: Newton är mycket snabbare.

Frågan är varför? Kan det bero på likformig kontinuitet eller strikt monoton?

6.1. Konvergenshastighet.

Låt x_* vara vår exakta lösning och vi antar att vi har en iterativ metod som generar en talföljd x_1, x_2, \dots . Antag även att vi har konvergens, dvs $\lim_{k \rightarrow \infty} x_k = x_*$.

Sats 6.1: Konvergensordning

En metod har *konvergensordning* r om $\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{|x_* - x_{k+1}|}{|x_* - x_k|^r} = C$ där C (konstant) kallas för *asymptotisk felkonstant*

Notera att ju större r är, desto snabbare konvergerar den. Om:

- $r = 1, C < 1$ har vi *linjär konvergens*
- $r = 2$ har vi *kvadratisk konvergens*
- $r > 1$ har vi *superlinjär konvergens* (Busigt att använda $r > 1$)

6.2. Konvergens i bisektionsmetoden.

Felet halveras i varje steg. Vi kommer ihåg att vi har $|x_* - x_k| \leq \frac{B-A}{2^k}$ där $[A, B]$ är startintervallet. Det nya felet kommer då vara $\frac{1}{2}$ gamla felet, därför har vi $r = 1$ och $C = \frac{1}{2}$ det vill säga linjär konvergens.

6.3. Konvergens i Newton-Raphson.

Påminner oss om metoden: $x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}$. Vi Taylorutvecklar kring x_k med steget $(x_* - x_k)$.

sedan har vi $\underbrace{f(x_k + (x_* - x_k))}_{f(x_*) = 0} = f(x_k) + (x_* - x_k)f'(x_k) + (x_* - x_k)^2 f''(\xi) \cdot \frac{1}{2}$

7. FÖRTYDLIGANDE/FRÅN BOKEN

Att hitta rötterna till en ekvation är inte alltid lätt, oftast har vi kikat på explicita funktioner där det är relativt lätt att göra, men det är inte så i verkligheten.

Vanligtvis slänger man lite analysverktyg på den, kollar om det finns några busiga punkter som man kan analysera som ofta ger mycket information om funktionen, men vad gör man om det inte räcker till? Om det enda sättet att hitta rötterna är via kontinuerlig beräkning, så vill vi givetvis hitta den mest effektiva metoden för det!

Det finns ett par sätt att angripa detta unika problem, de 2 metoder som kommer gås igenom kommer vara antingen genom att analysera *typen* av funktionen och därmed anpassa beräkningsmetoden, eller så anpassar vi beräkningsmetoden. The choice is ours.

7.1. Rötter av polynom.

Vad vet vi om polynom?

- Om polynomet är av grad n , så finns det n antal tal där $f(x) = 0$
- De är kontinuerliga på hela sin domän
- Rötter kan faktoriseras bort och ge ett enklare polynom

Vi ska bygga vidare lite på den första punkten.

Ett polynom $f(x) = a_1x^n + a_2x^{n-1} + \dots + a_nx + a_{n+1}$ kan faktoriseras m.h.a dess rötter till följande $f(x) = a_1(x - r_1)(x - r_2) \dots (x - r_n)$ där r_i är rötter. Lägg märke till att vi inte tar hänsyn till rötters multiplicitet eller eventuell komplex form, utan enbart deras existens. Från Algebra 1 vet vi att polynom med reella koefficienter har komplexa rötter, och om ett polynom har en komplex rot så existerar konjugatet även som rot.

7.1.1. *Descartes tecken-regel.*

Om koefficienterna av ett polynom är reelt och antalet teckenväxlingar av koefficienterna är n så gäller:

- Antalet positiva reella rötter är antingen n eller $n - 2m$
- Antalet negativa rötter ges av att invertera polynomet så att $x \rightarrow -x$ och sedan applicering av föregående punkt

Lite flummigt, så vi kör ett exempel! Antag att vi har följande polynom:

$$f(x) = x^4 - 5x^3 + 5x^2 + 5x - 6 = 0$$

För att räkna antal teckenväxlingar börjar vi från vänster och räknar. Vi börjar med positivt tecken, sedan växlar det till negativt (1), sedan tillbaka till positivt (2), sedan i slutet finns en negativ term återigen (3). Totalt 3 teckenväxlingar! Alltså kommer vi ha högst 3 positiva reella rötter och minst 1. Räkna vi de negativa så substituerar vi x med $-x$:

$$(-x)^4 - 5(-x)^3 + 5(-x)^2 + 5(-x) - 6 = 0 = x^4 + 5x^3 + 5x^2 - 5x - 6$$

Detta polynom har en teckenväxling, alltså kommer det ursprungliga polynomets ha 1 negativ reel rot. Det visar sig att våra beräkningar stämmer, ty polynomets rötter är $\{1, 2, 3, -1\}$.

Men det är definitivt inte alltid som vi får en så pass snäll funktion som ett polynom, och då har vi andra metoder för att hitta rötterna.

8. FORTS. ICKE-LINJÄRA EKVATIONER

Vi ska börja med att sammanfatta egenskaper hos bisektionsmetoden och Newton-Raphson:

Bisektion	Newton
Robust: Konvergerar alltid givet teckenväxling och kontinuitet	Kan divergera, ej helt pålitlig
Linjär konvergens	Kvadratisk konvergens (snabb om startgissning bra)
1 funktionseval. per iteration	1 funktionseval. + 1 derivering per iteration

Vi noterar att där den ena är bra, så är den andra sämre. Det vore därför bra om man kan bygga en slags hybridmetod (många av dagens metoder ser ut på detta vis). En sådan metod kan se ut på följande:

8.1. Hybrid-skiss av Newton-Raphson och bisektionsmetoden.

Vi vill:

- Kombinera säkerheten hos bisektionsmetoden med snabbheten hos Newtons metod

Då behöver vi ett startintervall $[a, b]$ där vi vet teckenväxling finns och att det finns en rot, men det bästa är ju om vi kan köra Newton-Raphson eftersom den är snabb. Däremot kanske man hamnar utanför intervallet med Newton-Raphson, och det kan hända att antal iterationer blir för mycket, men om den har konvergerat så är vi klara.

