

INVESTEREN IN AI

RAAMWERK VOOR MAATSCHAPPELIJKE KOSTEN EN BATEN

<DOCUMENT>

seo • economisch onderzoek

AUTEURS

MICHEL BIJLSMA & JOOST WITTEMAN

IN OPDRACHT VAN

AMSTERDAM DATA SCIENCE EN AI TECHNOLOGY FOR PEOPLE AMSTERDAM

AMSTERDAM JULI 2021

Samenvatting

Er is een rol voor de overheid bij het stimuleren van investeringen in AI vanwege kennisspillovers. Eén euro AI-R&D levert op de langetermijn tussen de 1,5 en 5,3 euro aan extra economische welvaart op. Dit is de huidige waarde van alle toekomstige extra economische welvaart als gevolg van de investering. Hoe een specifiek project scoort, hangt af van onder meer (1) of het project in een geografisch kenniscluster plaatsvindt, (2) of het project meer fundamenteel of meer toegepast is en (3) wat het adoptievermogen van het toepassingsdomein is.

Amsterdam Data Science (ADS) en de AI Technology for People Amsterdam hebben SEO Economisch Onderzoek gevraagd om een raamwerk te ontwikkelen dat de maatschappelijke kosten en baten van publieke investeringen in Artificial Intelligence (AI) in kaart brengt, met specifieke aandacht voor de toegevoegde waarde van investeringen in AI voor de regio Amsterdam.

AI is een zogeheten *General Purpose Technologie*: een algemeen toepasbare technologie. De verwachting is dat ontwikkeling en adoptie van deze nieuwe technologie de komende decennia op verschillende manieren een bijdrage zal leveren aan het Nederlandse verdienvermogen:

- door bedrijven in staat te stellen efficiënter te produceren, de kwaliteit van bestaande producten en diensten te vergroten en nieuwe producten te ontwikkelen;
- door informatiefrikties en onzekerheid in markten te verminderen;
- door het proces van onderzoek en ontwikkeling te versnellen.

Het is echter niet vanzelfsprekend dat deze bijdrage zonder overheidsbetrokkenheid, bijvoorbeeld in de vorm van een subsidie, tot volle wasdom komt. Als marktfalen, systeemfalen of transitiefalen speelt, komen investeringen die maatschappelijk gezien wenselijk zijn, dat wil zeggen, waarvan de maatschappelijke baten groter zijn dan de maatschappelijke kosten, namelijk niet van de grond als deze aan de markt alleen worden overgelaten. Maatschappelijke kosten en baten moeten daarbij breed geïnterpreteerd worden: de overheid heeft immers meer belangen dan groei alleen, bijvoorbeeld soepele transities op de arbeidsmarkt of de borging van grondrechten.

Voor AI zit de rechtvaardiging voor een overheidsbijdrage vooral in het innovatieve karakter van de investeringen in deze nieuwe technologie. AI als *general purpose technologie* (GPT) kenmerkt zich door brede inzetbaarheid en het potentieel voor vervolginnovaties. Als een bedrijf of onderzoeksinstelling in een dergelijke technologie investeert, kunnen derde partijen vaak gratis meeprofiten van de baten van die investeringen (dit heten *spillovers*). Ze kunnen bijvoorbeeld de kunst bij innovatieve bedrijven afkijken ('leereffecten'), slimme innovaties kopiëren ('ideeën zijn niet rivaal') of medewerkers weglukken die waardevolle kennis en vaardigheden hebben ontwikkeld door betrokkenheid bij het innovatieproces ('human capital is mobiel'). Als gevolg van dit marktfalen hebben innovatieactiviteiten vaak *spillovers*. Deze *spillovers* vormen enerzijds de bron van de maatschappelijke winst van innovatie en zorgen anderzijds voor te beperkte innovatieprikkel bij private partijen.

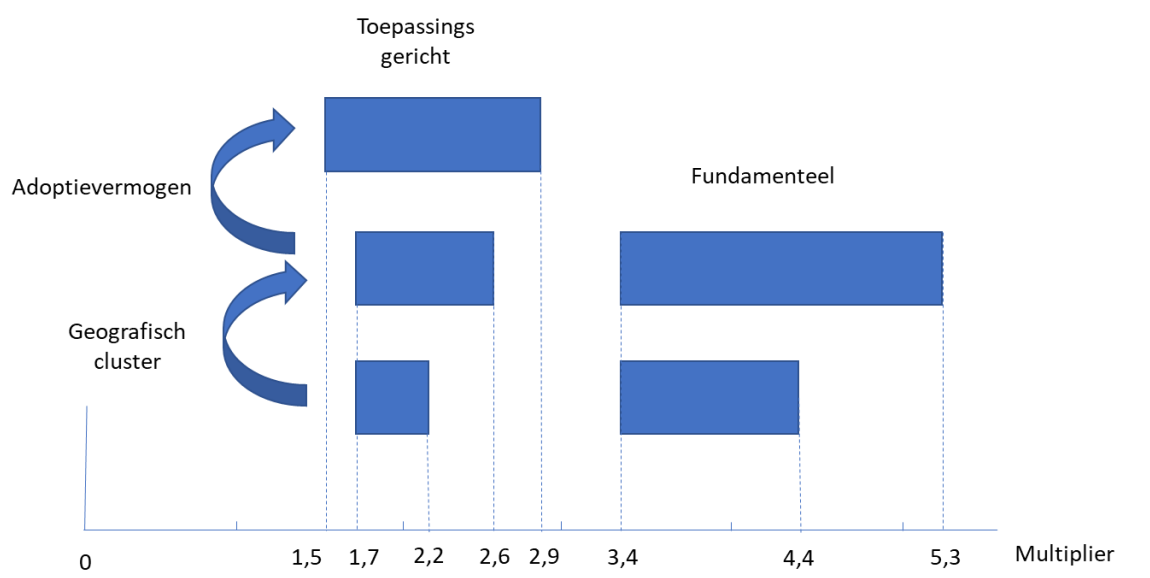
We bepalen de opbrengst van een investering in AI aan de hand van de literatuur die het effect van investeringen in R&D op economische welvaart kwantificeert. We gaan hierbij uit van een basisgetal dat we naar boven of beneden bijstellen op basis van een aantal karakteristieken van de investering. De basismultiplier, die we baseren op

onderzoek van Ugur et al. (2020) en Donselaar & Koopmans (2016), komt uit op een factor 1,9, met een bandbreedte van 1,7 tot 2,2. Dat betekent dat EUR 1 investering in AI R&D in totaal tussen de 1,7 EUR tot 2,2 EUR oplevert. Deze opbrengst is de huidige waarde van alle toekomstige extra economische welvaart als gevolg van de investering. Wanneer deze opbrengsten precies vallen, is niet exact te zeggen.

De economische literatuur over innovatie en *spillovers* wijst op ten minste drie factoren die bepalend zijn voor de omvang van *spillovers*, en daarmee het effect op economische welvaart:

- Het type investering. Investerings in fundamenteel onderzoek hebben vaak grotere *spillovers* dan investeringen in specifieke toepassingen. Fundamentele kennis is immers breder inzetbaar en veelal ook eerder niet-rivaal. De multiplier voor fundamenteel onderzoek is ongeveer 2 keer zo hoog als voor specifiek onderzoek.
- De geografisch locatie van de investering. Investerings die gedaan worden binnen een geografisch cluster leveren vaak meer op omdat kennisdiffusie sneller gaat, bedrijven en instellingen van elkaar kunnen leren, en doordat er kapitaal (menselijk, organisatorisch, digitaal) geconcentreerd is. Als onderzoek in een cluster plaatsvindt, is de multiplier 20 procent hoger.
- Kenmerken van het bedrijf of de sector waar de investering plaatsvindt. Succesvolle adoptie van nieuwe technologie blijkt samen te hangen met de in het bedrijf of sector beschikbare kennis en vaardigheid op het vlak van de technologie en de kwaliteit van het menselijk kapitaal. We schalen de multiplier met 10 procent naar boven of naar beneden op basis van de verhouding van R&D uitgaven en de omvang van de sector relatief ten opzichte van de gemiddelde verhouding.

Bijstellingen op basis van het investeringstype, de aanwezigheid van een passend cluster, en sectorale adoptiepotentieel resulteren in opbrengsten van tussen de EUR 1,5 en EUR 5,3 per geïnvesteerde euro afhankelijk van de taxatie van de kenmerken van de investering. Onderstaande figuur vat bovenstaande samen.



Uit een vergelijking met andere regio's in Nederland komt naar voren dat de Metropool Regio Amsterdam (MRA) sectoraal gezien sterk is in o.a. financiële en zakelijke dienstverlening, informatie- en communicatietechnologie en de creatieve industrie. Op een aantal van deze gebieden scoort Amsterdam ook in internationale zin sterk. Daarnaast zijn er kennisclusters aanwezig op het vlak van dataverwerking, algoritmen en sociaal-maatschappelijke kanten

van AI. Op het vlak van zorg is er een concentratie van ziekenhuizen en specialisaties in Amsterdam, hoewel de regio daarin niet uniek is in Nederland.

Naast kwantificeerbare effecten hebben investeringen in AI ook niet-kwantificeerbare kosten en baten. Op de arbeidsmarkt impliceert de ruimere inzet van AI dat er transities op de arbeidsmarkt zullen volgen doordat banen en taken veranderen. Hoewel dit beperkte gevolgen heeft voor de totale werkgelegenheid kan er wel een tweedeling ontstaan op de arbeidsmarkt doordat de vaardigheden van werkers niet aansluiten bij de taken die de AI-arbeidsmarkt verwacht. Dit speelt met name op het middensegment van de arbeidsmarkt. Sociaaleconomische ongelijkheid kan hiermee toenemen en voor werkers kunnen de kosten van omscholing en het vinden van nieuw werk hoog zijn.

Op productmarkten kan AI tot meer concentratie leiden als er schaalvoordelen aan dataverzameling en -verwerking zitten. De marktmacht die hiervan het gevolg is, kan tot hogere prijzen voor consumenten leiden. Als de grote spelers op het vlak van AI algoritmen en bijbehorende data-infrastructuur buiten de EU zitten, kan dit tot politiek ongewenste economische afhankelijkheid leiden. Ook kan het ertoe leiden dat kennispijlers in grotere mate in het buitenland landen. Gebruik van AI kan daarnaast negatief uitpakken voor consumenten als die nadeel ondervinden van stille algoritmische collusie en uitsluiting als gevolg van data-gedreven prijsdiscriminatie. Borging van publieke belangen kan dan ook regulering en toezicht vereisen.

Inzet van AI leidt ook tot nieuwe sociaalmaatschappelijke vraagstukken. AI vereist gebruik van data, vaak ook over personen. Grondrechten als privacy vereisen dan zorgvuldige borging. AI is een beslis- en voorspeltechnologie. Dit kan botsen met waarden zoals menselijke autonomie of tot uitkomsten leiden die maatschappelijk onwenselijk zijn. Merk op dat zulke onwenselijke uitkomsten geen gegeven zijn, maar het resultaat van keuzes in investeringen, implementatie en toezicht. Met goede keuzes kunnen ook positieve gevolgen voor brede welvaart gerealiseerd worden. De kwaliteit van quasi-collectieve goederen kan met AI een impuls krijgen, bijvoorbeeld als het gaat om zorg of onderwijs, en AI kan net zo goed een middel zijn om menselijke *biases* inzichtelijk te maken en menselijke fouten te voorkomen.

Bij het onderzoek past een aantal kanttekeningen. We doen geen uitspraak over de wenselijkheid van 'concurrerende' maatschappelijke investeringen. Dit raamwerk is alleen bedoeld voor AI investeringen. Verder hebben de onderzoekers geen inzicht gehad in individuele investeringsvoorstellen van de opdrachtgevers. Ook gaat dit onderzoek niet over generieke investeringen in maatschappelijk innovatiepotentieel of innovatierandvoorwaarden. Tevens is een kwantificering van de spillovers van individuele investeringen geen onderdeel van het raamwerk. Tot slot is het raamwerk niet van toepassing als rechtvaardiging voor publieke investeringen ontbreekt.

De opbouw van de notitie is als volgt. Hoofdstuk één geeft een inleiding. Hoofdstuk twee bevat de kern van het document. Het hoofdstuk is zelfstandig leesbaar maar bouwt voort op de hoofdstukken die daarna volgen. Hoofdstuk drie behandelt de economische literatuur en over spillovers, elasticiteiten en hoe R&D impact heeft op groei. Hoofdstuk vier behandelt de maatschappelijke effecten van AI die betrekking hebben op de arbeidsmarkt, mededinging, sociaal economische ongelijkheid, en privacy en grondrechten.

Inhoudsopgave

Samenvatting	1
1 Inleiding	1
1.1 Achtergrond en vraagstelling	1
1.2 Beleidstheorie	2
1.3 Typen AI-investeringen	4
1.4 Andere studies	5
2 Evaluatieraamwerk	7
1.1 Afbakening	8
1.2 Andere methoden	10
1.3 Basiselasticiteit	12
1.4 Heterogeniteit in de multiplier	13
1.5 Raamwerk	16
2.1 Niet-gekwantificeerde economische en sociaal-maatschappelijke effecten	17
2.2 De Metropool Regio Amsterdam	18
3 Effecten op economische welvaart	23
3.1 Spillovers	23
3.2 Mechanismen	26
3.3 Elasticiteit	27
3.4 Heterogeniteit	31
3.5 Randvoorwaarden	38
4 Maatschappelijke effecten	40
4.1 Arbeidsmarkt	40
4.2 Sociaal-economische ongelijkheid	41
4.3 Mededinging	42
4.4 Privacy en grondrechten	44
Bijlage A Brondata	47
Referenties	50

1 Inleiding

Het doel van deze notitie is om een raamwerk te bieden om investeringen in AI te beoordelen. Het raamwerk bestaat uit de volgende elementen (1) een antwoord op de vraag wanneer een bijdrage van de overheid aan investeringen is gerechtvaardigd vanuit economische theorie (2) een kwantitatieve inschatting van de economische opbrengsten van AI-investeringen in termen van BBP waarbij onderscheid wordt gemaakt tussen verschillende typen AI-investeringen (3) een kwalitatieve beschrijving van niet makkelijk monetair kwantificeerbare sociaal-maatschappelijke kosten en baten.

1.1 Achtergrond en vraagstelling

Het potentieel van AI geniet maatschappelijk veel aandacht. AI wordt gezien als een General Purpose Technology (GPT), een nieuwe technologie met brede maatschappelijke en economische toepassingen. Gezichts- en spraakherkenning raken ingeburgerd, zelfrijdende auto's bevinden zich in de testfase, en virtuele assistenten worden langzamerhand levensecht. Nieuwe toepassingen in logistiek, zorg, dienstverlening lonken.

Binnen Europa is Nederland één van de landen waar onderzoek op het vlak van AI relatief goed ontwikkeld is. In 2014-2016 was het Europese aandeel in wereldwijde AI-patenten gelijk aan 11 procent. De landen die hier het meest aan bijdroegen waren Duitsland, het Verenigd Koninkrijk en Frankrijk, met Nederland op een vierde plek.¹ Bedrijven, beleidsinstellingen en wetenschappers spreken de verwachting uit dat verdere ontwikkeling van en investeringen in AI bijdragen aan het verdienvermogen van Nederland.² Veelal wordt er gelijktijdig op gewezen dat investeringen nodig zullen zijn om deze potentie te realiseren.³ Onder andere met het Nationaal Groeifonds probeert de overheid deze handschoen op te pakken.⁴

Het mandaat van het Groeifonds stuurt aan op de realisatie van netto baten. Investeringen moeten ingezet worden voor investeringen in infrastructuur, kennisontwikkeling en innovatie. Een centraal doel is om door eenmalige investeringen de economische groei in Nederland een impuls te geven. Dat betekent dat het belangrijk is om de economische baten voor Nederland van investeringen in AI op een rij te zetten.

¹ Zie OECD working paper 2020/5 - Identifying and measuring developments in artificial intelligence: Making the impossible possible - <https://www.oecd-ilibrary.org/docserver/5f65ff7e-en.pdf>

² Zie o.a. het strategisch actieplan voor AI - <https://www.rijksoverheid.nl/documenten/beleidsnotas/2019/10/08/strategisch-actieplan-voor-artificiele-intelligentie>

³ Zie bijvoorbeeld het position paper van de Nederlandse AI Coalitie - <https://nlaic.com/en/download/position-paper-algoritmen-die-werken-voor-iedereen/>.

⁴ Zie <https://www.rijksoverheid.nl/documenten/kamerstukken/2021/01/14/kamerbrief-overzicht-voorstellen-nationaal-groeifonds>

Dat een bepaalde overheidsinvestering economische groei oplevert is niet voldoende als argument voor betrokkenheid van de overheid. De basisreden voor de overheid om te investeren in een bepaald project is dat het project in afwezigheid van overheidsingrijpen niet, later of met een te kleine schaal van de grond zou komen, terwijl de maatschappelijke baten groter zijn dan de maatschappelijke kosten en het dus maatschappelijk gezien wenselijk is dat de investering plaatsvindt. In technische termen moet sprake zijn van *additionaliteit*.

Tegen deze achtergrond heeft hebben Amsterdam Data Science en AI Technology for People Amsterdam aan SEO Economisch Onderzoek gevraagd om een raamwerk te ontwikkelen dat duidelijk maakt wanneer investeringen *additioneel* zijn en waarmee de maatschappelijke kosten en baten van investeringen in AI kwalitatief en waar mogelijk kwantitatief in kaart kunnen worden gebracht. Daarbij is door de opdrachtgevers geen inzicht gegeven in daadwerkelijke investeringsvoorstellen. De werking van de methodiek zal worden uiteengezet aan de hand van twee fictieve voorbeeldprojecten.

Een relevante vraag is: waarom AI? De overheid heeft immers een beperkt budget, wat betekent dat niet alle projecten die maatschappelijk gezien wenselijk zijn ook daadwerkelijk gefinancierd kunnen worden. De overheid moet dus kiezen: tussen AI en andere innovatieve projecten waar de overheid in kan investeren. Deze vraag beantwoordt dit rapport niet. We zetten de economische en sociaal-maatschappelijk baten van AI niet af tegen die van andere mogelijke investeringen. Het geschetste raamwerk kan wel worden gebruikt voor andere R&D projecten.

1.2 Beleidstheorie

De onderzoeksoopdracht gaat uit van *publieke investeringen* in AI die maatschappelijke kosten en baten hebben. Publieke investeringen, dat wil zeggen investeringen door de overheid in plaats van de private sector, zijn wenselijk als de *netto publieke baten* groter zijn dan de *netto private baten*. Als dit het geval is, is er een rol voor de overheid om ervoor zorgen dat maatschappelijk betere uitkomsten volgen dan wanneer het aan de markt was overlaten.

Volgens Weber en Rohrer (2012) spelen er bij innovatie drie redenen die ervoor kunnen zorgen dat *netto publiek baten* groter zijn dan de *netto private baten*: marktfalen, systeemfalen en transformatiefalen.

Volgens de traditionele welvaartseconomische analyse zijn investeringen uit publieke middelen te rechtvaardigen als zij een publiek belang borgen door gericht aan te grijpen op een specifiek marktfalen. Voorbeelden van marktfalen zijn marktmacht, externe effecten, asymmetrische informatie, of niet-contracteerbaarheid.

Bij investeringen spelen vanuit dit perspectief twee soorten marktfalen. De eerste is asymmetrische informatie. Potentiële financiers kunnen minder goed inschatten dan de partijen die financiering vragen wat de kans op succes of de waarde is die een bepaalde investering oplevert (de 'kwaliteit' van een investering). Als partijen die financiering zoeken niet geloofwaardig kunnen aantonen dat hun investeringsvoorstellen van hoge kwaliteit zijn, ontstaat het zogeheten *lemons* probleem. Financiers moeten dan rekening houden met de kans dat een project van lage kwaliteit is, wat tot hogere financieringskosten en een gemiddeld lagere kwaliteit projecten leidt. Dit marktfalen is moeilijk op te lossen door de overheid, omdat die ook niet over meer informatie beschikt dan de partijen die financiering zoeken. Dit marktfalen is daarom minder belangrijk in de afweging om te bepalen over een overheid wel of niet moet bijdragen via publieke investeringen in AI. Uiteraard is het wel in het belang van aanvragende partijen om te beargumenteren dat hun project geen 'lemon' is. Eigen middelen inzetten kan hierbij een rol spelen, omdat dit een geloofwaardig signaal geeft hoe indieners zelf aankijken tegen de kwaliteit van hun project.

Het tweede marktfalen dat speelt bij investeringen in nieuwe technologie is positieve externe effecten of *spillovers*. Er is sprake van spillovers van investeringen als de publieke baten van die investeringen groter zijn dan de private baten. Bij R&D-investeringen gaat het vooral om kennisspillovers: de kennis die R&D genereert is breder toepasbaar. De baten van die bredere toepasbaarheid worden echter niet of slechts deels geïnternaliseerd door de partij die de R&D-inspanning doet. Een bedrijf dat of een persoon die bepaalde kennis ontwikkelt, krijgt niet alle baten die uit die kennis voortvloeit doordat anderen die kennis ook gebruiken en daar niks voor betalen. Als gevolg zijn additionele investeringen (aan de marge) maatschappelijk gezien niet aantrekkelijk genoeg voor private partijen. De maatschappelijke welvaart kan dan vergroot worden door bedrijven prikkels te geven om meer te investeren. Dit is in het geval van AI het centrale marktfalen dat een rol van de overheid rechtvaardigt.

Er zijn verschillende manieren waarop een bedrijf kan proberen om *spillovers* te beperken. Eén manier is door intellectuele eigendomsrechten (IE-rechten) vast te leggen. IE-rechten werken relatief goed bij specifieke, afgebakende technologische innovaties. Dit is wel afhankelijk van de mate waarin eigendomsrechten controleerbaar en juridisch afdwingbaar zijn. Bij meer algemene kennis werken IE-rechten minder goed. Het gebruik en overdracht van kennis is moeilijk vast te leggen in contracten, bijvoorbeeld omdat sommige kennis moeilijk codificeerbaar is en vooral mondeling of via samenwerking wordt overgedragen.⁵ Andere manieren in spillovers te internaliseren zijn geheimhouding en technologische complexiteit.

De spillovers van AI kunnen groot zijn omdat het een *general purpose technology* (GPT) is. Een GPT is een technologie met een brede toepasbaarheid, die significante verandering in productieprocessen kan bewerkstelligen en die vervolginnovaties mogelijk maakt. Bresnahan & Trajtenberg, (1995) maken hierbij onderscheid tussen de 'verticale' spillovers tussen de GPT en toepassing in een sector en 'horizontale' spillovers tussen sectoren waarin de GPT toepassing vindt. Dit maakt dat investeringen in AI waarschijnlijk additionele *spillover* effecten hebben ten opzichte van 'reguliere' investeringen in R&D.

De standaardoplossing voor kennisspillovers is: zorg voor eenduidige en goede intellectuele eigendomsrechten. In de praktijk werkt dit echter maar beperkt omdat de potentiële toepassing van de kennis moeilijk vast te leggen is in contracten vanwege fundamentele onzekerheid van dergelijke toepassingen en hoge transactiekosten bij het afdwingen van contracten. In economische termen zijn dergelijke toepassingen niet-contracteerbaar. Eigendomsrechten zijn ook minder geëigend als oplossing voor een GPT als AI, omdat die ertoe leiden dat één partij het volledige surplus kan afroemen, hetgeen maatschappelijk onwenselijk en economisch niet optimaal is.

Bij innovatiebeleid wordt daarnaast vaak systeemfalen als reden voor overheidsinterventie genoemd (Weber en Rohrer, 2012). Er kan sprake zijn van systeemfalen wanneer bepaalde actoren binnen het innovatiesysteem afwezig zijn of noodzakelijke interacties tussen actoren onderontwikkeld zijn. Beleid richt zich dan op eigenschappen van het systeem als geheel, in de vorm van het stimuleren van samenwerking tussen verschillende partijen, betere overheidsinstituten of meer kennisdeling. Relevante vraag is dan wel waarom dergelijke actoren ontbreken of interacties afwezig zijn. Vaak leidt deze achterliggende reden weer terug naar het meer traditionele denken over marktfalen. Vanuit dit meer traditionele oogpunt gaat het dan om het oplossen van coördinatieproblemen, informatiefricties en transactiekosten.

Daarnaast kan de overheid bepaalde transformatieve doelen stellen en innovatiebeleid richten op maatschappelijke thema's.⁶ De gedachte is dat zonder een sturende, vraaggedreven rol van de overheid dergelijke doelen niet

⁵ Technologische voorsprong, geheimhouding, of complexiteit van producten beperken ook spillovers.

⁶ Mazzucato, M., 2013. *The Entrepreneurial State*. Anthem Press.

gerealiseerd kunnen worden. Dit kan begrepen worden in termen van evenwichtselectie. We leven in een economische wereld waar meerdere evenwichten mogelijk zijn. Een overgang van het ene naar het andere evenwicht is vaak kostbaar en vindt veelal niet vanzelf plaats. Er is dan een rol van de overheid bij het selecteren van het gewenste evenwicht. Dit speelt bij bijvoorbeeld bij de overgang naar een duurzame economie of niet-vervuilende technologieën (Acemoglu et al. 2016), waar niet-geïnternaliseerde externe effecten en aanpassingskosten aan verandering in de weg staan. In het geval van het stimuleren van AI is dit argument minder relevant. De prikkels voor de private sector wijzen duidelijk in de richting van adoptie en verdere ontwikkeling.

1.3 Typen AI-investeringen

AI omvat een diversiteit aan verschillende technieken die vallen in de categorie toegepaste statistiek en wiskunde, die vaak hun oorsprong hebben in de jaren '60 van de vorige eeuw. Voorbeelden zijn *support vector machines*, *random forests*, *markov decision processes*, *dynamic programming*, *neurale netwerken*, of *deep learning*. De scope van AI is dus breed, zie ook OESO (2021).⁷

Op een abstract niveau is AI een algoritme dat bepaalde output geeft als functie van input en dat gekalibreerd wordt op basis van data.⁸ Een alternatieve term voor AI die ook wel gebruikt wordt is *statistical learning*. AI algoritmen worden gekarakteriseerd door (1) de hoge dimensionaliteit van de input en (2) het grote aantal parameters en niet-lineariteit van het model. Omdat dergelijke algoritmen in staat zijn om dingen te automatiseren die veelal door mensen gedaan werden of worden, noemen we dit artificiële intelligentie.

