

University of Groningen

Optimal bounds, bounded optimality

Böhm, Udo

IMPORTANT NOTE: You are advised to consult the publisher's version (publisher's PDF) if you wish to cite from it. Please check the document version below.

Document Version

Publisher's PDF, also known as Version of record

Publication date:

2018

[Link to publication in University of Groningen/UMCG research database](#)

Citation for published version (APA):

Böhm, U. (2018). Optimal bounds, bounded optimality: Models of impatience in decision-making. [Groningen]: University of Groningen.

Copyright

Other than for strictly personal use, it is not permitted to download or to forward/distribute the text or part of it without the consent of the author(s) and/or copyright holder(s), unless the work is under an open content license (like Creative Commons).

Take-down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.

Downloaded from the University of Groningen/UMCG research database (Pure): <http://www.rug.nl/research/portal>. For technical reasons the number of authors shown on this cover page is limited to 10 maximum.

Nederlandse Samenvatting

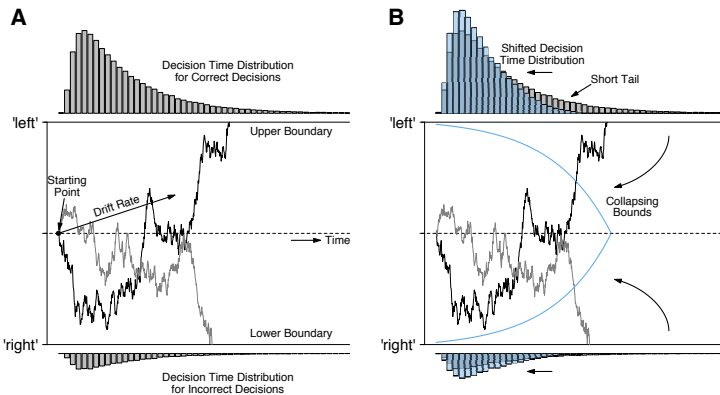
Beslissen is een belangrijk onderdeel van het alledaagse leven. Sommige beslissingen zijn ingewikkeld en hebben ingrijpende gevolgen, bijvoorbeeld als je een studieprogramma aan een universiteit moet kiezen, terwijl andere beslissingen juist heel subtiel zijn, bijvoorbeeld als je op het station staat en probeert het vertrekspoor van je trein te verstaan. De meeste beslissingen hebben echter twee dingen gemeen. Ten eerste hebben veel beslissingen te maken met onzekerheid. De arbeidsmarkt kan snel veranderen: misschien heb je met een studie die nu een goed beroepsperspectief heeft over vijf jaar er toch geen baan. Het station kan druk zijn en de luidspreker net te veer weg om de omroep goed te kunnen verstaan. Ten tweede hebben veel beslissingen te maken met ongeduld. Misschien is het moeilijk om een studie te kiezen, maar als je de inschrijfperiode mist is dat ook duur. Dus in plaats van de perfecte studie te zoeken is het verstandig om op een gegeven moment gewoon een keuze te maken. Ook als je op het station staat kan je niet altijd blijven wachten op de tweede omroep, want dan mis je je trein en moet je nog langer wachten. Dus een betere strategie is om op een gegeven moment naar het perron te lopen waar de trein normaliter vertrekt.

Terwijl binnen de psychologie al jaren onderzoek word gedaan naar de rol van onzekerheid voor de besluitvorming, werd de rol van ongeduld lange tijd genegeerd. Echter suggereert een aantal recente publicaties in de neurowetenschappen dat ongeduld één van de meest belangrijke factoren voor perceptuele besluitvorming is. In dit proefschrift heb ik onderzocht welke rol ongeduld daadwerkelijk in de perceptuele besluitvorming speelt.

Perceptuele besluitvorming betreft de interpretatie van sensorische informatie. Een voorbeeld van een experimentele taak die gebruikt wordt om perceptuele besluitvorming te bestuderen is de zogenoemde random dot motion taak (Britten et al., 1992). In deze taak ziet de proefpersoon een wolk van stippen. Een deel van de stippen beweegt naar links of naar rechts terwijl de rest van de stippen willekeurig beweegt. De proefpersoon moet dan zo snel mogelijk aangeven naar welke kant de wolk beweegt.