Annars (ex. vis om vi hamnat utanför intervallet), då kör vi bisektionsmetoden för att krympa intervallet för att generera en bättre startgissning för Newton-Raphson och gör om algoritmen.

Något som kan hända är givet en funktion med flera rötter, så kan halvering av ett intervall "ta bort" rötter vilket kanske gör att (beroende på tillämpning) man får underliga svar. Exempel, om man mäter längden på en människa under sin livstid där 150cm är roten, då kanske man passerar den när man växer, och senare i livet när man krymper. Halverar man däremot kanske man bara får vid tillväxten vilket kanske verkar konstigt givet att man vet att man krymper senare.

8.2. Mer om konvergensordning i praktiken.

Vi påminner oss om definitionen:

$$\lim_{i \rightarrow \infty} \frac{|x_* - x_i|}{|x_* - x_{i-1}|^r} = C$$

Där r är konvergensordningen. Oftast är x_* okänd, då tittar man istället på följande kvot:

$$\frac{|x_{i+1} - x_i|}{|x_i - x_{i-1}|^r} = \frac{|\Delta x_i|}{|\Delta x_{i-1}|^r}$$

Exempel:

En metod för ekvationslösning har generat korrekteringstermerna (Δx):

i	Δx_i
1	0.01
2	0.001
3	10^{-5}
4	10^{-9}

Vad kan vi säga om metodens konvergens? Kan vi inte säga något? Är den linjär? Eller är den kvadratisk? Kubisk?

Vad är den asymptotiska felkonstanten?

Man kan besvara dessa frågor på lite olika sätt. Vi kan anta olika saker och se:

i	Δx_i	$ \Delta x_i / \Delta x_{i-1} $	$ \Delta x_i / \Delta x_{i-1} ^2$
1	0.01	-	-
2	0.001	0.1	10
3	10^{-5}	0.01	10
4	10^{-9}	0.0001	10

Notera att tillväxten är kvadratisk eftersom skillnaderna mellan $|\Delta x_i|$ är kvadratisk, så om vi antar att den är kvadratisk (som vi gör i sista kolonnen) ser vi att den asymptotiska felkonstanten är 10.

Man kan använda 2 iterationer för att få fram C och r genom att lösa följande ekvationssystem:

$$\begin{cases} |\Delta x_{i+1}| = C |\Delta x_i|^r \\ |\Delta x_i| = C |\Delta x_{i-1}|^r \end{cases}$$

Givet att vi vet värden på $|\Delta x_i|$

8.3. Sekantmetoden.

Den är väldigt lik Newtons-Raphson, i någon mening är derivata bara en väldigt väldigt fin sekant. Som man hör på namnet så tar vi alltså en sekant istället för en tangent. Därför har den i någon mening samma form som Newton-Raphson:

$$x_{i+1} = x_i + \Delta x_i$$

$$\text{I Newton-Raphson har vi } \Delta x_i = -\frac{f(x)}{f'(x)}$$

I Sekantmetoden har vi en uppskattning på sekantens lutning:

$$f'(x_i) \approx \frac{f(x_i) - f(x_{i-1})}{x_i - x_{i-1}}$$

Insättning i Newton-Raphson ger:

$$\Delta x_i = -f(x_i) \frac{x_i - x_{i-1}}{f(x_i) - f(x_{i-1})}$$

Vi behöver 2 startgissningar, men vi behöver inte räkna någon derivata. Konvergensordningen är något lägre än Newton-Raphson, men fortfarande superlinjärt ($r = \frac{1 + \sqrt{5}}{2}$) (gyllene snittet!!)

En vanlig tillämpning av Newton-Raphson är inom miniräknare för att räkna ut roten ur ett tal.

Exempel: Bestäm \sqrt{n} för givet n .

Vi vill lösa $x = \sqrt{n}$ vilket är samma som att lösa $x^2 = n \Leftrightarrow x^2 - n = 0$. Nu kan vi använda Newton-Raphson:

$$f'(x) = 2x$$

$$x_{i+1} = x_i - \frac{f(x_i)}{f'(x_i)} = x_i - \frac{x_i^2 - n}{2x_i}$$

För $\sqrt{423}$ med 4 korrekta decimaler (dvs $|x_* - \tilde{x}| < 0.5 \cdot 10^{-4}$). En rimlig gissning är $x_0 = \sqrt{400} = 20$:

$$x_1 = 20 - \frac{20^2 - 423}{2 \cdot 20} = 20 + 0.575 = 20.575$$

Notera att 0.575 är större än toleransen, vi fortsätter:

$$x_2 = x_1 - \frac{x_1^2 - n}{2x_1} = 20.575 - \frac{(20.575)^2 - 423}{2 \cdot 20.575} \approx \underbrace{20.575 - 0.0080346}_{|\Delta x_1| > 0.5 \cdot 10^{-4}, \text{ fortsätt}} \approx 20.56696537$$

$$x_3 = x_2 - \frac{x_2^2 - n}{2x_2} = 20.56696537 - \underbrace{1.57 \cdot 10^{-6}}_{= |\Delta x_2| < 0.5 \cdot 10^{-4} \text{ Ok!}}$$

Övning! Bestäm p :te roten ur n , dvs $x = n^{1/p}$

Exempel: Startgissning + SciPy
Givet:

$$x^{12} + x = 0.1 \Leftrightarrow f(x) = x^{12} + x - 0.1 = 0$$

Nu är vi ute efter en startgissning för att köra Newton-Raphson på den. Genom att titta på ekvationen ser vi att x är relativt liten. Vi vet även att $x^{12} < x$ vilket ger oss:

$$f(x) \approx x - 0.1 = 0 \Leftrightarrow x = 0.1$$

Kontroll av antagande: $x = 0.1 \Rightarrow x^{12} < x$ Ok!

