



Översikt

- Problem:
 - Modeller är ofta underbestämda
 - För många "frågor" (= parametrar)
 - För lite uppstyrning (= data)
- Två sätt att öka sannolikheten att en kognitiv modell är korrekt (valid)
 1. Utnyttja flera källor av empiriska data samtidigt
 2. *Systematiskt* utvärdera alternativa varianter av modellen (dvs. systematiskt jämföra alternativa modellers beteende mot data)

Fördelen med modeller

- Kan testa fritt
 - Skadar inte djur eller människor
- Full kontroll, dvs. lättare att se hur de ingående mekanismerna samverkar
 - Teorier av kognition är ju oftast komplexa
- Mer övertygande än verbala teorier
 - "Den här kombinationen av mekanismer ger *faktiskt* rätt slags beteende"

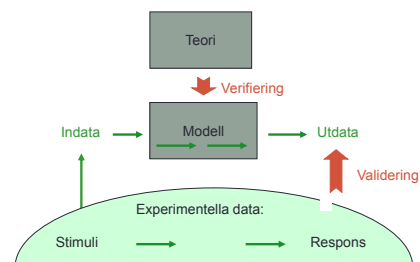
Modeller baseras alltid på empiriska data

1. Intressanta psykologiska data
 - Teorier som har föreslagits
2. Neurovetenskapliga data
 - Modeller som har föreslagits
3. Modellbygge
4. Kontroll att alla delar i modellen väl motiverade
5. Validering mot verkligheten, dvs. kontroll att modellen kan återskapa empiriska data
 - Kanske även kontroll om det finns ytterligare data som modellen skulle kunna stämma in på

Validering

- Att validera = att kontrollera sanningshalten, dvs. giltigheten
 - M.a.o. kontroll att modellens beteende stämmer med mänskligt beteende
- Vill dessutom kunna påstå att det finns kongruens mellan modellen och mänskliga kognitiva system

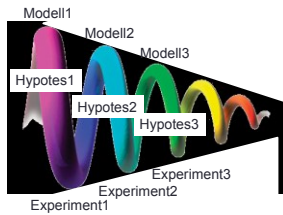
Är modellen valid?



Modelleringens roll i vetenskaplig utveckling

- Modellering ersätter inte empirisk forskning

- Ger hypoteser att förkasta/bekräfta
- Hjälper att inrikta psykologiska och neurovetenskapligt experiment



Utnyttja flera datakällor

SOS-modellen av selektiv uppmärksamhet

Data från olika experiment

- Ofta finns flera till synes motsägelsefulla empiriska data
- Snyggt om *en* modell kan förklara alla data
- Särskilt snyggt om modellen ursprungligen är motiverad av annat än just dessa data
 - T.ex. generell modell av visuell perception som förklarar selektiv uppmärksamhet
- Sannolikheten att modellen är korrekt ökar drastiskt ju fler datakällor man jobbar med

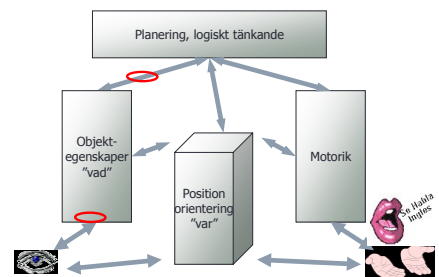
Visuell selektiv uppmärksamhet

- Studerades tidigt i samband med hörsel och synintryck
- Vi verkar kunna välja vad som ska bearbetas
- Inte svart och vitt, utan fokus och dämpning (attenuation) av annat
- Varför val?
- Förslag: för att skydda kognitiva systemet från informationsöverbelastning

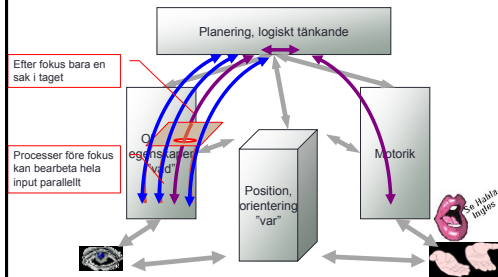
Visuell selektiv uppmärksamhet

- Filter-teorier: uppmärksamhet fungerar som filter
- Selektiv* eftersom kognitiva systemet måste skyddas från informationsöverbelastning
- Visuell* eftersom filtret måste komma in vid ett tidigt bearbetningssteg
 - Annars ingen mening att skydda, då har kognitiva systemet redan blivit överbelastat
- Filter-teorier skulle kullkastas om man kunde visa att:
 - "Filtret" kommer in vid ett sent beräkningssteg
- Gäller alltså att hitta övergången från seriell till parallell bearbetning

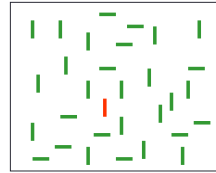
Var börjar bearbetningen bli seriell?



