

De impact van technologie op beroepen. Het belang en de bruikbaarheid van impactscores en taakindices voor monitoring, analyses en projecties van de arbeidsmarkt

Laura Nurski, Sarah Vansteenkiste - Steunpunt Werk, KU Leuven

ABSTRACT

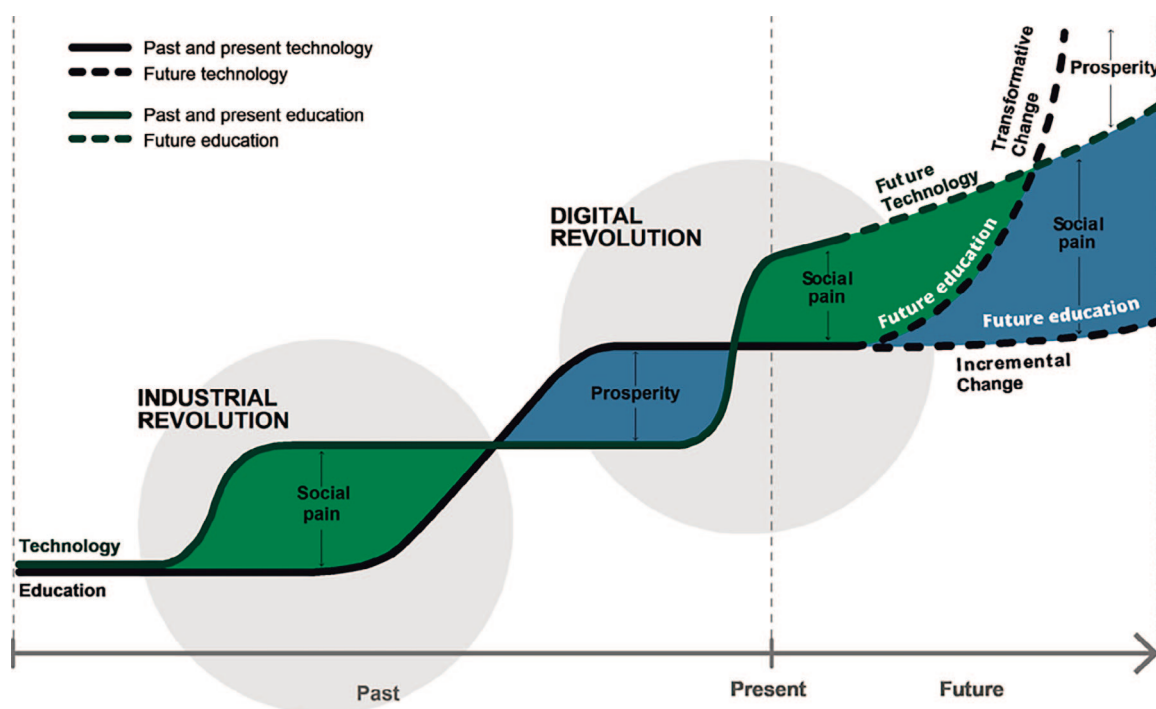
Doorheen de geschiedenis hebben technologische innovaties een impact gehad op de samenleving, maar ook op de arbeidsmarkt en het werk van mensen. Technologie wordt door sommigen gezien als een mogelijkheid om vooruitgang te creëren of conflicten of problemen op te lossen. Anderen ervaren technologie eerder als bedreigend, waarin het jobs kan doen veranderen of verloren gaan, en de ongelijkheid in de samenleving kan doen uitdiepen. Iets meer dan 10 jaar geleden, in 2013, publiceerden Frey en Osborne de eerste werkversie van hun paper waarin ze stelden dat 47% van de tewerkstelling in de VS bedreigd werd door automatisering (Frey & Osborne, 2017). Hoewel sindsdien gebleken is dat tewerkstelling in deze bedreigde beroepen niet is afgenomen, maar wel verder is toegenomen (Georgieff & Milanez, 2021), hebben deze auteurs de ontwikkeling van een hele reeks automatiseerbaarheidsscores in gang gezet. In dit artikel bekijken we verschillende types van deze technologische impactscores en beoordelen we de bruikbaarheid ervan voor monitoring, analyses en projecties van de arbeidsmarkt.

Een korte geschiedenis van het economisch denken over de impact van technologie op arbeid

De bezorgdheid over de impact van technologie op werk en tewerkstelling kent een lange geschiedenis, die teruggaat naar Adam Smith en de eerste industriële revolutie (zie bijvoorbeeld Frey, 2019). Typerend voor die periode is het verhaal van James Hargreaves (1720-1778), die een spinningswiel bouwde met acht spinnen, de zogenaamde Spinning Jenny, die zorgde voor een mechanisatie van textielbewerkingen. Het technologisch succes van zijn uitvinding had de keerzijde dat mensen zich ook bedreigd voelden in hun werk en socio-economische positie. Dit leidde tot opstand waarbij de Jenny's vernield werden en James Hargreaves diende te vluchten naar een andere stad. Bekijken we het in de meer recente periode van de derde industriële revolutie (of ook wel gekend als de digitale revolutie), dan typeerde de opkomst van de *Skill Biased Technological Change* (SBTC) theorie (Katz & Murphy, 1992) de dualiteit tussen technologie en bedreigende automatisering. Deze theorie stelt dat technologische verandering de productiviteit van hooggeschoolden meer verhoogt dan van kortgeschoolden, waardoor de vraag naar hooggeschoolde arbeid meer zou toenemen dan de vraag naar kortgeschoolde arbeid, en het loonverschil en de bijhorende ongelijkheid tussen beiden zou toenemen. Achter deze theorie ligt het idee dat de computer - toen de meest recente technologische innovatie - vooral complementair is aan het werk van hooggeschoolden.

Een belangrijke implicatie van de SBTC theorie was dat zoveel mogelijk mensen hogere studies zouden moeten aanvatten. De theorie belichaamde namelijk het idee van de 'Race between Education and Technology' (Goldin & Katz, 2008): zolang de vaardigheden van mensen 'voor' bleven op die van technologie, zouden de lonen toenemen en de ongelijkheid afnemen. Ook al is deze theorie tegenwoordig niet meer zo dominant, het idee leeft nog steeds in recente beleidspublicaties, zie **FIGUUR 1** (OECD, 2020).