Vi skriver en SciPy lösning till detta:

```
from scipy import optimize
```

```
fun = lambda x: x**12+x-0.1
```

```
fp = lambda x: 12*x**11+1
```

```
#stoppar man inte in fprime så kör den sekant, busigt!
```

```
x = optimize.newton(fun, 0.1, fprime = fp)
```

Ytterligare exempel: Lös $100e^x - x^2 = 10^{12}$

Skriver vi om den till $f(x) = 100e^x - x^2 - 10^{12} = 0$ ser vi att x måste vara stor för att kompensera mot 10^{12} , gissar vi att x är stor så antar vi helt enkelt att:

$$100e^x > x^2 \Rightarrow f(x) \approx 100e^x - 10^{12} = 0 \Rightarrow e^x = 10^{10} \Rightarrow x = 10 \log(10) \approx 23$$

Vi kontrollerar antagandet: $100e^{23} > 23^2$ Ok!

9. ORDINÄRA DIFFERENTIALEKVATIONER

Man brukar dela in ODE:er i 2 grupper beroende på randvillkorlet.

Explicit: $y^{(k)}(t) = f(t, y, y', y'', \dots, y^{(k-1)})$

Den första gruppen är *Begynnelsevärdesproblem* (IVP).

Exempel på första ordningens IVP:

$$\begin{cases} y'(t) = f(t, y(t)) = 3y + t & t > t_0 \\ y(t_0) = y_0 \end{cases}$$

Andra gruppen är *Randvärdesproblem*

Exempel:

$$\begin{cases} y'' = f(x, y, y') & a \leq x \leq b \\ y(a) = \alpha \\ y(b) = \beta \end{cases}$$

Randvärdesproblem tas inte upp i denna kurs, däremot kommer det i Berv3/Berv för PDE.

Det som är viktigt att notera (för att få en unik lösning) är att antalet villkor som krävs är lika med ordningen på ekvationen.

9.1. Speciella egenskaper för att klassificera ODE:er.

En ODE kallas *linjär* om den är linjär i y och alla dess derivator. Exempelvis $y' = 3y + t$

Variabla koefficienter, exempelvis $y' = \sin(t)y + t$

En icke-linjär ODE kallas för *ickelinjär*, exempelvis $y' = y^2 + t$

System av ekvationen, SIR-modellen för epidemi. Antalet villkor för system av första ordningens ODE:er = antalet ekvationer.

Om alla villkor ges i samma punkt så har vi begynnelsevärdesproblem, annars randvärdesproblem.

Högre ordningens ekvationer, exempelvis:

$$\begin{aligned} y'' &= f(t, y, y') & t \geq t_0 \\ y(t_0) &= y_0 \\ y'(t_0) &= z_0 \end{aligned}$$

9.2. Omskrivning till förta ordningens ODE.

Givet en ODE av ordning n :

$$u^{(n)} = f(t, u, u', u'', \dots, u^{(n-1)})$$

För att skriva om den till system av första ordningen introducerar vi en vektor y med följande komponenter:

$$y_1 = u, \quad y_2 = u', \quad y_3 = u'', \quad \dots, \quad y_n = u^{(n-1)}$$

Vilket ger ett system av första ordningen. Vi behöver HL för varje y_i . Vi kikar närmare på y'_1 , vilket blir y_2 :

$$\begin{cases} y'_1 = y_2 \\ y'_2 = y_3 \\ \vdots \\ y'_{n-1} = y_n \\ y_n = f(t, y_1, y_2, \dots, y_n) \end{cases}$$

Kom ihåg! Begynnelsevärden.

Vad gör man om man har ett system med flera differentialekvationer? Jo, då skriver man om de till första ordningen och lägger ihop i en enda lång vektor.

Vid system kan varje ekvation med högre ordningens derivator skrivas om till första ordningen. Därför är vanligtvis mjukvara för ODE utformad för system av första ordningen.

9.3. Begynnelsevärdesproblem i SciPy.

Vi ska ta fram en slags guide på givet ett problem, hur man löser det i SciPy.

Det första man ska göra är att skriva om på standardformen:

$$\begin{cases} y' = f(t, y) & a \leq t \leq b \\ y(a) = \alpha \end{cases}$$

där y, f, α är vektorvärda.

Skriv om till system av 1:a ordningen och specificera position i vektorn Y för varje komponenter i lösningen.

Exempel, $\begin{pmatrix} S \\ I \\ R \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{pmatrix}$. Man kan givetvis byta runt på raderna, men var konsekvent. Byter man på en rad på ena sidan av ledet måste man göra det på det andra.

Ställ upp begynnelsevärden för Y .

Skriv python funktion för HL, för $f(t, y)$.

Från SciPy.integrate, används solve_ivp(func,(a,b), α).