De potentiële inputdata zijn veelomvattend. Naast de veelheid aan informatie die ons gebruik van informatietechnologie genereert, zijn er steeds meer sensoren in het dagelijks leven die licht, geluid, beweging, warmtestraling, en chemische signalen omzetten in digitale informatie die gebruikt kan worden in statistische algoritmen.

We onderscheiden een aantal typen van AI en aan AI gerelateerde projecten.

Ten eerste zijn er de *AI-enablers*. Dat is alles dat randvoorwaardelijk is voor de succesvolle toepassing van AI. Te denken valt aan hardware, infrastructuur maar ook goede kwaliteit data. Dit zijn bijvoorbeeld snellere computers, snellere netwerken en betere methodes en technieken voor het verzamelen, opslaan en ontsluiten van data. Een concreet voorbeeld zijn AI-accelerators, hardware AI-algoritmen inbouwt de architectuur van een chip.⁹

Ten tweede is er het *fundamentele AI-onderzoek*. Hierbij gaat het om de ontwikkeling van nieuwe gereedschappen of het verbeteren van bestaande gereedschappen. Dit betreft bijvoorbeeld meer fundamenteel onderzoek naar technieken die breed en efficiënt toegepast kunnen worden, bijvoorbeeld in neurale netwerken. Het gaat dan om technieken om met minder data of met minder rekenkracht goede oplossingen te vinden voor de parameters van zo'n netwerk. Dergelijk AI-projecten bevinden zich in de exploratie/ontdekkingsfase.

Ten derde zijn er *domein specifieke toepassingen* van AI, bijvoorbeeld in de zorg, automatisering van bedrijfsprocessen of financiële dienstverlening. Dit betreft toepassingen van AI die zich in een relatief vergevorderde *stage of*

⁷ Dit rapport laat de grote variatie in definities zien bij het meten van investeringen in AI door statistische bureaus.

⁸ Hierbij is het gebruikelijk om onderscheid te maken tussen *supervised learning*, waar een algoritme getraind wordt op basis van geclassificeerde data, en *unsupervised learning*, waar het algoritme zelf de structuur in de data moet creëren.

⁹ Zie bijvoorbeeld: Solving matrix equations in one step with cross-point resistive arrays Zhong Sun, Giacomo Pedretti, Elia Ambrosi, Alessandro Bricalli, Wei Wang, Daniele Ielmini, Proceedings of the National Academy of Sciences Mar 2019, 116 (10) 4123-4128.

maturity bevinden. Binnen de categorie van concrete toepassingen kan ook nog het onderscheid worden gemaakt tussen AI dat een menselijk handelen vervangt (substituut) of dat het menselijk handelen aanvult of verbetert (complement).

Ten vierde zijn er de *reguleringsvraagstukken*, waarbij fair, accountable en transparant (=FAT) gebruik van AI centraal staat. Denk aan nieuwe ethische vragen die mogelijk ook aanleiding geven tot nieuwe regulering. Hoe moeten we omgaan met beslissingen die genomen worden door neurale netwerken als deze positieve of negatieve impact kunnen hebben op mensenlevens? Wie is er verantwoordelijk als er iets fout gaat? Hoe kunnen we controleren of algoritmen voldoen aan regelgeving? Hoe voorkomen we algoritmische vooroordelen? Hoe gaan we om met marktmacht die ontstaat of verstrekt wordt in de interactie tussen algoritmen, data generatie en IT-infrastructuur?

Voor alle vier de type AI-projecten is de ontwikkeling van *human capital* uiterst belangrijk. Meer AI-toepassingen bij bedrijven en meer AI-onderzoek vraagt om mensen die de technieken beheersen. Er is dan ook een grote toename van opleiding aan universiteiten, hbo's en mbo's die te maken hebben met *data science* en AI. Sommige van die opleidingen gaan meer over de ontwikkeling van gereedschappen, bij andere staat het gebruik van de toepassingen meer centraal.

1.4 Andere studies

Enkele andere studies stellen de vraag wat de economische impact is van AI op de middellange termijn, bijvoorbeeld in termen van economische groei of in termen van werkgelegenheid. Tabel 1 geeft een overzicht van vier van deze studies. De meest uitgebreide zijn de rapporten van PWC uit 2017 en 2018. Het rapport uit 2018 (*the macroeconomic impact of AI*) geeft een gedetailleerde beschrijving van de methodologie. PWC schat een productiefunctie met constante elasticiteit op basis van groeidata per industrie per land en data over de adoptie van software en IT-investeringen als proxy voor het effect van AI. PWC vindt sectorspecifieke elasticiteiten die variëren van 0,2 tot 1,1.¹⁰ PWC combineert de gevonden elasticiteiten met een AI-impact survey om het potentieel voor verbetering te bepalen. Zo komt PWC tot de schatting dat de wereldwijde economische welvaart in 2030 14% hoger ligt door AI.

Andere studies zijn van Accenture (2016)¹¹ en McKinsey¹². Accenture gebruikt analoog aan PWC historische gegevens over de impact van ICT op factorproductiviteit. Accenture gebruikt daarnaast cijfers over de verwachte groei van AI-investeringen en de absorptiecapaciteit van sectoren om tot een schatting te komen van het effect op economische groei. Het is onduidelijk hoe ze precies tot groeivoeten komen, maar de conclusie luidt dat AI de groei kan verdubbelen. McKinsey geeft geen achtergrond bij de door hun gerapporteerde groeicijfers. De analyse van Deloitte richt zich specifiek op de arbeidsmarkt in Zwitserland.

Een belangrijk verschil tussen bovenstaande rapporten met voorliggende studie is dat in bovenstaande rapport de potentiële effecten van AI ontwikkelingen in zijn geheel op economische welvaart centraal staan. Dat wil zeggen: stel dat AI brede toepassing gaat vinden in de samenleving, welk effect heeft dat dan op economische groei? De studies maken dan ook geen onderscheid tussen verschillende typen AI-investeringen. In onze studie is het doel om na te gaan hoeveel een specifieke investering oplevert.

¹⁰ Zie tabel 4.1 in <https://www.pwc.co.uk/economic-services/assets/macroeconomic-impact-of-ai-technical-report-feb-18.pdf>

¹¹ Zie https://www.accenture.com/fr-fr/_acnmedia/36dc7f76eab444cab6a7f44017cc3997.pdf

¹² Zie <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/Digital%20Disruption/Harnessing%20automation%20for%20a%20future%20that%20works/MGI-A-future-that-works-Executive-summary.ashx>

Tabel 1.1 studies economische impact van AI

Auteur	Rapport	Headline
PWC (2017) / PWC (2018)	Sizing the prize / The macroeconomic impact of AI	Wereldwijde BBP ligt 14 procentpunt hoger in 2030 als gevolg van AI.
McKinsey (2017)	A future that works	Automatisering verhoogt jaarlijkse productiviteitsgroei met 0.8 tot 1.4 procentpunt. Dit vertaalt zich in 7,4 tot 13,3 procentpunt hoger BBP in 2030.
Accenture (2016)	How AI boosts industry profits and innovation	Groei zal in 2035 3,2 procent zijn met AI in plaats van 1,6 procent in het basisscenario. ¹³

¹³ Omdat de groeicijfers in tussenliggende jaren niet bekend zijn, kan dit niet vertaald worden in een BBP effect in 2030.

2 Evaluatieraamwerk

Er is een rol voor de overheid bij het stimuleren van investeringen in AI vanwege kennisspillovers. Eén euro AI-R&D levert op de langetermijn tussen de 1,3 en 5,2 euro aan extra economische welvaart op. Hoe een specifiek project scoort, hangt af van onder meer (1) of het project in een geografisch kenniscluster plaatsvindt, (2) of het project meer fundamenteel of meer toegepast is en (3) wat het adoptievermogen van het toepassingsdomein is. Daarnaast zijn er andere factoren die van belang zijn. Ook zijn randvoorwaarden van belang die het absorptievermogen van Nederlandse bedrijven beïnvloeden. De borging van publieke belangen vraagt daarnaast om aandacht voor de opbouw van menselijk kapitaal (ontwikkeling van vaardigheden en aansluiting op de arbeidsmarkt), marktmacht door schaalvoordelen in dataverzameling en -verwerking, en de ethiek van AI.

Het raamwerk aan de hand waarvan de impact op economische welvaart van investeringsbeslissingen geëvalueerd kan worden bestaat uit de volgende onderdelen:

- Bepaling van de additionaliteit van de investering. Deze stap bestaat uit de beleidstheorie die een theoretische rechtvaardiging van overheidsingrijpen geeft en vaststelling op basis van empirie dat het aannemelijk is dat de spillovers er zijn;
- Een kwantificering van het effect op de economische welvaart van de investering. Deze komt tot stand door:
 - Een basismultiplier in termen van economische welvaart vast te stellen;
 - Deze basismultiplier bij te stellen op basis van specifieke kenmerken van het project;
- Inzicht in niet-gekwantificeerde effecten op de economische welvaart en inzicht in sociaal maatschappelijke effecten als gevolg van AI-investeringen;
- Zicht op randvoorwaarden zoals absorptievermogen van de samenleving en institutionele factoren zoals kwaliteit en toegankelijk van onderwijs, flexibiliteit van de arbeidsmarkt, de aanwezigheid van financieringskapitaal, en afwezigheid van groeibelemmeringen voor bedrijven.

Deze verschillende onderdelen hangen samen. Invulling van de beleidstheorie maakt duidelijk welke legitimering er is voor investeringen in AI vanuit publieke middelen. Dit is een eerste lat waartegen investeringen gehouden kunnen worden. De tweede lat is die van maatschappelijke kosten en baten. Het Groeifonds sorteert voor op investeringen in innovatie, R&D en infrastructuur. Investeren in AI vinden vooral aansluiting bij de thema's innovatie en R&D. Van zulke investeringen is bekend dat zij goed kunnen renderen. Dit is de basismultiplier. Twee vervolgvragen bij een gegeven, specifieke investering zijn dan enerzijds in hoeverre specifieke kenmerken van het project

ervoor zorgen dat de basismultiplier hoger of lager is, en anderzijds wat de niet-gekwantificeerde economische en maatschappelijke neveneffecten zijn van de investering. Tot slot zijn er de additionele factoren die van invloed zijn op de mate waarin innovaties daadwerkelijk doorgevoerd worden. Onderstaande figuur 2.1 laat het evaluatieraamwerk zien. Hieronder werken we de invulling hiervan verder uit.

Figuur 2.1 Evaluatieraamwerk



1.1 Afbakening

Het raamwerk hanteert een nauwe interpretatie van wat kwalificeert als een relevante AI-investering: de investering moet specifiek gericht zijn op AI en de investering moet passen in de beleidstheorie dat overheidsinterventie gerechtvaardigd is indien er potentiële spillovers verzilverd kunnen worden door de investering.

Deze interpretatie van wat een relevante AI-investering is, heeft een aantal gevolgen.

Allereerst plaatst het raamwerk met deze afbakening algemene investeringen in structurele randvoorwaarden bij innovatie zoals goed en toegankelijk onderwijs, een bloeiend innovatie-ecosysteem of beleid gericht op (klein) ondernemerschap buiten de scope. Hier spreekt geen oordeel uit. Zulke investeringen kunnen een rechtvaardiging hebben of zelfs de succeskans (of opbrengst) van gerichte investeringen in AI vergroten. Fundamenteel zijn het echter geen investeringen in AI.

Ten tweede leunt het raamwerk op de aanname dat geïnvesteerd zal worden uit publieke middelen. Daarmee ontstaat de beleidseconomische noodzaak dat er een rechtvaardiging voor overheidsinterventie is. Zo niet, dan hebben uitgaven ex-ante geen maatschappelijke meerwaarde ten opzichte van niets doen en is het raamwerk niet van toepassing.

Een hypothetisch voorbeeld hiervan is een investering van bedrijf X in R&D van AI technieken bij bedrijf Y omdat internationaal techbedrijf Z als concurrent op de Nederlandse markt actief wordt. In generieke zin is hier sprake van een investering door een private onderneming in R&D, omdat de private baten de opbrengsten overstijgen. Hier is dus geen rol voor de overheid weggelegd.

Ten derde is het raamwerk gericht op AI-investeringen. Dat betekent dat het raamwerk de wens om te investeren in AI als een gegeven beschouwt. Daarmee is geen uitspraak te doen over de relatieve meerwaarde van AI-investeringen ten opzichte van eventuele 'concurrerende' maatschappelijke investeringsdoelen zoals duurzaamheid, mobiliteit of onderwijs. Investerings in AI-onderwijs vallen dan ook buiten de categorie van projecten die we bespreken onder de noemer R&D investeringen, want het betreft hier geen investeringen in R&D maar directe investeringen in *human capital*. Deze investeringen beïnvloeden vooral de absorptiecapaciteit van de omgeving waarin AI-innovaties zouden moeten landen.¹⁴

In aanvulling op deze afbakening merken we op dat het raamwerk in de praktijk nadere invulling door de gebruiker kan vereisen. Het raamwerk biedt een schatting op hoofdlijnen van het verwachte investeringsresultaat afhankelijk van een betrekkelijk kwalitatieve weging van binnen het raamwerk relevante factoren. De multiplier beschrijft een portfolio van projecten op macroniveau die onderling zeer uiteenlopende kenmerken hebben, en waarvan de specifieke projectkenmerken ook heel anders zullen zijn. De projectspecificiteit van het raamwerk is daarmee globaal. Dit impliceert ook dat eventuele aanvullende analyses van een specifieke potentiële investering scherper zicht kunnen geven op de te verwachten opbrengst dan dit raamwerk kan. Dit is een beperking van het raamwerk.

Een voorbeeld is een investering in een specifieke AI-toepassing, bijvoorbeeld het financieren van een onderzoeksteam dat zich richt op een verbetering van een AI algoritme zodat sneller trainen van neurale netwerken mogelijk wordt. Een meer specifieke aanpak zou zich kunnen richten op het schetsen en kwantificeren van alle kanalen via welke dit project een hogere economische welvaart genereert. Als het vooral om efficiëntiewinst gaat, zal er een inschatting gemaakt moeten worden van de potentiële efficiëntiewinst en de grondslag waarop die efficiëntiewinst betrekking heeft. Als het de omzet vergroot, zal er een inschatting gemaakt moeten worden van de extra omzet en hoeveel extra winst dit dan oplevert. Ook moet iets gezegd worden over het risico van het project, de termijn waarop de winst zich zal realiseren. Daarnaast moet een inschatting gemaakt worden van de spillovereffecten van het project en van het deel van de winsten die binnen Nederland neerslaan. Ook zijn er macro- economische evenwichtseffecten door substitutie en looneffecten.

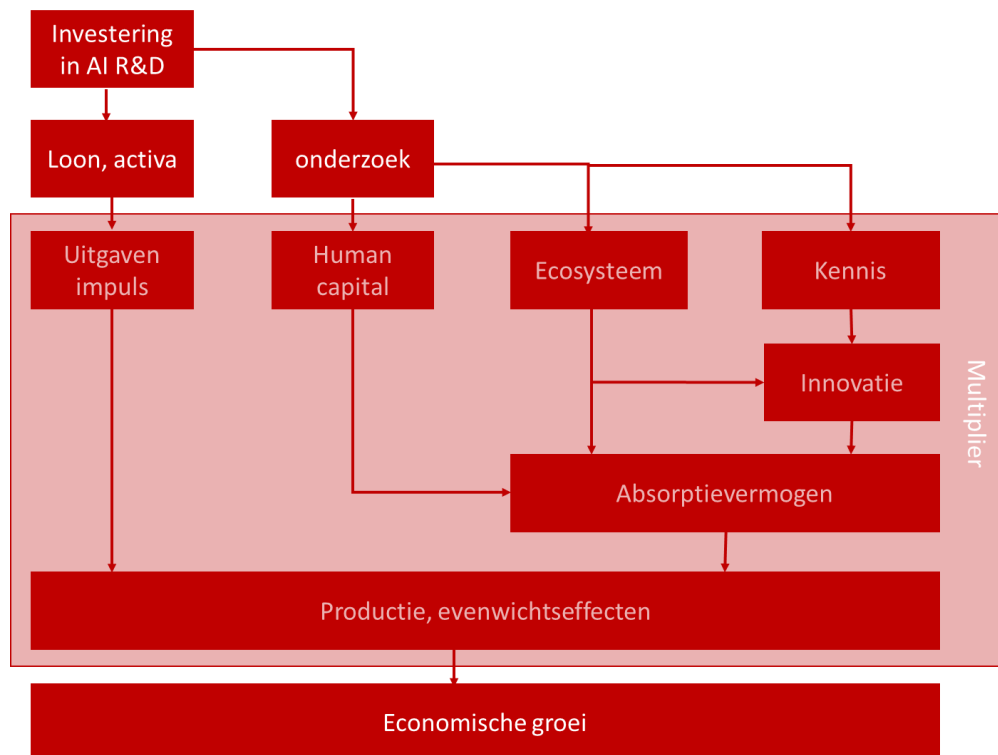
Samenvattend vraagt een dergelijke meer projectspecifieke aanpak om een uitgebreide beschrijving van allerlei te verwachten effecten van een project. Dit is ook gerelateerd aan de casestudyaanpak in de economische literatuur over de effecten van R&D. Hall et al. 2010 bespreken diverse case studies waaronder Mansfield et al. (1967) die voor 17 industriële innovaties de publieke en private rendementen op een rij zetten door zoveel mogelijk kosten en baten op een rij te zetten en te kwantificeren. Een overzicht en inschatting van al die effecten kan nuttig zijn voor het begrip van mechanismen waardoor een specifieke innovatie tot meer economische welvaart leidt. Tegelijkertijd gaat het gepaard met een enorm aantal aannames die elk op zich met veel onzekerheid omgeven zijn.

Een manier om de set van aannames als geheel te toetsen is het effect te vergelijken met de effecten die we kennen uit de macro-economische schattingen. Deze schattingen geven immers een soort totaaleffect weer van investeringen. Analyses die hier ver boven (of onder) zitten moeten met enige argwaan worden gezien. Individuele aannames zijn op deze manier niet te ijken. Al met al komt dit erop neer dat de set van aannames gekozen wordt zodat ze overeenkomen met de macromultiplier, waarvan bekend is dat deze ongeveer moet gelden. Daarnaast focust een dergelijke casestudy op winners, waar er ook veel verliezers zijn die buiten zicht blijven. deze overweging zijn een

¹⁴ Investerings in fundamentele of toegepaste AI R&D zorgen voor een toename van human capital op dit vlak, hetgeen bijdraagt aan de absorptiecapaciteit van een land of regio.

rechtvaardiging om niet uit te gaan van specifieke schattingen over hoe groot efficiëntiewinsten en mogelijke markt-aandelen etc. zijn. Figuur 2.2 vat dit samen.

Figuur 2.2 Multipleraanpak economische welvaart



Onze aanpak is dan ook om de multiplier als uitgangspunt te nemen. Deze basisaanpak kan vervolgens uitgebreid worden met een meer gedetailleerde invulling die tot deze uitkomst leidt, maar het eindresultaat zou daar niet veel door mogen veranderen.

1.2 Andere methoden

Brede impact assessment

Brede impact analyse wordt vaak ex post ingezet bij project om de impact van het project op diverse - vanuit het perspectief van brede welvaart- output variabelen te bepalen. Onder brede welvaart valt bijvoorbeeld te denken aan economische impact, impact op werkgelegenheid, impact op het milieu, impact op innovatie, of impact op *human capital*. De aanpak is er vaak een waarbij voor de welvaartsvariabele een aantal indicatoren wordt vastgesteld. Denk bij innovatie bijvoorbeeld aan het aantal onderzoekspublicaties, citatiescores, patentaanvragen, opgeleide studenten, deelname aan of organisatie van conferenties, spin-offs etc. in kaart gebracht worden. Vervolgens worden deze indicatoren gemeten of aan de hand van gesprekken bepaald of gescoord. De ex post aard van een impact analyse maakt dit instrument minder geschikt om ex ante vast te stellen welke impact een bepaald project zal hebben. Een ex ante toepassing van deze methode neigt eerder naar een afspraak over key-performance-indicator worden in monitorings- en bijsturingsafspraken met financiers. Dit is complementair aan de aanpak die wij hier presenteren, maar van beperkte waarde als het gaat om bepalen van effect op economische welvaart, waar het in deze studie om draait.

Een aspect van brede impact assessment dat ons raamwerk ook meeneemt is de kwalitatieve impact op economische en niet-economische factoren die een investering in AI met zich mee kan brengen.

Input-output modellen.

Een methode die regelmatig toegepast wordt in impact assessments is die van een input-output model. Een input-output model deelt de economie op in sectoren en legt de relaties vast tussen die verschillende sectoren. De output van de ene sector is dan input voor de andere sector. Er ontstaat zo een keten van inputs en outputs, met als resultaat de totale economische output van de economie. Als per ketenstap ook de toegevoegde waarde wordt bepaald, geeft dit een beeld van waar in de economie welke deel van het BBP wordt gecreëerd. Een input-output model kan gebruikt worden om na te gaan hoe een toename van output in een bepaalde sector zich door de economie voortplant en uiteindelijk leidt tot een bepaalde economische groei in termen van BBP. Neem bijvoorbeeld de bouw van een infrastructureel project. Dit leidt tot een toename van de vraag naar werknemers, beton, machines etc. Dat zorgt weer voor een toename in de vraag naar onderdelen en vervolgens voor een toename van de vraag naar staal en rubber. Op deze manier geeft een input-output model een multiplier hoe de bouw van een brug zich vertaalt in economische groei. De input-output methode wordt ook toegepast om de gevolgen van een natuurramp voor de economie door te rekenen (Galbusera & Giannopoulos, 2018). De input-output tabellen, die de basis vormen van IO modellen, worden bijvoorbeeld ook voor analyses van gevolgen van beleid voor CO2 emissie gebruikt.

De centrale tekortkoming van het gebruik van IO-modellen om het effect van investeringen in R&D te analyseren is dat dergelijke modellen uitgaan van een vaste technologie: input-output matrix is een reflectie van de bestaande situatie. De essentie van de impact van R&D op economische welvaart is echter dat deze de input-output matrix verandert. Met andere woorden, IO modellen nemen niet het effect van R&D op de productietechnologie mee. Gerelateerd hieraan, is factor substitutie geen onderdeel van IO-modellen, terwijl dit een belangrijke bron is van groei van economische welvaart. Verder veronderstellen IO modellen dat er geen capaciteitsbeperkingen zijn. Het VN handboek over input-output tabellen zegt over IO-modellen: *“At best, such models reflect the cost structure of industries and the input structure of final use components. At the same time, it is the rigidity of the underlying Leontief production functions which poses an obstacle to many applications.”* (Mahanjan et al. 2018).

Computable General Equilibrium (CGE) models

Een CGE model combineert gegevens over de structuur van de economie met economische theorie. De modellen bouwen voort op IO-modellen en combineren deze met gedrags- en evenwichtsvergelijkingen die het gedrag van bedrijven en huishoudens in de economie modelleert.¹⁵ Ze zijn algemeen in de zin dat het model het gedrag van meerdere actoren beschrijft, ze zijn numeriek oplosbaar (computable) en ze incorporeren evenwicht tussen vraag en aanbod. CGE modellen bouwen voort op IO modellen en kunnen veel detail weergeven door de economie te desagregeren in sectoren, regio's en beroepsgroepen.

Nadeel van CGE modellen voor het analyseren van de effecten van R&D is dat deze modellen – net als IO modellen – uitgaan van de huidige structuur van de economie en daarmee minder geschikt zijn voor het analyseren van het effect van technologische veranderingen. Daarnaast is het bouwen van een dergelijk model een langdurige en arbeidsintensieve exercitie.

Discounted cashflow methoden

¹⁵ De basis van een CGE model is een Social Accounting Matrix (SAM). Deze beschrijft de economische transacties in de economie tussen verschillende sectoren. De belangrijkste databronnen zijn Input-output tabellen, nationale rekeningen en data over belastingen, inkomsten en uitgaven.

DCF analyse worden vaak toegepast om de netto contante waarde van investeringen te bepalen. Ze vragen om een inschatting van de kasstromen die een project genereert per tijdseenheid (bijvoorbeeld per jaar) en het vaststellen van een relevante verdisconteringsvoet, dat wil zeggen de risico's die met de aanpak gepaard gaan, en vraagt daarnaast om een inschatting van het ingroeipad van de opbrengsten. Dit zou een mogelijkheid zijn als er specifieke projectvoorstellen gedaan worden waarbij verschillen in ingroeipaden te verwachten zijn. Dergelijke berekeningen zijn gevoelig voor de precieze keuze van de momenten waarop inkomsten gerealiseerd worden en de disconteringsvoet. Deze methode is relevant als projecten zich onderscheiden in mate van onzekerheid van verwachte inkomsten en het patroon in de tijd van verwachte inkomsten grote verschillen laat zien.

1.3 Basismultiplier

Om iets te zeggen over hoeveel R&D oplevert in termen van economische welvaart, kunnen we gebruik maken van de elasticiteit van R&D investeringen die we eerder hebben besproken. Op basis van de literatuur die besproken wordt in hoofdstuk 3, komen wij tot een basiselasticiteit van 0,045 met een op de standaarddeviatie van de schattingen gebaseerde bandbreedte van 0.006 op basis van het onderzoek van Ugur et al. (2020) en Donselaar & Koopmans (2016).¹⁶ Dit resulteert in opbrengsten van 1,7 tot 2,2 euro van een investeringen van één euro.

Vervolgens variëren we deze tussen een ondergrens van 0,03 en een bovengrens van 0,12. Dit betekent dat een eenmalige impuls aan R&D uitgaven van één euro 1,3 tot 5,2 euro oplevert, een multiplier van 1,3 tot 5,2 dus. Dit is de netto contante waarde van de toename in BBP als gevolg van een eenmalige impuls van één euro. Om van elasticiteit naar multiplier te komen is een berekening nodig. Hoofdstuk 3 en sectie 5 van dit hoofdstuk geven hiervan details.