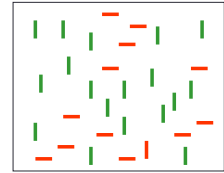
Var börjar bearbetningen bli seriell?



Klassiska resultat

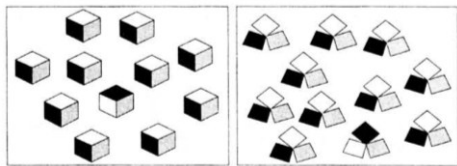


Sökning efter ett särdrag:
ögonblicklig upptäckt ('pop-out')



Konjunktion av särdrag:
seriell sökning

Men, hur förklara detta?



- Flera särdrag som måste kombineras (skuggning, form)
- Ändå parallell sökning (pop-out) när välkända objekt

Skilnad mot klassiska stimuli

- Mer naturliga objekt
- Särdragen handlar om form och skuggning
- Fd kan antas ha stor erfarenhet av sådana stimuli
 - Effekten gäller inte konstgjorda, för Fd helt okända stimuli

Ekologiskt synsätt på visuell sökning

- Klassiska experiment liknar egentligen inte det sökande som naturliga scener ger upphov till
- Vi har en naturlig tendens att segmentera vår visuella omgivning i ytor och föremål
 - Implicerar en första segmentering av input
 - Kan förklara hur till synes oviktiga skillnader i exp. upplägg kan ge parallell vs. seriell sökning

Ny teori

- Det börjar alltid med segmentering
 - När konjunktion av särdrag, sker segmentering på basis av ett av dessa
- Sedan läggs fokus på ett segment i taget
- Rekursiv segmentering av fokuserat segment
 - Sökning efter delsegment som bara innehåller mål (ex.vis. rätt kombination av färg och form)

Teori (forts)

- Hur, i vilka regioner, en display segmenteras beror på hur pass spridda de olika formerna är på displayen
- Antal regioner som bildas påverkar RT
 - Ju färre regioner att undersöka, desto snabbare
- Styrka: modellen inte konstruerad för att förklara just visuell sökning
 - Modellen var utvecklad för visuell perception

SOS-algoritmen

SOS ('Spatial and Object Search')

Fyra beräkningssteg:

1. Registrering av inkommande stimuli
2. Segmentering i ytor
3. Val av segment att undersöka
 - Kan påverkas av bottom-up 'saliency' eller top-down preferens för vissa särdrag
4. Genomsökning av segmentet
 - Kanske rekursion av steg 2 (segmentering på andra särdraget)
5. Åter till 3

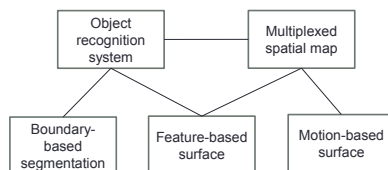
SOS-algoritmen (forts)

- Hela segment kan jämföras med målet, om segmentet innehåller ett mindre antal element (4-5 st)
- Om för många element:
 - Segmentering av segmentet (mha sökta elementets andra särdrag)
 - Ger en faktor 2x... i simulerad reaktionstid
 - Måste gå igenom steg 2-4 en andra gång (fast nu på en potentiellt mindre yta)

Själva modellen

- Algoritmisk beskrivning av hur ett antal delnätverk skulle kunna samarbeta...
- ... om det hade gått att simulera hela nätet...
- Obs! En del av näten är implementerade, men inte kommunikationen mellan dessa

Neuralt baserad arkitektur



RT i modellen (forts)

- Formlerna är approximationer av hur nätverken torde bete sig tillsammans
- När målet finns med:

$$RT = R + (N + I) \times (S + M)$$
- När målet inte finns med:

$$RT = R + 2 \times N \times (S + M)$$
- Omgivnings-parametrar:
 - **C** % element som man *inte* ser när lågkontrast-display (0% för hög kontrast, 30% för låg kontrast)
 - **P** hur pass tätt mellan elementen

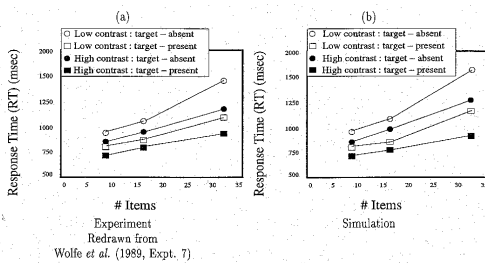
Anpassning till data

- 6 frihetsgrader i modellen
 - 4 variabler + 2 omgivningsparametrar
- Kommer att anpassas till 4 uppsättningar experimentella resultat