Exempel: Omloppsbana

$$\begin{cases} x'' = -GM y/r^3 \\ y'' = -GM x/r^3 \end{cases} \quad t > 0$$

där $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ och $GM = 1$

$$\begin{cases} x(0) = 1 - e \quad e \text{ är excentritet} \\ y(0) = 0 \\ x'(0) = 0 \\ y'(0) = \sqrt{\frac{1+e}{1-e}} \end{cases}$$

Där $0 \leq e < 1$

Som vi såg tidigare var första steget att skriva om på standardform. Vi kör båda ekvationerna samtidigt:

$$u_1 = x, \quad u_2 = x', \quad u_3 = y, \quad u_4 = y'$$

$$\begin{cases} u_1' = u_2 \\ u_2' = -GMu_1/r^3 \\ u_3' = u_4 \\ u_4' = -GMu_3/r^3 \\ r = \sqrt{u_1^2 + u_3^2} \end{cases}$$

Vi påminner om begynnelsevärden:

$$u(0) = \begin{pmatrix} 1 - e \\ 0 \\ 0 \\ \sqrt{\frac{1+e}{1-e}} \end{pmatrix}$$

Då har vi gjort första steget. Andra steget var att skriva en python-funktion för $f(t, u)$:

```
import numpy as np
from scipy.integrate import solve_ivp
import matplotlib.pyplot as plt

def fun(t,u):
    GM = 1
    r = np.sqrt(u[0]**2+u[2]**2)
    return np.array([u[1],
                    -GM*u[0]/r**3,
                    u[3],
                    -GM*u[2]/r**3])
```

Då kommer nästa steg, sätt begynnelsevillkor och anropa solve_ivp:

```
tspan = (0, 2*np.pi) # en period
ecc = 0
u0 = np.array([1-ecc, 0, 0, np.sqrt((1+ecc)/(1-ecc))])
SOL = solve_ivp(fun, tspan, u0, max_step=0.01)

plt.plot(SOL.y[0,:], SOL.y[2,:])
plt.grid()
plt.axis('equal')
plt.xlabel('x')
plt.ylabel('y')
plt.show()
```

SOL är ett objekt med bland annat SOL.t som är en vektor med $n + 1$ tidpunkter, SOL.y som är den numeriska lösningen i de här tidpunkterna (vilket i vårt fall är 4 vektorer, en vektor för varje komponent) alltså $4 \times (n + 1)$ -matris.

Sista steget är att plotta lösningen. x -axeln kommer ha funktionen x och samma med y -axeln, alltså inte variabeln t .

9.4. Eulers metod (explicit Euler)(Euler framåt).

Givet följande differentialekvation:

$$\left. \begin{array}{l} y'(t) = f(t, y(t)) \\ y(a) = \alpha \end{array} \right\} \quad a \leq t \leq b$$

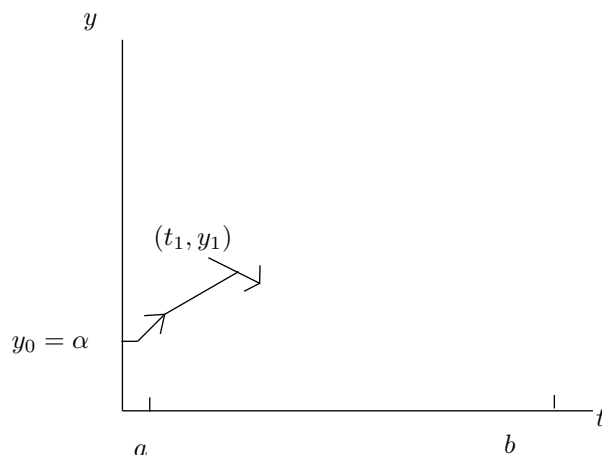


FIGURE 5. Euler

Generellt: $t_{i+1} = t_i + h$ där $h = \frac{b-a}{n}$

$$\left. \begin{array}{l} t_{i+1} = t_i + h \quad \text{där} \quad h = \frac{b-a}{n} \\ y_{i+1} = y_i + hf(t_i, y_i) \\ t_0 = a, \quad y_0 = \alpha \end{array} \right\}$$

Detta är någon slags geometrisk motivering till metoden, men den går att härleda analytiskt via en taylorserie:

$$y(t+h) = y(t) + hy'(t) + \frac{h^2}{2}y''(t) + \dots$$

$$\underbrace{y(t) = hf(t, y(t))}_{\text{Eulersteg}} + \underbrace{O(h^2)}_{\text{Lokalt trunkeringsfel}}$$

Det lokala trunkeringsfelet är bara i 1 steg, det är bland annat därför den kallas för *lokal*.

9.5. Diskretiseringsfel - Eulers metod.

Vi talade om det *lokala* diskretiseringsfelet, vilket är felet i *ett* steg.

10. ORDINÄRA DIFFERENTIALEKVATIONER - FORTS.

Dagens föreläsning handlar om:

- Euler bakåt
- Klassificering av metoder
- Globalt trunkeringsfel, konvergens
- Frågeställning från labben
- Enstegsmetoder
- Exempel på Euler bakåt + Newton

10.1. Euler bakåt (Implicit euler).

Givet

$$\left. \begin{aligned} y'(t) &= f(t, y(t)) & a \leq t \leq b \\ y(a) &= \alpha \end{aligned} \right\}$$

Vi kollar istället riktningen i *nästa* punkt. Vi tar en punkt som gör att om jag går baklänges, så hamnar jag i (t_0, y_0)

$$y_1 = y_0 + hf(t_1, y_1)$$

Det vi gör är att vi söker y_1 som uppfyller den ekvationen. Finn y_{i+1} så att ett Eulersteg bakåt skulle ge y_i :

$$y_i = y_{i+1} - hf(t_{i+1}, y_{i+1})$$

Metoden antar ekvidistant steglängd:

$$\left. \begin{aligned} t_{i+1} &= t_1 + h & h &= \frac{b-a}{n} \\ y_{i+1} &= y_i + hf(t_{i+1}, y_{i+1}) \\ t_0 &= a \\ y_0 &= \alpha \end{aligned} \right\}$$

Kräver i allmänhet iterativ metod för att hitta y_{i+1} (tex. Newton). Denna har samma trunkeringsfel som Euler framåt. Denna metod kostar lite mer, beräkningsmässigt, men den är mer stabil.

10.2. Klassificering av metoder.

En *implicit metod* kan i allmänhet inte skrivas på formen:

$$y_{i+1} = HL$$

Där HL endast beror på tidigare punkter y_i, y_{i-1}, \dots

En *explicit metod* kan alltid skrivas på formen:

$$y_{i+1} = HL$$

Där HL endast beror på tidigare punkter.