FIGUUR 1 \ The race between technology and education



Bron: OECD (2020) geïnspireerd door The race between technology and education (Goldin & Katz, 2008)

De SBTC theorie was aanvankelijk populair omdat zij de toename in de vaardigheidspremie (de ratio van het loon van hooggeschoolden over kortgeschoolden) kon verklaren. Zij kon echter niet duiden waarom er op het einde van de vorige eeuw, naast een toename in hooggeschoolde jobs, ook een gestage afname in middengeschoolde werkgelegenheid werd opgetekend. In de Amerikaanse en Britse arbeidsmarkt ging dit gepaard met een toename in kortgeschoolde jobs en werd dit fenomeen *jobpolarisatie* genoemd (Goos & Manning, 2007). In Vlaanderen, België en verschillende andere Europese landen zagen we de kortgeschoolde tewerkstelling echter niet toenemen en is er dus eerder sprake van een *jobupgrading* waarbij middengeschoolde jobs afnemen ten voordele van hooggeschoolde jobs (Goos et al., 2009; Goos & Salomons, 2012; Herremans et al., 2015).

Als reactie op deze observatie moest de SBTC theorie bijgesteld worden. Computers maakten namelijk niet enkel hooggeschoolden meer productief, ze vervingen ook het werk van middengeschoolden. Dit leidde tot de ontwikkeling van de *Routine Biased Technological Change* (RBTC) theorie (Autor et al., 2003). Deze theorie stelt dat technologie vooral routinematige taken kan overnemen van mensen, en dit in mindere mate mogelijk is voor niet-routine (zowel cognitieve als manuele) taken. Routinetaken worden in deze theorie gedefinieerd als taken die men kan codificeren en specificeren in programmatische instructies die uitgevoerd kunnen worden door een computer.

Taken die niet codificeerbaar zijn, vereisen tacit knowledge¹ en ontsnappen daarmee - volgens de RBTC theorie - aan automatisatie. Aangezien middengeschoolde jobs veel routinetaken bevatten (onder andere bij productie- en kantoormedewerkers), verdwijnen deze jobs ten voordele van hooggeschoolde kennisberoepen enerzijds en kortgeschoolde dienstverlenende beroepen anderzijds.

Een belangrijke implicatie van de RBTC theorie voor arbeidsmarktbeleid, was om niet enkel meer te kijken naar het scholingsniveau van mensen, maar ook naar de taakinhoud van beroepen. Tewerkstelling in beroepen met veel routinematige taken zou afnemen, dus mensen moesten zich richten op werk - manueel of cognitief - dat niet-routinematig, en dus niet automatiseerbaar, was.

Typeren van beroepen via impactscores en taakindices

In het vorige onderdeel beschreven we hoe de focus meer is komen te liggen op de taakinhoud van beroepen wanneer de technologische impact op de arbeidsmarkt wordt nagegaan. Om per beroep een inschatting te maken van de impact van nieuwe technologieën op haar tewerkstelling en lonen, wordt gebruik gemaakt van twee benaderingen die een typologie van beroepen weergeven: taakindices en impactscores. In dit onderdeel gaan we dieper in op deze twee benaderingen.

Om de afname van tewerkstelling in routineuze jobs te verklaren, werd in de RBTC theorie gekeken naar de onderliggende taken binnen een job. Dit 'taakmodel' van de arbeidsmarkt (Autor, 2013) vertrekt van het idee dat een productiefunctie bestaat uit een aantal taken die kunnen toegewezen worden aan arbeid enerzijds en aan kapitaal anderzijds. Automatisatie is dan het verhuizen van taken van arbeid naar kapitaal en sommige taken zijn hier meer vatbaar voor dan anderen omwille van technologische innovaties. Het taakmodel kan niet enkel gebruikt worden om technologische impact in kaart te brengen, maar ook organisatorische veranderingen in jobs, zoals de mate waarin een job vatbaar is voor offshoring (dit is het verplaatsen van lokale werkzaamheden naar het buitenland) (Autor & Dorn, 2013) of telewerkbaar is (Sostero et al., 2020). In deze bijdrage richten we ons enkel op het in kaart brengen van technologische impact.

Het taakmodel heeft geleid tot twee verschillende maar gerelateerde benaderingen voor het typeren van beroepen: *multidimensionale taakindices* en *unidimensionale impactscores*. *Taakindices* typeren een beroep aan de hand van meerdere schalen met betrekking tot de taakkenmerken van dat beroep. Het meest gekende voorbeeld is de opdeling tussen het aandeel cognitieve en manuele taken enerzijds en routine en niet-routine taken anderzijds, zoals we in **FIGUUR 2** weergeven (Acemoglu & Autor, 2011; Autor et al., 2003; Autor & Dorn, 2013). In het voorbeeld van Autor et al. (2003) - gebaseerd op taakbeschrijvingen per beroep - worden de aandelen van de verschillende types taken uitgedrukt in procenten van het totale takenpakket zodat ze sommeren tot 1. In het voorbeeld van Fernández-Macías en Bisello (2022) - gebaseerd op gemiddelde antwoorden van respondenten per beroep in surveys - worden de indices genormaliseerd tussen 0 en 1. Bij taakindices heb je dus steeds meerdere schalen nodig om een beroep te kunnen typeren. *Impactscores* daarentegen brengen de impact van één specifieke technologische verandering op beroepen in kaart, en dit via een ééndimensionale score. Vaak vertrekken onderzoekers hiervoor ook van de onderliggende taken, zoals bij de taakindices, maar berekenen ze op het niveau van een beroep één impactscore (**FIGUUR 2**). Gekende voorbeelden hiervan zijn het beroepsmatige automatisatierisico (Frey & Osborne, 2017; Lassébie & Quintini, 2022), de geschiktheid voor machinaal leren (Brynjolfsson et al., 2018), de blootstelling aan AI (Eloundou et al., 2023; Felten et al., 2021, 2023; Tolan et al., 2021), de blootstelling aan robots, software en AI (Webb, 2020), de telewerkbaarheid (Sostero et al., 2020) en de offshorability (Autor & Dorn, 2013). Omdat impactscores voornamelijk relatief zijn (welk beroep wordt meer of minder geïmpacteerd), worden deze scores gewoonlijk genormaliseerd tussen 0 en 1 of uitgedrukt in percentielen.

¹ 'Tacit knowledge' is impliciete kennis die je opgedaan hebt door ervaring, maar die je moeilijk formeel kan beschrijven en daardoor moeilijk kan overbrengen naar andere mensen of naar computerprogramma's.