De achterliggende cognitieve processen van dit soort besluitvorming worden door zogeheten sequential sampling modellen (SSM) beschreven (Vickers, 1979). De kerncomponenten van een standaardmodel zijn in paneel A van Figuur 1 weer-

gegeven. SSMs nemen aan dat perceptuele besluitvorming tot stand komen door de integratie van ruizige sensorische informatie totdat een van twee grenzen bereikt wordt. In een random dot motion taak stelt de bovengrens, aangeduid door de bovenste horizontale zwarte lijn, bijvoorbeeld het antwoord “links” voor en de ondergrens, aangeduid door de onderste horizontale zwarte lijn, het antwoord “rechts” voor. Het integratieproces is weergegeven als de getande zwarte lijn die over de tijd van links naar rechts loopt. Op elk moment ziet de proefpersoon een aantal stippen die bijvoorbeeld naar de linkerkant bewegen. Omdat de rest van de stippen echter toevallig beweegt, verschilt het totale aantal stippen dat naar links beweegt van moment tot moment en neemt de proefpersoon soms een eenduidige beweging naar links waar, soms een minder eenduidige beweging, en af en toe zelfs een beweging naar rechts. Dit leidt tot de op- en neergaand beweging van de integratielijn. Het startpunt van de integratie, “starting point”, ligt normaliter in het midden tussen de twee grenzen. Een startpunt dat boven het midden ligt zou leiden tot een vertekening waarbij de proefpersoon minder informatie hoeft te integreren om de bovengrens te bereiken. Het zwarte pijl “drift rate” geeft de gemiddelde helling van de integratielijn aan. Het punt waar de getande zwarte lijn de bovengrens raakt is het tijdstip waarop de proefpersoon beslist dat de wolk naar links beweegt. Als dit proces herhaaldelijk doorlopen wordt, zal het tijdstip waarop de integratielijn de bovengrens raakt verschillen, omdat de informatie ruizig is. Dit geeft aanleiding tot de verdeling van beslistijden die boven de bovengrens te zien is. Echter, het kan ook gebeuren dat de integratielijn eerst de ondergrens raakt en de proefpersoon dus onjuist beslist dat de wolk naar rechts beweegt, wat aanleiding geeft tot de verdeling van incorrecte beslistijden die onder de ondergrens te zien is.



Figuur 1: Sequential sampling model. Paneel A geeft de kerncomponenten van een sequential sampling model weer. Paneel B illustreert het effect van ineenvallende integratiegrenzen op de voorspelde verdeling van beslistijden (blauwe kleur).

Een belangrijke eigenschap van het zojuist beschreven model is dat het aanneemt dat de integratiegrenzen constant blijven over de tijd (zie bijvoorbeeld

Laming, 1968; Ratcliff, 1978; Smith & Vickers, 1988). Deze aanname leidt tot een opmerkelijke voorspelling, namelijk dat proefpersonen altijd dezelfde hoeveelheid informatie voor een besluit zullen eisen, onafhankelijk van de hoeveelheid tijd die ze al aan de besluitvorming hebben besteed. In het figuur is deze voorspelling in de lange rechterstaart van de verdeling van beslistijden terug te zien. Dit lijkt echter tegenintuïtief, immers zal een proefpersoon niet heel veel tijd aan maar één beslissing willen besteden. Een meer formele uitdrukking van deze intuïtie is onlangs door een aantal neurowetenschappers geformuleerd (Shadlen & Kiani, 2013; Cisek et al., 2009; Thura et al., 2012; Hanks et al., 2011). Hun redenering is dat mensen gemotiveerd zijn hun gemiddelde hoeveelheid beloningen per eenheid tijd (reward rate) te maximeren. Dus zouden mensen tijdens de besluitvorming in toenemende mate ongeduldig worden en zeer lange beslistijden vermijden door op een gegeven moment het antwoord te kiezen dat momenteel het best door de geïntegreerde informatie ondersteund wordt.

Een manier om deze “ongeduld-hypothese” in een SSM te implementeren is door de integratiegrenzen ineen te laten vallen. Dit idee is in paneel B van Figuur 1 door de blauwe integratiegrenzen weergegeven. Doordat de grenzen over de tijd steeds lager zitten, verschuift het snijpunt met het integratieproces naar links en wordt dus de beslistijd ingekort. Het gevolg hiervan is dat de blauwe verdeling van beslistijden naar links verschuift en dat de rechterstaart behoorlijk korter wordt.

Hoewel deze ongeduld-hypothese intuïtief lijkt zijn er een aantal open vragen. Ten eerste zijn constante integratiegrenzen een standaardaanname in een groot aantal succesvolle SSMs van de afgelopen veertig jaar (e.g., Ratcliff & McKoon, 2008; Smith et al., 2004; Forstmann et al., 2016). Als ongeduld een alomtegenwoordige invloed op de besluitvorming heeft, waarom zijn er dan geen systematische afwijkingen gevonden tussen modellen en data? Ik beweer in dit proefschrift dat de reden hiervoor is dat in de meeste situaties constante integratiegrenzen tot bijna maximale reward rates leiden.