En *enstegsmetod* är en metod som enbart beror på 1 tidigare steg, så y_1 beror på y_0 osv. Metoder:

- Euler framåt:
 - $y_{i+1} = y_i + hf(t_i, y_i)$
 - Explicit
 - Noggrannhetsordning 1 ($O(h)$)
- Euler bakåt:
 - $y_{i+1} = y_i + hf(t_{i+1}, y_{i+1})$

- Implicit
- Nogrannhetsordning 1 ($O(h)$)
- Heuns metod:
 - $k_1 = hf(t_i, y_i), \quad k_2 = hf(t_{i+1}, y_i + k_1) \quad y_{i+1} = y_i + \frac{1}{2}(k_1 + k_2)$
 - Explicit
 - Nogrannhetsordning 2
- Implicita trapetsmetoden:
 - $y_{i+1} = y_i + \frac{h}{2}f(t_i, y_i) + f(t_{i+1}, y_{i+1})$
 - Implicit
 - Nogrannhetsordning 2
- Klassisk Runge-Kutta (RK4):
 - $k_1 = hf(t_i, y_i), \quad k_2 = hf(t_i + \frac{h}{2}, y_i + \frac{k_1}{2}), \quad k_3 = hf(t_i + \frac{h}{2}, y_i + \frac{k_2}{2}), \quad k_4 = hf(t_{i+1}, y_i + k_3), \quad y_{i+1} = y_i + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)$
 - Explicit
 - Nogrannhetsordning 4

En *flerstegsmetod* är en metod som beror på flera punkter, y_2 kan beror på både y_1 och y_0 . En metod som tillämpar detta kallas för *Leapfrog* ($y_{i+1} = y_{i-1} + 2hf(t_i, y_i)$).

10.3. Exempel på Euler bakåt + Newton.

Betrakta:

$$\begin{cases} y'(t) = \cos(y(t) \cdot t) \\ y(0) = 0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} t_{i+1} = t_i + h \\ y_{i+1} = y_i + hf(t_{i+1}, y_{i+1}) = y_i + h \cos((y_{i+1}, t_{i+1})) \\ t_0 = 0 \\ y_0 = 0 \end{cases}$$

$$g(y_{i+1}) = y_{i+1} - y_i - h \cos(y_{i+1}, t_{i+1}) = 0$$

$$g'(y_{i+1}) = 1 - 0 - ht_{i+1} \sin(y_{i+1}, t_{i+1})$$

Newton för detta:

$$s = y_i \leftarrow \text{startgissning}$$

$$\Delta s = -\frac{g(s)}{g'(s)} = -\frac{s - y_i - h \cos(st_{i+1})}{1 + ht_{i+1} \sin(st_{i+1})}$$

$$s = s + \Delta s$$

10.4. Globala trunkeringsfel (enstegsmetoder).

Betrakta:

$$\begin{cases} y'(t) = f(t, y(t)) & a \leq t \leq b \\ y(a) = \alpha \end{cases}$$

$f(t, y)$ är lipschitz kontinuerlig i y :

$$\exists L : |f(t, y_1) - f(t, y_2)| \leq L |y_1 - y_2|$$

En enstegsmetod genererar $\{t_i = a + ih, y_i\}_{i=0}^n$ $h = \frac{b-a}{n}$. Låt $u'_i(t) = f(t, u_i(t))$ och $u_i(t_i) = y_i$ (begynnelsevärden från punkter som Euler genererat).

Antag att lokala trunkeringsfelen $|u_{i-1}(t_i) - y_i| \leq Ch^{p+1}$

Då gäller att det globala felet:

$$|y(b) - y_n| \leq Kh^p$$

En metod för begynnelsevärdesproblem är *konvergent* om:

$$\lim_{h \rightarrow 0} y_n = y(b) \quad nh = (b - a)$$

En enstegsmetod som har lokalt trunkeringsfel $L_i = |u_i(t_{i+1}) - y_{i+1}|$:

- Är *konsistent* om $\lim_{h \rightarrow 0} \frac{L_i}{h} = 0$
- Är konvergent om den är konsistent
- Har nogrannhetsordning p om $L_i = O(h^{p+1})$ när $h \rightarrow 0$

11. FÖRELÄSNING - DIFFERENTIALEKVATIONER

Varför kör vi inte explicita metoder om implicita kostar mer beräkningsmässigt? Gränsvärdet med h , vad menas?

11.1. Stabilitet och styva differentialekvationer.

Exempel A:

Givet:

$$y'(t) = -\alpha y(t) + (\alpha - 1)e^{-t} \quad 0 \leq t_0 \leq t \quad \alpha > 1, y(t_0) = y_0\}$$

Exakta lösning ges (analytiskt) med:

$$y(t) = (y_0 - e^{-t_0})e^{-\alpha(t-t_0)}$$

Speciellt $y(0) = 1 \Rightarrow y(t) = e^{-t}$

Euler framåt ger:

$$y_{i+1} = y_i + hf(t_i, y_i) = y_i + h(-\alpha y_i + (\alpha - 1)e^{-t_i}) \quad y_0 = 1$$

Euler bakåt ger:

$$y_{i+1} = y_i + hf(t_{i+1}, y_{i+1}) = y_i + h(-\alpha y_{i+1} + (\alpha - 1)e^{-t_{i+1}})$$

Vi noterar att i detta fall är det en linjär differentialekvation, så det går att lösa ut y_{i+1} :

$$\begin{aligned} (1 + h\alpha)y_{i+1} &= y_i + h(\alpha - 1)e^{-t_{i+1}} \\ \Leftrightarrow y_{i+1} &= \frac{y_i + h(\alpha - 1)e^{-t_{i+1}}}{1 + h\alpha} \end{aligned}$$

Vi noterar att bara för att vi har samma nogrannhetsordning så betyder det inte att de är lika bra. I vissa fall kan det finnas stabilitetsproblem.