FIGUUR 2 \ taakindices en impactscores

Taakindices					Impactscores		
Bv Autor et al (2003)					Bv Frey & Osborne (2017)		
Beroep	Cognitief - routine taken	Cognitief - niet-routine taken	Manueel - routine taken	Manueel - niet-routine taken	Beroep	Automatiseerbaarheid	
Beroep 1					Beroep 1		
Beroep 2					Beroep 2		
Beroep 3					Beroep 3		
...					...		
Bv (Fernández-Macías & Bisello, 2022)					Bv Felten et al. (2021)		
Beroep	Fysieke taken	Intellectuele taken	Sociale taken	Methoden	Middelen	Beroep	Blootstelling aan AI
Beroep 1						Beroep 1	
Beroep 2						Beroep 2	
Beroep 3						Beroep 3	
...						...	

Bron: Eigen figuur

Tussen het niveau van taakindices en impactscores ligt de mediërende factor van technologische ontwikkeling (**FIGUUR 2**). Eenzelfde taakinhoud met eenzelfde mate van routinewerk kan volgens huidige technologie niet automatiseerbaar zijn, maar wel in de toekomst, mits nieuwe technologische vooruitgang. **FIGUUR 3** toont bijvoorbeeld een aantal voorspellingen met betrekking tot de automatiseerbaarheid van specifieke taken uit 2003 (Autor et al., 2003). Meteen valt op dat toenmalige niet-routine, cognitieve taken zoals medische diagnosestelling en juridisch schrijven - die in 2003 nog niet automatiseerbaar waren met computers - met de huidige ontwikkelingen in artificiële intelligentie wél geïmpacteerd zijn.

FIGUUR 3 \ Ondertussen achterhaalde voorspellingen uit 2003 voor de automatiseerbaarheid van taken

Voorspellingen van het taakmodel voor de impact van computers op vier categorieën van taken		
	ROUTINE TAKEN	NIET-ROUTINE TAKEN
ANALYTISCHE EN INTERACTIEVE TAKEN		
Voorbeelden	Dossierbeheer Berekeningen Repetitieve klantendienst (bv. loketbediende)	Hypothesen vormen/testen Medische diagnose Juridisch schrijven Overtuigen/verkopen Aansturen van mensen
Impact van computer (in 2003)	Substantiële substitutie	Sterke complementariteit
MANUELE TAKEN		
Voorbeelden	Plukken en sorteren Repetitieve assemblage	Schoonmaken Rijden met vrachtwagen
Impact van computer (in 2003)	Substantiële substitutie	Beperkte mogelijkheden voor substitutie of complementariteit

Bron: Autor et al. (2003, pg 1286) - eigen vertaling

Verschillende keuzes in het opbouwen van impactscores op beroepsniveau

De taakindices of impactscores helpen dus om beroepen te typeren en om in kaart te brengen welke impact onder andere technologie kan hebben. Als we de literatuur doornemen, blijkt echter dat taakindices en impactscores op verschillende manieren worden opgebouwd. Er zijn dan ook verschillende keuzes die gemaakt kunnen worden om taakindices of impactscores te gaan afbakenen. In dit onderdeel zoomen we hier verder op in. We bekijken op basis van een literatuurstudie de inhoudelijke en methodologische keuzes die verschillende auteurs nemen om tot hun impactscores te komen. We maakten deze selectie van auteurs aan de hand van drie criteria: (1) we kozen auteurs die vaak geciteerd werden; (2) we kozen impactscores die origineel waren en niet slechts een toepassing waren van eerdere scores en; (3) we gaven de voorkeur aan scores die door een proces van peer review gegaan zijn. Een overzicht van de keuzes per auteurs geven we weer in **TABEL 1**. In **FIGUUR 4** geven we deze keuzes schematisch weer.

Ten eerste verschillen de auteurs in welke technologie ze bestuderen. Sommigen focussen op specifieke technologieën zoals robots, machinaal leren, of generatieve artificiële intelligentie. Anderen kijken meer holistisch naar het automatiseringspotentieel los van de specifieke technologie. Bijkomend variëren auteurs ook of ze zich uitspreken over automatisatie versus blootstelling. Sommige auteurs bekijken expliciet het automatisatierisico terwijl anderen enkel de blootstelling aan technologie bekijken en agnostisch blijven over de vraag of technologie vervangend of complementair zal zijn. Het onderzoek van Autor, Chin, Salomons en Seegmiller (2022) is voorlopig het enige dat zowel de kans op automatisatie (substitutie) opneemt als op augmentatie (complementariteit).

Ten tweede is er de keuze over welke bron te gebruiken om de taakinhoud van beroepen mee af te bakenen. Er zijn drie soorten bronnen om de taakinhoud van beroepen in kaart te brengen: (1) databases met jobbeschrijvingen opgemaakt door experts, (2) data uit enquêtes bij werkenden of (3) vacatureteksten. Voor de eerste optie is de Amerikaanse O*NET database veruit de meest gebruikte bron. Deze bron heeft als voordeel dat hij per beroep zeer uitgebreid de bijhorende taken, vaardigheden, werkcontexten en vereiste kwalificaties beschrijft. Het nadeel is dat deze bron specifiek voor de Amerikaanse context opgesteld is en alle jobs binnen een beroep als uniform beschouwd (Lassébie & Quintini, 2022). Voor de tweede optie zijn een aantal enquêtes beschikbaar zoals de PIAAC, EWCS, EJSS en de 2022 ad-hoc module van EAK/LFS (Bisello et al., 2021). Voor de derde optie is de grootste private vacaturedatabase op internationale schaal diegene van Lightcast. In Vlaanderen is er de vacature database van VDAB.

Ten derde verschillen auteurs ook in de bron die ze gebruiken voor het inschatten van de mogelijke impact van technologie op taken en jobs. Er zijn vijf opties die ingezet worden: (1) het oordeel van experts, (2) het oordeel van het brede publiek via crowdsourcing platformen, (3) het oordeel van algoritmes, (4) patentteksten die nieuwe technologische uitvindingen beschrijven of (5) publieke benchmarks van specifieke technologische prestaties, zoals die van de Electronic Frontier Foundation (EFF) AI Progress Measurement².

Ten vierde zijn auteurs uiteenlopend over het analyseniveau dat ze hanteren om de impact op het beroep mee in te schatten. Ook al wordt de impact steeds geaggregeerd tot op het niveau van het beroep, de impactanalyse zelf kan gebeuren op het niveau van de job als geheel, van de onderliggende taken individueel of van de benodigde vaardigheden voor het uitvoeren van deze taken.