Bij het gebruik van deze multiplier past een aantal kanttekeningen. Ten eerste heeft dit getal betrekking op een gemiddeld verwacht rendement: als één euro in een diverse portfolio aan projecten wordt geïnvesteerd, is dit het te verwachten rendement. Macro-economische schattingen van elasticiteiten van (R&D-)investeringen zijn in de regel gemiddelden waaronder een werkelijkheid van heterogeniteit schuil gaat. Deze heterogeniteit bestaat uit verschillen in absorptiecapaciteit, het type investering (fundamentele research, toegepast, bij/door een private partij, binnen of buiten een specifiek cluster, gebonden aan een sector), of de vormgeving van een investering. Voor bepaalde typen projecten in bepaalde sectoren zal de multiplier dus hoger liggen, terwijl voor andere projecten de multiplier lager zal liggen. De vraag is echter of dat verschil ex ante te voorspellen is. Is dat niet het geval, dan blijft de gemiddeld verwachte multiplier het uitgangspunt.

Ten tweede kan de vormgeving van de beleidsinterventie uitmaken voor het succes van de investeringen. Welk instrumentarium wordt bijvoorbeeld door overheden ingezet? Niet elk subsidie-instrument is namelijk even effectief, zo blijkt uit onderzoek (Bloom et al., 2019). Hoe een investering wordt gefinancierd maakt dus uit. Ook dit is geen onderdeel van het raamwerk.

Tot slot speelt er een tijdsdimensie. De opbrengst die de elasticiteit voorspelt, zijn in termen van een nieuw evenwicht dat pas na een periode van aanpassing bereik zal worden. Het kan dus bijvoorbeeld tien jaar of langer duren voordat het rendement van een investering zich manifesteert in termen van welvaarts-groei. Het ingroeipad maakt uit voor de verwachte waarde van een project nu op dit moment. Uit *back-of-the-envelope* schattingen blijkt dat het

¹⁶ We gaan uit van een bandbreedte van één standaarddeviatie.

effect van vijf jaar latere opbrengsten tot ongeveer 13 procent lagere netto contante waarde leidt en tien jaar latere opbrengsten tot ongeveer 25 procent lagere netto contante waarde.¹⁷

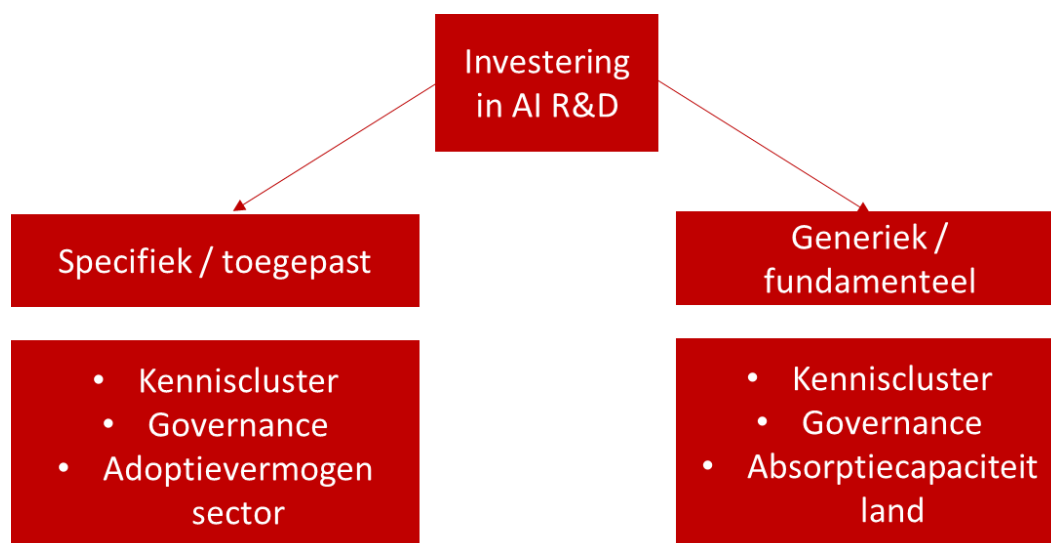
1.4 Heterogeniteit in de multiplier

De hier boven beschreven multiplier geldt als gemiddelde multiplier voor een AI-project. In de praktijk zullen verschillende typen projecten meer of minder opleveren: er is sprake van heterogeniteit in de opbrengsten van specifieke investeringen. We nemen het bovenstaande basisgetal en bandbreedte als uitgangspunt en op- of afslagen op dit basisgetal naar gelang de kenmerken van een investering.

In hoofdstuk 3 bespreken we diverse onderliggende factoren die een oorzaak kunnen zijn van heterogeniteit en kunnen leiden tot een hogere of lagere multiplier: er is sprake van een 'waaier' aan mogelijke uitkomsten. De op- en afslagen ontleen we aan de literatuur, maar zijn niet in alle gevallen voldoende algemeen kwantificeerbaar om cijfermatig onderdeel te laten zijn van de rekensystematiek. In zulke gevallen zien we de op- en afslagen als kwalitatieve argumenten om een investering meer of minder kansrijk te beschouwen.

Onderstaande figuur 2.3 geeft weer welke karakteristieken belangrijk zijn op basis van de in hoofdstuk 3 besproken literatuur.

Figuur 2.3 Multipleraanpak economische welvaart



Een eerste onderscheid is tussen fundamenteel of generiek onderzoek enerzijds en toegepast of specifiek onderzoek anderzijds. AI als GPT is een technologie die breed toepasbaar is. *Spillovers* van GPTs materialiseren zich vooral in de vorm van economie brede (vervolg) proces- en productinnovatie en leer- en netwerkeffecten bij en tussen bedrijven. Fundamenteel onderzoek dat deze GPT verbetert, is dus anders van karakter dan specifieke toepassingen van deze technologie die zich op een bepaalde sector richten.

Een tweede factor is of er sprake is van een geografisch cluster of niet. Als onderzoek in een cluster plaatsvindt, zijn de spillovers groter doordat partijen makkelijker kennis delen of samenwerken. De verschillende activiteiten

¹⁷ Bij een discontovoet conform het advies van de Werkgroep Discontovoet (2020) voor risicovolle projecten van 2,9 procent.

versterken elkaar zo. Daarbij is ook de mobiliteit van human capital, een belangrijke bron van kennispijlovers, lokaal groter.

Een derde factor heeft te maken met de absorptiecapaciteit op landen niveau en adoptiepotentieel op sectorniveau voor nieuwe innovaties.¹⁸ Voor fundamenteel onderzoek hangt dit af van de karakteristieken van een land zoals de kwaliteit van het onderwijs, het type industrie, de instituties, en de arbeidsmarkt. Dit zijn karakteristieken op landen-niveau. De effecten van deze karakteristieken zitten in principe in de schattingen voor macroelasticiteiten waarop we onze basiselasticiteit baseren.

Voor specifiek onderzoek hangt het effect op economische groei van investeringen in AI-R&D samen met de adoptiecapaciteit van de sector waarvoor een innovatie wordt ontwikkeld: hoe makkelijk kan een sector een bepaalde nieuwe technologie adopteren? Het beeld dat uit de wetenschappelijke literatuur naar voren komt, is dat door het zelf doen van R&D de kwaliteit van *human capital* en de omvang van bedrijven een positieve invloed hebben op het adoptievermogen van een sector.

In hoofdstuk 3 bespreken we ook de inrichting van het innovatieproces: de controle, aansturing en governance (wie krijgt welke middelen onder welke (prestatie)voorwaarden) als factor die van invloed is op de multiplier. Fundamenteel onderzoek heeft baat bij terughoudendheid in sturing en controle op afstand. Bij specifiek onderzoek passen gedetailleerdere key-performance indicatoren (KPIs). We zien echter te weinig empirisch materiaal dat helpt om de omvang van het effect te bepalen. Daarnaast is deze factor endogeen aan het project: zowel indieners van een investeringsvoorstel als de vertrekken van financiering hebben baat bij een goede inrichting van de controle en aansturing bij de uitvoering van het voorstel. Dit past dan ook niet in een aanpassing van de multiplier, maar eerder in een advies over hoe de governance van verschillende typen projecten optimaal in te richten.

Onderstaande Tabel 2.1 (voor fundamenteel / generiek onderzoek) en Tabel 2.2 (voor toegepast / specifiek onderzoek) geven weer hoe de verschillende factoren de multiplier in kwalitatieve zin beïnvloeden.

Tabel 2.1 Fundamenteel / generiek onderzoek

Factor	Effect
Geografische clusters	Als innovatie in een geografisch cluster plaatsvindt, zijn de spillovers groter doordat samenwerking en kennisuitwisseling gemakkelijker zijn en human capital lokaal mobieler
Fundamenteel / generiek onderzoek	Fundamenteel onderzoek kent grotere spillovers, zowel lokaal als grensoverschrijdend. Tegelijkertijd kent Fundamenteel onderzoek een langere lead-time en is het risico van mislukken is groter.
Absorptiecapaciteit land	Absorptiecapaciteit hangt af van karakteristieken op landniveau, zoals de kwaliteit van het onderwijs betrouwbare instituties, goede werking van de arbeidsmarkt, industriemix in een land etc.

Bron: SEO Economisch Onderzoek.

Tabel 2.2 Toegepast / specifiek onderzoek

Factor	Effect
Geografische clusters	Als innovatie in een geografisch cluster plaatsvindt, zijn de spillovers groter doordat samenwerking en kennisuitwisseling gemakkelijker is en human capital lokaal mobieler.
Toegepast / specifiek onderzoek	Toegepast / specifiek onderzoek kent lagere spillovers, maar een kortere lead time. Het risico van mislukken is minder groot.

¹⁸ Om het onderscheid tussen landenniveau en sectorniveau te benadrukken gebruiken we de term absorptievermogen als we over landenniveau spreken en de term adoptiepotentieel als we over sectoren spreken.

Adoptiepotentieel sector Het adoptievermogen van de sector bepaalt hoe makkelijk innovaties tot economische welvaart leiden. Adoptievermogen hangt positief samen met R&D investeringen, kwaliteit van human capital en omvang van bedrijven.

Bron: SEO Economisch Onderzoek.

De vervolgvraag is nu hoe groot de aanpassingen van de multiplier zijn. Deze vraag is uitdagend. De empirische literatuur die grip geeft op de omvang van de verschillen in de grootte van de multiplier is beperkt. Op zowel micro- als macroniveau zijn er relatief weinig data, terwijl de tijdsspanne tussen R&D uitgaven en opbrengsten bij fundamenteel onderzoek groot is. Ook zijn er verschillen tussen landen, waardoor het lastiger is om eenduidige effecten te meten. Soms is weliswaar duidelijk dat een bepaald effect bestaat, maar is er minder houvast om de omvang van een effect in te schatten. Tabel 2.3. laat de getallen zien die we gebruiken. Hier baseren we ons op de getallen die we in de literatuur terugvinden die besproken is in hoofdstuk 3.

Tabel 2.3 Kwantificering van de schaling

Factor	Effect	Bron
Fundamenteel – specifiek	Multiplier fundamenteel onderzoek is ongeveer 2 keer zo hoog als voor specifiek onderzoek	Czarnitzki & Thorwarth (2012), Toole (2012)
Cluster – niet cluster	Als onderzoek in een cluster plaatsvindt is de multiplier 20% hoger	Tambe & Hitt (2014), Moretti (2019), Belenzon and Schankerman (2013)
Adoptiepotentieel	Tussen -10% en +10% geschaald naar R&D-intensiteit.	CBS en OESO-data over R&D-intensiteit en Giunta & Trivieri (2007)

Bron: SEO Economisch Onderzoek.

Hieronder bespreken we kort de studies in Tabel 4. Hoofdstuk 3 geeft een uitgebreidere beschrijving.

Fundamenteel versus toegepast

Czarnitzki en Thorwarth (2012) vinden dat 1 procent meer fundamenteel onderzoek tot 0,5 procent meer toegevoegde waarde leidt voor een bedrijf, terwijl 1 procent meer toegepast onderzoek tot 0,2 procent meer toegevoegde waarde leidt. Voor specifieke segmenten rapporteren zij hogere meerfactoren. In de context van biomedisch onderzoek rapporteert Toole (2012) dat het marginale effect van *public basic research* tussen de 2 en 4 keer groter is dan dat van (*own*) *industry R&D* afhankelijk van de specificatie. Dit vertalen we conservatief in een factor 2.

Cluster

Tambe & Hitt (2014) documenteren dat IT-baanwisselaars baten van investeringen bij hun voormalige werkgever 'meerverhuizen' naar hun nieuwe werkgever. Deze baten zijn tussen de 20 en 30 procent van de oorspronkelijke investering. Tambe & Hitt (2014) wijzen erop dat bewijs voor regionale kennisspillovers afzwakt zodra deze kennisdifussie direct gemeten wordt. In de context van innovatie rond universiteiten wijzen Belenzon & Schankerman (2013) erop dat met oplopende afstand de mate van gebruik van universitaire kennis afneemt: een verhuizing van binnen 0-25 mijl naar 50-100 mijl doet de citatiewaarschijnlijkheid met 25 procent afnemen. Moretti (2019) rapporteert dat het verval van Kodak in de jaren '90 voor een productiviteitskrimp van 20 procent zorgde bij bedrijven in dezelfde plaats als de Kodak-faciliteit ten opzichte van vergelijkbare steden/clusters. Gezamenlijk lezen we deze literatuur als een inschatting van het 'clustereffect' van ongeveer 20 procent.

Adoptiepotentieel

Er is geen empirisch onderzoek naar adoptiepotentieel in macro-economisch onderzoek naar R&D-spillovers. Adoptie is een endogeen proces waar de spillovers het gevolg van zijn. Op macroniveau meet de literatuur vooral

dit gevolg, en minder de verklaringen ervoor. Sectorale differentiatie speelt daarnaast ook zelden een rol omdat een deel van de spillovers ook sectoroverstijgend kan zijn. Empirie is daarmee schaars.

Anzoategui et al. (2019) modelleren in een macromodel van de conjunctuur het endogene adoptieproces van nieuwe technologie en verklaren de *aggregate* adoptiekans uit de inzet van specifieke 'adoptiearbeid' en een technologiespillover. Deze adoptiekans van nieuwe technologie bepaalt vervolgens mede de groeivoet van productiviteit. De toename van groei is dan ceteris paribus proportioneel aan de toename van de adoptiekans. De verhouding van adoptiekansen neemt in het model van Anzoategui et al. (2019) in proportie toe met de verhouding van adoptiearbeid.

Op microniveau bestaat een ruimere literatuur over voorspellers van adoptie van nieuwe technologie. Er bestaat een literatuur naar feitelijke adoptie van ICT door bedrijven. Het beeld dat uit dit onderzoek naar voren komt is dat omvang van bedrijven, het doen van R&D en de kwaliteit van *human capital* een rol spelen bij adoptie. Brynjolfsson & McElheran (2016, 2019) schatten een probitmodel om de kans op adoptie van *data driven decision making* te verklaren. Ze rapporteren dat de kans op adoptie samenhangt met de beschikbaarheid van IT-kapitaal, menselijk kapitaal, en fysiek kapitaal, managementpraktijken, bedrijfsomvang- en leeftijd, de mate van gebruik van digitale verkoopkanalen.

Giunta & Trivieri (2007) laten aan de hand van een *ordered probability model* van mate van IT-adoptie zien dat R&D bijdraagt aan de kans om dieper in de IT-adoptieverdeling door te dringen. Het uitvoeren van interne R&D impliceert een 12.1 procent hogere kans om hoge IT-adoptie te hebben, en een -11.5 procent lagere kans om geheel geen IT te adopteren. We schalen deze effecten afhankelijk van de mate waarin (markt)sectoren nu R&D inspanning verrichten. Voor sectoren die minder dan gemiddeld aan R&D doen schalen we een effect van -10 procent richting 0 procent naar mate sectoren meer gemiddeld aan R&D doen. Voor sectoren die meer dan gemiddeld aan R&D doen schalen we een effect van +10 procent richting 0 procent naar mate deze sectoren meer gemiddeld aan R&D doen. Dit levert sectorale bijstellingen voor de multiplier op van -10 procent tot +10 procent. Deze bijstellingen staan in Box 6.1.

1.5 Raamwerk

Samenvattend resulteert de basismultiplier en de schalingsgewichten in het ex-ante evaluatieraamwerk weergegeven in Box 2.1. Voor een specifieke investering moet aanvankelijk éérs vastgesteld worden of het raamwerk van toepassing is omdat de investering voldoet aan de beleidstheorie dat publieke uitgaven te rechtvaardigen zijn als er *spillovers* te verwachten zijn. Indien dat het geval is kan de opbrengst van de investering geraamd worden met behulp van de basismultiplier en de op- en afslagfactoren. Het maximale effect van deze bijstellingen is een multiplier beneden de eerder op basis van Ugur et al. (2020) gedocumenteerde bovengrens.

De multipliers laten de samenhang tussen hoger R&D-kapitaal en bbp zien. Om de opbrengsten van een eenmalige investering in R&D kapitaal te bepalen, moeten we rekening houden met de depreciatie van R&D kapitaal. Voor de depreciatievoet hanteren we 15%. Dit is de standaardaanname in de literatuur. Vervolgens moeten we de resulterende jaarlijkse bbp opbrengsten verdisconteren. Voor de discontovoet sluiten we aan bij het advies van de Werkgroep Discontovoet (2020) voor risicovolle publieke projecten en hanteren we 2,9%.

Bij elasticiteiten tussen 0,03 en 0,12 resulteren opbrengsten van (afgerond) tussen de EUR 1,3 en EUR 5,2 per eenmalig geïnvesteerde euro. Het effect van de discontovoet op deze ramingen is beperkt, met name omdat de impact van de depreciatievoet groot is.

Tabel 2.4 Fundamenteel / generiek onderzoek

Elasticiteit	Depreciatievoet	Discontovoet	Opbrengst eenmalig één euro R&D
0.03	15%	2,9%	EUR 1,29
0.045	15%	2,9%	EUR 1,94
0.06	15%	2,9%	EUR 2,59
0.09	15%	2,9%	EUR 3,88
0.12	15%	2,9%	EUR 5,17
0,06	15%	5,8%	EUR 2,29
0,06	7,5%	2,9%	EUR 4,45

2.1 Niet-gekwantificeerde economische en sociaal-maatschappelijke effecten

Naast een kwantitatieve inschatting van de opbrengsten van een investering in AI, geeft het raamwerk op basis van het literatuuroverzicht in hoofdstuk 2 ook inzicht in niet-gekwantificeerde effecten op de economische welvaart en sociaal-maatschappelijke effecten. Hoofdstuk 4 bevat een uitgebreidere beschrijving van wat deze korte paragraaf bespreekt.

Met behulp van AI kunnen taken van werknemers overgenomen worden door geautomatiseerde systemen. Er bestaan maatschappelijke zorgen over de mate waarin dit druk op de werkgelegenheid zet. De angst is dat AI zal resulteren in een daling van de werkgelegenheid doordat menselijke arbeid overgenomen wordt en dat dit daarbij de lonen zal drukken.

De empirie toont aan dat er netto en op macroniveau geen sprake van is werkgelegenheidseffecten. Voor individuele werknemers is echter wel degelijk sprake van (pijnlijke) transitiekosten. In deze transitie is het voor werknemers belangrijk dat zij vaardigheden hebben (of ontwikkelen) die passen bij de nieuwe taken van nieuwe banen. De kosten van de transitiedynamiek hangen daarmee af van maatschappelijke systemen en instituten zoals arbeidsmarktbeleid.

Verschillen in digitale vaardigheden kunnen betekenen dat bepaalde groepen harder geraakt worden door de inzet van AI waardoor de economische ongelijkheid toeneemt. Technologisering leidt tot erosie van het midden van de arbeidsmarkt, en groei aan de onderkant en de bovenkant van de arbeidsmarkt. Dit betekent dat het belang van scholing toeneemt.

Een ander aspect waar AI op verschillende manieren aan raakt is mededinging. Door schaafeffecten ontstaat marktmacht als gevolg van superstar dynamiek en concentratie digitaal kapitaal. Marktmacht is echter deels nodig om innovatie te realiseren. Nederlandse consumenten en bedrijven genieten bijvoorbeeld volop van de voordelen van innovaties door bigtech bedrijven. Belangrijk is dat markten *contestable* blijven. Dit kan vragen om actief mededingingsbeleid.

Er ontstaat door de toenemende rol van AI bij prijsvorming meer ruimte voor prijsdiscriminatie. Prijsdiscriminatie hoeft echter geen welvaartsverlies te impliceren zolang geen uitsluiting van bepaalde groepen consumenten ontstaat. Ook leidt transparantie tot efficiënter werkende markten door e.g. lagere zoek-, monitor- en matchingskosten.

Algoritmische concurrentie kan ook tot een grotere kans op impliciete kartelvorming leiden. Regulering en toezicht kunnen dit mitigeren, bijvoorbeeld door algoritmisch toezicht op prijsvorming in markten.

Tot slot kunnen door de opkomst van AI publieke waarden en grondrechten als privacy, autonomie, veiligheid en gelijkheid in het geding komen. Ook hier geldt dat wet- en regelgeving gecombineerd met toezicht deze risico's kunnen inperken.

Er is het risico dat geautomatiseerde besluitvorming maatschappelijk onwenselijke uitkomsten sorteert (e.g. discriminatie). Tegelijkertijd kan geautomatiseerde besluitvorming via AI kan ook menselijke fouten voorkomen en biases corrigeren of inzichtelijk maken, bijvoorbeeld in de rechtspraak

AI kan het fabriceren van *fake-news* en *deep-fakes* vergemakkelijken en zo neutrale nieuwvoorziening ondermijnen. Tegelijkertijd kan AI ook de kwaliteit en levering van collectieve en quasi-/semicollectieve goederen verbeteren. AI kan bijvoorbeeld een rol spelen bij het verbeteren van zorg- en onderwijsuitkomsten.

AI en de daarmee gepaard gaande verdere digitalisering kunnen ook tot nieuwe of toegenomen cyber- en veiligheidsrisico's op. Tegelijkertijd kan AI ook een rol spelen bij het monitoren van cyberrisico's. Spam filters zijn hier een voorbeeld van.

2.2 De Metropool Regio Amsterdam

Hoe spelen de sectorale en clustereffecten nu in de Metropool Regio Amsterdam (MRA) regio? De vraag is welke economische sectoren in Amsterdam sterk vertegenwoordigd zijn en hoe deze sectoren scoren daar waar het adoptie van AI innovaties betreft. Figuur 2.6 laat voor diverse economische sectoren op de horizontale as de omvang van een sector in EUR MLD zien en op de verticale as het aandeel van die sector in de MRA ten opzicht van het aandeel van die bedrijfstak in Nederland.

Ten opzichte van het landelijk gemiddelde zijn de horeca, de cultuursector, vervoer en opslag, de zakelijke dienstverlening (specialistisch én overig), de ICT-industrie, en de financiële sector relatief groot in Amsterdam. In absolute zin hebben met name de zakelijke dienstverlening, de ICT-branche en de financiële sector in Amsterdam een aanzienlijke schaal. Het relatieve belang van deze sectoren is sinds 2011 binnen Amsterdam overigens ook toegenomen (net zoals het relatieve belang van de handel overigens niet getoond in de grafiek).

Hieruit blijkt dat de MRA sectoraal gezien sterk is in o.a. financiële en zakelijke dienstverlening, informatie- en communicatietechnologie en de creatieve industrie. Op een aantal van deze gebieden scoort Amsterdam ook in internationale zin sterk. Het staafdiagram in Box 2.1 en figuur 2.4 laten zien dat de specialistisch zakelijke dienstverlening en de informatie en communicatie sector sectoren zijn met een relatief hoog absorptievermogen voor AI, wanneer we als maatstaf voor het absorptievermogen R&D investeringen gebruiken. Voor de financiële dienstverlening geldt juist dat deze een lager dan gemiddeld absorptievermogen heeft voor AI.

Deze concentratie van economische activiteit in bepaalde sectoren impliceert dat er waarschijnlijk sprake is van op deze gebieden.

De relatieve positie van Amsterdamse kennisinstellingen (waaronder de Vrije Universiteit (VU) en de Universiteit van Amsterdam (UvA)) op de QS World Ranking biedt hiervoor een illustratie. Figuur 2.5 laat overzichten zien gebaseerd op data van CSRankings over publicaties op het gebied van *computer science* over de periode 2016-heden. De figuren tonen drie doorsnedes, namelijk¹⁹

1. Het totaal aan *computer science* publicaties;
2. Een brede interpretatie van AI publicaties;
3. Een nauwe interpretatie van AI publicaties.

Ten opzichte van de Nederlandse universiteiten als geheel scoort Amsterdam relatief goed. Amsterdam kent dan ook kennisinstellingen zoals het centrum voor Wiskunde en informatica (CWI) waar internationaal baanbrekend onderzoek plaatsvindt op het vlak van toegepaste wiskunde, Het Nationaal Instituut voor Kernfysica en Hoge-Energiefysica (NIKHEF), waar de coördinatie van Nederlandse experimentele activiteiten op het gebied van deeltjesfysica en astrodeeltjesfysica plaatsvindt. Hier valt uit op te maken dat er kennisclusters aanwezig op het vlak van dataverwerking, algoritmen en sociaal-maatschappelijke kanten van AI. Om na te gaan hoe de MRA zich op dit vlak verhoudt tot andere regio's zoals bijvoorbeeld Eindhoven zou echter nader onderzoek nodig zijn.