11.2. Absolutstabilitet.

Konvergens säger hur lösningen beter sig när $h \rightarrow 0$. Det betyder inte att metoden funkar för ett visst h . Även fast den är konvergent så kan den vara instabil för vissa värden på h .

För att undersöka detta använder man en så kallad *testekvation*. Den säger något om hur metoden beter sig, även i det allmänna fallet. Det gör analysen enklare jmf. med om vi ställer upp en allmän differentialekvation. Ser ut på följande:

$$y' = \lambda y \quad \lambda \in \mathbb{C} \quad \operatorname{Re}(\lambda) < 0, y(0) = 1\}$$

Exakt lösning: $y(t) = e^{\lambda t}$

En metod som med fix steglängd h genererar en numerisk lösning $\{y_i\}_{i=0}^{\infty}$ till testekvationen är *absolutstabil* för denna kombination av λ och h om:

$$\lim_{i \rightarrow \infty} y_i = 0$$

Generellt säger vi att en numerisk lösning är absolutstabil om det är så att vi har små störningar i metoden och de försvinner när $i \rightarrow \infty$. Alltså, om effekten (störningar).

Stabiliteten beror på $z = h\lambda$. Vi har sett tidigare att vi har haft $h \cdot f$, varav beroendet följer.

Stabilitetsområdet för en metod är området med det komplexa tal $z = h\lambda$ för vilka metoden är absolutstabil.

Vi skall undersöka vad stabilitetsområdet för Euler framåt. Vi vill alltså kolla för vilka värden som $h\lambda$ uppfyller $\lim_{i \rightarrow \infty} y_i = 0$. Vi påminner om Euler framåt:

$$\begin{aligned} y_{i+1} &= y_i + hf(t_i, y_i) = y_i + h(\lambda y_i) = (1 + h\lambda)y_i & y_0 &= 1 \\ y_1 &= (1 + h\lambda)y_0 \\ y_2 &= (1 + h\lambda)y_1 = (1 + h\lambda)^2 y_0 \\ y_i &= (1 + h\lambda)^i y_0 \end{aligned}$$

$$y_i \rightarrow 0 \text{ när } i \rightarrow \infty \text{ om } |1 + h\lambda| < 1$$

Stabilitetsområdet blir en cirkel centrerad i $y = 0, x = -1$. Där måste alltså $h\lambda$ ligga i för att inte "balla ur".

För Euler bakåt. Vi påminner oss om dennes definition:

$$\begin{aligned} y_{i+1} &= y_i + hf(t_{i+1}, y_{i+1}) = y_{i+1} + h\lambda y_{i+1} & y_0 &= 0 \\ (1 - h\lambda)y_{i+1} &= y_i \\ \Leftrightarrow y_{i+1} &= \frac{y_i}{1 - h\lambda} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} y_1 &= \frac{y_0}{1 - h\lambda} \\ y_2 &= \frac{y_1}{1 - h\lambda} = \frac{y_0}{(1 - h\lambda)^2} \\ y_i &= \frac{y_0}{(1 - h\lambda)^i} \end{aligned}$$

$$y_i \rightarrow 0 \text{ när } i \rightarrow \infty \text{ om } \frac{1}{|1 - h\lambda|} < 1 \Leftrightarrow |1 - h\lambda| > 1$$

Vi noterar att det är alltid uppfyllt när $\text{Re}(\lambda) < 0$. Från detta kan vi dra slutsatsen att om ekvationen är stabil så kommer även Euler bakåt vara stabil.

Stabilitetsområdet blir en cirkel centrerad i $y = 0, x = 1$, men i området *utanför* denna cirkel.

Vi säger att en metod som är stabil oavsett vilket h vi använder när $\text{Re}(\lambda) < 0$ är *ovillkorligt stabil*. Ett exempel är bakåt Euler.

Om istället $h < h_0$ krävs så metoden *villkorligt stabil*. Ett exempel är framåt euler.. Detta är typiskt för explicita metoder.

λ i testekvationen spelar i det generella fallet $y' = f(t, y)$ rollen av $\frac{\partial f}{\partial y}$. Analys av testekvationen är enklare än analys av det generella fallet, men ger i stort sett samma resultat. En viktig skillnad är att $\frac{\partial f}{\partial y}$ kan variera (bero på både t och y).

För ett linjärt system av differentialekvationer ($y' = Ay + g(t)$), svarar λ mot egenvärdena till A .

11.3. Styva ODE:er.

Exempel B:

Kan ses som specialfall av Exempel A:

$$\left. \begin{aligned} y'(t) &= -e^{-t} & 0 \leq t_0 < t \\ y(t_0) &= y_0 \end{aligned} \right\}$$

med lösning $y(t) = y_0 - e^{-t} + e^{-t}$. För $y(0) = 1$ får vi $y(t) = e^{-t}$ som även är exakt samma lösning som för exempel A.

Skriver vi upp Euler framåt för denna får vi:

$$y_{i+1} = y_i + hf(t_i, y_i) = y_i - he^{-t_i} \quad y_0 = 1$$

För Euler bakåt:

$$y_{i+1} = y_i + hf(t_{i+1}, y_{i+1}) = y_i - he^{-t_{i+1}} \quad y_0 = 1$$

Vi har samma lösning till exempel A, B men vi noterar att vi får ett annorlunda beteende från metoderna.

ODE:n är *neutralt stabil*, det svarar mot $\lambda = 0$. Neutralt i den mening att lösningskurvorna varken divergerar eller konvergerar. Detta är ganska vanligt när man löser problem inom fysiken.

Man kan använda *adaptiv steglängd* för att undvika att saker ”ballar ut”.

Typiskt för styva problem att ha riktningsfält som är branta men en exakt lösning som inte är så brant. Typiskt att ha snabba förlopp med långsamma.

