

MAT1030 – Forelesning 28

Kompleksitetsteori

Dag Normann - 5. mai 2010

(Sist oppdatert: 2010-05-05 12:44)

Forelesning 28: Kompleksitetsteori

Introduksjon

- Da er vi klare (?) for siste kapittel, om kompleksitetsteori!
- I denne siste delen skal vi spørre oss om det er mulig å måle hvor lang tid det tar å utføre en algoritme og hva en slik måling innebærer.
- Det vil være interessant å vite om en gitt algoritme kan utføres av en datamaskin innen rimelig tid, og hvis vi har to algoritmer som skal løse den samme oppgaven, om den ene er raskere enn den andre.
- Før vi diskuterer hva disse spørsmålene kan bety, la oss se på et eksempel på dårlig og god programmering for å løse en oppgave.

Et eksempel

- Årets foreleser i MAT1030 fikk en gang en telefon fra en person som ville starte et lotteri.
- Det skulle trykkes tre og en halv millioner lodd, med nummer fra 1 til 3.500.000.
- Tanken var at man skulle utbetale ekstragevinster for enkelte tverrsummer av loddnummeret.
- Tverrsummen vil være et tall mellom 1 og 56.
- Ønsket var at en matematiker skulle hjelpe til med å finne ut hvor mange lodd som vil ha tverrsum i når i varierer fra 1 til 56.
- Et første forsøk på å imøtekomme ønsket var å la en stipendiat skrive et LISP-program som realiserte følgende algoritme.

1. **For** $i = 1$ **to** 56 **do**

1.1. $x_i \leftarrow 0$

2. **For** $n = 1$ **to** 3.500.000 **do**

2.1. $i \leftarrow \text{tverrsum}(n)$

2.2. $x_i \leftarrow x_i + 1$

3. *Output* x_1, \dots, x_{56} .

- Etter en god lunsj ble det klart at dette ville ta hele dagen, og trolig hele natten.
- Vi måtte finne en raskere algoritme.
- Vi laget en algoritme basert på en matematisk analyse av problemet.
- Analysen og programmeringen tok ca. 10 minutter.
- Den nye algoritmen ga svaret i løpet av ca. 2 sekunder.
- Vi ser kort på tankegangen bak den nye algoritmen.

- Vi kjenner til hvordan tverrsummene fordeler seg for tall fra 0 til 9.
- Tverrsummene for tall fra 10 til 19 fordeler seg nesten likt, bare forskjøvet et tall oppover.
- Tilsvarende kan vi lett finne fordelingen av tverrsummene for tall mellom 20 og 29, mellom 30 og 39 osv.
- Legger vi sammen får vi fordelingen av tverrsummer for alle tall mellom 0 og 99.
- Forskyver vi denne fordelingen ett tall opp, får vi fordelingen av tverrsummer mellom 100 og 199.
- Ti nye runder gir oss altså fordelingen av tverrsummene for alle tall mellom 0 og 999.
- Ti nye runder gir oss fordelingen opp til 9.999, osv.
- Tilslutt må vi justere tallene litt slik at vi får fordelingen av tverrsummer for tall mellom 1 og 3.500.000.
- Som en generell algoritme ser vi at antall regneoperasjoner er proporsjonalt med antall sifre, og ikke med antall lodd.
- Vi skal komme tilbake til slike fenomener senere, og sette navn på dem.