Anpassning till data, steg 1

- Wolfe et al. (1989):
 - 6x6 matris, 2 dim: form och färg
 - Hög kontrast gav parallell sökning
- $R = 540$ ms (skärning med y-axel)
- $C = [0\% \ 30\%]$; $P = [1 \ 1.5]$
- $S + M = 70$ ms

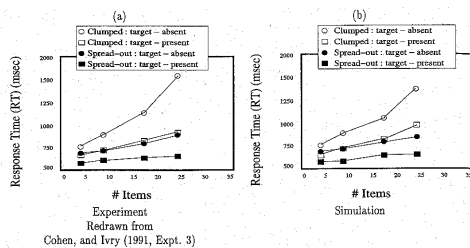
Anpassning till data, steg 1



Anpassning till data, steg 2

- Cohen & Ivry (1991):
 - Klumpar av element i displayen -> seriell sökning
 - Utspridda element -> parallell sökning
- Antag $C = 0\%$ (hög kontrast)
- $P = 1.5$ (dvs. gles display)
- $R = 470$ (justerad)
- $M + S = 70$ ms (som förut)

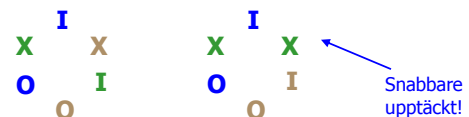
Anpassning till data, steg 2



Flera mål

- Sökning är *snabbare* när flera likadana mål

Sök grönt X!



Anpassning till data, steg 3

- Mordkoff et al. (1990)
 - Tre färger, tre former
 - Flera mål -> snabbare sökning
- $R = 300$ ms (ändrat; större stimuli)
- $S = 40$ ms
- $M(1:1) = 40$ (ett mål, en distr. inom segment)
- $M(2:0) = 20$ (två mål, noll distr. inom segment)
- P och C som förut (1.5 resp. 0%)

Anpassning till data, steg 4

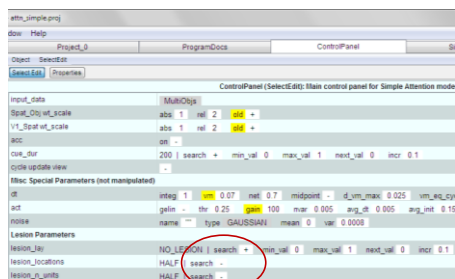
- Treisman & Sato (1990)
 - Additivitet hos särdrag:
 - varje **typ** av särdrag ökar lutning i RT med ett visst konstant värde
 - Kan förklaras givet rekursiv segmentering
- S (färg) = 10 ms
- S (vridning) = 66 ms
- S (rörelse) = 40 ms
- S (storlek) = 6 ms

Att utnyttja konvergens i data

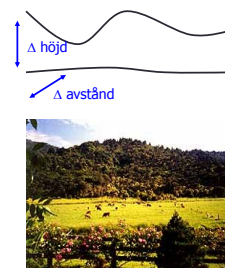
- Specificera så mycket som möjligt utifrån given teori
- När ovisst:
 - Uttryck som parametrar i modellen
 - Välj värden som stämmer in på flera källor av data
 - Bestäms genom simulering och test med ett antal olika parameterkombinationer

Modellering genom systematisk variation

Systematisk genomsökning av parametrar

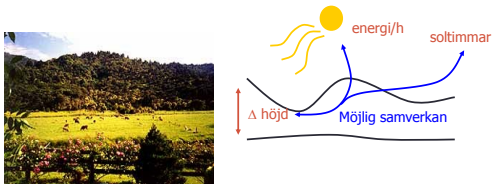


Inbyggt problem i modellering



- Modeller förenklar verkligheten...
- Vad bör tas med, vad kan lämnas ospecificerat?
 - Om planter i fokus: Höjden över havet
 - Om djur i fokus: Horisontellt avstånd, storlek på revir, etc.

Modellegenskaper hänger ihop



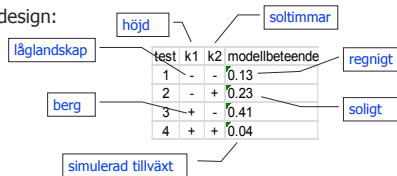
Vill ha en metod som...

- Sällar bland potentiellt viktiga/oviktiga modellkomponenter
- Tar hänsyn till att "oviktiga" delar kan bli viktiga i närvaron av vissa andra komponenter

Metoden...