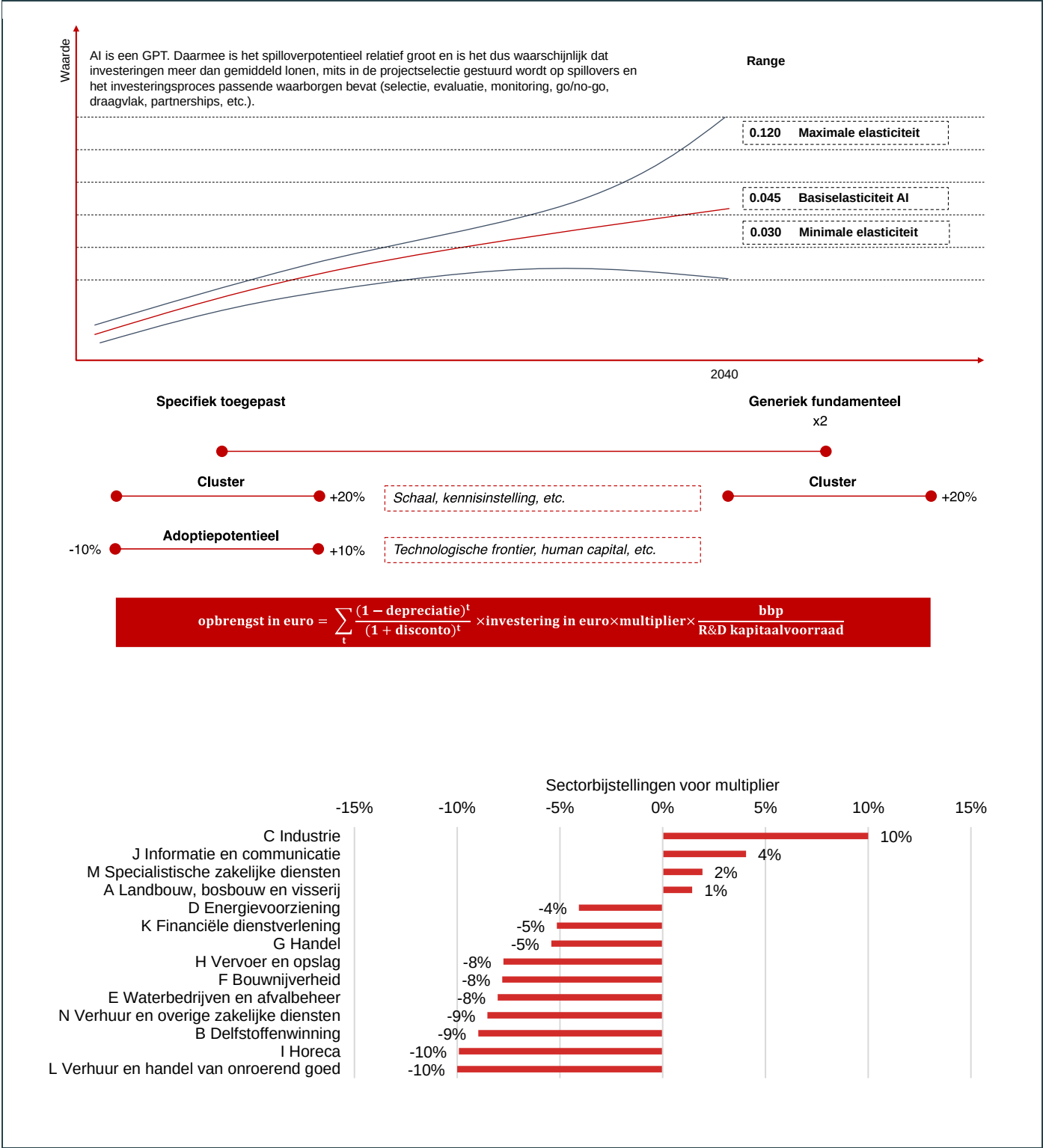
Hoewel bovenstaand een beeld op hoofdlijnen ontstaat van de comparatieve (cluster)voordelen van Amsterdam, kunnen meer specifieke (aspecten van) clusters onderbelicht blijven. Figuur 2.7 zoomt nader in op de zorg, en belangrijk toepassingsgebied van AI, en laat zien dat de MRA zowel een hoge concentratie ziekenhuizen kent, als een groot aantal expertisecentra. Op het gebied van zorg zijn er bijvoorbeeld twee academische ziekenhuizen in Amsterdam. Dat impliceert ook een absolute concentratie van kennis en onderzoek, ondanks dat zorg niet een relatief grote rol speelt in de Amsterdamse economie. Dat Amsterdamse kennisinstellingen op het gebied van geneeskunde als geheel niet bovengemiddeld scoren hoeft daarnaast ook niet te betekenen dat er geen deelonderwerpen zijn waar Amsterdam wel op uitblinkt.

Een laatste aspect van clustervorming waar geen gestructureerde data over beschikbaar zijn, zijn reeds lopende beleidsinitiatieven en publiek-private samenwerkingen waar aansluiting bij gevonden kan worden. Amsterdam Economic Board (AEB) heeft als aandachtsthema's circulaire economie, digitale connectiviteit, energie, gezondheid en mobiliteit. Binnen zulke thema's worden ook al activiteiten ontplooid worden waarin AI een rol kan spelen of speelt, bijvoorbeeld de AMXDEX (infrastructuur voor datamarkten) of verschillende initiatieven op het gebied van Smart Health.

¹⁹ Onder de hoofdcategorie AI vallen bij CSRankings vijf subcategorieën: AI, computer vision, machine learning & data mining, natural language processing, web & information retrieval. Bij een nauwe interpretatie wordt alleen AI meegenomen. Onder de brede interpretatie vallen alle vijf de categorieën.

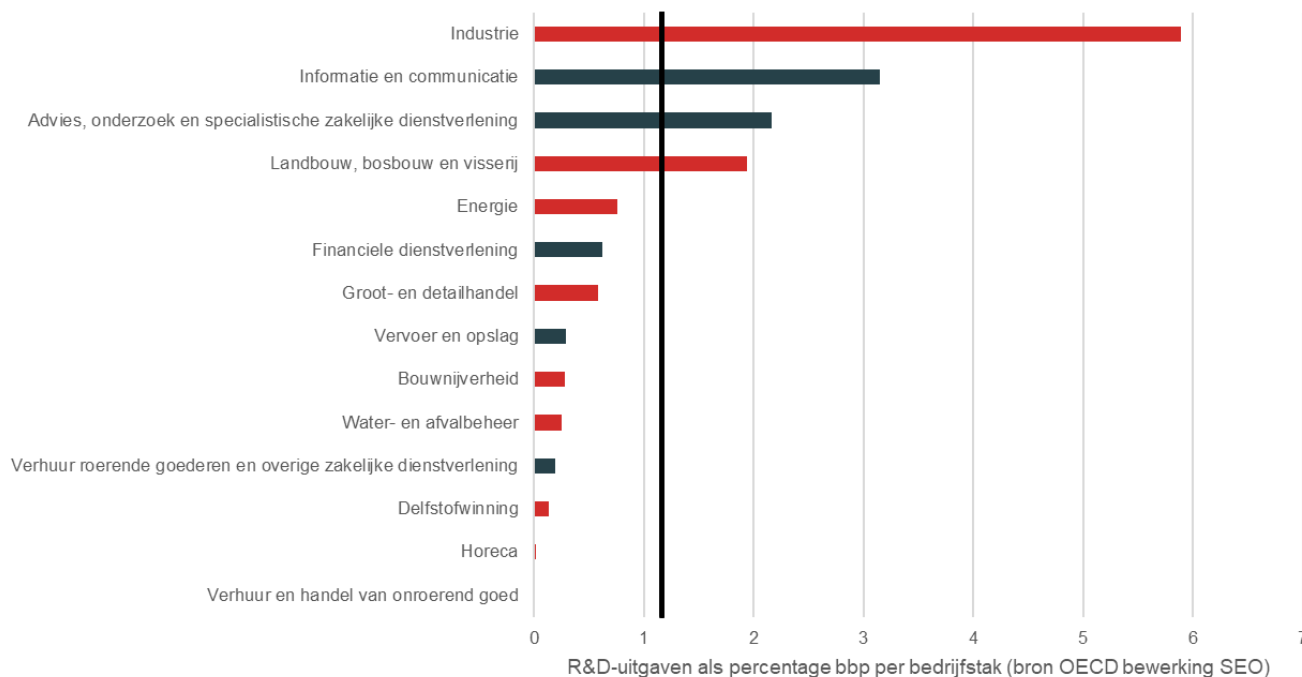
Box 2.1 Evaluatieraamwerk

De multiplier bestaat uit een basismultiplier die vermeerderd of verminderd wordt met op- en afslagen op basis van investeringskenmerken. Deze kenmerken zijn of een investering toegepast of fundamenteel is, of er geïnvesteerd wordt in de context van een relevant cluster, en voor specifieke toepassingen wat het adoptievermogen is.



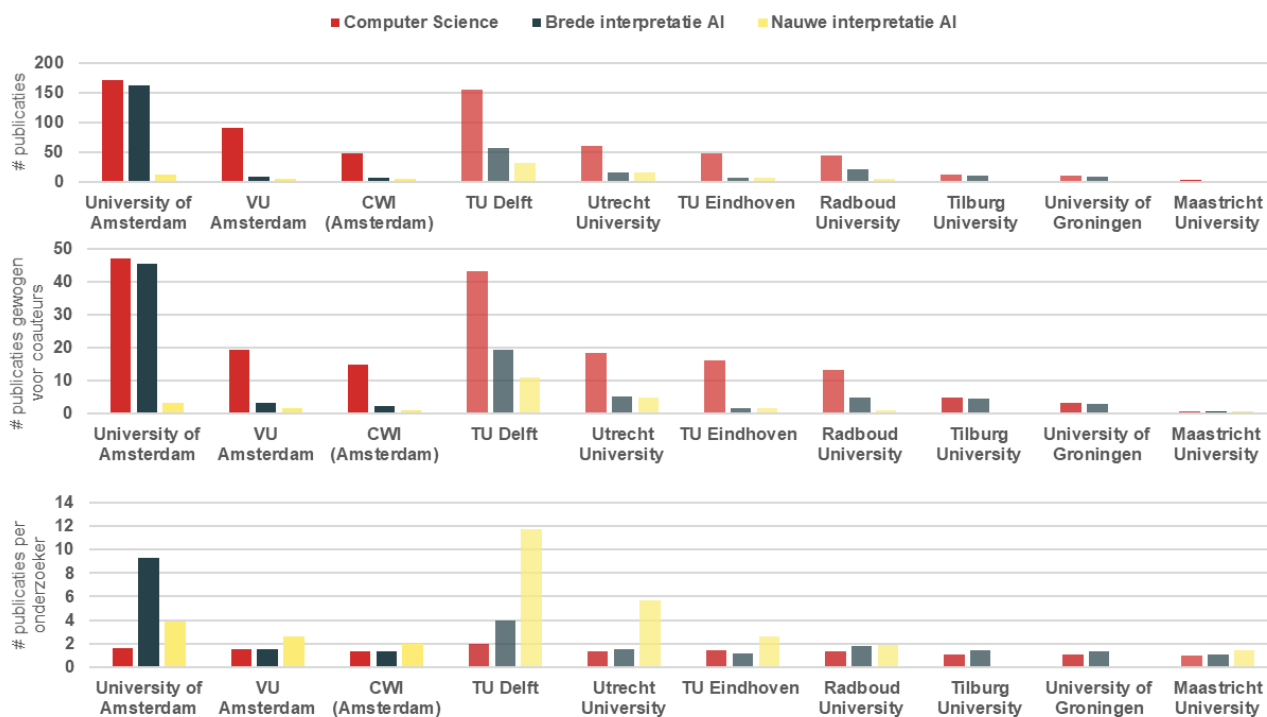
Bron: SEO Economisch Onderzoek op basis van OECD

Figuur 2.4 Sectorale specialisatie en kennisclusters in de Groot Amsterdamse Regio



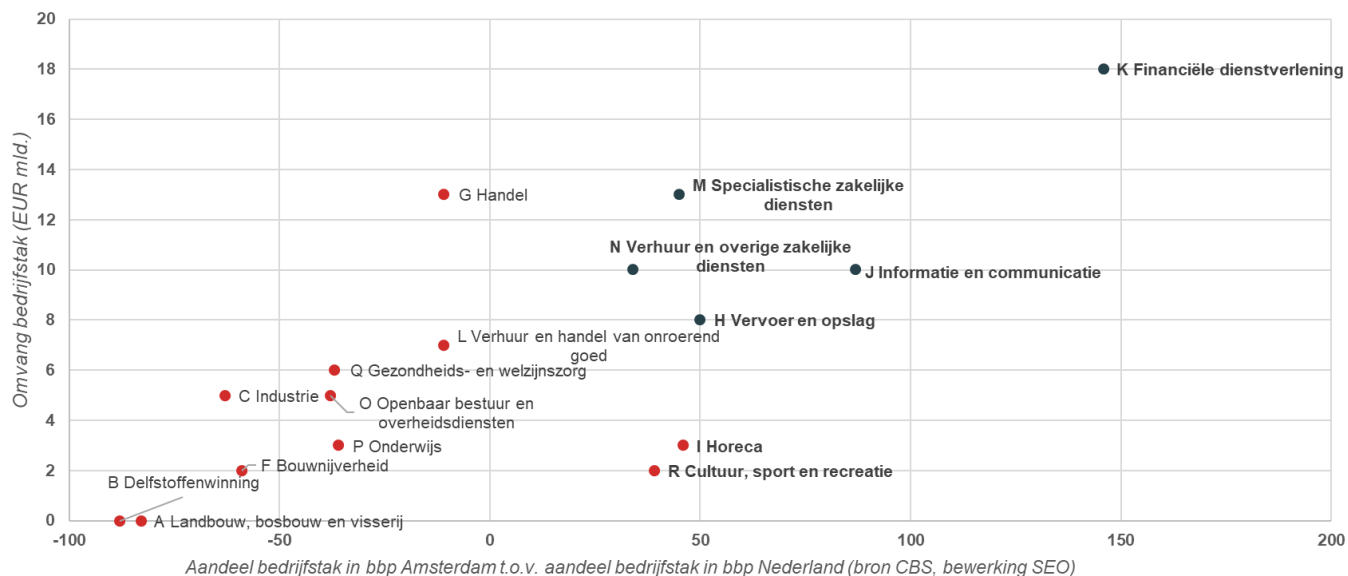
Bron: SEO Economisch Onderzoek op basis van OECD

Figuur 2.5 Sectorale specialisatie en kennisclusters in de Groot Amsterdamse Regio



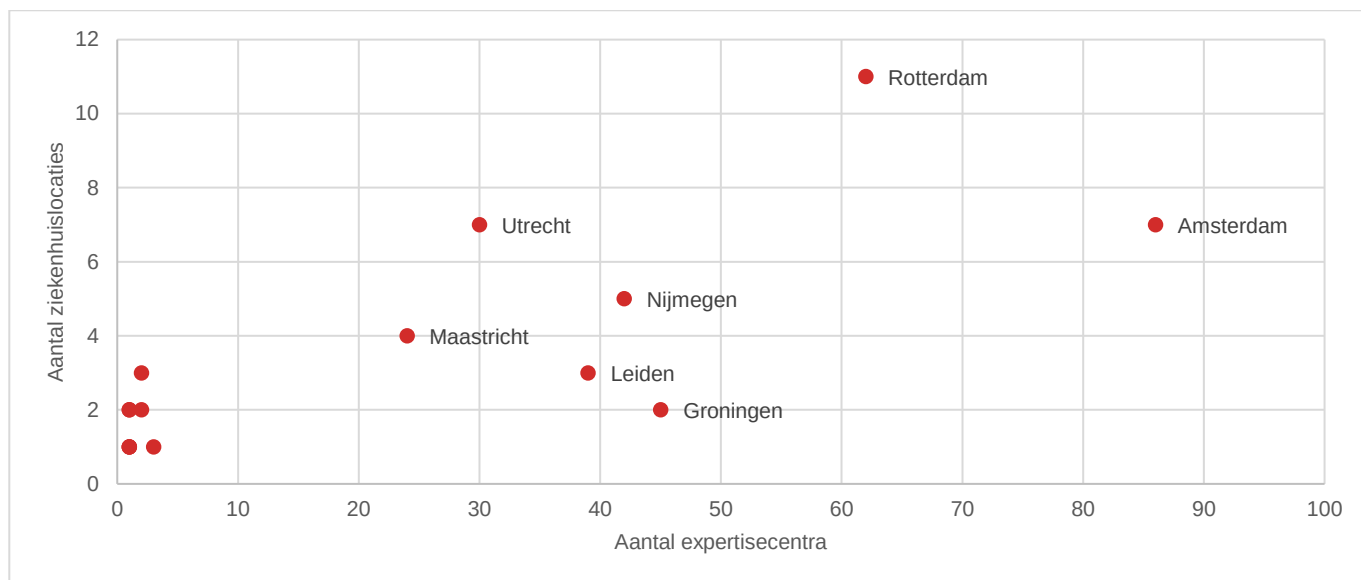
Bron: SEO Economisch Onderzoek op basis van CSRanking

Figuur 2.6 Concentratie van ziekenhuislocaties en zorgexpertisecentra in verschillende steden



Bron: SEO Economisch Onderzoek op basis van CBS

Figuur 2.7 Concentratie van ziekenhuislocaties en zorgexpertisecentra in verschillende steden



Bron: SEO Economisch Onderzoek op basis van Ophanet en RIVM.

3 Effecten op economische welvaart

Investerings in AI kunnen economische welvaart opleveren. In deze sectie bespreken we ten eerste wat bekend is over kennisspillovers en de mechanismen waardoor AI impact heeft op economische welvaart. Ten tweede bespreken we macro-economisch inschattingen van de effect van investeringen in AI R&D op economische welvaart. Ten derde bespreken we factoren die ervoor zorgen dat verschillende typen AI project een heterogeen effect op economische welvaart kunnen hebben. Ook benoemen we randvoorwaarden die van belang zijn voor de mate waarin bedrijven en sectoren innovaties daadwerkelijk kunnen implementeren.

3.1 Spillovers

Het is moeilijk te overschatten hoe groot het belang is van innovatie voor de welvaartsgroei die Nederland en de wereld in het algemeen de afgelopen honderd jaar hebben doorgemaakt. Een groot deel van de goederen, diensten en productieprocessen hebben hun oorsprong in wat ooit nieuwe kennis of nieuwe technieken waren.

Het is dus belangrijk dat de samenleving als geheel voldoende blijft innoveren. Nieuwe kennis die zijn oorsprong vindt in Research & Development (R&D) vormt een belangrijk bron van innovatie. Als gevolg van kennisspillovers investeert de private sector – in afwezigheid van beleid – echter minder in R&D dan maatschappelijk gezien wenselijk is. Zoals in sectie 1.2 is beschreven, is sprake van kennisspillovers als het maatschappelijke rendement van een investering hoger is dan het private rendement en dat er dus kennisspillovers zijn.

Empirische studies vinden veelal bewijs voor het bestaan van spillovers binnen een land van R&D-investeringen. Spillovers kunnen zowel tussen industrieën als binnen industrieën plaatsvinden. Een relevante studie is bijvoorbeeld die van Bloom et al. (2013), die op basis van microdata voor bedrijven in de VS in de periode 1981 en 2001 vinden dat het maatschappelijke rendement van R&D meer dan twee keer het private rendement is. In hun basis-schattingen vinden ze private marginale rendementen van 21 procent, terwijl ze een duidelijk groter maatschappelijk marginaal rendement vinden van 55 procent.^{20 21 22} Onderstaande tekstbox legt het verschil uit tussen het marginale rendement een de elasticiteit en laat zien hoe je de één in de ander kunt omrekenen.

Een overzichtsstudie van Hall et al. (2010) concludeert dat de geschatte maatschappelijke rendementen groter zijn dan de private rendementen, maar dat de geschatte maatschappelijke rendementen een brede spreiding kennen

²⁰ Sociaal rendement is gedefinieerd als de toename in geaggregeerde output die het gevolg is van een marginale toename in het R&D kapitaal van een bedrijf, terwijl het private rendement gedefinieerd is als de toename in output van het bedrijf zelf als gevolg van een marginale toename van het R&D kapitaal van dat bedrijf.

²¹ In een update van hun paper voor de periode 1981-2015 vinden ze rendementen van 13,6% en 57,7% (Lucking et al., 2017).

²² Dit vertaalt zich in opbrengsten van een eenmalige impuls van 1,2 respectievelijk 3,4 euro. Zie voor uitleg tekstbox 3.2 Structurele versus incidentele baten

omdat zij moeilijk te meten zijn. Hoeveel groter de spillovers (het verschil tussen de maatschappelijke en de private rendementen) precies zijn is dus moeilijk te schatten.

Box 3.1 Elasticiteiten versus marginale rendementen

De literatuur gebruikt zowel elasticiteiten en marginale rendementen. Het marginale rendement van R&D is gedefinieerd als $\rho = \frac{\partial Y}{\partial R\&D}$, waarbij R&D de kapitaalvoorraad R&D is en Y, afhankelijk van het specifiek onderzoek de output van een land, een sector of een bedrijf. De elasticiteit is gedefinieerd als $\varepsilon = \frac{\partial \log Y}{\partial \log R\&D}$. Dit betekent dat $\varepsilon = \frac{R\&D}{Y} \rho$. Om de R&D stock te bepalen zijn aannames nodig over de snelheid van afschrijving. Deze wordt meestal op 15% gezet. R&D kapitaal in jaar t voldoet dan aan $R\&D_t = (1 - \delta)R\&D_{t-1} + \Delta R\&D_t$, waarbij $\Delta R\&D_t$ de jaarlijkse uitgaven aan R&D zijn. Een ruwe berekening geeft R&D kapitaal van 100 mld. Met een BBP van 800 mld vertaalt een elasticiteit van 0.06 zich in een marginaal rendement van 48%.

Een overzichtsstudie van de OESO uit 2015 geeft een meer kwantitatief overzicht van de private rendementen en sociale rendementen in verschillende typen studies, waarbij ze drie typen studies onderscheiden: studies waarbij bedrijven, studies waarbij industrieën en studies waarbij landen de basiseenheid van analyse vormen. Figuren 4 en 5 uit deze studie, hieronder gereproduceerd, maken aannemelijk dat het sociale rendement voor alle eenheden van analyse (bedrijf, industrie, land) groter is dan het private rendement.

Al met al is er consensus dat het maatschappelijk rendement van innovatie groter is dan het private rendement en dat er dus een rol voor de overheid is. Voor zover AI-investeringen vallen in de categorie R&D, is het dus aannemelijk dat het sociale rendement van investeringen in AI groter is dan het private rendement.

Figuur 3.1 *Private and social return to R&D*

Figure 4. Private return to R&D by unit of analysis

Gross rate of return (in percent)

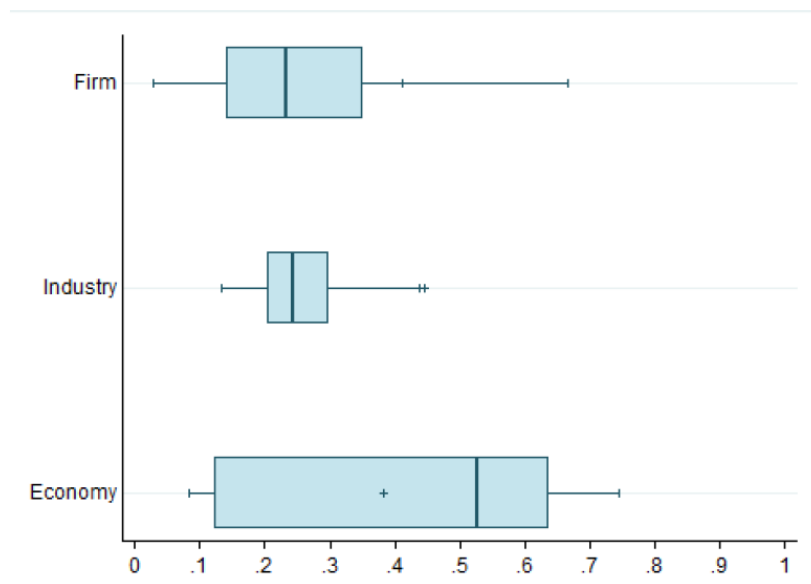
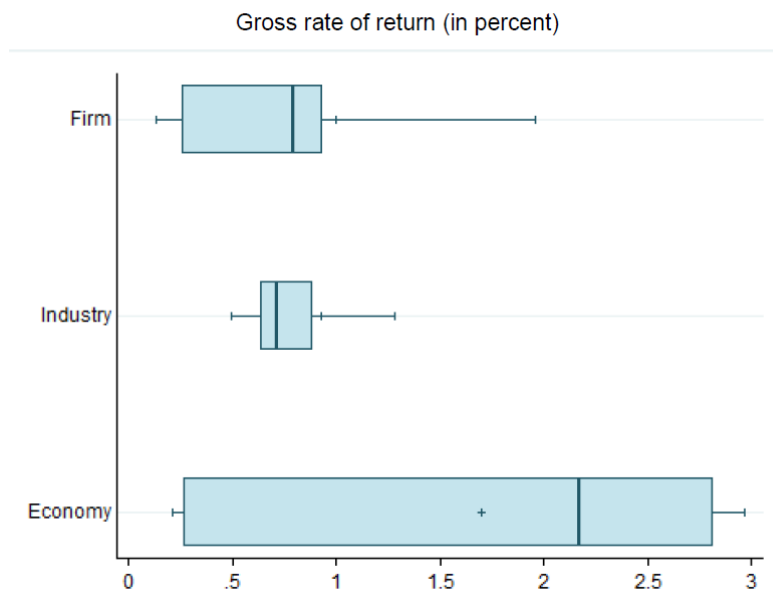


Figure 5. Social return to R&D by unit of analysis

Bron: OESO (2015).

Overigens betekent het bestaan van spillovers niet dat alle investeringen in R&D vanuit welvaartsoogpunt gewenst zijn. Er zijn afnemende schaalvoordelen en de vraag is: hoeveel R&D is optimaal?²³ De vervolgvraag is dan: welke beleidsinstrumenten moeten overheden inzetten om op deze optimale schaal te komen? Deze (belangrijke) vragen blijven in dit rapport buiten beschouwing.

In de context van dit rapport is een relevante vraag: wat weten we empirisch over *spillovers* in het geval van AI-investeringen? Helaas is er beperkte empirische literatuur over het effect van gebruik of ontwikkeling van AI op economische groei, laat staan een analyse van spillovers. Er is nog te weinig data om dergelijke analyses te kunnen doen, hoewel hier hard aan gewerkt wordt, er zijn veel initiatieven om de adoptie en het gebruik van AI door bedrijven te meten.

Omdat ICT net als AI gezien wordt als een GPT en het allebei digitale technologieën betreft, zou een natuurlijke gedachte kunnen lijken om te kijken naar wat bekend is over spillovers van ICT investeringen.²⁴ Investeren in AI is echter iets anders dan investeren in ICT vanwege de aard van AI-investeringen. Investeren in AI, zoals specifieke hardware technieken en AI-algoritmen zijn investeringen in universeel toepasbare GPTs met potentieel grote spillovers. Ook het opbouwen van *human capital* gerelateerd aan AI brengt spillovers met zich mee omdat het de absorptiecapaciteit voor innovaties vergroot.

²³ Er zijn studies die hier wat over proberen te zeggen, modelaannames zijn daarvoor erg bepalend.