Kompleksitetsteori

- I kompleksitetsteori er det ofte to størrelser man prøver å finne
 - Hvor lang tid tar det å følge en algoritme.
 - Hvor mye lagringsplass må man sette av for at algoritmen skal ha den informasjonen den trenger til enhver tid.
- Vi skal konsentrere oss om tidskompleksitet (engelsk: *time complexity*) og la plasskompleksitet (engelsk: *space complexity*) være udiskutert.
- Vi skal ikke ta sikte på å gi en innføring i kompleksitetsteori som en del av den teoretiske informatikken, men at dere etter endt MAT1030 kan:
 - a) Vurdere to algoritmer mot hverandre for å kunne vurdere hvilken som vil være mest tidseffektiv.
 - b) Vurdere om en algoritme er gjennomførbar innen akseptabel tid for input av den størrelsen man ønsker at den skal virke for.
- Hvis vi har skrevet en algoritme på pseudokodeform, er spørsmålet om hvor lang tid det tar å følge algoritmen et upresist spørsmål av flere grunner:
 - Svaret avhenger av hvilket programmeringsspråk vi benytter.
 - Svaret avhenger av hvilken maskin vi benytter.
 - Svaret avhenger av hvor stort minne vi har satt av.
 - Svaret avhenger av om vi må dele ressursene med andre.
 - Svaret avhenger av input og hvordan input representeres digitalt.
- Vi trenger ikke å kjenne alle disse forholdene for å kunne sammenlikne algoritmer eller vurdere om en algoritme er praktisk gjennomførbar.
- Vi skal lære å se bort fra det uvesentlige, og derigjennom få et grunnlag for å vurdere den omtrentlige kompleksiteten av en algoritme.
- Det vil være den omtrentlige tidsbruken som funksjon av størrelsen på input vi vil være på jakt etter.

Første tilnærming

Eksempel.

```
1 Input n [n naturlig tall]
2 x ← 1
3 For i = 2 to n do
    3.1 x ← x · i
4 y ← 0
5 For j = 1 to x do
    5.1 y ← y + j
6 Output y
```

Eksempel (Fortsatt).

- Vi har gitt en pseudokode for å beregne

$$f(n) = \sum_{j=1}^{n!} j.$$

- Vi må anta at det normalt krever mer tid å multiplisere to tall enn å summere dem.
- På den annen side skal vi utføre $n - 1$ multiplikasjoner i den første delen, mens vi skal utføre $n! - 1$ addisjoner i andre del.
- n skal ikke være så veldig stor før andre del av algoritmen tar vesentlig lengere tid å utføre enn første del.
- Det er i andre del at kompleksiteten ligger.

Eksempel (Fortsatt).

```
1 Input n [n naturlig tall]
2 x ← 1
3 For i = 2 to n do
    3.1 x ← x · i
4 y ←  $\frac{x(x+1)}{2}$ 
5 Output y
```

Eksempel (Fortsatt).

- Den nye pseudokoden gir oss nøyaktig den samme funksjonen.
- Her vil fortsatt den første delen innebære at vi må foreta $n - 1$ multiplikasjoner, mens den andre delen innebærer essensielt en multiplikasjon og en divisjon med 2.
- Nå er det den første delen som vil være mest tidkrevende.
- Vi har funnet en raskere algoritme for å beregne den samme funksjonen.

- Lærebokas første tilnærming til kompleksiteten av en algoritme lyder, oversatt til norsk:

Tell bare de mest tidkrevende operasjonene.

- En operasjon kan være en enkel regneoperasjon, en **for**-løkke, en sammenlikning av størrelser, en annen form for løkke eller noe annet.
- Hvis løkker inngår i algoritmen, vil ofte lengden på løkkene bestemme hvor tidkrevende algoritmen er.
- Det kan derfor være lurt, slik vi gjorde i eksemplet, å studere lengden på de enkelte løkkene.
- Mange addisjoner kan overskygge langt færre multiplikasjoner, selv om det er mer tidkrevende å utføre en multiplikasjon enn en addisjon.
- Hvis koden inneholder **while**-løkker eller **until**-løkker, kan det være vanskelig å sammenlikne tidsbruken med tidsbruken til andre løkker.
- La oss se på Prims algoritme i lys av første tilnærming.
- I Prims algoritme har vi listet opp nodene i en vektet graf, og så har vi listet opp kantene i grafen sammen med sine vekter.
- I Prims algoritme har vi en hovedløkke hvor vi i løpet av løkka legger en ny kant til det utspennende treet.
- I skritt nr. i skal vi ta for oss hver av de $n - i$ nodene som ikke har kommet med i treet, se på alle kantene fra disse nodene til treet bygget så langt og plukke ut den av disse kantene som har minst vekt.
- Den mest tidkrevende enkeltoperasjonen vil være å vurdere om en kant er kandidat til å bli lagt til treet, samt å sammenlikne vekten av hver enkelt kant med vekten til en tidligere utplukket kandidat.
- Vi skal senere komme med en måte å formulere omtrent hvor mange slike grunnoperasjoner vi må utføre.