Een tweede vraag betreft de methodologie van onderzoek naar de ongeduld-hypothese. Integratiegrenzen zijn niet rechtstreeks te observeren maar moeten door indirecte methodes zichtbaar worden gemaakt. Een methode die ik hiervoor in mijn onderzoek gebruik zijn zogenoemde “expanded judgment” taken (Irwin et al., 1956; Vickers et al., 1985). In deze taken kan de informatie die de proefpersonen zien direct opgeslagen worden, waardoor de onderzoeker de hoeveelheid geïntegreerde informatie kan uitrekenen op het moment dat de proefpersoon een besluit neemt. Verder ontwikkel ik een EEG-gebaseerde methode waarmee onderzoekers de fysiologische kenmerken van de integratiegrenzen kunnen meten.

Een derde vraag betreft de methodes waarmee onderzoekers SSMs aan gedragsdata kunnen koppelen. Ik beweer dat hiërarchisch Bayesaanse methodes hiervoor de meest geschikte oplossing zijn. Deze methodes maken optimaal gebruik van alle beschikbare informatie en stellen de onderzoeker, door middel van Bayes factors, in staat om de relatieve ondersteuning voor een model te kwantificeren aan de hand van data.

Het doel van hoofdstuk 2 van dit proefschrift is een overzicht te geven over de theoretische grondslagen en de empirische onderbouwing van de ongeduld-hypothese. Uit de bespreking van de literatuur blijkt echter dat er een aantal methodologische tekortkomingen zijn in de studies die de ongeduld-hypothese steu-

nen. Er missen met name systematische manipulaties van beloningen, wat volgens de hypothese de hoofdoorzaak van ineenvallende grenzen is, en er zijn systematische verschillen in opzet en uitvoering van experimenten die de ongeduld-hypothese ofwel het standaardmodel steunen. Ter onderbouwing van de ongeduld-hypothese worden ook vaak single-cell recordings geciteerd. Dit zijn metingen van de activiteit van individuele neuronen tijdens de besluitvorming van apen. Echter vinden sommige van deze studies dat het standaardmodel juist goed bij de data past. Ten slotte blijkt dat kwantitatieve vergelijkingen van modellen met en zonder ineenvallende grenzen ontbreken. Echter, dit zou juist een sterk argument voor de ongeduld-hypothese kunnen leveren, omdat modellen met en zonder ineenvallende grenzen verschillende kwantitatieve voorspellingen maken die dus nauwkeurig getest kunnen worden.

In hoofdstuk 3 ben ik de vraag nagegaan wat de ongeduld-hypothese nu precies voorspelt en heb ik vervolgens in een experiment getest of proefpersonen zich daadwerkelijk volgens deze voorspellingen gedragen. Voor de theoretische analyse ben ik nagegaan hoe hoog de reward rates bij gebruik van constante integratiegrenzen zijn ten opzichte van de optimale integratiegrenzen. Hiervoor heb ik twee situaties bekeken, één waarin de beloning voor een juist antwoord over de tijd steeds sneller daalt, en één waarin de beloningen voor een juist antwoord over de tijd steeds langzamer daalt. Door middel van mathematische analyses heb ik de beste integratiegrenzen voor elke situatie berekend. Hieruit bleek dat in het eerste geval de optimale grenzen over de tijd heen dalen, terwijl in het tweede geval de optimale grenzen eerst stijgen voordat ze ineenvallen. Vervolgens heb ik uitgerekend wat de verhouding van de reward rates bij gebruik van constante grenzen en bij gebruik van de optimale grenzen is. Hieruit bleek dat beide soorten integratiegrenzen bijna dezelfde reward rates opleveren, behalve als de moeilijkheid van de taak hoog is.

Vervolgens heb ik in een experiment getest of mensen zich volgens de voorspellingen van de ongeduld-hypothese gedragen. Hiervoor heb ik proefpersonen een expanded judgment taak met hoge moeilijkheid laten doen, waarbij de beloning voor een juist antwoord óf onafhankelijk was van de reactietijd, óf over de tijd heen sneller daalde, óf over de tijd heen langzamer daalde. Uit de resultaten bleek dat in de eerste conditie, waarin de optimale integratiegrenzen constant zijn over de tijd, de proefpersonen zich bijna optimaal gedragen. Als de optimale integratiegrenzen daarentegen over de tijd heen veranderen, dan zijn er grote individuele verschillen in hoe optimaal proefpersonen zich gedragen en wijken de integratiegrenzen van sommige proefpersonen behoorlijk af van de optimale grenzen, zelfs nadat ze veel ervaring met de taak hebben opgedaan. De conclusie hierover is dat reward rates waarschijnlijk niet de bepalende factor zijn in de perceptuele besluitvorming.