²⁴ Draca, Sadun & Van Reenen (2009) en Van Reenen et al. (2010) concluderen in een literatuuronderzoek en empirisch onderzoek dat er maar beperkt bewijs is voor spillovers van ICT investeringen door bedrijven. De verklaring die ze geven is dat investeringen in IT-kapitaal investeringen in een bestaande embodied technologie zijn, waarmee spillovers ook minder waarschijnlijk zijn. Op regioniveau bestaat enig bewijs voor spillovers, maar deze zijn mogelijk eerder concentratie van human capital dan van investeringen in technologie. Marsh et al. (2018) vinden dat de spillovers tussen industrieën als gevolg van ICT-investeringen initieel negatief zijn, maar na 5 jaar positief worden. Binnen een industrie zijn de spillovers wel altijd positief. Bedrijven die zelf veel aan R&D doen profiteren het meest van spillovers binnen een industrie.

3.2 Mechanismen

Hoe leidt AI tot een toename van de economische welvaart? In het algemeen is economische groei mogelijk door een ruimere inzet van productiemiddelen (bijvoorbeeld meer arbeid of doordat nieuwe inputcombinaties mogelijk zijn), door een efficiëntere inzet van bestaande middelen, door een toename van de kwaliteit van de geproduceerde goederen, of doordat er nieuwe goederen of diensten ontstaan.

3.2.1 Productiviteit

Adoptie van nieuwe technologie in productieprocessen stelt bedrijven in staat efficiënter te produceren, enerzijds door een grotere beschikbaarheid van immaterieel kapitaal per eenheid arbeid en anderzijds door herinrichting van productieprocessen. Door inputs beter te benutten (bij bedrijven of door het realiseren van betere maatschappelijke systemen) is het mogelijk om op een hogere productiemogelijkheidscurve te komen. Denk bijvoorbeeld aan zelfrijdende auto's, waardoor er tijd vrijkomt voor mensen om andere dingen te doen, terwijl het ook ervoor zorgt dat er minder chauffeurs nodig zijn. Deze mensen zijn dan beschikbaar voor ander werk.²⁵ Op macroniveau komt er dan meer arbeid beschikbaar, wat een positief effect op groei heeft.

Een ander mechanisme waardoor AI tot groei kan leiden is via het verlagen van informatieasymmetrie en onzekerheid. AI is een beslis- en voorspeltechnologie die zou kunnen leiden tot een betere inzet van productiefactoren. Dit leidt vervolgens tot hogere groei. Modelmatig laten Farboodi & Veldkamp (2021) zien dat signalen ontleend aan data de onzekerheid over optimale productkwaliteit en productietechnologie kunnen verminderen en zo tot betere allocatieve beslissingen kunnen leiden. Zo'n effect is in de geest van de literatuur over de mate waarin de *price informativeness* op financiële markten is toe- of afgenomen als gevolg van vooruitgang in informatietechnologie en de mate waarin dit gevolgen heeft voor allocatieve efficiëntie (cf. Bai, Philippon & Savov, 2016; Farboodi et al., 2020; Gao & Huang, 2019; Zhu, 2019; Dugast & Foucault, 2018).

AI kan ook groei versnellen doordat AI het proces van innovatie zelf verandert (Cockburn et al., 2019). AI kan data-verzameling en analyse versnellen, en daarbij complementair zijn aan menselijke creativiteit. Onderzoek leunt vaak deels op mogelijkheden om snel grote hoeveelheden data te visualiseren, patronen te herkennen en mogelijke verbanden te leggen. Een bekend voorbeeld is het gebruik van AI-algoritmen om *protein folding* te voorspellen, een notoir ingewikkeld natuurkundig probleem, waar het algoritme AlphaFold een goede oplossing voor gevonden heeft.²⁶ Als een deel van de onderzoeksactiviteiten automatiseerbaar is, komt er tijd vrij voor onderzoekers om zich met andere zaken bezig te houden.

Efficiëntere beslissingen over de inzet van productiemiddelen heeft substitutie tussen productiefactoren tot gevolg. AI maakt het mogelijk om taken te verschuiven van de productiefactor arbeid naar kapitaal. Voor eerdere GPTs is bekend dat deze de productiviteit hebben verhoogd (voor IT, zie Jorgenson, Ho & Stiroh, 2008; voor robots, zie Graetz & Michaels, 2018). Behalve voor productiviteit heeft zulke substitutie gevolgen voor de lonen en de vraag naar arbeid en vaardigheden. Bij adoptie van nieuwe technologieën speelt de arbeidsmarkt dus een belangrijke rol. Een goed werkende arbeidsmarkt zorgt ervoor dat kennis en vaardigheden op de juiste plek komen.

²⁵ Uiteraard gaan hier wel transitiekosten mee gepaard: tijdelijke werkloosheid, herscholing.

²⁶ Zie <https://deepmind.com/blog/article/AlphaFold-Using-AI-for-scientific-discovery>

Niet alle bedrijfstakken kunnen waarschijnlijk in even grote mate profiteren van investeringen in AI. De potentie voor bijvoorbeeld efficiëntiewinst door automatisering is immers groter in de ene bedrijfstak dan in de andere. Groei kan ook het gevolg zijn van herallocatie van productiefactoren van laagproductieve naar hoogproductieve bedrijfstakken. Zulke indirecte groei-effecten op macroniveau zijn veelal groter dan de directe effecten bij individuele bedrijven (Syverson, 2011).²⁷ In het model van Baslandze (2019) verklaren op lange termijn de herallocatie-effecten het gros van de groei-effecten van ICT.

Empirische studies die het effect van AI op productiviteit laten zien, zijn schaars, zoals al eerder opgemerkt. Een uitzondering is de empirische analyse van Brynjolfsson & McElheran (2019; 2016) en Zolas et al. (2020). Zij documenteren dat er een samenhang bestaat tussen de inzet van AI en (bedrijfs)groei. Onduidelijk is vooralsnog welk *mechanisme* nu precies verantwoordelijk is voor deze groei. Er is een aantal effecten mogelijk, zoals optimalisatie van productiebeslissingen, ruimte voor vervolginnovaties en ruimte voor co-innovaties.

Een complicerende factor is dat adoptie van AI zich niet direct hoeft te vertalen in hogere output of productiviteit. Het realiseren van meerdere gelijktijdige innovaties kost tijd – de *implementation lag*. Ook na adoptie en implementatie zijn de productiviteitswinsten niet direct, bijvoorbeeld omdat vervolginnovaties ook tijd nodig hebben om tot wasdom te komen. Rond het moment van adoptie zelf speelt eveneens timing een rol. De kans op adoptie is veelal kleiner zolang de bestaande technologie of kapitaalvoorraad nog waarde vertegenwoordigt, bijvoorbeeld omdat ze nog niet zijn afgeschreven. Dat kan dan adoptie vertragen. Dit is een verklaring voor de paradox dat we ICT overall terugzien, behalve in de productiestatistiek (Agrawal, 2019). Een andere verklaring is dat een deel van de productiviteitstoename bestaan uit zogeheten *intangibles*, immateriële zaken, zoals diensten of processen, of intermediaire goederen, zoals software, die moeilijk te meten zijn.

3.3 Elasticiteit

Een eerste stap in het bepalen van de economische impact van investeringen in AI is om deze te zien als een investering in R&D-kapitaal. In de macro-economische literatuur is veel onderzoek gedaan naar de opbrengsten van R&D in termen van economische groei. Deze literatuur gaat uit van een productiefunctie waarbij macro-economische productie wordt gerelateerd aan macro-economisch input variabelen, zoals arbeid, fysiek kapitaal, en R&D-kapitaal. Het is ook nog mogelijk om hier andere variabelen aan toe te voegen. Onderstaande tekstbox geeft een kort overzicht van de canonieke aanpak in de empirische literatuur.

Box 3.2 Canonieke empirische aanpak

Schattingen van de opbrengst van R&D-kapitaal specificeren veelal een (Cobb-Douglas) productiefunctie van de vorm

$$Y_{it} = A_{it} RD_{it}^{\gamma} S_{it}^{\varphi} L_{it}^{\alpha} K_{it}^{\beta}$$

waar Y output, A een maat voor technologie, RD de eigen R&D kapitaal, S de spillover-pool van R&D-inspanningen van derden, L arbeid en K kapitaal is. De parameters γ , φ , α en β zijn de elasticiteiten van R&D, spillovers, arbeid en kapitaal. γ laat dan zien met hoeveel procent de eigen output Y_{it} toeneemt met een procentuele toename van de eigen R&D-kapitaalvoorraad, terwijl φ laat dan zien hoeveel de eigen output toeneemt met een procentuele toename van de R&D-voorraad van anderen. De vergelijking wordt soms aangevuld met andere productiefactoren zoals energie of intermediaire leveringen. Ook R&D kapitaal soms verder uitgesplitst in bijvoorbeeld publieke en private R&D. Na inbegrip van storingstermen, *fixed effects*, en een log-transformatie is deze productiefunctie empirisch te schatten. Schatting van deze vergelijking geeft zicht op de parameters γ en φ . Deze parameters hebben de interpretatie van een elasticiteit.

²⁷ Hieronder gaan we nader in op de rol van de arbeidsmarkt hierin en de effecten van automatisering en AI op werk.

De schattingsmethodiek definieert de spilloverpool veelal als

$$S_{it} = \sum_{j, j \neq i} w_{ij} RD_{jt}$$

waar w een factor is die bepaalt in welke mate R&D uitgaven van entiteit j meetellen in i 's spilloverpool. Op deze manier heeft een investering van i in R&D dan meerdere keren een opbrengst: een keer voor i met een factor γ , en voor alle j 's via de spilloverpool mits w niet nul is. Hierin schuilt het marktfalen van R&D: i kan niet alle baten van R&D internaliseren, maar j 's genieten mee. Dat zorgt voor i voor een te beperkte investeringsprikkel.

Vervolgens probeert men in de literatuur om aan de hand van gemeten empirische macro-economische variabelen de parameters in die productiefunctie te schatten. De hoeveelheid die in een land aan R&D wordt besteed is dan de jaarlijkse toevoeging aan de R&D-hoeveelheid. Het effect van die investering is dan het totale effect op groei in dat land, inclusief de spillovers van die investering op dat land, maar exclusief de grensoverschrijdende spillovers. Het is als het ware een geaggregeerd effect voor het land in kwestie van een gemiddelde R&D-investering.

Er is een groot aantal wetenschappelijke artikelen beschikbaar dat deze methode toepast. Dit maakt een zogeheten meta-analyse mogelijk. Bij een dergelijke analyse wordt geprobeerd om op basis van veel schattingen de meest waarschijnlijke waarde van een parameter te bepalen, waarbij gecorrigeerd wordt voor publicatie-bias. OESO (2015) concludeert:

'The results of a meta-analysis based on recent econometric estimates published over 2000-2010 suggest that the R&D output elasticity runs in the order of 0.10. Gross rates of return to own R&D based on firm and industry data prove to lie in the range of 0.20- 0.30, while estimates based on economy-wide data tend to exceed the former, both in terms of size and the variability. Estimated gross rates of return to R&D thus generally surpass those of ordinary capital.'

Hall et al. (2010) concluderen op basis van hun overzicht van de literatuur dat resultaten voor de elasticiteit van R&D variëren 0,01 (0,43 euro per impuls van één euro) tot 0,25 (10,78 euro per impuls van één euro) en gecentreerd zijn rond 0,08 (3,45 euro per impuls van één euro).

Recente meta-schattingen van Ugur et al. (2020) komen tot een elasticiteit van R&D van 0,06 (2,6 euro per impuls van één euro) met een standaarddeviatie van 0.006. Het gemiddelde van de spillovers is. Figuur 1 laat de verdeling van de elasticiteiten van R&D en de spillovers op *output*.

Bij de interpretatie van deze elasticiteiten is een vraag in welke mate spillovers nu meegenomen worden. Dit hangt af van het niveau waarop gemeten wordt. Voor een studie op bedrijfsniveau binnen een land, meet de elasticiteit van R&D van een bedrijf de private opbrengst van R&D-uitgaven voor dat bedrijf, terwijl elasticiteit van de spillovers de bijdrage van de R&D van andere bedrijven meet. Om de totale elasticiteit voor een land te krijgen, moeten de elasticiteit van R&D en die van spillovers dan samengevoegd worden. Voor macrostudies geldt echter dat binnenlandse spillovers al verwerkt zitten in de R&D-elasticiteit. In zulke studies wordt de opbrengst van binnenlandse R&D uitgaven immers direct aan bbp-groei gerelateerd. De interpretatie van de spillovers in zulke studies is dan internationaal: in welke mate genieten andere landen opbrengsten van R&D-uitgaven in het eigen land? Hoewel deze opbrengsten veelal positief zijn, zijn ze voor een taxatie van de binnenlandse opbrengst van binnenlandse investeringen niet relevant. De schattingsresultaten van Ugur et al. (2020) die we hier noemen, zijn gebaseerd op macrostudies. Spilloverelasticiteiten hoeven daarom niet meegenomen te worden.

Dit is dezelfde orde van grootte als eerdere meta-studies, maar de correctie voor publicatie bias haalt hier dus nog iets vanaf. De onzekerheid is echter groot. Als Ugur et al. (2020) zich beperken tot studies van hoge kwaliteit voor OESO-landen, vinden ze een coëfficiënt van 0,19 (8,2 euro per impuls van één euro) met een standaarddeviatie van 0,093. We zien dit als een absolute bovengrens. In de praktijk hanteren we een lagere bovengrens van 0,12 (5,2 euro per impuls van één euro).

Figuur 3.2 Kernel density own-R&D en spillovers

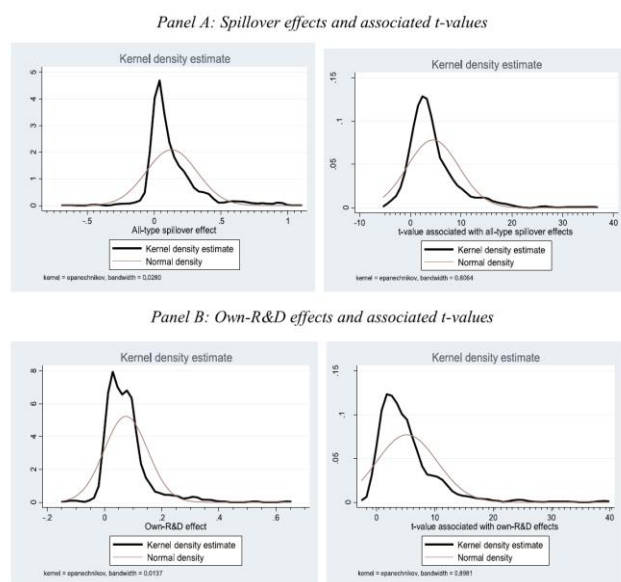


Fig. 1. Kernel densities of effect-size estimates and associated t-values.

Bron: Ugur et al. (2020).

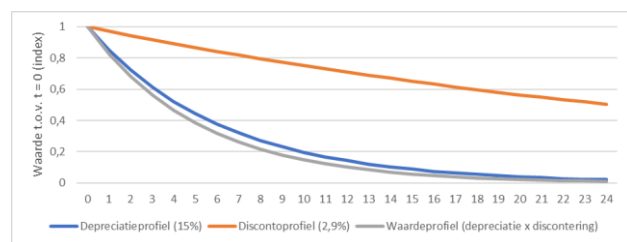
De waarde 0,06 komt overeen met de resultaten van een studie van Donselaar & Koopmans (2016). Op basis van de meta-analyse geven zij een waarde van de private R&D-elasticiteit van 0,06 (2,6 per impuls van één euro) en van de publieke R&D-elasticiteit van 0,03 (1,3 euro per impuls van één euro). We zien investeringen in AI als een mix van publieke en private R&D. Op basis van de analyse van Donselaar en Koopmans middelen we deze waarden en komen we dan tot een basiselasticiteit van 0,045 (1,9 euro per impuls van één euro) plus of min één standaarddeviatie van 0,006 (gebaseerd op Ugur et al. (2020)).

Wat betekenen deze getallen voor Nederland in termen van een *rate of return* (hoeveel euro levert één euro meer R&D op)? Onderstaande tekstbox legt dit uit en laat zien hoe de opbrengst per euro varieert van 1,29 tot 5,17 euro. De tekstbox maakt ook duidelijk dat het risicoprofiel van de investering weinig effect heeft op het uiteindelijke bedrag, vanwege de hoge jaarlijkse afschrijving van R&D.

Box 3.3 Structurele versus incidentele baten

Een structurele verhoging van de R&D-uitgaven resulteert in een structureel hogere R&D-voorraad. De multiplier laat dan de structurele baten van zulke structurele extra R&D-uitgaven (na vervangingsinvesteringen) zien. Om de baten van incidentele R&D-uitgaven in kaart te brengen moeten we rekening houden met afschrijvingen op een eenmalige investering. Dit betekent dat de baten van de eenmalige R&D-uitgaven over de tijd krimpen. Door dit pad over de tijd te disconteren naar de netto contante waarde nu vinden we de geldelijke opbrengst van de eenmalige investering. In lijn met de literatuur nemen we aan dat R&D-afschrijft met 15%. Voor de discontovoet volgen we de Werkgroep Discontovoet (2020) die voor risicovolle publieke projecten een discontovoet van 2,9% voorschrijft. Door het waardeprofiel te combineren met een elasticiteit die van toepassing ontstaat een reeks van netto-contante bbp-opbrengsten. De som hiervan geeft zicht op de *bang-for-the-buck* (bftb) van een eenmalige R&D investering.

Voor de opbrengst van een investering zijn met name de elasticiteit en de depreciatievoet bepalend. De discontoterm is minder belangrijk. Dit is het gevolg van het feit dat relatief snel op R&D-kapitaal wordt afgeschreven. Risicopremies die tot uitdrukking komen in de discontovoet hebben daarom relatief weinig gevolgen voor de taxatie van de (netto contante) opbrengst van de investering.



Elasticiteit	Depreciatie-voet	Disconto-voet	Opbrengst eenmalig één euro R&D
0.03	15%	2,9%	EUR 1,29
0.045	15%	2,9%	EUR 1,94
0.06	15%	2,9%	EUR 2,59
0.09	15%	2,9%	EUR 3,88
0.12	15%	2,9%	EUR 5,17
0,06	15%	5,8%	EUR 2,29
0,06	7,5%	2,9%	EUR 4,45

Een tweede mogelijke aanpak die in de economische literatuur wordt gehanteerd is het schatten van tijdreeksmodellen. Dit maakt het mogelijk een effect per tijdperiode te schatten. Hiervan zijn verschillende vormen. Mogelijke benaderingen zijn een Structureel Vector Auto Regression (SVAR) model, als alleen korte-termijneffecten van belang zijn, of een Vector Error Correction Model (VECM), als ook langetermijneffecten relevant zijn.

We bespreken twee studies. Een eerste studie van Deleidi et al. (2019) probeert aan de hand van een SVAR enkele multipliers te schatten voor de VS, waarbij ze onderscheid maken tussen verschillende typen investeringen: gewone investeringen (inclusief R&D), niet-militaire R&D en militaire R&D. Voor investeringen in het algemeen (inclusief R&D) vinden ze dat één euro investeren op de langetermijn 2.12 euro oplevert. Dit ligt in de buurt van cijfers die de eerder besproken macro-studies ook vinden. Voor niet-militaire R&D en militaire R&D vinden ze een veel hogere langetermijnopbrengst van respectievelijk 7.76 en 8.82. Dit geldt ook voor een studie van Soete et al. (2020). Zij schatten een VECM en vinden zeer grote effecten van een kleine investering in R&D. Ze laten zien dat als de R&D uitgaven jaarlijks met 0.5% groeien, dit op de langere termijn tot ongeveer 12% meer BBP per jaar zou leiden. Dit correspondeert met elasticiteiten die vele malen groter zijn dan wat de eerdergenoemde macro-studies vinden. Probleem met deze studies is de causaliteit. In de loop der tijd zijn beide typen uitgaven toegenomen, terwijl tegelijkertijd ook de economische welvaart toenam. De structuur van het model dwingt als het ware af dat R&D een groot deel van die groei verklaart.

Al met al laten verschillende studies een consistent beeld zien dat R&D investeringen hoge opbrengsten kennen in termen van economische welvaart. De onzekerheid over de geschatte parameters van die effecten is echter ook groot. De onzekerheid is het gevolg van empirische uitdagingen waar studies die proberen de impact van innovatie te meten mee te maken hebben. De uitdagingen maken het in het algemeen lastig om waarde toe te rekenen aan een specifieke interventie. Dit heeft te maken met:

1. Gebrek aan betrouwbare data doordat definities van meetbare data in de loop der tijd worden bijgesteld of omdat er geen beschikbare data zijn, met als gevolg het ontbreken van lange consistente tijdsreeksen die gedetailleerd genoeg zijn.
2. Selectie-effecten bij R&D-projecten omdat projecten waarin geïnvesteerd wordt vaak al door een selectieproces heen zijn gegaan.

3. De tijdsduur voordat impact van investeringen materialiseren is vaak lang, waardoor tussentijdse gebeurtenissen lastig te scheiden zijn van het effect van de investeringen.
4. Correlatie en endogeniteit van R&D-uitgaven en economische groei. In tijden van economische groei nemen R&D-investeringen bijvoorbeeld toe, terwijl industrieën waar kansen in zicht komen ook meer gaan investeren in R&D om die kansen te verzilveren. De bemoeilijkt het vaststellen van een causale relatie.

We vinden op basis van bovenstaande metastudies komen we tot een waarde voor de basis elasticiteit van 0.045 +/- 0.006. Afhankelijk van het type project kan daaromheen een spreiding van 0.03 – 0.12 zijn. In termen van euro's (hoeveel levert een eenmalige impuls van een euro op) vertaalt zich dit in een bandbreedte van 1.29 tot 5.17 euro.

3.4 Heterogeniteit

Macro-economische schattingen van *spillovers* van (R&D-)investeringen zijn in de regel gemiddelden waaronder een werkelijkheid van heterogeniteit schuil gaat. Voor de ene specifieke, niet-gemiddelde investering zal de multiplier dus hoger liggen, terwijl voor andere projecten de multiplier lager ligt dan wat verwacht mag worden op basis van de macroschatting. Onderstaand bespreken we onderliggende factoren van heterogeniteit.

3.4.1 Fundamenteel / generiek versus toegepast / specifiek

Investeringen in onderzoek en ontwikkeling kunnen gericht zijn op fundamentele kennis of op concrete toepassingen. De spillover-effecten van fundamenteel onderzoek zijn in de regel groter dan die van concrete toepassingen (zie Akcigit, Hanley & Serrano-Valerde, 2021). Intuïtieve argumenten zijn dat fundamenteel onderzoek een breder potentieel toepassingsgebied kent, terwijl concrete toepassingen vaker afgeschermd worden door intellectueel eigendomsrecht. Tegelijkertijd is de kans dat fundamenteel onderzoek geen toepassing vindt of mislukt groter. Er is beperkt empirisch onderzoek dat het verschil tussen fundamenteel/generiek en toegepast/specifiek onderzoek zichtbaar maakt.

Een eerste benadering is om onderzoek gefinancierd met overheidsgeld te onderscheiden van onderzoek gefinancierd met privaat geld en er vanuit te gaan dat door de overheid gefinancierd onderzoek vaak fundamenteel onderzoek is (denk aan financiering van universiteiten), terwijl onderzoek in de private sector vaak toegepast is.

Een oudere literatuur schat de baten van fundamenteel en toegepast onderzoek (zie e.g. Mansfield, 1980; Mansfield, 1981; Link, 1981; Griliches, 1986). Akcigit et al. (2021) wijzen erop dat de gemene deler van deze literatuur veelal is dat fundamenteel onderzoek een premie op de opbrengsten heeft. Ook de kalibratie-oefening van Akcigit et al. (2021) heeft dit resultaat.

Van Elk et al. (2015) vinden voor OECD landen geen significant effect en concluderen dat dit komt doordat het effect heterogeen is en per land verschilt. Ze geven ook een literatuuroverzicht waaruit blijkt dat in de macro-economische literatuur de effecten uiteenlopen van positief tot negatief met elasticiteiten die van +0.09 tot -0.12 reiken. Donselaar en Koopmans (2016) vinden in hun eerder besproken metastudie een effect van public R&D dat positief is en ongeveer de helft van private R&D.

Soete et al. (2020) vinden aan de hand van een tijdsreeksmodel met macro-economische data dat publieke uitgaven aan R&D een significante invloed hebben op economische groei. De effecten van publieke R&D uitgaven zijn ongeveer even groot als de effecten van private R&D uitgaven. Szarowská (2017) vindt met een dynamisch panelmodel

voor 20 EU-lidstaten in de jaren 1995-2013 dat overheidsuitgaven aan R&D een positieve invloed hebben op economische groei, terwijl uitgaven van bedrijven geen significant effect hebben.

Daarnaast bestaat onderzoek dat op basis van microdata het onderscheid maakt tussen fundamenteel en toegepast onderzoek bij bedrijven. Beise & Stahl (1999) concluderen op basis van een survey onder 2300 maakbedrijven dat ongeveer 5% van de verkoop van nieuwe producten niet tot stand zou zijn gekomen zonder academisch onderzoek. Universiteiten en publiek gefinancierde laboratoria leveren de meest input. Dit onderzoek bouwt methodologisch voort op onderzoek van Mansfield (1991) dat tot vergelijkbare conclusies komt.

Czarnitzki & Thorwath (2012) laten op basis van surveydata van Belgische R&D bij bedrijven zien dat fundamenteel onderzoek meer oplevert dan toegepast onderzoek in termen van de output van het bedrijf. Ze vinden dat 1% meer fundamenteel onderzoek tot 0,5% meer toegevoegde waarde leidt voor een bedrijf, terwijl 1% meer toegepast onderzoek tot 0,2% meer toegevoegde waarde leidt. Voor specifieke segmenten rapporteren zij hogere meerfactoren: het effect blijkt vooral te worden gedreven door bedrijven in de *high-tech* sector.

Toole (2012) onderzoekt het effect van basic research gefinancierd door de National Institute of Health in de VS. Hij vindt dat een toename van 1% in de hoeveelheid publieke basic research leidt tot een toename van 1.8% in het aantal nieuwe moleculaire entiteiten (NMEs). Dit is een belangrijke categorie van potentiële medicijnen ingediend voor goedkeuring bij de FDA. Voor private research is dit effect ongeveer 2,4 keer kleiner.²⁸ Het duurt 17-24 jaar voordat de wetenschappelijke kennis tot een NME leidt.