Andre tilnærming

Eksempel.

- 1 *Input* n [n naturlig tall]
- 2 *Input* $x_{n-1} \cdots x_1$ [Hver x_i lik 0 eller 1]
- 3 $x_n \leftarrow 0$
- 4 $i \leftarrow 1$

5 **While** $x_i = 1$ **do**

5.1 $x_i \leftarrow 0$

5.2 $i \leftarrow i + 1$

6 $x_i \leftarrow 1$

7 *Output* $x_n \cdots x_1$

Eksempel (Fortsatt).

- Denne pseudokoden gir en algoritme for å legge 1 til det binære tallet $x_{n-1} \cdots x_1$.
- Hvis vi starter med $n = 20$ og det binære tallet 11111111111111111111, vil **while**-løkka gjentas nitten ganger, og vi tester om den skal brukes 20 ganger.
- Hvis vi starter med det binære tallet 1111111111111111110 utfører vi testen for **while**-løkka bare en gang.
- Siden den eneste kontrollen vi har over hvor mange ganger denne løkka må gjentas er antall sifre i det binære tallet, lar vi det være målet på hvor lang tid vi bruker.

- For endel algoritmer vil tiden vi bruker kunne avhenge av om vi er heldige med valg av input eller ikke.
- Når vi skal vurdere kompleksiteten til en algoritme, kan det ofte være hensiktsmessig å vurdere tidsbruken i de verste tilfellene.
- Det er dette læreboka setter opp som tilnærming nr 2, etter at man har vurdert hvilken del av programmet det er som overskygger de andre delene i tidsbruk:

Hvis tidsbruken varierer for forskjellige input av samme størrelse, ta utgangspunkt i det verste tilfellet.

Eksempel.

- Vi har gitt en sammenhengende graf og skal avgjøre om grafen har en Eulerkrets eller ikke.
- Når vi skal vurdere kompleksiteten av en algoritme, er det viktig hvordan vi representerer input.
- Her vil vi anta at grafen er gitt som en symmetrisk matrise, hvor tallet i rad i og kolonne j angir hvor mange kanter det er mellom nodene i og j .
- Vi antar som før at tallene på diagonalen er det dobbelte av antall løkker ved den tilsvarende noden.
- Graden til en node er da summen av alle tallene langs tilsvarende rad (eller søyle).

Eksempel (Fortsatt).

- Vi bestemmer om grafen har en Eulerkrets ved å summere tallene i hver rad til vi finner et oddetall.
- Har grafen en Eulerkrets, må vi summere tallene i alle radene, så hvis n er antall noder, må vi utføre $n(n - 1)$ addisjoner og sjekke at n tall er partall.
- Hvis grafen ikke har en Eulerkrets kan vi slippe billig fra det og utføre bare $n-1$ addisjoner.
- Den dominerende prosessen i det verste tilfellet er det å summere tallene i alle radene, så det er de operasjonene vi legger til grunn når vi vurderer kompleksiteten.

Eksempel (Fortsatt).