¹ <https://www.eff.org/ai/metrics>

Bij wijze van illustratie, lichten we het onderzoek van Frey en Osborne (2017) uit om aan te tonen welke keuzes zij maakten om hun beroepenimpactscores op te stellen. De economisch historicus Carl Frey en zijn collega Michael Osborne, professor in machinaal leren, zijn toonaangevend geweest met hun onderzoek vanaf het begin van de 21ste eeuw. Volgens de toenmalige staat van ontwikkeling stelden de auteurs dat er drie type taken waren die nog steeds een bottleneck vormden voor automatisatie: perceptie en manipulatie, creativiteit en sociale intelligentie. Ze brachten de taakhoud van beroepen over deze drie dimensies in kaart aan de hand van variabelen in de O*NET, een online database met jobbeschrijvingen ontwikkeld en onderhouden door de US Department of Labor. De auteurs lieten eerst experts handmatig zeventig beroepen labelen als wel of niet 'automatiseerbaar' en trainden een classificatiealgoritme op deze gelabelde beroepen met de O*NET parameters als verklarende variabelen. Het getrainde classificatiealgoritme berekende vervolgens een automatisatiekans tussen 0 en 1 voor alle 702 beroepen in de dataset. Deze automatisatiekansen werden dus gedefinieerd op het niveau van het hele beroep en brachten de ondertussen fameuze 47% automatiseerbaarheid van Amerikaanse tewerkstelling voort. In 2016 paste de Hoge Raad voor de Werkgelegenheid dezelfde methodologie toe op Belgische data. De schatting voor België viel wat lager uit, met 39% van de werkgelegenheid die automatiseerbaar zou zijn (Hoge Raad voor de Werkgelegenheid, 2016).

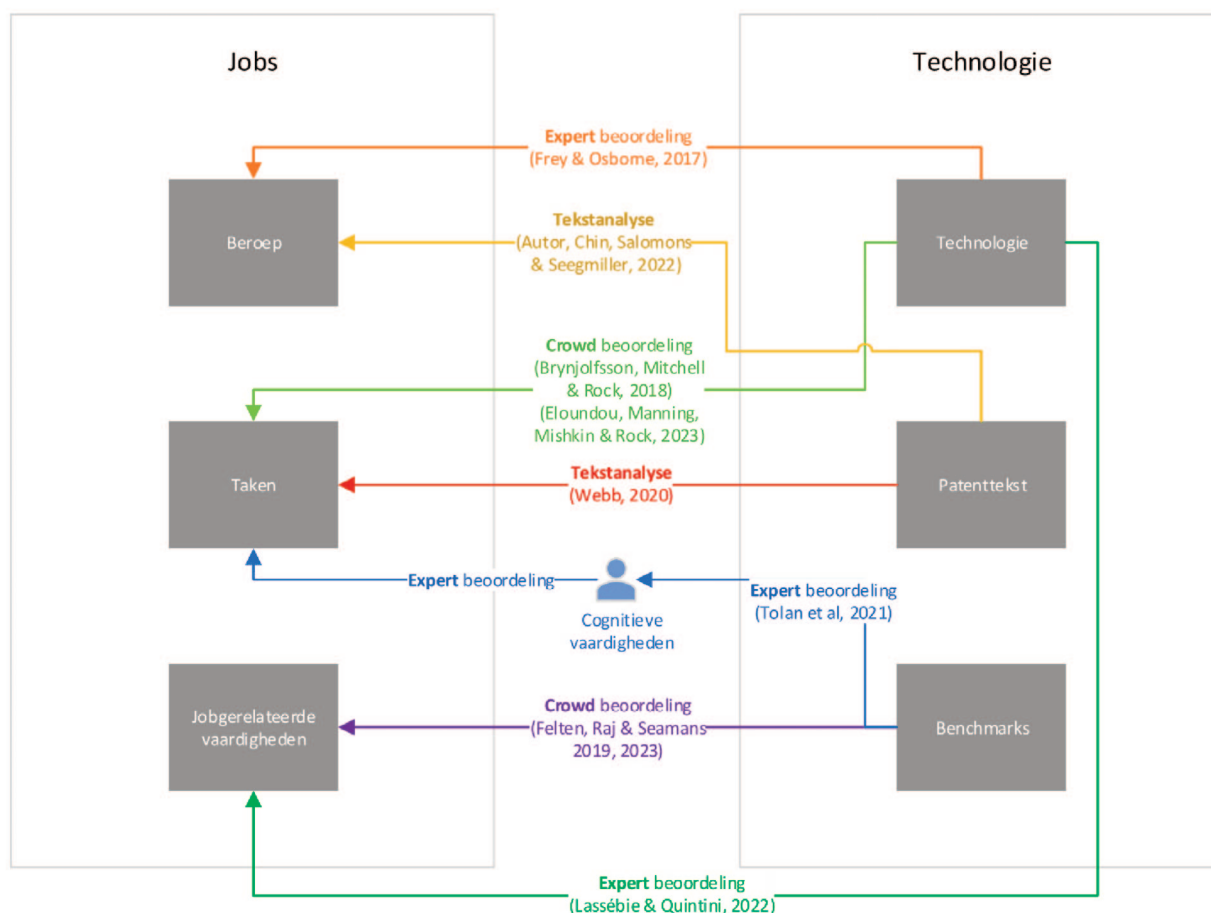
TABEL 1 \ Inhoudelijke en methodologische keuzes voor impactscores van verschillende auteurs

	Technologie	Automatisatie of blootstelling	Bron voor taakhoud van beroepen	Bron voor technologische mogelijkheden	Analyse-niveau
Frey & Osborne (2017)	Machine Learning & robots	Automatisatie	Jobbeschrijvingen (O*NET)	Experts	Beroep
Brynjolfsson, Mitchel & Rock (2018)	Machine Learning	Blootstelling	Jobbeschrijvingen (O*NET)	Crowdsourcing	Taken
Felten, Raj & Seamans (2021, 2023)	AI & genAI	Blootstelling	Jobbeschrijvingen (O*NET)	Benchmarks	Vaardigheden
Webb (2020)	Robots, software en AI*	Blootstelling	Jobbeschrijvingen (O*NET)	Patenten	Taken
Tolan (2021)	AI	Blootstelling	Bevragingen (EWCS, PIAAC) + O*NET	Benchmarks	Vaardigheden
Lassébie & Quintini (2022)	Allerlei	Automatisatie	Jobbeschrijvingen (O*NET)	Experts	Vaardigheden
Autor, Chin, Salomons & Seegmiller (2022)	Allerlei	Automatisatie & augmentatie	Jobbeschrijvingen (DOT*)	Patenten	Beroep
Eloundou, Manning, Mishkin & Rock (2023)	Large Language Modelling	Blootstelling	Jobbeschrijvingen (O*NET)	Experts + AI	Taken