Wel kan het relatief lang duren voordat deze baten worden gerealiseerd. Empirisch documenteren Brynjolfsson & Hitt (2003) dat de productiviteitsbaten van investeringen in IT met name zichtbaar zijn met een aanzienlijke vertraging. Brynjolfsson, Rock & Syverson (2021) wijzen erop dat in productiviteitsmetingen een J-vormige curve kan ontstaan waarop in vroege investeringsjaren de baten van investeringen in AI onderschat worden, maar in latere jaren overschat. Dit effect wordt voor een groot deel gedreven door het feit dat in vroege jaren investeringen in *intangibles* maar moeizaam te meten zijn of tot uitdrukking koem in productiviteitsstatistieken, terwijl deze in latere jaren de productie opstuwten.

Als we AI als een GPT zien, betekent dat dat een deel van de groei-effecten het gevolg moet zijn van vervolginnovaties. Zolas et al. (2020) documenteren dat bedrijven die gebruik maken van progressief hoogwaardigere digitale technologieën een hogere kans hebben om in latere jaren een product- of procesinnovatie te realiseren. Kleis, Chwelos, Ramirez & Cockburn (2012) documenteren aan de hand van panelregressies dat een 10% toename in IT-inputs samenhangt met een 1,7% hogere innovatie-output bij een gegeven niveau aan innovatie-uitgaven. IT speelt hiermee een rol in de intermediaire productie van kennis- en ideeën, maar Kleis, Chwelos, Ramirez & Cockburn (2012) wijzen er gelijktijdig op dat de relatieve bijdrage van R&D en van immaterieel kapitaal (vaardigheden, kennis, etc.) groter is.

Voor AI wordt eveneens de verwachting uitgesproken dat het een rol kan spelen in het faciliteren van innovaties. In deze interpretatie is AI een *method of inventing* en zijn AI-investeringen dus een investering in het versnellen van het innovatieproces. Dit zou met name spelen voor technieken zoals *deep learning* (Cockburn, Henderson & Stern, 2019). Als AI een sterke rol speelt in de ideeënproductiefunctie kan dat groei versnellen (Aghion, Jones & Jones, 2019).

²⁸ Dit volgt uit de coëfficiënten in tabel 5 in Toole (2012).

Voor specifieke investeringen geldt dat deze kleinere spillovers kennen. Bloom et al. (2010) benoemt bijvoorbeeld dat investeringen in fysiek IT-kapitaal maar beperkte *spillovers* hebben. Voor zover er spillovers zijn hangen deze overwegend op menselijk en organisatorisch kapitaal. De aanwas van menselijk kapitaal is volgens Bloom, Van Reenen & Williams (2019) een effectiever instrument om innovatiekracht te vergroten dan bijvoorbeeld directe subsidiering in product- en procesontwikkeling bij bedrijven.

Samenvattend bestaat er een spanningsveld waarin keuzes gemaakt moeten worden. Investerings in fundamentele kennis hebben grotere spillovers dan investeringen in specifieke toepassingen, maar investeringen in specifieke toepassingen sorteren sneller resultaat. Voor zover specifieke toepassingen vaker fysiek of met IE-rechten af te schermen zijn, zijn spillovers kleiner, met dien verstande dat investeringen in materieel kapitaal vaak ook gepaard gaan met groei van immaterieel kapitaal. De diffusie van immaterieel kapitaal zorgt voor relatief grote spillovers, maar voor een deel betreft dat 'weglek' van de plaats waar de oorspronkelijke investering gedaan wordt.

3.4.2 Geografische clusters

Aan *spillovers* zit een ruimtelijke component, vaak in de vorm van een cluster. Silicon Valley is een veel genoemd voorbeeld, zie onderstaan de tekstbox. Een cluster is een groep van bedrijven, ondernemers en (kennis)instellingen die op vergelijkbare of dezelfde markten actief zijn en die in dezelfde regio gevestigd zijn. Dit proces is veelal endogeen. Vergelijkbare bedrijven klonteren als het ware samen in dezelfde regio omdat zij daar wederzijds voordeel van genieten. Lokale netwerkeffecten faciliteren kennisdiffusie, geografische afstand is voorspellend voor samenwerking en het overnemen van innovaties, en rondom kenniscentra als universiteiten (of grote innovatieve bedrijven) ontstaat veelal een concentratie aan andere hoogwaardige bedrijvigheid. De mobiliteit van arbeid speelt hier een grote rol bij. Voor IT-investeringen geldt dat baanwisselaars binnen dezelfde regio het gros van de regionale spillovers van zulke investeringen verklaren. Dit benadrukt wederom de sleutelrol van menselijk kapitaal, maar laat ook zien dat AI-investeringen meer kansrijk zijn als zij aansluiten bij (regionale) (kennis)clusters.

Box 3.3 Silicon Valley

Silicon Valley wordt veelal gezien als een lichtend voorbeeld van een succesvol innovatie cluster. Kerr & Robert-Nicoud (2020) benoemen dat *tech clusters* zoals *Silicon Valley* een sleutelrol spelen in moderne innovatie. Forman & Goldfarb (2020) documenteren dat IT-patenten in toenemende mate geografisch geconcentreerd zijn en dat *Silicon Valley* een van deze clusters is. Beleidsmatig bestaat daarmee veelal de wens om dit succes te emuleren. Het succes van zulke inspanningen is meestal beperkt (zie Lerner, 2009; Duranton, 2011; en Chatterji et al. 2014)

Belangrijk om hierbij op te merken is dat *Silicon Valley* niet ontworpen, maar ontstaan is, waarbij ook de overheid een rol heeft gespeeld, dit was echter geen gericht beleid met als doel het creëren van *Silicon Valley*. Toeval speelt dan ook een grote rol in de totstandkoming van *tech clusters* en dat geldt ook voor *Silicon Valley* (e.g. toevallig doorbraak in transistor technologie, commercialisatie/valorisatie-inzet vanuit toepassingsgerichte universiteit, vraag naar hoogwaardige elektronica vanuit de overheid en de defensie industrie, etc.). Ook zijn de private equity markten in Amerika bijzonder goed ontwikkeld en was er van oudsher al een ondernemerscultuur in Californië, die teruggaat tot de gold rush (Engel, 2015). Dit verklaart mede waarom beleid er slechts zelden in slaagt om een *tech cluster* op te bouwen.

Kerr & Robert-Nicoud, (2020) benoemen dat beleid daarmee zich beter kan richten op het creëren van gunstige voorwaarden. Daarmee wordt voorkomen dat beleid ex-ante 'winnaars' moet aanwijzen. In plaats daarvan kunnen 'toevallige' successen in vruchtbare aarde vallen. Als succesfactoren noemen zij het verlagen van de kosten van experimenteren (o.a. in de vorm van ondernemerschap), sturen op de kwaliteit van leven zodat talent zich wil en kan concentreren, en het hebben van een ankerpunt voor innovatie zoals een universiteit.

Belenzon en Schankerman (2013) onderzoeken bijvoorbeeld *spillovers* in de VS door te kijken naar citaties van patenten en wetenschappelijke publicaties rond universiteiten. Ze vinden dat citaties van patenten snel afnemen naarmate de afstand groter wordt, waarbij staatsgrenzen een groot effect hebben. Voor wetenschappelijke citaties is het effect van grenzen minder sterk. Met oplopende afstand neemt de mate van gebruik van universitaire kennis af: dat een verhuizing van binnen 0-25 mijl naar 50-100 mijl de citatiewaarschijnlijkheid met 25% doet afnemen. Tegelijkertijd vinden ze dat arbeidsmobiliteit een factor is die kennisdiffusie beïnvloedt.

Op regioniveau is bekend dat innovatie- en productiviteitsgroei gebaat kan zijn bij clustervorming of regionale *spillovers*. Forman, Goldfarb & Greenstein (2005, 2008) laten zien dat de bedrijfsadoptie van communicatietechnologieën zoals internet sneller gaat in grote steden en bij grote bedrijven, en dat deze twee effecten substituten zijn. Dit zou wijzen op het belang van agglomeratie-effecten. Parallel laten Forman, Goldfarb & Greenstein (2005) zien dat de baten van communicatietechnologieën zoals internet relatief grotere baten hebben buiten agglomeraties. De balans die Goldfarb & Tucker (2019) opmaken is dat er dus tegengestelde effecten kunnen zijn aan technologische (in het bijzonder: digitale) innovatie, maar dat over het algemeen agglomeratie-effecten waarschijnlijk domineren naar mate de technologie complexer wordt. Kerr & Robert-Nicoud (2020) benoemen dat *tech clusters* een sleutelrol spelen in moderne innovatie en Forman & Goldfarb (2020) documenteren dat IT-patenten in toenemende mate geografisch geconcentreerd zijn. Dit wijst erop dat agglomeratie-effecten bepalend kunnen zijn voor het succes van investeringen in AI.

Dat locatie ertoe doet, heeft verschillende redenen. Kennis is niet volledig te codificeren en via tekst over te dragen. Dat betekent dat fysiek contact nodig is om kennis te kunnen overdragen. Daarnaast is samenwerking een manier om kennis te kunnen overdragen. Ook dit wordt makkelijker naarmate bedrijven dichter bij elkaar zitten. Onderzoek laat zien dat geografische nabijheid de kans van samenwerking vergroot (e.g. Rybníček and Königsguber, 2019).

De wetenschappelijke literatuur laat dit ook zien. Andersson et al. (2009) vinden dat het openen van universiteiten in regio's in Zweden na een decentralisatie van het hogeronderwijsbeleid heeft geleid tot een toename van het aantal patentaanvragen en de economische groei in die regio. Moretti (2021) laat aan de hand van patentdata in de VS zien dat uitvinders die in grotere onderzoeksclusters werkzaam zijn productiever zijn. Een onderzoeker die van een klein naar een groot (high-tech) cluster verhuist, significant meer patenten produceert. Moretti (2019) rapporteert dat het verval van Kodak in de jaren '90 voor een productiviteitskrimp van 20 procent zorgde bij bedrijven in dezelfde plaats als de Kodak-faciliteit ten opzichte van vergelijkbare steden/clusters.

Lychagin et. al. (2016) onderscheiden enerzijds afstandsgebonden geografische spillovers, en anderzijds niet-afstandsgebonden technologische spillovers en *product market spillovers*. De plek waar een onderzoekslaboratorium zit, blijkt een belangrijke bepalende factor voor de productiviteit afgemeten naar het aantal geproduceerde patenten. Als een laboratorium in San Francisco is gehuisvest en een hypothetisch tweede laboratorium verhuist ver weg van San Francisco, neemt de productiviteit van het laboratorium in San Francisco toe met 0.84%. Als verklaring noemen de auteurs dat een deel van de kennisspillovers loopt via werknemers die van baan verwisselen en hun kennis met zich meenemen.

Ook Tambe & Hitt (2014) laten zien dat banenwisselaars bijdragen aan de diffusie kennis, waarbij ze specifiek kijken naar IT-innovatie, en dat de nieuwe werkgevers op deze manier profiteren van de investeringen in IT van de oude werkgevers. Dit effect is economisch significant, namelijk evenveel als 20-30% van de bijdrage van eigen IT-investeringen aan productiviteit. Hiernaast documenteren Tambe & Hitt (2014) dat zulke arbeidsmarkteffecten een groot deel van de regionale spillovereffecten van IT verklaren.

Koch & Simmler (2020) analyseren het belang van lokale kennisspillovers door gebruik te maken van regionale variatie in R&D in Duitsland in de periode 1995-2015. Ze nemen het aantal patent aanvragen als maatstaf voor bedrijfsinvesteringen in R&D. Daarnaast nemen ze het aantal patent citaties voor een specifiek patent als maatstaf voor spillovers. Verder gebruiken ze gezamenlijke patentaanvragen als proxy voor spillovers door samenwerken. Tot slot nemen ze het totaal aantal patentaanvragen in een regio als maatstaf voor spillovers via andere kanalen. Hun analyse laat substantiële lokale spillovers zien, waarbij een groot deel loopt via andere kanalen.

Het is een open vraag in welke mate deze ruimtelijke dimensie voor AI-investeringen relevant gaat blijken (en/of blijven). De ontwikkeling van communicatietechnologie maakt kennisdiffusie over een grotere afstand namelijk eenvoudiger. Dit dempt de spillovereffecten van regionale agglomeratie. Voortschrijding van digitalisering van de economie kan communicatie, zoek- en matchingskosten verder verlagen. Hierdoor kan het regionale spillovereffect afnemen. Draca, Sadun & Van Reenen (2009) en Van Reenen et al. (2010) wijzen er op dat de ruimtelijk-economische effecten van IT-investeringen zwakker zijn dan voor andere kennisinvesteringen. Brandstetter et al. (2019) documenteren dat R&D geografisch steeds meer uitgespreid raakt en dat dit vooral in de ICT-sector het geval is.

Eén verklaring hiervoor kan zijn dat de groei van ICT eenvoudiger digitale communicatie mogelijk heeft gemaakt (Goldfarb & Tucker, 2019), en dat kennis over ICT zich ook makkelijker via digitale weg laat doorgeven dan andere kennis. Afstand speelt dan een kleinere rol in het realiseren van spillovers. Een andere verklaring is dat IT-software modulair is en dus makkelijk op meerdere plekken kan worden geproduceerd. Dat is ook aantrekkelijk omdat zo buitenlands talent makkelijker kan worden bereikt.

Uiteindelijk is het drijvende effect achter spillovers de interactie tussen bedrijven. Voor de toekomst is het de vraag in welke mate regionale nabijheid nog maatgevend gaat zijn voor zulke interacties, bijvoorbeeld door dalende zoek- en matchingskosten als gevolg van digitalisering (Goldfarb & Tucker, 2019).

3.4.3 Adoptie

De adoptie van GPTs door bedrijven is scheef verdeeld. Bedrijven die dicht bij de technologische *frontier* zitten adopteren vaker en sneller. Vaak zijn dit grotere en oudere bedrijven. Bij investeringen in AI kunnen zulke schaafeffecten mogelijk versterkt optreden. Voor zover data nodig zijn voor de succesvolle ontplooiing van AI en er *economies of scale* en *scope* zijn met betrekking tot dataverzameling en -verwerking, zijn grotere bedrijven beter toegerust op het realiseren van AI-adoptie. Dit kan een (tijdelijke) zichzelf versterkende dynamiek impliceren. Investeren bij bedrijven dicht bij de technologische *frontier* lijken dan meer kansrijk, met als nadeel dat het risico bestaat dat er een groep (kleine en/of laagproductieve) achterblijvers ontstaat.²⁹

Uit de literatuur op basis van microdata blijkt voor ICT-adoptie omvang van een bedrijf, het zelf doen van R&D en het niveau van human capital belangrijke determinanten te zijn. Arvantis & Hollenstein (2001) analyseren de adoptie van geavanceerde productietechnieken bij Zwitserse maakbedrijven. Belangrijke determinanten zijn grootte van het bedrijf, eerdere ervaringen met vergelijkbare technieken en voldoende menselijk kapitaal in dienst. Luccetti en Sterlacchini (2004) en Fabiani et al. (2005) vinden vergelijkbare resultaten voor Italiaanse bedrijven.

Giunta & Triveri (2007) kijken naar determinanten van de adoptie van IT door Italiaanse kleine en middelgrote bedrijven. Ook zij vinden dat, naast andere factoren, grootte en het zelf doen van R&D en een hoog niveau van human capital van invloed zijn. Als bedrijven zelf R&D doen, neemt de kans om in de hoogste categorie van IT adoptie vallen met 12% toe, terwijl de kans dat ze in de laagste categorie vallen met 12% afneemt. Giotopoulos et al. (2017) onderzoeken naar de adoptie van ICT door Griekse bedrijven. Ze vinden dat R&D activiteiten (en samenwerkingsverbanden), omvang en het hebben van een werknemersbestand dat ervaring heeft met ICT of een wetenschappelijke achtergrond heeft bijdragen aan adoptie. Haller & Siedschlag (2011) vinden voor Ierse bedrijven dat omvang en niveau van human capital helpen bij ICT-adoptie.

²⁹ Een aanvullende complicatie hierbij zijn netwerkeffecten. Als er *spillovers* zitten aan achterblijvers en die meer richting de *frontier* te bewegen, kan dat *in aggregate* productiviteitswinst opleveren – al is de vraag daarbij wel in hoeverre bij zulke inzet nog gesproken kan worden van investeringen in AI.

Op meso- en macroniveau volgen de baten van investeringen in technologische verbetering vaak vooral als gevolg van substitutie tussen productiefactoren (binnen bedrijfstakken) en herallocatie van productiefactoren (over bedrijfstakken heen). Dit zal ook voor AI gelden. Kansrijke investeringen gaan met deze stroom mee en richten zich dus vooral op bedrijfstakken waar relatief meer te winnen valt.

Adoptie hangt veelal samen met hogere output of productiviteit. Belangwekkend is hierbij wel dat in veel gevallen sprake is van zelfselectie in adoptie waarmee niet uitgesloten kan worden dat ex-ante hoger productieve bedrijven ook sneller kiezen voor adoptie van nieuwe technologie. In elk geval blijkt adoptie in veel gevallen samen te hangen met bedrijfskenmerken.

Ook Brynjolfsson & McElheran (2019; 2016) documenteren dat adoptie van AI samenhangt met hogere productiviteit. De resulterende toename in output is additioneel aan het effect van managementverbetering en IT-investeringen. Zelfselectie kan wederom een rol spelen. Managementpraktijken, factorintensiteit en bedrijfskenmerken als omvang en leeftijd zijn voorspellend voor adoptie.

Op microniveau concluderen overzichten van Brynjolfsson & Saunders (2010) en Draca, Sadun, & Van Reenen (2009) dat bedrijfsprestaties positief samenhangen met gebruik van informatietechnologie. Bloom, Sadun & Van Reenen (2012) documenteren aan de hand van paneldata op bedrijfsniveau dat informatietechnologie een bijdrage levert aan bedrijfsproductiviteit, maar dat dit met name geldt voor Amerikaanse bedrijven en minder voor Europese. Bloom, Sadun & Van Reenen (2012) laten zien dat dit verschil verklaard kan worden door verschillen in organisatorisch kapitaal en managementpraktijken, met name op het gebied van HR. Dit wijst erop dat mediërende factoren op bedrijfsniveau bepalend kunnen zijn voor het succes van investeringen in AI.

Technologische hiërarchie

Op basis van enquêtedata documenteren Zolas et al. (2020) voor de VS dat hoewel het gros van de bedrijven informatie op enige manier digitaal opslaan en verwerken, maar 10,3% van de bedrijven gebruik maakt van een of meerdere *advanced business technologies* (ABTs).³⁰ Van de bedrijven die gebruik maken van zulke technieken maakt het merendeel gebruik van één van zulke technologieën. Adoptie is scheef verdeeld over sectoren en bedrijfsgrootte en -leeftijd hangen positief samen met het gebruik van ABTs. Zolas et al. (2020) kwalificeren AI als een subset van ABTs.³¹ De totale adoptie van AI in de VS is daarmee lager dan de adoptie van ABTs, namelijk 6,6%. Adoptie is wederom scheef verdeeld, met name over bedrijfsgrootte.

Zolas et al. (2020) noemen dat de lage adoptie van AI onder kleine bedrijven mogelijk verklaard kan worden uit het feit dat AI veel data en rekenkracht vereist. Daarbij wijzen de data van Zolas et al. (2020) op 'hiërarchie-effecten' in technologie-adoptie, in de zin dat er weinig AI-gebruikers zijn ten opzichte van *cloud computing*-gebruikers ten opzichte van gebruikers van enige vorm van digitalisering. Ook blijken verschillende AI- en faciliterende technieken vaak parallel te worden benut, wat duidt op complementariteit tussen verschillende technieken.

Eén vraag is waarom kleinere bedrijven niet 'doorrollen' in deze technologische hiërarchie. Eén mogelijke verklaring is volgens Zolas et al. (2020) dat het kleine/jonge bedrijven aan genoeg data ontbeert om investeringen in AI lonend te maken. Schaal in omvang en data is dan een voorwaarde voor succesvolle ontplooiing van AI. Dit kan resulteren

³⁰ Uitgevraagd waren: *augmented reality, automated guidance vehicles/systems, automated storage and retrieval systems, machine learning, machine vision, natural language processing, radio-frequency identification systems, robotics, touchscreen/kiosk for customer interface* en *voice recognition software*.

³¹ Namelijk *automated guided vehicles, machine learning, machine vision, natural language processing* en *voice recognition*.

in een *superstar* dynamiek (cf. Autor et al., 2020; Tambe et al., 2020). In een model waarin data het bijproduct van economische activiteit zijn laten Farboodi & Veldkamp (2021) zien dat er op een deel van de productiefunctie toenemende meeropbrengsten zijn die een *data feedback loop* kunnen genereren (n.b. uiteindelijk vertoont dit proces afnemende meeropbrengsten en dus begrensde groei). De implicatie kan zijn dan bedrijven of bedrijfstakken met weinig data in een 'laag evenwicht' blijven hangen. Empirisch documenteren Tambe et al. (2020) dat 'digitaal kapitaal' zich heeft geaccumuleerd bij een kleine groep *superstar* bedrijven en dat de accumulatie van 'digitaal kapitaal' voorspellend is voor de winstgevendheid van bedrijven.

3.4.4 Inrichting innovatieproces

Ook de manier waarop het innovatieproces is ingericht is van belang voor het succes van innovatie en de waarde die innovatieve activiteiten genereren in termen van economische groei. Wordt er in één keer geld geïnvesteerd of vindt dit plaats met tussenpozen waarbij continuering van de financiering niet vaststaat maar afhangt van een evoluerend oordeel over de 'kwaliteit' van een project? Welke performance indicatoren worden er gebruikt? Welke partijen zijn betrokken bij besluitvorming? Wat mogen zelf beslissen met betrekking tot de inhoudelijke richting? We noemen dit de *governance* van projecten: hoe vinden sturing, controle en verantwoording plaats van onderzoeksactiviteiten? Dit is ook prudent in geval van uitgaven met publiek geld.

De wijze waarop onderzoeksactiviteiten georganiseerd zijn en het effect van de manier van organiseren op economische welvaart is echter nog moeilijker kwantitatief vast te stellen dan het effect van investeringen in R&D. De data zijn immers nog diffuser. De literatuur op dit vlak is zeer heterogeen en hieronder geven we een beperkte dwarsdoorsnede.

Manso (2011) laat zien dat het optimale prikkelschema een balans moet vinden tussen ruimte om te ontdekken en realiseren van concrete resultaten. Dit betekent dat mislukkingen moeten kunnen voorkomen of zelfs beloond moeten worden, terwijl langetermijngaranties, baanzekerheid en tijdige feedback op prestaties helpen om betere prikkels om te innoveren te realiseren. Azoulay et al. (2011) onderzoeken wat het effect is van verschillende manieren van aansturing op basis van twee cases: de carrières van onderzoekers die werken bij Howard Hughes Medical Institute (HHMI), waar tolerantie is voor vroeg falen, waar lange-termijn succes wordt beloond, waar vrijheid is om te experimenteren, en begunstigden van het National Institutes of Health (NIH), die te maken hebben met korte review cyclussen, vooraf gedefinieerde *deliverables* en minder tolerantie voor mislukkingen. Op basis van propensity-scores en diff-in-diff-schattingen vinden ze dat onderzoekers gelieerd aan HHMI meer high-impact artikelen produceren en vaker nieuwe onderzoeksrichtingen inslaan.

In de managementliteratuur bestaat ook een stroming die zich richt op de optimale balans tussen exploratie en exploitatie. Deze balans wordt ook wel *ambidexterity* genoemd. De literatuur onderscheidt verschillende manieren om deze balans vorm te geven. Aan de ene kant structurele separatie, waarbij exploratie en exploitatie bij verschillende organisaties worden belegd. Aan de andere kant integratie ('contextuele aanpak'), waarbij geprobeerd wordt om de capaciteit te benutten om beide doelen tegelijkertijd na te streven binnen één organisatie. Een recente metastudie (Fourné et al. 2019) van deze literatuur concludeert dat structurele separatie vooral high-tech bedrijven en bedrijven in de maakindustrie helpt om de juiste balans te vinden, terwijl bij service georiënteerde bedrijven juist geldt dat integratie beter werkt.

Wat naar voren komt uit de opkomende literatuur die data gedreven onderzoek doet naar ontwikkelingen in het doen wetenschappelijk onderzoek is een fundamentele verschuiving van individueel naar teamwerk. Studies op basis van wetenschappelijke publicaties laten een universele verschuiving zien richting het werken in teams. Waar

in 1950 publicaties 50-50 verdeeld waren tussen teams en individueel werk, was die verhouding in 2013 90-10. (Fortunato et al., 2018).

Er is ook een beperkte literatuur die het effect van personeelsbeleid (HRM) op innovatie onderzoekt. Seeck en Diehl (2018) concluderen op basis van hun review van deze literatuur dat innovatie vooral gefaciliteerd wordt door beleid dat commitment, leren en intrinsieke motivatie van medewerkers stimuleert.

Een invloedrijke studie is van Jensen et al. (2007). Zij identificeren twee fundamenteel verschillende modellen van innovatie. De eerste modus noemen ze 'Science, Technology and Innovation' (STI) de tweede 'Doing, Using and Interacting' (DUI). De mode refereert aan het gebruiken van wetenschappelijke kennis bij het ontwikkelen van new technologieën als basis voor nieuwe producten of processen. De tweede refereert aan on-the-job probleem oplossen gebaseerd op het uitwisselen van ervaringen en kennis als basis voor het vinden van oplossingen voor problemen. Daaropvolgende literatuur probeert onderscheid te maken tussen de verschillende vormen van samenwerken en vindt dat beide vormen van samenwerking belangrijk zijn maar kan nog weinig zeggen over wanneer welke modus te prefereren valt (Fitjar & Rodriguez-Pose, 2013; Apansovich, 2016).

Een recent literatuuroverzicht van Beck et al. (2017) naar de relatie tussen publieke financiering en private R&D investeringen concludeert dat universiteiten belangrijke onderzoekspartners zijn voor bedrijven en dat clusters samenwerking, patenten en productiviteit stimuleren. Ook stellen ze vast dat mobiliteit van onderzoekers positief gecorreleerd is met innovatie.