- Anta nå at vi ikke visste at grafen var sammenhengende.
- Er det ødeleggende for kompleksiteten av problemet hvorvidt grafen har en Eulerkrets at vi må undersøke om den er sammenhengende?
- Vi kan uformelt beskrive en prosedyre som undersøker om en graf er sammenhengende på følgende måte:
 - Vi vil finne sammenhengskomponenten til node 1:
 - La A være $n \times n$ -matrisen til G hvor $a_{i,j}$ er tallet i rad i og søyle j .
 - La $X_1 = \{1\}$
 - Ved rekursjon for $k < n$, la $X_{k+1} = X_k \cup \{j \leq n \mid \exists i \in X_k (a_{i,j} > 0)\}$.
 - G er sammenhengende hvis $X_n = \{1, \dots, n\}$.

Eksempel (Fortsatt).

- I denne algoritmen har vi en hovedløkke i n trinn.
- Hvert trinn i løkka består av en gjennomløpning av alle par av noder, for å se om det finnes en kant som forbinder den ene noden med sammenhengskomponenten bygget opp så langt.
- Det gir n løkker hvor vi foretar n^2 tester i hver løkke.
- Tilsammen foretar vi n^3 tester.
- Det å undersøke om en graf er sammenhengende krever altså flere operasjoner enn det å undersøke om den har en Eulerkrets, når vi gjør det på denne måten.

Eksempel.

- Det neste eksemplet som skal belyse tilnærming 2 er Euklids algoritme.

- Euklids algoritme er en selvkallende algoritme som finner det største felles mål for to tall.
- Det største felles målet er det samme som den største felles faktoren.
- Hvis $n \geq m$ er to naturlige tall vil $\text{Euklid}(n, m)$ være
 - m hvis m er en faktor i n .
 - $\text{Euklid}(m, k)$ hvor k er resten når vi deler n på m når m ikke er en faktor i n .
- Euklids algoritme er rask, selv for store tall.

Eksempel (Fortsatt).

- Hvis vi følger Euklids algoritme for to tallpar som ligger nær hverandre ser vi at det likevel kan være forskjeller i hvor raskt algoritmen gir et svar.
 1. $(80, 32) \rightarrow (32, 16)$ som gir svar 16.
 2. $(81, 32) \rightarrow (32, 17) \rightarrow (17, 15) \rightarrow (15, 2) \rightarrow (2, 1)$ som gir svaret 1
- Hvordan skal vi så kunne finne de verste tilfellene?
- Følg med på den overraskende fortsettelsen!

Eksempel (Fortsatt).

- Det minste par av forskjellige tall som gir oss svaret med en gang er $(2, 1)$
- Det minste tallet > 2 som gir 1 som rest når vi deler det med 2 er $1 + 2 = 3$
- Det minste tallet > 3 som gir 2 som rest når vi deler det med 3 er $3 + 2 = 5$.
- Det minste tallet > 5 som gir 3 som rest når vi deler det med 5 er $5 + 3 = 8$

Eksempel (Fortsatt).

- Hvis vi begynner med et par av Fibonaccitall (F_{n+1}, F_n) vil Euklids algoritme gi oss parett (F_n, F_{n-1}) i neste omgang.
- Dette er de verste tilfellene, det vil si de tilfellene hvor vi bruker lengst tid i forhold til hvor store tallene er.
- Dette var neppe en anvendelse Fibonacci hadde i tankene, men hvem vet?

Tredje tilnærming

- Når vi skal vurdere om en algoritme er raskere enn en annen, er det ikke sikkert at det er relevant for alle input.

- Det kan lønne seg å benytte en algoritme som arbeider raskere for store input, der tiden vi bruker faktisk kan ha økonomisk betydning, selv om en annen algoritme er bedre for små input.
- Vi skal først illustrere dette ved å gå gjennom et eksempel i boka, ettersom dette eksemplet i seg selv er viktig.
- Det dreier seg om effektiv eksponensiering, det vil si, om en metode for raskt å kunne beregne store potenser av et tall.
- Eksemplet har samme verdi om vi regner potenser av reelle tall, naturlige tall eller hele tall, så det presiserer vi ikke.

Eksempel.