För att undvika risk för sammanblandning, måste modellkomponent k1 simuleras för alla möjliga kombinationer av k2

Faktoriell design:



Beräkning av effekter

test	k 1	k 2	k 3	k 4	res
1	-	-	-	-	0.87
2	-	-	-	+	0.45
3	-	-	+	-	0.36
4	-	-	+	+	0.89
5	-	+	-	-	0.92
6	-	+	-	+	0.21
7	-	+	+	-	0.67
8	-	+	+	+	0.78
9	+	-	-	-	0.34
10	+	-	-	+	0.94
11	+	-	+	-	0.76
12	+	-	+	+	0.48
13	+	+	-	-	0.89
14	+	+	-	+	0.31
15	+	+	+	-	0.68
16	+	+	+	+	0.99

Snitteffekt av k1:

$$\frac{\Sigma_{+} - \Sigma_{-}}{2^{n-1}}$$

Beräkning av påverkan

test	k 1	k 2	k 3	k 4	res
1	-	-	-	-	0.87
2	-	-	-	+	0.45
3	-	-	+	-	0.36
4	-	-	+	+	0.89
5	-	+	-	-	0.92
6	-	+	-	+	0.21
7	-	+	+	-	0.67
8	-	+	+	+	0.78
9	+	-	-	-	0.34
10	+	-	-	+	0.94
11	+	-	+	-	0.76
12	+	-	+	+	0.48
13	+	+	-	-	0.89
14	+	+	-	+	0.31
15	+	+	+	-	0.68
16	+	+	+	+	0.99

Påverkan på k1:s effekt från k2:

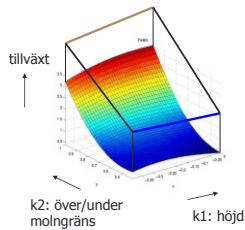
$$\frac{\Sigma_{\text{samma}} - \Sigma_{\text{olika}}}{2^{n-1}}$$

Kontrastkoefficient-metoden

test	k 1	k 2	k 3	k 4	res
1	-	-	-	-	0.87
2	-	-	-	+	0.45
3	-	-	+	-	0.36
4	-	-	+	+	0.89
5	-	+	-	-	0.92
6	-	+	-	+	0.21
7	-	+	+	-	0.67
8	-	+	+	+	0.78
9	+	-	-	-	0.34
10	+	-	-	+	0.94
11	+	-	+	-	0.76
12	+	-	+	+	0.48
13	+	+	-	-	0.89
14	+	+	-	+	0.31
15	+	+	+	-	0.68
16	+	+	+	+	0.99

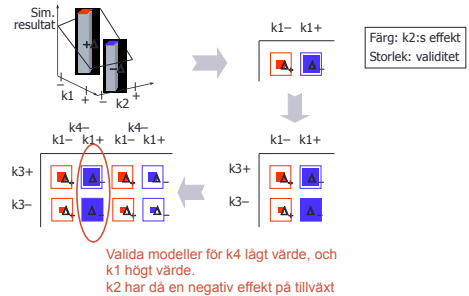
$$\frac{\Sigma_{+} - \Sigma_{-}}{2^{n-1}}$$

På vilket sätt påverkas k1?

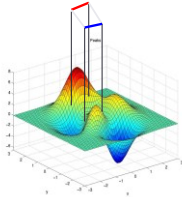


- k1 kanske inte har någon effekt i snitt
- Men, har tydlig positiv effekt när högt värde på k2
- ... och tydlig negativ effekt för låg k2
- Hur påverkar k3, etc?
 - Skulle vilja överblicka alla interaktioner samtidigt

Visualisering av k2:s effekt



Osäkerhetsfaktorer



- Mycket grov mätning av funktionslandskapet
- Täcker bara en del av verkligheten
- Skulle vilja söka igenom tätare intervall
 - Baserat på en första vända av faktoriell design

Som att bygga med legobitar...



- Modellbygge med utbytbara komponenter
- Automatisk testning av varianter
- Obs! Inte sökning efter *den* korrekta modellen...
- Karaktärisering av valida modeller

Syftet med metoden

- Att kunna dra **säkrare slutsatser**
 - "För att kunna simulera dessa empiriska data måste dessa komponenter vara på detta sätt."
- Bidra med **ny kunskap** om fenomenet
 - Ringa in krav på modeller givet ramförutsättningar och önskat modellbeteende
 - Ex: Ska simulera ögonrörelser vid läsning, förutsätter hierarkiska, interaktiva beräkningsnivåer
- Att **bättre förstå rollen av enskilda komponenter**
 - Användbart vid iterativt modellbygge

Sammanfattning

- Två sätt att öka modellens tillförlitlighet och förklaringskraft
1. Hitta parametersättning av modell som förklarar flera uppsättningar data
 - Minskar risken att modellen blir falsifierad längre fram
 2. Systematiskt utforska alternativa modeller
 - Metoden ger bättre förståelse för vad som är centralt för modellvaliditet
 - Ger insyn i hur olika mekanismer samverkar inom kognition