3.5 Randvoorwaarden

3.5.1 Absorptiecapaciteit

Met absorptiecapaciteit bedoelen we hier kosten die gerelateerd zijn aan karakteristieken van een land die voor een bedrijf of een regio of een land gepaard gaan met het adopteren van een nieuwe technologie. Zijn deze kosten hoog, dan verloopt adoptie langzaam. Zijn de kosten laag, dan verloopt adoptie snel.

Verschillende factoren zijn hier van belang. Ten eerste de hoeveelheid menselijk kapitaal. Hoe goed opgeleid is de bevolking of werknemers? Welke vaardigheden hebben ze? Hoe goed is de kennisinfrastructuur in een land?. Ten tweede de kwaliteit van instituties: een betrouwbare en efficiënte overheid, maar ook een efficiënte arbeidsmarkt, een heldere en afgebakend eigendomsrecht, toegankelijke financieringsmarkten en lage groei barrières voor bedrijven. Over al deze onderwerpen kan veel gezegd worden. We zullen hier heel kort over zijn omdat dit niet de kern van dit stuk vormt.

3.5.2 Menselijk kapitaal

Menselijk kapitaal is bepalend voor de mate waarin innovaties geadopteerd en geabsorbeerd kunnen worden. De sleutelrol van menselijk kapitaal is dan breder dan zorgen voor aansluiting tussen vaardigheden en taken op de arbeidsmarkt. Ook voor het überhaupt tot stand komen van innovaties is menselijk kapitaal van belang. Innovaties worden relatief vaker gedaan door mensen hoger in de kennis-, vaardigheden- of intelligentieverdeling (Aghion et al., 2017), en scholing resulteert causaal in een toename van kennis, vaardigheden en intellect (zie e.g. Ritchie & Tucker-Dobb, 2018) - ook over de lange termijn (zie e.g. Cascio & Lewis, 2006).

Hoewel persoonlijkheidskenmerken ook bepalend zijn voor de mate waarin mensen innoveren, is de voorspelkracht hiervan relatief laag. Biasi, Deming & Moser (2021) benoemen daarmee dat om het maatschappelijke innovatiepotentieel te vergroten, het vooral belangrijk is om zoveel mogelijk mensen meer richting de *knowledge frontier* te bewegen. Buiten toegang, speelt ook kwaliteit een rol. Card & Giuliano (2016a, 2016b) documenteren dat onderwijsuitkomsten beter zijn voor kinderen in *gifted en talented*-programma's in het primair onderwijs (met name voor minderheden), en dat universele uitrol van zulke programma's een positieve impact zou hebben op het innovatiepotentieel.

De effecten van onderwijs op innovatie kunnen heterogeen zijn. Bianchi & Giorcelli (2019) rapporteren dat verruimde toegang tot STEM-onderwijs in Italië vanaf de jaren '60 heeft geresulteerd in een toename van het aantal patenten. Toivanen & Vaananen (2016) documenteren een vergelijkbaar causaal effect in Finland, waar verruiming van toegang tot een technische masteropleiding resulteerde in meer patenten.

3.5.3 Instituties

Intellectueel eigendomsrecht vormt een belangrijk element dat de prikkels voor bedrijven om te investeren beïnvloedt. Doordat dergelijke rechten uitvinders instaat stellen om zich een deel van de waarde van de uitvinding toe te eigenen, hebben ze grotere prikkels om dergelijke investeringen te doen. Een relevante discussie in de economische literatuur gaat over hoe streng eigendomsrechten moeten zijn. Door eigendomsrechten ontstaat namelijk ook monopoliekracht, wat de prikkels om te innoveren juist weer kan verminderen. Hoe optimaal eigendomsrecht er uit ziet hangt van allerlei factoren af, zoals hoe makkelijk het is om eigendomsrechten af te dwingen of hoe complex het is om bepaalde technologieën te kopiëren.

Op macroniveau verklaren Jorgenson, Ho & Stiroh (2008) en Bloom et al. (2010) een aanzienlijk deel van de productiviteitsgroei in de VS sinds de jaren '90 uit verbeteringen in en adoptie van informatietechnologie. Van Ark, O'Mahony & Timmer (2008) wijzen erop dat de groei in Europa over dezelfde periode relatief lager was mede als gevolg van latere adoptie van en minder investeringen in informatietechnologie. Van Ark, O'Mahony & Timmer (2008) benoemen dat verschillen in gebruik van informatietechnologie (mogelijk) verklaard kunnen worden uit structurele verschillen tussen de VS en de EU, onder andere op het gebied van arbeidsmarktmobiliteit en de flexibiliteit van dienstenmarkten. Bartelsman, Gautier & De Wind (2010) rapporteren dat werknemersbescherming een belangrijk deel van het 'informatietechnologiegat' tussen de VS en de EU kan verklaren. Dit wijst erop dat structurele economische randvoorwaarden bepalend kunnen zijn voor het succes van investeringen in AI.

Hoe makkelijk het ook is voor bedrijven om actief te worden op een markt en groter te groeien, of juist te stoppen met verliesgevende activiteiten en te krimpen zijn er ook factoren die beïnvloeden hoe aantrekkelijk het is om te investeren in nieuwe kennis. Als je snel kun groeien of krimpen als bedrijf, kun je risico's die ontstaan als R&D projecten mislukken makkelijker mitigeren en kansen van geslaagde innovaties beter benutten. Belemmeringen om te groeien kunnen te maken hebben met wet- en regelgeving, bijvoorbeeld faillissementswetgeving of werknemersbescherming, de toegang tot efficiënte financiële markten, bijvoorbeeld goed ontwikkelde private equity markten of een voldoende liquide markt voor bedrijfsobligaties, maar ook met de geografische omvang van potentiële afzetmarkten.

4 Maatschappelijke effecten

De opkomst van AI heeft niet makkelijk kwantificeerbare economische kosten zoals transitiekosten op de arbeidsmarkt en kan leiden tot sociaaleconomische ongelijkheid. Daarnaast zijn er ook mogelijke sociaal-maatschappelijke gevolgen aan verbonden die raken aan publieke belangen. Vanuit een breed welvaartsperspectief moeten deze neveneffecten ook in ogenschouw worden genomen. Daarnaast ligt hier ook een mogelijke rechtvaardiging voor keuzes van de overheid om investeringen op het vlak van AI te ondersteunen die deze neveneffecten adresseren.

4.1 Arbeidsmarkt

Met behulp van AI kunnen taken van werknemers overgenomen worden door geautomatiseerde systemen. Er bestaan maatschappelijke zorgen over de mate waarin dit druk op de werkgelegenheid zet. De angst is dat AI zal resulteren in een daling van de werkgelegenheid doordat menselijke arbeid overgenomen wordt en dat dit daarbij de lonen zal drukken.

Studies van de gevolgen voor de arbeidsmarkt van de introductie van eerdere GPTs (IT, robots etc.) laten vooralsnog zien dat deze zorg maar beperkt gegrond is. Autor & Salomons (2018) laten zien dat tegenover substitutie tussen arbeid en kapitaal tegengestelde effecten staan, zowel binnen de bedrijfstakken waarin (meer) geautomatiseerd wordt, als in andere bedrijfstakken. Aan de hand van land-bedrijfstakdata over vier decennia laten ze voor de VS zien dat automatisering in de bron-sector resulteert in daling werkgelegenheid en AIQ, maar dat de werkgelegenheidsdaling elders ongedaan wordt gemaakt.

Mann & Püttmann (2017) concluderen op basis van macrodata dat automatiseringspatenten samenhangen met verdrinking van werkgelegenheid van de maak- naar de dienstensector die resulteert in een netto toename van de werkgelegenheid.

Graetz & Michaels (2018) stellen op basis van industrie-landendata over de periode 1993-2007 dat de totale werkgelegenheid niet significant is afgenomen door robotisering. Anders dan Autor & Salomons (2018) vinden zij positieve looneffecten, maar deze effecten zijn een ordegrootte kleiner dan het productiviteitseffect. Op basis van dezelfde data maar met een meer verfijnde empirische strategie rapporteren Acemoglu & Restrepo (2019) echter gedempte werkgelegenheid en lagere lonen.

Zulke tegengestelde effecten kunnen verklaard worden uit verschillende mechanismen. Acemoglu & Restrepo (2019) wijzen erop dat machines die taken overnemen weliswaar banen kunnen verdringen (*displacement effect*), maar dat hogere productiviteit van machines ook weer de arbeidsvraag kan aanjagen, net zoals kapitaalverdieping of -aanwas (*productivity effect*). Parallel hieraan ontstaan nieuwe taken waarvoor ook nieuwe arbeidsvraag is (*rein-statement effect*).

Ook Bessen (2019) concludeert op basis van een lange-termijnstudie van een aantal bedrijfstakken in de VS dat automatisering geen scherpe toename van de werkloosheid tot gevolg hoeft te hebben, maar dat er wel sprake zal zijn van een transitiedynamiek tussen taken, banen en bedrijfstakken. Voor Nederland laten Bessen et al. (2019) zien dat werknemers een acht procentpunt hogere kans op uitstroom hebben als hun werkgever automatiseert. Hoewel er geen effect op de lonen waarneembaar is, is wel sprake van een cumulatieve inkomensdaling voor de (voormalige) werknemers van een acht procent equivalent van het (oude) jaarsalaris over een periode van vijf jaar door (tijdelijke) werkloosheidseffecten en het versneld afschrijven van hun bedrijfsspecifieke menselijk kapitaal.

Productiviteitsgroei als gevolg van inzet van nieuwe technologie zorgt ook weer voor nieuwe, aanvullende arbeidsvraag. Daarbij kunnen ook nieuwe taken ontstaan – al dan niet taken waar mensen een comparatief voordeel in hebben. Zulke effecten treden op zowel binnen als tussen sectoren. Hoewel het netto-effect van deze mechanismen waarschijnlijk positief is in landen met een hoog opgeleide bevolking zoals Nederland, impliceert het wel een transitiedynamiek waarin werknemers van baan of bedrijfstak wisselen.

De netto-uitkomsten voor lonen en werkgelegenheid hangen dan af van de mate waarin de verschillende effecten optreden. Een sleutelpunt is echter wel dat er sprake gaat zijn van een transitie van oude naar nieuwe taken. Die transitie kan pijnlijker zijn als er sprake is van een mismatch tussen vaardigheden en taken, als er relatief te weinig investeringen zijn in nieuwe taken en/of labor-augmenting productiviteit, en als er vanuit maatschappelijk oogpunt te veel in automatisering wordt geïnvesteerd als gevolg van fricties op de arbeidsmarkt, instituties die arbeidsmobiliteit tussen sectoren belemmeren of doordat het reële rendement op automatiseringskapitaal verstoord is.

Hoe deze transitiedynamiek eruitziet hangt af van de mate waarin de vaardigheden van werknemers aansluiten bij de nieuwe takenpakketten en van arbeidsmarktinstituties die werkenden stimuleren om door te stromen naar nieuwe banen. Een slechte aansluiting kan een trage transitie impliceren en voor werknemers heeft dat concrete kosten, ook bij een gelijkblijvende werkgelegenheid (en in de tussentijd komen werkgevers mensen tekort). Ook kan het blijken dat de eisen aan vaardigheden aan de top toenemen of dat zulke andere vaardigheden nodig zijn ten opzichte van de huidige situatie dat voor veel werknemers in het midden van de vaardighedenverdeling de sprong naar de bovenkant te groot blijkt.

Investeringen uit publieke middelen in menselijk innovatiekapitaal die door werkgevers niet gedaan worden omdat de baten niet volledig te internaliseren zijn, dragen dan bij aan de opbouw van menselijk kapitaal bij werknemers. Als werknemers hierdoor makkelijker van baan naar baan stromen versoepelt dit de transitiedynamiek. Een flexibele arbeidsmarkt helpt daarbij.

4.2 Sociaal-economische ongelijkheid

In 1995 werd voor het eerst de term ‘digital divide’ genoemd. Het refereert enerzijds aan een tweedeling tussen mensen die toegang hebben tot digitale middelen, ermee om kunnen gaan, ze gebruiken, en ook gemotiveerd zijn om gebruik te maken van nieuwe mogelijkheden, en anderzijds aan een groep die geen toegang heeft noch wil, ook geen vaardigheden heeft en geen gebruikmaakt van digitale middelen.

De digitale vaardigheden van mensen blijken samen te hangen met leeftijd, opleidingsniveau, en of mensen een baan hebben of niet (Hildago et al., 2020; Van Dijk et al., 2015). Een deel van die verschillen kan opgelost worden door bijvoorbeeld onderwijs. Een deel van de verschillen blijft echter bestaan. Omdat zowel deelname aan de

samenleving als economische mogelijkheden steeds meer gekoppeld raken aan digitale toepassingen, betekent verdere digitalisering, waarbij AI een grote rol speelt, dat het verschil in de mate waarin mensen kunnen participeren in de samenleving en gebruik kunnen maken van economische mogelijkheden ook zal toenemen.

Het effect van AI op deze digitale tweedeling is tweeledig. Aan de ene kant zal AI de digitalisering van de samenleving versnellen. AI biedt een veelheid aan mogelijkheden om diensten te digitaliseren of AI een rol te laten spelen die complementair is aan menselijke activiteiten. Aan de andere kant kan AI ervoor zorgen dat digitale toepassingen toegankelijker worden. Denk bijvoorbeeld aan virtuele agenten die interactie op basis van spraak mogelijk maken, cognitieve ondersteuning bij het maken van ingewikkelde keuzes, makkelijk toegankelijk virtueel onderwijs om bepaalde vaardigheden te leren, of gebruiksinterface met digitale apparaten die het gebruik van dergelijke apparaten gemakkelijker maakt.

Verschillen in digitale vaardigheden kunnen betekenen dat bepaalde groepen harder geraakt worden door de inzet van AI waardoor de economische ongelijkheid toeneemt. De empirische literatuur over eerdere GTPs documenteert gegevens die dat risico onderbouwen. In de analyse van Graetz & Michaels (2018) neemt het aandeel van laaggeschoolden in totale werkgelegenheid af en in de analyse van Bessen et al. (2019) voor Nederland wordt opgemerkt dat met name oudere werknemers en werknemers die al lang(er) bij het bedrijf werken geraakt worden door automatisering.

Voor de VS wijst Autor (2019) erop dat hoewel de onderwijsgraad en vaardigheden-intensiteit in de stedelijke arbeidsmarkt is toegenomen, werknemers zonder hogere opleiding significant minder *skilled* werk verrichten dan in het verleden. Onder invloed van automatisering is de werkgelegenheid in en de omvang van het middensegment van de arbeidsmarkt afgenomen. Het resultaat hiervan is een meer gepolariseerde arbeidsmarkt, waarin de pijn van automatisering vooral gevoeld wordt door *non-collage* werknemers die voorheen naar *mid-skilled* banen stroomden. Als gevolg ontstaat mede onder invloed van automatisering een 'haltervormige' arbeidsmarkt waarin sprake is van groei in het laaggeschoolde segment, groei aan de top, en krimp in het midden.

AI kan deze tendens versterken – zeker als de nieuwe banen aan de onderkant van de vaardigheidsverdeling vooral bestaan uit taken waar mensen een comparatief voordeel hebben (zoals niet-gestandaardiseerde dienstverlening en persoonlijke interactie) of vooral gekenmerkt worden door een lage productiviteit die geen kapitaalinvesteringen rechtvaardigt. Het resultaat is dan hoogwaardige, nieuwe *frontier jobs* aan de bovenkant van de vaardigheidsverdeling, en nieuw *wealth work* en *last-mile jobs* aan de onderkant. Sociale ongelijkheid neemt dan toe.

Als dergelijke ontwikkelingen gepaard gaan met geografische clustervorming, kunnen sterk stijgende huizenprijzen ervoor zorgen dat gebieden economisch gezien ontoegankelijk worden voor groepen met lagere inkomens. Er ontstaat zo een fysieke tweesplitsing tussen rijk en arm.

4.3 Mededinging

Een ander aspect waar AI op verschillende manieren aan raakt is mededinging. Ten eerste kan AI gevolgen hebben voor de marktordening, doordat ze prijsdiscriminatie makkelijker maken, schaaleffecten vergroten, maar ook doordat zoekkosten afnemen, bedrijfsmodellen makkelijker schaalbaar worden, of tot algoritmische concurrentie leiden.

Als AI tot meer informatie over personen leidt, kan prijsdiscriminatie toenemen. Verschillende mensen betalen dan een andere prijs voor hetzelfde product of voor dezelfde dienst. Dit hoeft niet noodzakelijk slecht zijn vanuit welvaartseconomisch perspectief, zolang het niet tot vraaguitval leidt. Maatschappelijk gezien kan het echter ongewenst zijn dat verschillende mensen verschillende prijzen betalen voor hetzelfde product. En er kunnen ook situaties ontstaan waarin consumenten slechter af zijn, bijvoorbeeld als ze geen toegang meer hebben tot de markt. Dit speelt bijvoorbeeld bij verzekeringsproducten waarbij een zekere mate van solidariteit vereist is. Prijzen kunnen dan prohibitief hoog worden.

Andersom kan AI ook een positieve bijdrage leveren aan het functioneren van markten. Lagere zoek- en matchingskosten maken markten concurrerender en daarmee efficiënter. Door cloudtoepassingen worden bedrijfsmodellen makkelijk schaalbaar, wat toetredingsdrempels verlaagt. Efficiëntere markten dragen bij aan welvaart, en ook aan welzijn als consumenten via bijvoorbeeld *AI-enabled* platforms makkelijker en tegen lagere kosten goederen en diensten kunnen afnemen of zoekfricties op de arbeidsmarkt teruggedrongen worden. Voor producenten maakt vertaaltechnologie het makkelijker buitenlandse markten te betreden en algoritmische prijsvorming kan markten efficiënter maken – al bestaat bij dit laatste ook het risico op stilzwijgende collusie.

Dataverzameling en -verwerking brengen schaalvoordelen met zich mee. Voor het trainen van AI-toepassingen zijn vaak grote hoeveelheden data nodig. Bedrijven die over dergelijke data beschikken, kunnen de beste algoritmen ontwikkelen. Dat maakt ze dan weer succesvoller dan anderen, waardoor ze meer klanten krijgen en dus meer data. Dit kan impliceren dat er met meer investeringen in AI een tendens naar marktconcentratie ontstaat of versterkt wordt. Als dergelijke bedrijven marktmacht hebben, kan dat betekenen dat de baten van onderzoek dan vooral bij dergelijke bedrijven neerslaan. Empirisch is reeds bekend dat over de laatste decennia veel ‘digitaal kapitaal’ geconcentreerd is geraakt bij een beperkte groep grote bedrijven (Tambe et al., 2020). Veelal wordt gesproken van *superstar firms* (Autor et al., 2020). Als deze bedrijven marktmacht hebben, kan dit de mededinging verstoren. Voor consumenten en andere bedrijven in de waardeketen heeft dat nadelige gevolgen, bijvoorbeeld doordat *markups* zwaarder doorwegen in de prijsvorming of doordat monopsonie op de arbeidsmarkt de lonen onder druk zet. In de VS zijn effecten gedocumenteerd van toenemende marktconcentratie en afnemende toe- en uittreding van bedrijven (Gutierrez & Phillipon, 2017). Voor Nederland lijken deze effecten vooralsnog beperkt. Zowel *markups* als de AIQ zijn over de laatste twee decennia betrekkelijk vlak (CPB, 2019; Ter Weel et al., 2018).

Schaaleffecten hebben er ook voor gezorgd dat de digitale reuzen zich vooral buiten Europa bevinden: in de VS en China. Dit is deels het gevolg van first-mover advantage (VS) en deels het gevolg van bewust afschermen van de interne markt (China). Relevante vraag is wat dit voor Europa betekent vanuit economische perspectief. Winsten die deze bedrijven in Europa maken zijn maar moeilijk te belasten. Dit is overigens deels het gevolg van beleidsconcurrentie tussen Europese lidstaten, waar ook Nederland een rol in speelt. Daarnaast doen de bigtechs ook overnames van Europese ondernemingen. Dit creëert groeipotentieel voor dergelijke ondernemingen, maar kan ook een bewuste strategie zijn om potentiële concurrenten in een vroeg stadium in te lijven. Ook kan sprake zijn van een brain-drain van getalenteerde AI-specialisten door dergelijke ondernemingen in het buitenland.

Of de bigtech daadwerkelijk een economisch probleem vormen voor Nederland, valt echter te bezien. De datacenters van Google bevinden zich ook in Nederland, terwijl Nederlandse bedrijven en consumenten ook volop genieten van de voordelen van de innovaties die door de techreuzen worden ontwikkeld. Er is geen empirische evidentie dat het ontbreken van grote Europese techreuzen negatieve economische effecten heeft. Daarbij zijn de bedrijven ook onderhevig aan Europese wet- en regelgeving op het vlak van privacy, cybersecurity en AI. Voor de potentiële mededingingsproblemen die specifiek ontstaan door de unieke positie van bigtechbedrijven is het wel belangrijk dat de Europese wet- en regelgeving handvatten biedt om hiermee om te gaan. Wel kan afhankelijkheid van de

diensten van dergelijke niet-Europese bedrijven tot politiek ongewenste kwetsbaarheid leiden. Hoewel hier een ratio ligt voor EU-gericht industriebeleid, valt nog te bezien of er makkelijke oplossingen zijn, gezien de grote schaal-effecten in deze markten. Het in reactie daarop (met publiek geld) opzetten of faciliteren van 'Europese kampioenen' is dus niet zonder kosten en risico's.

Een aantal van de zorgen over de dominante rol van buitenlandse techaanbieders is overigens niet exclusief voorbehouden aan techaanbieders. Zorgen over belastingontwijking zijn er ook voor de 'oude economie'. Zorgen over strategische afhankelijkheden spelen ook rondom logistiek, energie en de landbouw. Zorgen over de dominante positie van grote aanbieders bestaan ook op andere markten. Daarbij verdwijnen de zorgen over de dominante rol van grote techaanbieders niet als deze 'binnenlands' zouden zijn: ook in de VS bestaan zorgen over de marktmacht van (binnenlandse) techaanbieders, belastingontwijking en 'strategische afhankelijkheden'.

Als meerdere bedrijven AI gebruiken om hun prijzen te bepalen, kan dit ook tot algoritmische concurrentie leiden. De algoritmes reageren dan op elkaars prijskeuzes. Dat algoritmische beprijzen kan de concurrentie wel eens verlagen, bijvoorbeeld doordat algoritmen leren hoe ze stilzwijgend met elkaar moeten colluderen. Dat dit geen fictie is blijkt uit onderzoek naar benzineprijzen in Duitsland. Daar begonnen tankstations massaal algoritmes te gebruiken om hun prijzen vast te stellen. In situaties waar twee tankstation dichtbij elkaar zaten en beiden gingen gebruik maken van algoritmisch prijzen, stegen de prijzen met 28% (Assad et al. 2020). Ook in modelsimulaties vinden economen dergelijke effecten (Calvano et al. 2020).

Een open vraag voor optimaal beleid rondom AI is het spanningsveld tussen schaal- en toepassingsvoordelen rondom dataverzameling en -verwerking en de mate waarin marktpartijen toegang tot data kunnen afschermen. Toenemende meeropbrengsten van gebruik van data impliceren dat het maatschappelijk wenselijk is dat zoveel mogelijk partijen zoveel mogelijk data (van elkaar) kunnen gebruiken. Tegelijkertijd moeten er kosten voor dataverzameling en -verwerking gemaakt worden. Deze kunnen terugverdiend worden als bijvoorbeeld intellectueel eigendomsrecht en databankenrecht partijen instaat stellen om die kosten terug te verdienen door de baten van dataverzameling en innovaties internaliseerbaar te maken. Voor zover investeringen vanuit publieke middelen gedaan worden, ligt het voor de hand dat delen van data met zoveel mogelijk partijen het uitgangspunt moet zijn. De rechtvaardiging voor investeringen uit publieke middelen is immers reeds het feit dat baten niet volledig te internaliseren zijn. Daar liggen actuele reguleringsvraagstukken waar beleidsmakers antwoorden op proberen te formuleren.

4.4 Privacy en grondrechten

AI is een GPT die op basis van data beslissingen neemt of voorspellingen doet. Hierin schuilt het economisch potentieel, maar tegelijkertijd kunnen hierbij publieke waarden en grondrechten als privacy, autonomie en gelijkheid in het geding komen. Gebruik van persoonsgegevens kan identificerend werken, beslistechnologie die mensen vervangt kan botsen met menselijke keuzes, en algoritmes kunnen op statistische gronden discrimineren. Anderzijds kan AI ook een tool zijn om menselijke beslissers te wijzen op hun *impliciete biases* en wettelijke waarborgen kunnen randvoorwaarden stellen aan het gebruik van data.

In de context van digitalisering en platformisering spelen data een steeds grotere rol. Veel AI-toepassingen hebben ook een grote databehoeft, om algoritmen te trainen en zelflerend te laten zijn. Denk aan algoritmen die gericht zijn op de persoonlijke levenssfeer van mensen, bijvoorbeeld gepersonaliseerde aanbevelingen, gezichtsherkenning, digitale persoonlijke assistenten etc.

Dergelijke algoritmen verzamelen en gebruiken data die veel informatie bevatten over de persoonlijke preferenties en karakteristieken van de gebruiker. De data stellen algoritmes in staat om specifieke personen te herkennen en acties (bijv. zoekgedrag, locatie, fysieke gezondheid) en keuzes (bijv. aankopen, kijkgedrag) aan die persoon te koppelen. Op dit moment gaat de kwestie van privacy spelen. Dergelijk data kunnen lang bewaard blijven, gekoppeld worden voor nu nog onbekende doelen, en informatie genereren over andere personen die zich daar niet van bewust zijn.

Consumenten bevinden zich vaak in een slechte positie om te beoordelen met welk doel de data verzameld worden en wat mogelijke consequenties zijn. Hier spelen ook gedragseconomische aspecten. Consumenten zijn vaak niet rationeel in hun keuzen en wegen een zekere winst op korte termijn vaak veel zwaarder dan een onzeker verlies op lange termijn. Hier speelt de privacy-paradox: consumenten geven aan privacy heel belangrijk te vinden in hun keuzes, maar feitelijk keuzegedrag laat vervolgens zien dat ze al voor kleine bedragen bereid zijn hun privacy op te geven (Athey et al, 2018).