- Vi kan definere funksjonen $f(x, n) = x^n$ ved rekursjon som følger:
 - $x^0 = 1$
 - $x^{n+1} = x^n \cdot x$
- Skal vi bruke denne til å beregne 3^8 får vi følgende beregning:

Eksempel (Fortsatt).

1. $3^0 = 1$
2. $3^1 = 1 \cdot 3 = 3$
3. $3^2 = 3 \cdot 3 = 9$
4. $3^3 = 9 \cdot 3 = 27$
5. $3^4 = 27 \cdot 3 = 81$
6. $3^5 = 81 \cdot 3 = 243$
7. $3^6 = 243 \cdot 3 = 729$
8. $3^7 = 729 \cdot 3 = 2187$
9. $3^8 = 2187 \cdot 3 = 6561$

Eksempel (Fortsatt).

- En alternativ måte å beregne 3^8 på kan være:
 1. $3^2 = 3 \cdot 3 = 9$
 2. $3^4 = 3^2 \cdot 3^2 = 9 \cdot 9 = 81$
 3. $3^8 = 3^4 \cdot 3^4 = 81 \cdot 81 = 6561$
- Her bruker vi bare tre multiplikasjoner i motsetning til seks.
- Skulle vi beregnet 3^{16} ville vi etter den første metoden måtte utføre 8 nye multiplikasjoner, mens vi etter den nye metoden klarer oss med en til:

$$3^{16} = 3^8 \cdot 3^8 = 6561 \cdot 6561 = 43046721$$

- Dette går faktisk fortere, selv for hånd.
(Eller gjør det det?)

- Med utgangspunkt i siste eksempel, skal vi nå beskrive to algoritmer for eksponensiering, og sammenlikne dem.
- Vi har sett på hvordan vi kan beregne x^1 , x^2 , x^4 , x^8 og så videre ved gjentatt kvadrering.
- Hvordan skal vi for eksempel kunne utnytte dette til å beregne x^{13} ?
- Vi vet at $x^{13} = x^8 \cdot x^4 \cdot x$
- Vi vet at 13, representert som binært tall, er 1101_2
- En strategi kan derfor være at vi beregner x , x^2 , x^4 og x^8 samtidig som vi ser på binærrepresentasjonen av 13 for å se hvilke av disse tallene som skal inngå som et produkt i x^{13} .
- Siden 13 faktisk er gitt ved sin binære representasjon i en datamaskin, er dette veldig gunstig.
- Vi skal gi en fullstendig pseudokode for å beregne x^n når n er gitt på binær form, men først skal vi se på et eksempel.

Eksempel.

- Vi vil beregne 3^{22}
- $22 = 16 + 4 + 2$ så binærformen til 22 er 10110
- Vi vil beregne to følger:
 1. Den ene er 3 , 3^2 , 3^4 , 3^8 og 3^{16} slik vi har sett før.
 2. Den andre er produktet av de tallene i den første følgen som inngår i 3^{22} etterhvert som vi kommer til dem.
- Vi ser på hvilke tallpar vi får underveis, og hvordan vi kommer frem til dem:
 1. $y_1 = 3$ og $z_1 = 1$ fordi siste siffer i 10110 er 0.
 2. $y_2 = 3 \cdot 3 = 9$ og $z_2 = 9 \cdot 1 = 9$
 3. $y_3 = 9 \cdot 9 = 81$ og $z_3 = 81 \cdot 9 = 279$
 4. $y_4 = 81 \cdot 81 = 6561$ og $z_4 = 279$
 5. $y_5 = 6561 \cdot 6561 = 43046721$ og $z_5 = 43046721 \cdot 279 = 12010035159$
- Svaret er 12010035159.