Stabil men inte styv \Rightarrow gynnsamt för numerisk lösning.

Sammanfattning - Explicita metoders egenskaper:

- Ju mer styvt (ju större α i exempel A) desto mindre h krävs för stabilitet
- Effektiva om problemet inte är styvt

Sammanfattning - Implicita metoders egenskaper:

- Bättre stabilitetsegenskaper
- Kan välja h endast baserat på noggrannhetskravet

Det finns inte riktigt en exakt definition på vad en styv ekvation, men vi kan skriva upp lite ”riktlinjer” (bädd tss):

- Ekvationen innehåller termer som kan leda till snabba förlopp i lösningen
- ”Det är styvt när det är bättre (snabbare) att använda implicit än motsvarande explicita metod”, men detta beror på metoden och hur noggrant vi vill ha det och differentialekvationen själv

12. DATORARITMETIK

Observationer från labben:

- Två huvudtyper av fel: diskretiseringsfel och avrundningsfel
- Olika sätt att mäta fel: relativt fel och absolut fel
- Begreppen maskinepsilon (ε_M), Inf, NaN, overflow, underflow, diskretisering
- Beräkningen A^{-1} blev inte riktigt enhetsmatrisen
- Det finns gränser för hur små och stora tal som kan representeras
- Mindre tal kan representeras, men då får vi sämre relativ noggrannhet
- Vilken ordning man gör beräkningar kan leda till olika resultat

Reella tal kan representeras med en viss relativ noggrannhet (ε_M).

12.1. Hur mäter man fel?

Absolut fel är ett exakt värde på hur mycket fel som har begåtts, medan i det relativa felt så jämförs det med sammanhanget.

12.2. Hur representeras tal i datorn?

12.2.1. Heltal.

Här kan vi lagra talet exakt.

Om vi har 8 bitar, och vill spara talet 53 så konverteras det först till binära talbasen $\Rightarrow (00110101)_2 = 2^5 + 2^4 + 2^3 + 2^0$.

Den vanligaste heltalstypen är att man använder 32-bitar för att lagra. Det finns möjlighet att ha negativa tal genom att tillsätta en bit.

12.2.2. Reella tal.

Representationen liknar så kallad *grundpotensform* (scientific notation).

Exempelvis: $43520 = 4.352 \cdot 10^4$ eller $0.0000642 = 6.42 \cdot 10^{-5}$.

Mer generellt har vi $x = m\beta^e$ där:

- m kallas för *mantissa*
- β basen
- e exponenten

I datorn har vi ett liknande system som kallas för flyttalssystem:

$$(\beta, P, L, U)$$

Där:

- β bas
- P precision
- $[L, U]$ exponentgränser

L, U talar alltså om hur stora eller små tal kan representeras. Vi får:

$$x = \left(d_0 + \frac{d_1}{\beta} + \frac{d_2}{\beta^2} + \cdots + \frac{d_{p-1}}{\beta^{p-1}} \right) \beta^e$$

Vi har även följande samband:

$$\begin{aligned} 0 \leq d_i < \beta & \quad i = 0, \dots, p-1 \\ L \leq e \leq U \end{aligned}$$

Låt oss återgå till föregående exempel med 43520. Med basen 10 och exponenten 4 får vi:

$$43520 = \left(4 + \frac{3}{10} + \frac{5}{10^2} + \frac{2}{10^3} \right) 10^4$$

Med basen 2 har vi exponenten 15 och vi får:

$$43520 = \underbrace{\left(1 + \frac{0}{2^1} + \frac{1}{2^2} + 0 + \frac{1}{2^4} + 0 + \frac{1}{2^6}\right)}_{\text{Mantissa } m} 2^{15}$$

Notera att vi har bara *pst* platser (har med maskinepsilon att göra), så felet som kommer när vi försöker spara tal i datorer kommer från mantissan. Detta eftersom mantissan måste rundas av. Exponenten är däremot lagrad exakt (inom den övre och undre gräns som definieras av L, U).

Det vanliga är att systemet är normaliserat, men vad betyder det?

Sats 12.1: Normaliserat flyttalssystem

Ett flyttalssystem kallas för *normaliserat* om $d_0 \neq 0 \Rightarrow 1 \leq m < \beta$

Detta ger en unik representation av varje tal.

I ett normaliserat binärt system så är d_0 alltid 1, då kan vi spara en bit genom att strunta i att spara den. Detta kallas för *hidden bit normalisation*.

12.3. Litet flyttalssystem.

Från $(\beta, P, L, U) = (2, 3, 0, 2)$. Detta är ett så pass litet system, så vi kan skriva ner alla möjliga värden:

e, m	(1.00)	(1.01)	(1.10)	(1.11)
0	1	1.25	1.5	1.75
1	2	2.5	3	3.5
2	4	5	6	7

Om vi måste runda ner till 0 så kallas det för *underflow*, på samma sätt kallas det för *overflow* om vi måste avrunda till **Inf** (detta eftersom vi kommer hamna utanför basen).

Det vi noterar från vårt lilla system är att om vi plottar det på tallinjen så är de tätare ju lägre e vi använder. De är ej jämt representerade. Däremot så är den relativa noggrannheten ungefär samma. Det betyder helt enkelt om vi har ett tal mellan 1 och 1.25 och rundar så kommer det relativa felet vara ungefär samma som om vi har ett tal mellan 6 och 7 och rundar.

Vi kör lite exempel: Räkna $2.3 + 4.4 = 6.7$:

$fl(2.3)$ är en funktion som sparar det i vårt flyttalssystem:

$$fl(fl(2.3) + fl(4.4)) = fl(2.5 + 4) = fl(6.5) = fl(6)$$

Vad man gör är att kolla tabellen, vilket värde är närmast 2.3? Byt ut det. Vi noterar däremot att vi får 6.5, då finns det en "regel" som säger att man kikar på mantissan och tar den som har jämn mantissa, vilket i vårt fall är 6.