Eén van de potentiële kosten voor de samenleving van verdere algoritmisering door een voortschrijdende opkomst van AI is dus mogelijk minder privacy voor burgers. Dit is niet denkbeeldig, bijvoorbeeld omdat data of gegevens lange tijd bewaard worden en teruggevonden kunnen worden. Met behulp van locatiegegevens of digitale camerabeelden kan fysieke aanwezigheid gereconstrueerd worden. Zoekhistorie blijft bewaard. Hetzelfde geldt voor foto's of filmpjes die op internet terecht komen. Dit is problematisch als mensen kortzichtige keuzes maken met betrekking tot privacy of als preferenties van individuen in de loop der tijd veranderen (Goldfarb & Tucker, 2012).

Als AI nieuwe mogelijkheden biedt voor overheden of private partijen om consumenten en burgers te monitoren zal de mogelijkheid alleen al tot een discussie leiden of hiervan gebruik gemaakt mag worden. In China wordt AI bijvoorbeeld ingezet om het gedrag van burgers te monitoren en bepaalde mogelijkheden in te perken als het gedrag niet aansluit bij wat de overheid gewenst acht. Dit is een extreem voorbeeld, maar overheden kunnen onder omstandigheden in de verleiding komen om privacy te beperken, denk aan de discussie rondom een verplichte COVID-app tijdens de huidige pandemie, terwijl bedrijven ongetwijfeld van alle toegestane mogelijkheden gebruik gaan maken om consumenten te verleiden hun producten te kopen.

Een potentiële kost van AI is als op basis van AI-algoritmen beslissingen genomen worden die op de een of andere manier discrimineren tussen verschillende bevolkingsgroepen. Als algoritmen bijvoorbeeld vooral getraind worden met een sample waarin één bepaalde bevolkingsgroep over- of ondervertegenwoordigd is, kan dit leiden tot *algorithmic bias*. Het algoritme wordt dan als het ware getraind om de ene groep anders te behandelen dan de andere groep.

Tegelijkertijd kan AI ook een tegenovergestelde rol spelen bij het verbeteren van grondrechten, door het tegengaan van discriminatie door mensen. Onderzoek laat bijvoorbeeld zien dat algoritmen beter dan rechters in staat zijn om te voorspellen of iemand zich goed zal gedragen als hij of zij vrij wordt gelaten onder betaling van een borgsom. Hiermee zijn aanzienlijk maatschappelijke baten verbonden, enerzijds doordat gevangenen minder vol zitten, anderzijds doordat minder mensen recidive vertonen als ze op borg vrij rondlopen (Kleinberg et al. 2018).

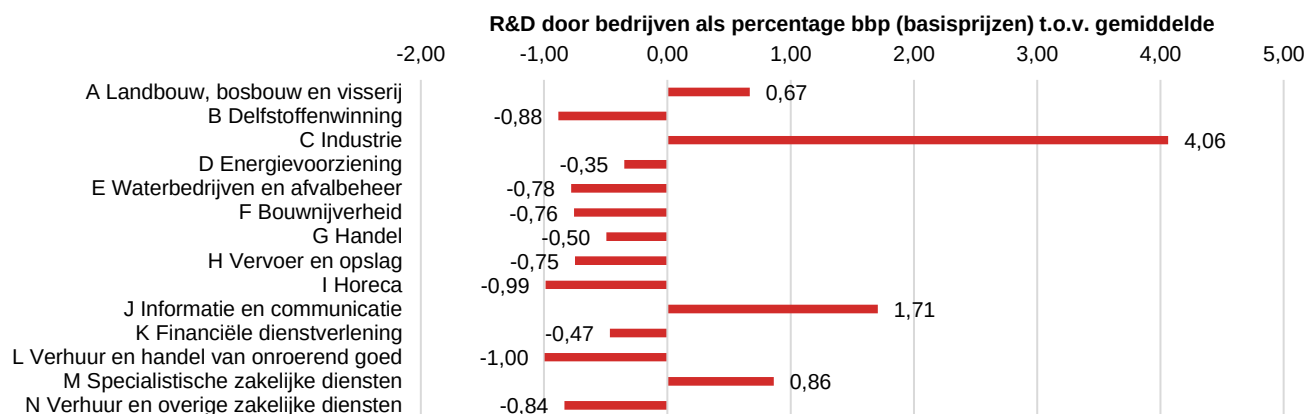
Ook is niet duidelijk of de komst van AI nu zal leiden tot betere en transparantere keuzes van consumenten. Denk bijvoorbeeld aan de rol die nieuwe technieken spelen bij het verspreiden van desinformatie in de vorm van Deep Fake video's en foto's, of algoritmisch gerichte desinformatie aan groepen die hier vatbaar voor zijn. Een ander relevant voorbeeld is de interactie tussen mens en virtuele assistenten die een deel van het denk en analyse werk

van mensen kunnen overnemen maar tegelijkertijd een sturende invloed kunnen hebben op de keuzes die mensen maken.

Verder kan er een effect zijn op sociale ongelijkheid. Zeker op regionaal niveau kan zich dit scherp uiten. Hoewel een deel van de spillovereffecten van AI-investeringen hangen op regionale netwerkeffecten, is het zijn van een techcluster niet zonder (maatschappelijke) kosten. Techclusters bestaan bij de gratie van de concentratie van hoogwaardige bedrijvigheid en hoogwaardig menselijk kapitaal. De keerzijde hiervan uit zich in een veranderend sociaaleconomisch en -cultureel aanzicht van steden, bijvoorbeeld sterke prijsstijgingen op de woningmarkt met als gevolg segregatie van sociale groepen. Over de wenselijkheid hiervan kunnen maatschappelijke zienswijzen verschillen.

Bijlage A Brondata

Figuur A. 1 R&D Intensiteit per sector



Bron: SEO Economisch Onderzoek op basis van OESO MSTIs.

Tabel A. 1 Belang van bedrijfstakken (SBI-1) voor Amsterdam

	Concentratie Nederland	t.o.v.	Gemiddelde groei	Omvang bedrijfstak
A Landbouw, bosbouw en visserij	-83	5%	0	
B Delfstoffenwinning	-88	-11%	0	
C Industrie	-63	5%	5	
F Bouwnijverheid	-59	3%	2	
G Handel	-11	6%	13	
H Vervoer en opslag	50	5%	8	
I Horeca	46	9%	3	
J Informatie en communicatie	87	6%	10	
K Financiële dienstverlening	146	2%	18	
L Verhuur en handel van onroerend goed	-11	7%	7	
M Specialistische zakelijke diensten	45	4%	13	
N Verhuur en overige zakelijke diensten	34	8%	10	
O Openbaar bestuur en overheidsdiensten	-38	3%	5	
P Onderwijs	-36	2%	3	
Q Gezondheids- en welzijnszorg	-37	3%	6	
R Cultuur, sport en recreatie	39	3%	2	

Bron: SEO Economisch Onderzoek op basis van CBS Statline.

Tabel A. 2 Verschil in scores per wetenschapsgebied op QS World Rankings

	Amsterdam t.o.v. Nederland (inclusief Amsterdam)	Amsterdam t.o.v. de wereld (inclusief Amsterdam)
Accounting	-2.4	-1.9
Agriculture		
Anatomy		
Anthropology	0.6	0.2
Archaeology		
Architecture		
Art & Design		
Biological	1.0	-0.5
Business	-2.8	-3.2
Chemistry	-1.8	-5.0
Classics		
Communication	0.0	11.7
Computer science	-0.1	-1.7
Dentistry	11.5	10.7
Development studies	0.0	0.0
Earth and marine science		
Economics and econometrics	0.2	-1.7
Education	1.7	-0.8
Engineering - chemical		
Engineering - civil		
Engineering - electrical		
Engineering - mechanical		
Engineering - mineral		
Engineering - petroleum		
English language	3.4	0.0
Environmental science		
Geography	1.3	0.6
Geology		
Geophysics		
History	-3.3	-4.5
Hospitality		
Law	2.3	0.5
Library	2.2	-4.4
Linguistics	7.0	6.6
Material science		
Mathematics	0.5	-1.4

Medicine	-0.5	-1.3
Modern languages	0.5	-1.3
Nursing		
Performing arts		
Pharmacy		
Philosophy		
Physics	3.4	0.8
Politics	-1.0	-3.5
Psychology	2.2	1.4
Social policy	1.9	-1.1
Sociology	12.3	11.3
Sports related subjects		
Statistics and operations research		
Theology	0.0	-0.7
Veterinary science		

Bron: SEO Economisch Onderzoek op basis van QS World Rankings.

Referenties

- Acemoglu, D., U. Akcigit, D. Hanley, and W. Kerr (2016). Transition to Clean Technology, *Journal of Political Economy*, 124:1, 52-104.
- Aghion, P., B. Jones and C. Jones (2019). Artificial Intelligence and Economic Growth. In *The Economics of Artificial Intelligence* edited by A. Agrawal, J. Gans & A. Goldfarb, Chicago: University of Chicago Press.
- Agrawal, A., J. Gans, and A. Goldfarb (2019). The economics of artificial intelligence: an agenda. University of Chicago Press.
- Anzoategui, D., D. Comin, M. Gertler, and J. Martinez (2019). Endogenous Technology Adoption and R&D as Sources of Business Cycle Persistence, *American Economic Journal: Macroeconomics* 2019, 11(3): 67-110.
- Apanasovich, N. (2016). Modes of Innovation: A Grounded Meta-Analysis. *J Knowl Econ* 7, 720-737.
- Ark, B. van, M. O'Mahony and M. Timmer (2008). The Productivity Gap between Europe and the United States: Trends and Causes. *Journal of Economic Perspectives* 22(1), 25-44.
- Arvanitis, S. and H. Hollenstein (2001) The Determinants Of The Adoption Of Advanced Manufacturing Technology, *Economics of Innovation and New Technology*, 10:5, 377-414.
- Assad, S., R. Clarke, D. Ershov, and L. Xu (2020). Algorithmic Pricing and Competition: Empirical Evidence from the German Retail Gasoline Market, CESifo Working Paper No. 8521.
- Athey, S., Catalini, C., and C. Tucker (2017). The Digital Privacy Paradox: Small Money, Small Costs, Small Talk. National Bureau of Economic Research Working Paper.
- Azoulay, P., Graff Zivin, J.S. and G. Manso (2011), Incentives and creativity: evidence from the academic life sciences. *The RAND Journal of Economics*, 42: 527-554.
- Bai, J., T. Philippon and A. Savov (2016). Have financial markets become more informative? *Journal of Financial Economics* 122(3), 625-654.
- Baslandze, S. (2019). The Role of the IT Revolution in Knowledge Diffusion, Innovation and Reallocation, *mimeo*.
- Akcigit, U., D. Hanley and N. Serrano-Valerde (2021). Back to Basics: Basic Research Spillovers, Innovation Policy, and Growth. *Review of Economic Studies* 88(1), 1-43.
- Beck, M. and M. Junge, Martin, U. Kaiser (2017). Public Funding and Corporate Innovation. IZA Discussion Paper No. 11196.
- Beise, M., H. Stahl (1999). Public research and industrial innovations in Germany. *Research Policy* 28, 397-422.
- Belenzon, S. and M. Schankerman (2013). Spreading the Word: Geography, Policy, and Knowledge Spillovers. *The Review of Economics and Statistics* 95 (3): 884-903.
- Bessen, J. (2019). Automation and jobs: when technology boosts employment. *Economic Policy* 34(100), 589-626.

- Bessen, J., M. Goos, A. Salomons and W. Van den Berge (2019). What happens to workers at firms that automate? *CPB Discussion Paper* 390.
- Bloom, N., J. Van Reenen and H. Williams (2019). A Toolkit of Policies to Promote Innovation. *Journal of Economic Perspectives* 33(3), 163-184.
- Bloom, N., R. Sadun and J. Van Reenen (2012). Americans Do IT Better: US Multinationals and the Productivity Miracle. *American Economic Review* 102(1), 167-201.
- Brandes, D and L. Zobrist (2015) Man and Machine: Robots on the rise? The impact of automation on the Swiss job market, beschikbaar op: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/ch/Documents/innovation/ch-en-innovation-automation-report.pdf>.
- Branstetter, L.G., B. Glennon, and J. B. Jensen (2019), The IT Revolution and the Globalization of R&D Innovation Policy and the Economy 2019, 19:, 1-37.
- Brynjolfsson, E. and C. McElheran (2016). The Rapid Adoption of Data-Driven Decision-Making. *American Economic Review* 106(5) 133-139.
- Brynjolfsson, E. and C. McElheran (2019). Data in Action: Data-Driven Decision Making and Predictive Analytics in U.S. Manufacturing. *RSM Working Paper* 3422397.
- Brynjolfsson, E. and P. Milgrom (2013). Complementary in organizations. In *Handbook of Organizational Economics*, edited by Gibbons, R. & J. Roberts, Princeton: Oxford University Press.
- Brynjolfsson, E. and L. Hitt (2003). Computing productivity: firm level evidence. *Review of Economics and Statistics* 85(4), 793-808.
- Brynjolfsson, E., D. Rock and C. Syverson (2021). The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies. *American Economic Review: Macroeconomics* 13(1), 333-372.
- Brynjolfsson, E. and A. Saunders (2010). *Wired for innovation*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Calvano, E., G. Calzolari, V. Denicolò, and S. Pastorello (2020). Artificial Intelligence, Algorithmic Pricing, and Collusion. *American Economic Review*, 110 (10): 3267-97.
- Cockburn, I. M., R. Henderson, and S. Stern (2019). "The Impact of Artificial Intelligence on Innovation: An Exploratory Analysis". in *The Economics of Artificial Intelligence*, edited by A. Agrawal, J. Gans and A. Goldfarb, Chicago: University of Chicago Press, 2019, pp. 115-148.
- Cockburn, I., R. Henderson and S. Stern (2019). The Impact of Artificial Intelligence on Innovation. *NBER Working Paper* 24449.
- Czarnitzki, D. and S Thorwarth (2012). Productivity effects of basic research in low-tech and high-tech industries, *Research Policy*, Volume 41, Issue 9, 2012, Pages 1555-1564.

- Deleidi, M., De Lipsis, V., Mazzucato, M., Ryan-Collins, J. and P. Agnolucci (2019). *The macroeconomic impact of government innovation policies: A quantitative assessment*. UCL Institute for Innovation and Public Purpose, Policy Report working paper series (IIPP WP 2019-06). <https://www.ucl.ac.uk/bartlett/public-purpose/wp2019-06>.
- Draca, M., R. Sadun and J. Van Reenen (2009). Productivity and ICTs: A review of the evidence. In *Oxford Handbook of Information and Communication Technologies* edited by C. Avgerou, R. Mansell, D. Quah & R. Silverstone, Oxford: Oxford University Press.
- Donselaar, P., and Koopmans, C. C. (2016). The fruits of R&D: Meta-analyses of the effects of Research and Development on productivity, Faculty of Economics and Business Administration, University of Amsterdam research Memorandum; No. 2016-1
- Dugast, J. and T. Foucault (2018). Data abundance and asset price informativeness. *Journal of Financial Economics* 130(2), 367-391.
- J.S. Engel (2015). Global Clusters of Innovation: lessons from silicon valley, California Management Review, university of california, Berkeley Vol. 57, no. 2 winter 2015.
- Farboodi, M. and L. Veldkamp (2021). A growth model of the data economy. *NBER Working Paper* 28427.
- Fabiani, S., F. Schivardi, and S. Trento (2005). ICT adoption in Italian manufacturing: firm-level evidence, *Industrial and Corporate Change*, Volume 14, Issue 2, April 2005, Pages 225-249, <https://doi.org/10.1093/icc/dth050>.
- Fitjar, R.D. and A. Rodríguez-Pose (2013). Firm collaboration and modes of innovation in Norway, *Research Policy*, Volume 42, Issue 1, 2013, Pages 128-138, ISSN 0048-7333.
- Fortunato S, Bergstrom CT, Börner K, Evans JA, Helbing D, Milojević S, Petersen AM, Radicchi F, Sinatra R, Uzzi B, Vespignani A, Waltman L, Wang D, and AL. Barabási (2018), Science of science, *Science*, 359(6379): eaao0185.
- Fourné, S.P.L., N. Rosenbusch, M.L.M. Heyden, and J.J.P. Jansen (2019). Structural and contextual approaches to ambidexterity: A meta-analysis of organizational and environmental contingencies, *European Management Journal*, Volume 37, Issue 5, 2019, Pages 564-576.
- Gao, M. and J. Huang (2020). Informing the Market: The Effect of Modern Information Technologies on Information Production. *Review of Financial Studies* 33(4), 1367-1411.
- Galbusera, L and G. Giannopoulos (2018). On input-output economic models in disaster impact assessment, *International Journal of Disaster Risk Reduction*, Volume 30, Part B, 2018, Pages 186-198, ISSN 2212-4209.
- Giunta, A. and Trivieri, F. (2007) Understanding the determinants of information technology adoption: evidence from Italian manufacturing firms, *Applied Economics*, 39, 1325-34.
- Giotopoulos, I., A. Kontolaimou, E. Korra, and A. Tsakanikas (2017). What drives ICT adoption by SMEs? Evidence from a large-scale survey in Greece, *Journal of Business Research*, Volume 81, Pages 60-69.
- Goldfarb, A., and C. Tucker (2012). "Shifts in Privacy Concerns." *American Economic Review: Papers and Proceedings* 102 (3): 349- 53.

- Goldfarb, A. and C. Tucker (2019). Digital economics. *Journal of Economic Literature* 57(1), 3-43.
- Graetz, G. and G. Michaels (2018). Robots at work. *Review of Economics and Statistics* 100(5), 753-768.
- Gutierrez, G., and T. Philippon (2017). Declining Competition and Investment in the U.S, NBER Working Paper no. 23583, Cambridge, MA.
- Hall, B., J. Mairesse and P. Mohnen (2010). Measuring the returns to R&D, in *Handbook of the Economics of Innovation*, B. H. Hall & N. Rosenberg (editors). Elsevier: Amsterdam. 1034-1082.
- Stefanie A. Haller and Iulia Siedschlag (2011) Determinants of ICT adoption: evidence from firm-level data, *Applied Economics*, 43:26, 3775-3788, DOI: 10.1080/00036841003724411.
- Hidalgo, A., S. Gabaly, G. Morales-Alonso, and A. Urueña (2020). The digital divide in light of sustainable development: An approach through advanced machine learning techniques, *Technological Forecasting and Social Change*, Volume 150, 2020, 119754.
- Jensen, M.B., B. Johnson, E. Lorenz, and B.Å. Lundvall (2007). Forms of knowledge and modes of innovation, *Res. Policy*, 36 (5), pp. 680-693.
- Jorgenson, D., M. Ho and K. Stiroh (2008). A Retrospective Look at the U.S. Productivity Growth Resurgence. *Journal of Economic Perspectives* 22(1), 3-24.
- Kerr, W. and F. Robert-Nicoud (2020). Tech clusters. *Journal of Economic Perspectives* 34(3), 50-76.
- Kleinberg, J., H. Lakkaraju, J. Leskovec, J. Ludwig, and S. Mullainathan (2018). Human Decisions and Machine Predictions, *The Quarterly Journal of Economics*, Volume 133, Issue 1, Pages 237-293.
- Kleis, L., P. Chwelos, R. Ramirez and I. Cockburn (2012). Information Technology and Intangible Output: The Impact of IT Investment on Innovation Productivity. *Information Systems Research* 23(1).
- Koch, L. and M. Simmler (2020) How important are local knowledge spillovers of public R&D and what drives them?, *Research Policy*, Volume 49, Issue 7, 104009, ISSN 0048-7333, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2020.104009>.
- Lychagin, S., Pinkse, J., Slade, M.E. and Reenen, J.V. (2016), Spillovers in Space: Does Geography Matter?. *J Ind Econ*, 64: 295-335. <https://doi.org/10.1111/joie.12103>.
- Lucchetti, R. and Sterlacchini, A. (2004) The adoption of ICT among SMEs: evidence from an Italian survey, *Small Business Economics*, 23, 151-68.
- Brian Lucking, Nicholas Bloom, and John Van Reenen (2018) Have R&D Spillovers Changed? NBER Working Paper No. 24622 May 2018 JEL No. E22.
- Marsh, I.W., A. Rincon-Aznar, M. Vecchi, and F. Venturini (2017), We see ICT spillovers everywhere but in the econometric evidence: a reassessment, *Industrial and Corporate Change*, Volume 26, Issue 6, Pages 1067-1088.

- Mahajan et al. (2018). Handbook on Supply, Use and Input-Output Tables with Extensions and Applications. https://unstats.un.org/unsd/nationalaccount/docs/SUT_IOT_HB_Final_Cover.pdf.
- Manso, G. (2011), Motivating Innovation. *The Journal of Finance*, 66: 1823-1860. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2011.01688.x>
- Mansfield, E., Lee, J.-Y. (1996). The modern university: contributor to industrial innovation and recipient of industrial R&D support. *Research Policy* 25, 1047-1058.
- McKinsey (2017), a future that works: automation, employment and productivity, beschikbaar op <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured%20insights/Digital%20Disruption/Harnessing%20automation%20for%20a%20future%20that%20works/MGI-A-future-that-works-Full-report.ashx>
- Mohnen, P., M. Polder, and G. van Leeuwen (2018), ICT, R&D and Organizational Innovation: Exploring Complementarities in Investment and Production, NBER Working Paper No. 25044 September 2018.
- Montagnier, P. and I. Ek (2021), AI measurement in ICT usage surveys: A review, *OECD Digital Economy Papers*, No. 308, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/72cce754-en>.
- Moretti, E. (2019). The Effect of High-Tech Clusters on the Productivity of Top Inventor, NBER Working Paper No. 26270 September 2019, Revised February 2021.
- OESO, (2015). The impact of R&D investment on economic performance: a review of the econometric evidence, OECD Publishing, Parijs.
- Purdy, M. en P. Daugherty (2017). How AI Boosts Industry Profits and Innovation, beschikbaar op: www.accenture.com/fr-fr/_acnmedia/36dc7f76eab444cab6a7f44017cc3997.pdf
- PWC (2017). Sizing the Prize. What's the Real Value of AI for Your Business and how can you Capitalize?, beschikbaar op: www.pwc.com/gx/en/issues/analytics/assets/pwc-ai-analysis-sizing-the-prize-report.pdf
- PWC (2018). The macroeconomic impact of ai - technical report, beschikbaar op <https://www.pwc.co.uk/economic-services/assets/macroeconomic-impact-of-ai-technical-report-feb-18.pdf>
- Rybníček, R. and R. Königsgruber (2019). What makes industry-university collaboration succeed? A systematic review of the literature. *Journal of Business Economics* 89(2).
- Seeck, H. and M. R. Diehl (2017). A literature review on HRM and innovation - taking stock and future directions, *The International Journal of Human Resource Management*, 28:6, 913-944.
- Soete, L.L.G., B. Verspagen and T.H.W. Ziesemer (2020). The productivity effect of public R&D in the Netherlands, *Economics of Innovation and New Technology*, 29:1, 31-47.
- Syversen, C. (2011). What determines productivity? *Journal of Economic Literature* 49(2), 326-365.
- Szarowská, I. (2017). Does public R&D expenditure matter for economic growth? GMM approach. *Journal of International Studies*, 10(2), 90-103. doi:10.14254/2071-8330.2017/10-2/6.

- Tambe, P, L. Hitt, D. Rock and E. Brynjolfsson (2020). Digital Capital and Superstar Firms. *NBER Working Paper* 28285.
- Tambe, P. and L. M. Hitt (2014). Measuring Information Technology Spillovers, *Information Systems Research* 25:1, 53-71.
- Toole, A.A. (2012). The impact of public basic research on industrial innovation: Evidence from the pharmaceutical industry, *Research Policy*, Volume 41, Issue 1, Pages 1-12, ISSN 0048-7333, <https://doi.org/10.1016/j.respol.2011.06.004>.
- Ugur, M., S. A. Churchill, H. M. Luong (2020). What do we know about R&D spillovers and productivity? Meta-analysis evidence on heterogeneity and statistical power, *Research Policy*, Volume 49, Issue 1, 2020, 103866.
- Van Deursen, A.J., J.A. van Dijk, and O. Peters (2015). Increasing inequalities in what we do online: a longitudinal cross sectional analysis of internet activities among the Dutch population (2010 to 2013) over gender, age, education, and income. *Telemat. Inform* 32 (2), 259-272.
- Van Reenen, J., N. Bloom, M. Draca, T. Kretschmer and R. Sadun (2010). *The Economic Impact of ICT*.
- Weber, M., and H. Rohracher (2012). Legitimizing research, technology and innovation policies for transformative change: Combining insights from innovation systems and multi-level perspective in a comprehensive 'failures' framework. *Research Policy* 41(6): 1037-1047.
- Zhu, C. (2019). Big Data as a Governance Mechanism. *Review of Financial Studies* 32(5), 2021-2061.
- Zolas, N., Z. Kroff, E. Brynjolfsson, K. McElheran, D. Beede, C. Buffington, N. Goldschlag, L. Foster and E. Dinlersoz (2020). Advanced technologies adoption and use by U.S. firms: Evidence from the annual business survey. *NBER Working Paper* 2829.



“De wetenschap dat het goed is.”

SEO Economisch Onderzoek doet onafhankelijk toegepast onderzoek in opdracht van overheid en bedrijfsleven. Ons onderzoek helpt onze opdrachtgevers bij het nemen van beslissingen. SEO Economisch Onderzoek is gelieerd aan de Universiteit van Amsterdam. Dat geeft ons zicht op de nieuwste wetenschappelijke methoden. We hebben geen winstoogmerk en investeren continu in het intellectueel kapitaal van de medewerkers via promotietrajecten, het uitbrengen van wetenschappelijke publicaties, kennisnetwerken en congresbezoek.

SEO-rapport 2021-105
ISBN 978-90-5220-153-5

Informatie & Disclaimer

SEO Economisch Onderzoek heeft op de verkregen informatie en data geen onderzoek uitgevoerd dat het karkater draagt van een accountantscontrole of due diligence. SEO is niet verantwoordelijk voor fouten of omissies in de verkregen informatie en data.

Copyright © 2020 SEO Amsterdam. Alles rechten voorbehouden. Het is geoorloofd gegevens uit dit rapport te gebruiken in artikelen, onderzoeken en collegesyllabi, mits daarbij de bron duidelijk en nauwkeurig wordt vermeld. Gegevens uit dit rapport mogen niet voor commerciële doeleinden gebruikt worden zonder voorafgaande toestemming van de auteur(s). Toestemming kan worden verkregen via secretariaat@seo.nl.