- 1 *Input* x [x et reelt tall]
- 2 *Input* k [k antall sifre i binærrepresentasjonen av n]
- 3 *Input* $b_k \cdots b_1$ [Binærrepresentasjonen av n]
- 4 $y \leftarrow x$

```

5  $z \leftarrow 1$ 
6 For  $i = 1$  to  $k$  do
    6.1 If  $b_i = 1$  then
        6.1.1  $z \leftarrow y \cdot z$ 
    6.2  $y \leftarrow y \cdot y$ 
7 Output  $z$ 

```

- Denne pseudokoden er litt anderledes enn den som står i boka.
- Skal vi beregne x^2 tar denne prosedyren litt mer tid enn den definert ved rekursjon, etter som vi her får både å regne ut x^2 og $x^2 \cdot 1$, men for store n er denne algoritmen vesentlig raskere.
- Vi kan lage en “dum” algoritme som regner ut $x = 0$ ved rekursivt å multiplisere 0 med 2^n , på følgende måte.

Eksempel.

```

1 Input  $n$  [ $n$  naturlig tall]
2  $x \leftarrow 0$ 
3 For  $i = 1$  to  $n$  do
    3.1  $x \leftarrow 2x$ 
4 Output  $x$ 

```

- Vi kan finne en annen “dum” algoritme som beregner den samme funksjonen.

Eksempel (Fortsatt).

```

1 Input  $n$ 
2  $x \leftarrow \frac{3 \cdot 5 - 15}{n \cdot (n+1)}$ 
3 Output  $x$ .

```

- I det siste eksemplet må vi foreta fem regneoperasjoner, mens i det første eksemplet er antall regneoperasjoner avhengig av n .
- For små n vil den første algoritmen faktisk gi raskere svar, også fordi vi der kan arbeide med hele tall, mens vi må arbeide med flytende reelle tall i den andre algoritmen.
- For store input er imidlertid den andre, direkte metoden raskere enn den første.
- Ved å følge tredje tilnærming, stopper all diskusjon om hvilken av to dumme algoritmer som er best.
- Hvis input er lite, vil de fleste algoritmer gi oss et svar innen rimelig tid, og det spiller ikke så stor rolle hvilken algoritme vi velger hvis det er flere mulige.
- Hvis input er stort, kan en ineffektiv algoritme bruke ødeleggende mye mer tid enn en effektiv algoritme.

- Det er derfor at tidsbruken for store inputverdier er det mest interessante.
- Dette er samlet i tredje tilnærming:

Anta at input er stort

Måle kompleksitet med funksjoner

- Vi har sammenliknet algoritmer, og vi har drøftet kompleksitet i visse tilfeller, men vi har ikke sagt så mye om hva slags funksjoner vi vil bruke til å måle kompleksitet med.
- Data er gitt på digital form, og det er naturlig å måle størrelsen på input ut fra hvor mange bit som brukes til å representere input.
- Vi antar fra nå av at størrelsen på input måles i antall bit som brukes i representasjonen.

Eksempel.

- La oss gå tilbake til eksemplet om grafer og problemet om å avgjøre om en graf er sammenhengende eller ikke.
- Siden løkker og parallelle kanter ikke kan gjøre en graf mer sammenhengende, kan vi godt begrense dette problemet til enkle grafer, det vil si grafer uten løkker og parallelle kanter.
- Uten å gå i detalj, kan vi si at for å representere en enkel graf med n noder, trenger vi et antall bit begrenset av $k \cdot n^2$ hvor k er et tall uavhengig av n men avhengig av hvordan vi velger å representere grafen digitalt.

Eksempel (fortsatt).

- Snur vi dette, ser vi at hvis m er antall bit i input, er antall noder i grafen begrenset av et tall $a \cdot \sqrt{m}$ hvor a er en konstant uavhengig av m .
- Da vi lagde en prosedyre for å bestemme om en graf med n noder er sammenhengende eller ikke, forestilte vi oss en prosess i følgende trinn:
 1. Velg ut en node.
 2. I $n - 1$ runder, utvid noden til en maksimal sammenhengende delgraf, ved i hvert trinn å legge til de nye nodene som kan nås fra delgrafen bygget opp så langt ved å legge til en kant.
 3. Undersøk om det fins noder som ikke er med i sammenhengskomponenten.