Noot: * Methodologie toepasbaar op allerlei technologieën, maar scores zijn berekend en publiek voor deze drie. + DOT is de voorloper van O*NET

Bron: Eigen tabel

FIGUUR 4 \ Methodologische keuzes bij het maken van impactscores van verschillende auteurs



Bron: Eigen figuur

De voorspellende kracht van beroepenscores voor arbeidsmarktevoluties

Het vorige onderdeel leert dat beroepenscores op verschillende manieren kunnen opgebouwd worden. Toch hebben ze allen hetzelfde doel: een inschatting maken van de mogelijke toekomstige impact van nieuwe technologieën op tewerkstelling en lonen binnen beroepen op de arbeidsmarkt. Zijn deze beroepenscores effectief voorspellend voor arbeidsmarktevoluties? We bekijken dit van naderbij.

De beroepenscores maken aan zich steeds een *theoretische* inschatting van de technologische impact op de arbeidsmarkt, gebaseerd op de wetenschappelijke doorbraken, patenten en benchmarks en potentiële toepassing daarvan op menselijke taken. De *effectieve* impact, of de uiteindelijke automatisatie, is echter ook een functie van allerlei keuzes op organisationeel en institutioneel niveau die niet gecaptureerd zijn in deze scores. Gegeven hun toekomstgerichtheid is het niet evident om deze impactscores op een kwantitatieve manier te valideren.

Slechts enkele papers uit ons overzicht in het vorige onderdeel (**TABEL 1**) wagen zich aan een beoordeling van de verklarende kracht van hun scores voor de recente evolutie in tewerkstelling, lonen of vacatures. De methode van Webb (2020) loont zich daarvoor het meest.

Omdat zijn methode gebaseerd is op een lange geschiedenis van patentteksten, kan hij ze retrospectief toepassen op eerdere technologieën zoals software en robots waarvoor hij een langere geschiedenis aan arbeidsmarkt data kan gebruiken. Zo vindt hij zowel voor robots als voor software dat een hogere blootstelling aan deze technologie op beroepsniveau gepaard gaat met een afname in tewerkstelling en een lagere groei in lonen voor de periode 1980-2010. Hoewel hij zijn AI score dus nog niet kan valideren, geven de eerdere analyses wel vertrouwen dat de scores iets kunnen zeggen over de toekomst.

Autor et al. (2022) maken net zoals Webb (2020) gebruik van patentteksten en kunnen daarom ook een langere geschiedenis van eerdere technologieën en hun impact op tewerkstelling analyseren. Voor de periode 1940 - 2018 vinden zij op het niveau van beroepen binnen sectoren het volgende: 10% meer blootstelling aan automatisatie-technologie gaat gepaard met een significante afname in tewerkstellingsgroei (-0,23%) terwijl 10% meer blootstelling aan augmentatie-technologie gepaard gaat met een significante toename in tewerkstellingsgroei (+0,15%).

Felten et al. (2021) vinden dat hun AI blootstelling score per beroepsgroep significant positief gecorreleerd is met de vermelding van gezochte AI vaardigheden in vacatures (en dus aanwervingen) voor deze beroepen. Een aparte groep onderzoekers (Acemoglu et al., 2022) vindt voor zowel de Felten et al. (2021) als de Webb (2020) methodologie, dat ondernemingen met een hoge blootstelling aan AI³ méér vacatures posten met AI vaardigheden, minder niet-AI-vacatures en minder vacatures in totaal. Op het niveau van hele beroepsgroepen of industrieën zijn deze effecten echter (nog) niet zichtbaar.

In 2021 bracht de OESO ook een studie uit getiteld "What happened to jobs at risk of automation?" (Georgieff & Milanez, 2021). Deze studie relateerde de evolutie in tewerkstelling per beroep en land in de periode 2012-2019 aan het automatisatierisico van Nedelkoska en Quintini (2018), die een verfijning was van de score van Frey en Osborne (2017). Dit automatisatierisico was gebaseerd op een inschatting van de technologische mogelijkheden en jobinhouden uit 2010 en kon dus gebruikt worden als verklarende variabele voor de evolutie in tewerkstelling in de daaropvolgende jaren. Deze studie toont dat binnen de OESO landen de meeste beroepen met een hoge risicoscore geen of slechts beperkte afnames zagen in tewerkstelling in dat land. De meeste van deze beroepen groeiden zelfs in tewerkstelling, maar gemiddeld groeiden de hoge-risico-beroepen minder snel dan de lage-risico-beroepen (6% versus 18% groei).

Ten slotte benadrukken verschillende auteurs dat de meeste beroepen niet volledig geautomatiseerd kunnen worden, zij bestaan namelijk uit een mix van - volgens de huidige technologie - automatiseerbare en niet-automatiseerbare taken en vaardigheden. Hierdoor zullen zelfs beroepen met een hoge blootstelling aan bepaalde automatisatietechnologieën toch niet helemaal verdwijnen. Er zal eerder een verschuiving van de taakinhoud plaatsvinden waardoor enerzijds de werkorganisatie zal aangepast moeten worden en anderzijds mensen in deze beroepen ook nieuwe vaardigheden nodig zullen hebben (Gmyrek et al., 2023; Lassébie & Quintini, 2022).

Richting een relevant taakmodel voor het monitoren van de Vlaamse arbeidsmarkt

In het vorige onderdeel gaven we een aantal aandachtspunten mee bij het gebruiken van beroepenscores om de impact van technologie na te gaan. Hoe kunnen we deze beroepenscores nu inzetten voor de monitoring in Vlaamse context? We geven hiervoor een eerste aanzet in dit onderdeel. We bekijken welk taakmodel opgezet zou kunnen worden voor Vlaanderen.

³ Hiermee bedoelen ze dat deze ondernemingen jobs bevatten met taken die vatbaar zijn voor AI.

Idealiter zou voor ons één allesomvattend taakmodel - met meerdere taakindices - gebruikt worden als startbasis om meerdere technologische of organisatorische impactscores op te berekenen. Dit zou een stabiele basis geven voor het opvolgen van zowel jobinhoud (het taakmodel) als technologische of organisatorische impact (de impactscores).