Het doel van hoofdstuk 5 was om een fysiologische methode voor het meten van de integratiegrenzen te ontwikkelen. Omdat de integratiegrenzen in het algemeen niet rechtstreeks te observeren zijn, is het belangrijk om indirecte meetmethodes voor de grenzen te hebben. In EEG data is er bijvoorbeeld een hersengolf te zien, de contingent negative variation (CNV, Walter, 1964), waarvan aangenomen wordt dat deze de activiteit van de pre-SMA weergeeft. Hierbij is een hogere activiteit van de pre-SMA geassocieerd met lagere integratiegrenzen (Forstmann et al., 2008, 2010). Om te testen in hoeverre de CNV daadwerkelijk de hoogte

van de integratiegrenzen weergeeft heb ik een EEG experiment uitgevoerd waarin proefpersonen geïnstrueerd werden om in een random dot motion taak óf zo snel mogelijk, óf zo nauwkeurig mogelijk te reageren. Vervolgens heb ik een SSM op de reactietijd data gepast en de correlatie tussen de geschatte integratiegrenzen en de hoogte van de CNV berekend. Het bleek dat de CNV amplitude met de hoogte van de grenzen gecorreleerd is als proefpersonen geïnstrueerd worden snel te reageren, maar niet als ze geïnstrueerd worden om nauwkeurig te reageren. Dit kan betekenen dat de CNV amplitude inderdaad een maat is voor de hoogte van de integratiegrenzen.

Een belangrijke voorwaarde voor het passen van kwantitatieve modellen op data is dat de model parameters betrouwbaar geschat kunnen worden. Een aantal onderzoekers heeft echter recent aangegeven dat een aantal parameters van het zogenoemde Drift Diffusion Model (DDM; Ratcliff, 1978), een van de meest succesvolle SSMs, niet betrouwbaar geschat kan worden. In hoofdstuk 6 ben ik de vraag nagegaan of er methodes zijn om het DDM te passen die betere schattingen voor deze parameters opleveren. Hiervoor zijn een aantal experts uit de DDM gemeenschap uitgenodigd om hun methodes voor het passen van het model toe te passen op gesimuleerde data. Uit de resultaten van deze samenwerking bleek dat de parameters in het algemeen moeilijk te schatten zijn. Echter zijn er twee maatregelen die de betrouwbaarheid van schattingen konden verbeteren, namelijk het gezamenlijke schatten van de model parameters voor alle proefpersonen, en het opleggen van zinnige a priori beperkingen op de toelaatbare parameter waarden. Beide maatregelen worden op een natuurlijke wijze omgezet door de hiërarchisch Bayesiaanse implementaties van het DDM, wat deze methodes dus de eerste keuze voor het passen van het DDM maakt.

Het laatste hoofdstuk, hoofdstuk 7, levert een discussie van een aantal populaire shortcut strategieën in de toepassing van cognitieve modellen. Cognitieve modellen worden vaak toegepast op experimentele data met een hiërarchische structuur waarbij trials genest zijn binnen proefpersonen, die wederom genest zijn binnen experimentele condities. Echter worden er in de afgelopen jaren toenemend strategieën voor het passen van cognitieve modellen gebruikt die tot statistische fouten kunnen leiden. Door middel van simulaties heb ik geprobeerd te illustreren wat de gevolgen van deze strategieën voor de conclusies van een experiment kunnen zijn. De eerste van de shortcut strategieën negeert de hiërarchische structuur. In overeenkomst met theoretische resultaten uit de statistiek laten de simulaties zien dat dit tot een type II fout kan leiden, waarbij een analyse de bestaande verschillen tussen experimentele condities mist. De tweede shortcut strategie past een hiërarchisch Bayesiaans model in twee stappen. In stap één wordt het model op de volledige data gepast om parameterschattingen voor elke proefpersoon te verkrijgen. In stap twee worden deze schattingen in een statistische analyse ingevoerd om zo te testen of er verschillen tussen de experimentele condities bestaan. In overeenkomst met theoretische resultaten blijkt uit de simulaties dat deze strategie tot een type I fout kan leiden, waarbij de analyse verschillen tussen de experimentele condities aanwijst die in werkelijkheid niet bestaan. De conclusie uit dit hoofdstuk is dat alleen een volledig hiërarchisch model van hiërarchische data correcte statistische resultaten garandeert.

Dus samenvattend blijkt uit de theoretische en empirische resultaten in dit

proefschrift dat de ongeduld-hypothese in het algemeen niet lijkt te gelden. Verder heb ik hier een aantal oplossingen ontwikkeld voor methodologische problemen bij het testen van de ongeduld-hypothese die ook een bijdrage leveren aan het verbeteren van de wetenschappelijke praktijk in de kwantitatieve psychologie in het algemeen.