Eksempel (fortsatt).

- I hvert skritt i hovedløkka, gikk vi gjennom alle kantene, for å se om en av endenodene lå i grafen konstruert så langt.
- Hvis input er på m bit, har vi ca. $m^{\frac{1}{2}}$ trinn i hovedløkka og vi må (i verste tilfelle) teste ca. $\frac{1}{2} \cdot m$ kanter.

- Siden vi opererer med cirkatall, vi skal se på de verste tilfellene og bare på den mest tidkrevende delen av algoritmen, får vi at tidsbruken er omtrent $m^{\frac{3}{2}}$ hvor m er antall bit i input.
- Vi skal etterhvert være litt mer presis i hva vi mener med “cirka”.

Definisjon.

En polynomfunksjon er en funksjon på formen

$$f(n) = a_k n^k + a_{k-1} n^{k-1} + \dots + a_1 n + a_0$$

Vi antar normalt at $a_k \neq 0$, og da er k graden til funksjonen.

- I noen tilfeller er det viktig å skille mellom polynomfunksjonen og polynomet, som er det definerende uttrykket.
 - Dette er ikke så viktig for oss.
- Hvis graden til en polynomfunksjon f er større enn graden til en annen funksjon g , vil $f(n) > g(n)$ bare n er stor nok.
- Det betyr at hvis kompleksiteten til to algoritmer er gitt ved polynomfunksjoner, kan vi bruke tilnærming 3 og bestemme hvilken som er den raskeste hvis gradene er forskjellige.

Eksempel.

- Vi har gitt et stort tall på binær form og vil undersøke om tallet er et av Fibonacci-tallene.
- Det gitte tallet er representert ved n bit.
- Vi setter av fire n -bits områder R_1 , R_2 , R_3 og R_4 hvor det gitte tallet ligger i R_1 .
- Vi starter med å laste binærkoden til 1 i R_2 og binærrepresentasjonen til 2 i R_3
- Dette tar $n + n$ enkeltoperasjoner (siden vi må rydde R_2 og R_3 for søppel).

Eksempel (fortsatt).

- Deretter starter vi en løkke hvor vi
 1. Laster summen av tallene i R_2 og R_3 inn i R_4 . Dette tar ca $2n$ regneskritt, siden vi må holde orden på eventuell mente.
 2. Sammenlikner verdien av R_1 og R_4 . Er de like, svarer vi JA, er tallet i R_4 størst, svarer vi NEI og er tallet i R_1 fortsatt størst, fortsetter vi prosessen.
 3. Laster tallet i R_3 over i R_2 og deretter tallet i R_4 over i R_3 . Dette tar ca $2n$ regneskritt.

- Antall ganger vi må gjennomføre denne løkka er tilnærmet proporsjonal med n ettersom Fibonacci-tallene øker tilnærmet eksponensielt.
- Det betyr at vi kan bruke en annengradsfunksjon til å beskrive den omtrentlige tidsbruken, $a \cdot n$ løkker som hver bruker ca $b \cdot n$ regneskritt.

- I det forrige eksemplet så vi at hvis m er et tall gitt på binær form med n sifre, finnes det en konstant c slik at antall regneskritt som skal til for å avgjøre om m er et Fibonacci-tall eller ikke er begrenset av

$$f(n) = c \cdot n^2.$$

- Vi var ikke spesielt ivrige etter å finne en konkret verdi på c , av forskjellige grunner:
 1. c vil avhenge av hvilket språk vi bruker og faktisk av hvilken maskin vi bruker.
 2. Den virkelige tiden avhenger vel så mye av hvor kraftig maskinvare vi disponerer som hvor liten vi kan få verdien på c til å bli.
 3. Den teknologiske utviklingen gjør at selv store verdier for c er uten betydning for effekten av denne algoritmen.
- Det som ville hjulpet var om vi kunne bringe kompleksiteten ned fra, si $40 \cdot n^2$ til $1.000 \cdot n$.