Het meest uitgebreide taakmodel in de literatuur is op dit moment de 'taxonomy of tasks' van Fernández-Macías en Bisello (2022). Zij delen hun taakmodel op in 3 categorieën: werkinhoud gelinkt aan het productief transformatieproces - ofwel de productiestructuur - (fysieke taken, intellectuele taken en sociale taken), werkmethode gelinkt aan de organisatie van het werk - ofwel de besturingsstructuur - (autonomie, teamwerk en routine) en werkmiddelen (analoge en digitale middelen). Het model werd al gebruikt om de impact van artificiële intelligentie te beoordelen (Tolan et al., 2021) en ook om aan te tonen dat - hoewel tewerkstelling in de meest routinematige jobs afneemt - de routine-intensiteit van alle jobs net toeneemt (Fernández-Macías et al., 2022). De auteurs ontwikkelden ook een 'Skill-Task dictionary'⁴ dat vaardigheden en taken linkt aan elkaar, om zo bijvoorbeeld jobs te classificeren aan de hand van gevraagde vaardigheden uit online vacatures (Sostero & Fernández-Macías, 2021).

Een voordeel van dit model is dat de routine-intensiteit van een job als een kenmerk van de gekozen werkmethode beschouwd wordt, niet als een inherent kenmerk van het transformatieproces dat de taken genereert. Hierdoor is dit model minder technologisch-deterministisch dan andere taakmodellen. Als routine-intensiteit een gevolg is van keuzes in de organisatie van het werk, dan volgt daaruit dat automatisatie geen deterministisch pad volgt en dat menselijke keuzes de toekomst van werk vormgeven. Mogelijk het grootste voordeel voor Vlaanderen en België is dat de auteurs van de 'taxonomy of tasks', Fernández-Macías en Bisello, tewerkgesteld zijn bij Europese instellingen (respectievelijk het Joint Research Centre van de Europese Commissie en Eurofound). Hierdoor zijn recente statistische ontwikkelingen op Europees niveau ook gebaseerd op dit taakmodel. Het meest relevante voorbeeld is de laatste ad-hoc module over jobvaardigheden bij de Enquête naar de Arbeidskrachten (EAK), die gecoördineerd wordt met de Europese Labour Force Survey. De extra vragen in deze ad-hoc module zijn gebaseerd op het bovenstaande taakmodel en peilen naar fysieke, intellectuele en sociale taken; autonomie, repetitiviteit en standaardisatie (als twee deelaspecten van routine); en digitale middelen. Met deze module werden in 2022 ruim 15 600 Belgen bevestigd. In het verleden werden sommige ad-hoc modules herhaaldelijk afgenomen, maar voor deze module is nog niet bekend of en wanneer deze herhaald zou worden. In de bijdrage van Nurski en Vansteenkiste (2024) verder in dit Over.Werk nummer maken we op basis van deze module een uitgebreide analyse over taken en jobinhoud van beroepen in Vlaanderen.

Richting relevante impactscores voor het monitoren van de Vlaams arbeidsmarkt

Vervolgens bakenen we ook af hoe goede impactscores er voor de monitoring van beroepen in Vlaanderen volgens ons dienen uit te zien. Om hiertoe te komen, baseren we ons op eigen conclusies uit de inzichten die we in de vorige onderdelen hebben naar voor gebracht.

Allereerst zou een goede impactscore idealiter variatie van technologische mogelijkheden doorheen de tijd toelaten, zodat correlaties met andere tijdreeksen (tewerkstelling, lonen, enzoverder) berekend kunnen worden. Hiervoor lijkt een experteninschatting van technologische mogelijkheden minder geschikt omdat het consulteren van de deskundigen dan regelmatig opnieuw moet gebeuren. Methoden die gebruik maken van patentteksten of benchmarks kunnen wel regelmatig aan lage kost geüpdatet worden en stellen we daarvoor sterker voorop.

⁴ Beschikbaar hier: <https://zenodo.org/record/6488230>

Ten tweede, zou er idealiter ook variatie van jobinhoud binnen beroepen mogelijk zijn. Hetzelfde beroep kan bij twee organisaties een verschillende jobinhoud hebben om meerdere redenen: de organisatie kan één type of meerdere type van klanten behandelen, de werkverdeling kan functioneel of order-gebaseerd zijn, de omgeving van de organisatie kan stabiel of volatiel zijn, de leidinggevende kan meer of minder sturend zijn, enzoverder. Om dit in kaart te brengen zijn bevragingen meer geschikt dan vacatureteksten die op hun beurt dan weer geschikter zijn dan statische jobbeschrijvingen in databases zoals O*NET. Bevragingen hebben het voordeel dat ze bij voldoende grote steekproef meerdere observaties per beroep geven. Vacatures doen dat ook, maar enkel voor de net gecreëerde jobopeningen, niet voor reeds ingevulde jobs. Ze geven in tegenstelling tot bevragingen dus minder goed zicht op de reeds ingevulde beroepen en jobs. Databases als O*NET hebben dan weer slechts één datapunt per beroep en geven daarmee de gemiddelde jobinhoud van een beroep weer, wat minder sterk is dan bevragingen of vacatures. Bevragingen hebben tegenover het gebruik van vacatures of databases wel het nadeel dat ze tijds- en kostenintensief zijn. Deze afwegingen dienen dan ook gemaakt te worden.

Ten derde is voldoende detail in uitspraken ook een relevant criterium voor een goede beroepenscore. Voor ons staat dit gelijk met beschikbaarheid op een voldoende laag digit niveau. Dan gaat het om scores die beschikbaar zouden dienen te zijn op het niveau van ISCO 3-digit, en liefst zelfs 4-digit.

Ten vierde is een relevant kenmerk dat de impactscore niet zozeer 'agnostisch' is over de impact op werk, maar probeert in te schatten of een bepaalde technologie voor een bepaalde taak vervangend of complementair is aan de mens. Voorlopig zijn de enige scores die hieraan voldoen, de automatisatie- en augmentatie-scores van Autor et al. (2022). Deze zijn op datum van dit schrijven echter nog niet publiek gemaakt.

Ten vijfde is robuustheid en voorspellende kracht een belangrijk criterium. De ultieme validatie van een impactscore komt uiteraard uit zijn voorspellende kracht. De ideale impactscore zou daarom effectieve trends in tewerkstelling per beroep moeten kunnen voorspellen met een zekere mate van precisie en betrouwbaarheid. Een proces van peer review kan daarbij helpen om de wetenschappelijke kwaliteit te waarborgen.