- Absoluta felet: $|6.7 - 6| = 0.7$
- Relativt fel: $\frac{|6.7 - 6|}{|6.7|} = 0.104$

Så varför kan beräkning i olika ordningar ge olika svar? Om vi kikar på följande exempel:
 $(2.3 + 4.4) - 1.2 = 5.5$:

$$fl(fl(fl(2.3) + fl(4.4)) - fl(1.2)) = fl(6 - 1.25) = fl(4.75) = 5$$

Byter vi ordning på det till $2.3 + (4.4 - 1.2) = 5.5$:

$$fl(fl(2.3) + fl(fl(4.4) - fl(1.2))) = 6$$

Exempel på overflow: $4.3 + 6.2 = 10.5$:

$$fl(fl(4.3) + fl(6.2)) = fl(4 + 6) = \text{Inf}$$

Hur kommer det sig att vi ändå kan spara tal mindre än exempelvis 1? Jo, när talet är tillräckligt litet så släpper datorn på normaliseringskravet för tal mindre än minsta möjliga nollskilda normaliserade tal $|x| < \beta^l$. Den relativa nogrannheten är inte lika bra när man kommer till de subnormala talen. Det är alltså fortfarande en unik representation, och är bättre än att bara avrunda till 0 eller β^l .

12.4. Maskinepsilon.

Det är ganska sällan att vi har problem om hur vi ska lagra tal som är större eller mindre. Vi bestämmer den relativa nogrannheten och kan definieras som minsta tal ε_M som uppfyller:

$$\frac{|fl(x) - x|}{|x|} \leq \varepsilon_M$$

Detta skall vara uppfyllt $\forall x$ inom räckvidden för normaliserade flyttal. Detta ges av:

$$\varepsilon_M = \frac{\beta^{1-p}}{2}$$

Anmärkning: Man kan givetvis få overflow med heltal, olika språk hanterar detta olika. Vissa språk loopar om och börjar om på 0 eller så utökar de minnesuttrymme.

13. REPETITION/GAMLA TENTOR

13.1. ODE:er.

Hur skall man göra om en metod är konsistent samt bestämma nogrannhetsordning?
Vi introducerar en alternativ definition av det lokala trunkeringsfelet som förenklar analysen.

Enstegsmetoder är något vi tagit upp i kursen och skrivs på den generella formen:

$$y_{i+1} = y_i + h\varphi(t_i, y_i, y_{i+1}, h) \text{ (Implicit metod ty vi har } y_{i+1})$$

Lokalt trunkeringsfel, felet i ett steg som anges som avstånd mellan exakta lösning och den numeriska metoden. Det globala ges genom att ta flera steg.

En alternativ definition av trunkeringsfelet är att den exakta lösningen insätts i metoden, varpå det lokala

$$\text{trunkeringsfelet ges av resttermen } \tau_i = \left| u_i(t_{i+1}) - \underbrace{(u_i(t_i))}_{=y_i} + h\varphi(t_i, \underbrace{u_i(t_i)}_{=y}, \underbrace{u_i(t_{i+1})}_{\neq y_{i+1}}, h) \right|$$

För explicita metoder (φ oberoende av y_{i+1}) är lokala trunkeringsfelet $= \tau_i$

För implicita metoder med $\varphi(t_i, y_i, y_{i+1}, h)$ Lipschitz-kontinuerlig i y_{i+1} med konstant c gäller att lokala trunkeringsfelet är mindre eller lika med $\frac{1}{1-hc}\tau_i$ vilket innebär att om vi kan visa att $\tau_i = O(h^{p+1})$ så gäller också $O(h^{p+1})$

Hur gör man om detta kommer på tentamen?

- Steg 1: Sätt in exakt lösning $y(t)$ i metoden, detta ger $\tau_i = y(t_i + h) - (y(t_i) + h\varphi(t_i, y(t_i), y(t_i + h), h))$
- Taylorutveckla \Rightarrow målet är att få ett lokalt trunkeringsfel som funktion av h
- $\tau_i = O(h^{p+1}) \Rightarrow$ ordning p
- $\lim_{h \rightarrow 0} \frac{\tau_i}{h} = 0 \Rightarrow$ konsistens

Låt oss tillämpa detta på Euler framåt/bakåt där $y' = f(t, y)$:

$$y_{i+1} = y_i + hf(t_i, y_i)$$

$$\tau_i = y(t_i + h) - y(t_i) - \underbrace{hf(t_i, y(t_i))}_{y'(t_i)}$$

Taylorutveckling ger:

$$\tau_i = y(t_i) + hy'(t_i) + O(h^2) - y(t_i) - hy'(t_i) = O(h^2)$$

Ordningen ges då av $2 - 1 = 1$

$$\lim_{h \rightarrow 0} \frac{\tau_i}{h} = 0$$

För Euler bakåt:

$$y_{i+1} = y_i + hf(t_i, y_{i+1})$$

Vi sätter in exakta lösningen:

$$\tau_i = y(t_{i+1}) - y(t_i) - \underbrace{hf(t_{i+1}, y_{i+1})}_{y'(t_{i+1})}$$

Taylorutveckling ger av $y(t_i)$ (för att hamna i $y(t_{i+1})$):

$$y(t_i) = y(t_{i+1} + \underbrace{(t_i - t_{i+1})}_{=-h}) = y(t_{i+1} - h) = y(t_{i+1}) - hy'(t_{i+1}) + O(h^2)$$

$$\tau_i = y(t_{i+1}) - (y(t_{i+1}) - hy'(t_{i+1}) + O(h^2) + hy'(t_{i+1}))$$

$$\Leftrightarrow \tau_i = O(h^2)$$

Ordningen ges då av $2 - 1 = 1$ och den blir därmed konsistent.