In **TABEL 2** gaan we na welke impactscores voldoen aan deze vereisten. We constateren dat voorlopig geen enkele voldoet aan al onze wensen. Als gulden middenweg stellen we daarom een selectie van scores voorop die de monitoring kan helpen ondersteunen van de impact van technologie op beroepen in Vlaanderen:

- De *AI & genAI scores* van Felten, Raj en Seamans (2021, 2023) omdat zij met hun methodologie snel kunnen inspringen op de meest recente technologische ontwikkelingen en reeds door een peer review proces gegaan zijn. Zij koppelen publiek beschikbare technologie-benchmarks aan vaardigheden binnen beroepen in de O*NET database. Naarmate de technologie-benchmarks voortschrijden en jobbeschrijvingen vernieuwd worden, kan ook hun score in principe herberekend worden.
- De *AI score* van Tolan et al. (2021) omdat zij variatie binnen beroepen toelaten, ook reeds door peer review gegaan zijn én gebaseerd zijn op ons geprefereerde taakmodel (Fernández-Macías & Bisello, 2022). Deze score gebruikt data uit de EWCS en PIAAC bevragingen en de O*NET database. Hierdoor hebben zij meerdere observaties per beroep én kan de score herberekend worden bij nieuwe golven van bevragingen.
- De *(AI,) software en robot score* van Webb (2020) omdat hij de enige is die verder dan AI kijkt, naar technologieën die ook kortgeschoolde beroepen impacteren. Deze auteur linkt patentteksten via tekstanalyse aan jobbeschrijvingen om zo de blootstelling van beroepen aan verschillende technologieën te berekenen. Hij past zijn methodologie toe op twee oudere technologieën (software en robots) en één nieuwe technologie (AI). Dat laat interessante vergelijkingen toe over deze technologieën.

- De *telewerkbaarheidsscore* van Sostero et al (2020) nemen we als enige 'organisatorische' impactscore mee, omdat deze bij toekomstige epidemieën als enige iets over lockdown effecten kan zeggen. Deze auteurs vertrekken van het taakmodel van Fernández-Macías en Bisello (2022) hierboven en beschouwen de fysieke taken binnen een job als niet 'telewerkbaar'. Van zodra een drempelwaarde aan fysieke taken overschreden wordt, wordt de hele job als niet-telewerkbaar beschouwd.

TABEL 2 \ Vereisten voor ideale impactscore

	Exogene technologische variatie	Variatie binnen beroepen	ISCO niveau* dat publiek beschikbaar is	Richtinggevend	Peer review
Frey & Osborne (2017)	-	-	4 digit	✓	✓
Brynjolfsson, Mitchel & Rock (2018)	-	-	4 digit	-	-
Felten, Raj & Seamans (2021, 2023)	✓✓	-	4 digit	-	✓
Webb (2020)	✓	-	4 digit	-	Bezig?
Tolan et al (2021)	✓	✓	3 digit	-	✓
Lassébie & Quintini (2022)	-	-	2 digit	✓	-
Autor, Chin, Salomons & Seegmiller (2022)	✓	-	Nog niet beschikbaar	✓	Bezig
Eloundou, Manning, Mishkin & Rock (2023)	-	-	Nog niet beschikbaar	-	-

Noot: * Scores die beschikbaar zijn op SOC 6- of 8-digit beschouwen we als voldoende gedetailleerd om te transformeren naar ISCO 4-digit

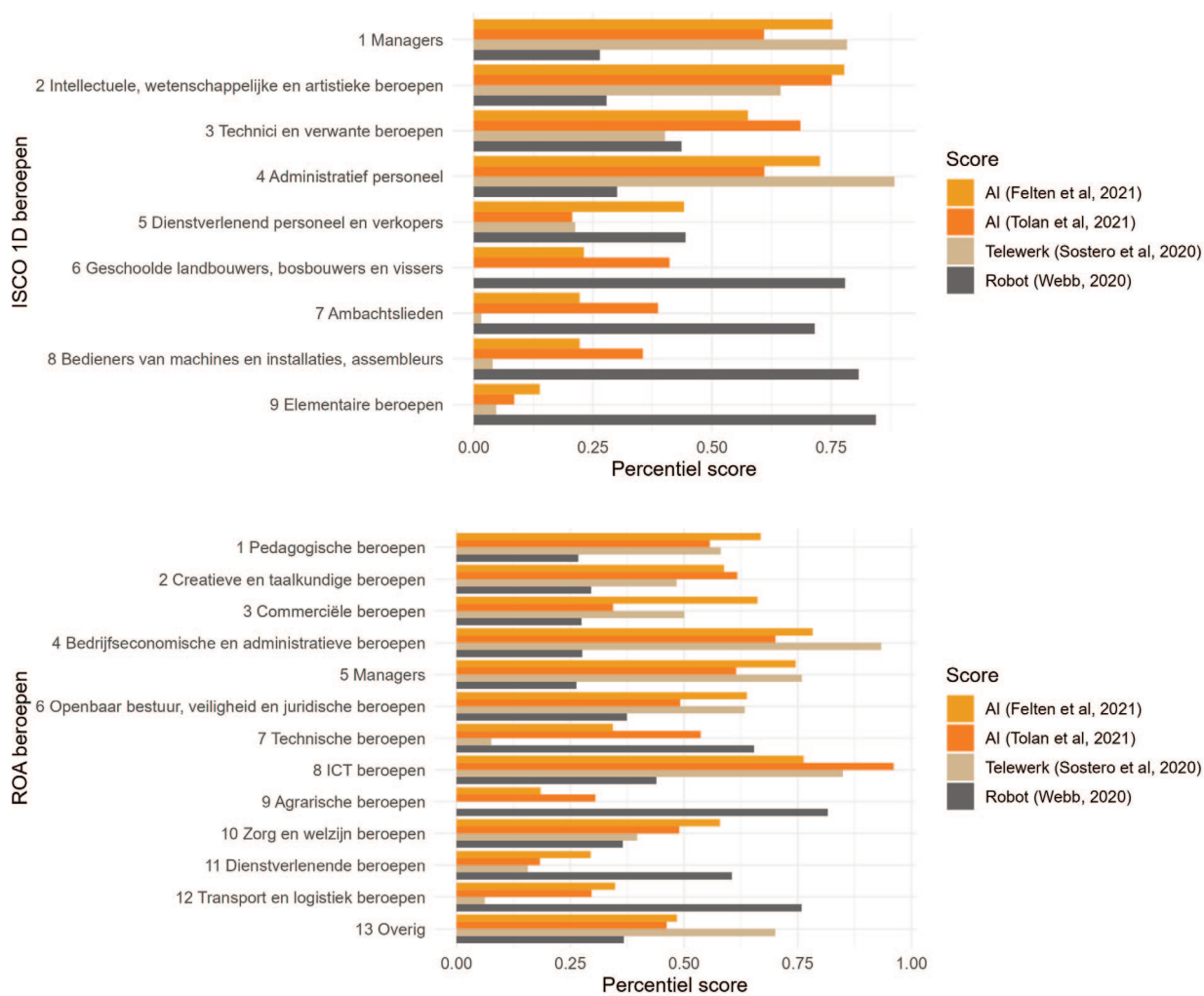
Een eerste blik op de Vlaamse arbeidsmarkt door de lens van deze impactscores

De ontluikende consensus in de literatuur is dat de theoretische impact van AI groter is in hooggeschoolde beroepen of beroepen met hoge lonen (Felten et al. 2021 & 2023; Tolan et al. 2021; Webb 2020), en dit in tegenstelling tot eerdere automatisatietechnologieën zoals robots en software die eerder laag- of middengeschoolde arbeid impacteerden (Webb 2020). De enige uitzondering hierop is de SML score van Brynjolfsson et al. (2018), die een redelijk constante impact vinden van AI over de loonsverdeling.

Onze selectie van impactscores schetst de dualiteit van de technologische impact op de arbeidsmarkt (zie **FIGUUR 5**). De 'hogere' beroepen in de ISCO classificatie zijn zeer telewerkbaar en slechts minimaal geïmpacteerd door robotisering. Zij zijn wel in grotere mate blootgesteld aan AI volgens de methodes van Tolan et al. (2021) en Felten et al. (2021, 2023). De 'lagere' beroepen in de ISCO classificatie zijn daarentegen sterk onderhevig aan robotisering en computerisering en zo goed als niet telewerkbaar. De middelste beroepsgroep (dienstverlenend personeel en verkopers) wordt verhoudingsgewijs gemiddeld weinig geïmpacteerd door bovenstaande technologische en organisatorische veranderingen. We zien een gelijkaardige afruil tussen robotisering en telewerkbaarheid als we de ROA-beroepenindeling gebruiken. Technische, logistieke, agrarische en dienstverlenende beroepen zijn vatbaarder voor robotisering en zijn tegelijkertijd weinig tot niet telewerkbaar. In contrast zijn pedagogische, creatieve, commerciële, administratieve en coördinerende beroepen eerder weinig vatbaar voor robotisering, maar wél telewerkbaar. In deze beroepenindeling zien we blootstelling aan AI in nagenoeg elke beroepsklasse, met de hoogste waarden in ICT en administratieve beroepen en de laagste in dienstverlenende, logistieke en agrarische beroepen.

Over commerciële beroepen zijn de twee AI-scores het oneens: Felten et al. (2021) die naar vaardigheden kijken schatten de blootstelling een pak hoger in dan Tolan et al. (2021) die naar taakinhoud kijken. In toekomstig werk bekijken we de toepassing van impactscores en taakindices op de Vlaamse tewerkstelling naar beroepen.

FIGUUR 5 \ Gekozen impactscores naar ISCO 1-digitaal en ROA 1-digitaal beroepen



Bron: Eigen bewerking en compilatie van Felten et al. (2021), Sostero et al. (2020), Tolan et al. (2021) en Webb (2020)

BIBLIOGRAFIE

- Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Chapter 12 - Skills, tasks and technologies: implications for employment and earnings. In Card, D., & Ashenfelter, O., (Red.), *Handbook of Labor Economics* (Vol. 4, pp. 1043-1171). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5)
- Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., & Restrepo, P. (2022). Artificial intelligence and jobs: evidence from online vacancies. *Journal of Labor Economics*, 40(S1), S293-S340. <https://doi.org/10.1086/718327>
- Autor, D. (2013). The “task approach” to labor markets: an overview. *Journal for Labour Market Research*, 46(3), Article 3. <https://doi.org/10.1007/s12651-013-0128-z>
- Autor, D., Chin, C., Salomons, A. M., & Seegmiller, B. (2022). *New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940-2018* (Working Paper 30389). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w30389>
- Autor, D., & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. *American Economic Review*, 103(5), 1553-1597. <https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553>
- Autor, D., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: an empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333.
- Bisello, M., Fana, M., Fernández-Macías, E., & Pérez, S. T. (2021). *A comprehensive European database of tasks indices for socio-economic research* (JRC124124; JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology). European Commission.
- Brynjolfsson, E., Mitchell, T., & Rock, D. (2018). What can machines learn, and what does it mean for occupations and the economy? *AEA Papers and Proceedings*, 108, 43-47. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181019>
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). *GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models* (arXiv:2303.10130). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10130>
- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195-2217. <https://doi.org/10.1002/smj.3286>
- Felten, E. W., Raj, M., & Seamans, R. (2023). *Occupational Heterogeneity in Exposure to Generative AI* (SSRN Scholarly Paper 4414065). <https://doi.org/10.2139/ssrn.4414065>
- Fernández-Macías, E., & Bisello, M. (2022). A comprehensive taxonomy of tasks for assessing the impact of new technologies on work. *Social Indicators Research*, 159(2), 821-841. <https://doi.org/10.1007/s11205-021-02768-7>
- Fernández-Macías, E., Bisello, M., Peruffo, E., & Rinaldi, R. (2022). Routinization of work processes, de-routinization of job structures. *Socio-Economic Review*, 21(3), 1773-1794. <https://doi.org/10.1093/ser/mwac044>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254-280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Frey, C. B. (2019). *The technology trap: Capital, labor, and power in the age of automation*. Princeton University Press.
- Georgieff, A., & Milanez, A. (2021). *What happened to jobs at high risk of automation?* OECD. <https://doi.org/10.1787/10bc97f4-en>
- Gmyrek, P., Berg, J., & Bescond, D. (2023). *Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality* (96; ILO Working Papers). ILO. <https://doi.org/10.54394/FHEM8239>
- Goldin, C., & Katz, L. F. (2008). *The Race between Education and Technology*. Harvard University Press. <https://doi.org/10.2307/j.ctvjf9x5x>

- Goos, M., & Manning, A. (2007). Lousy and lovely jobs: the rising polarization of work in Britain. *The review of economics and statistics*, 89(1), 118-133.
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009). Job polarization in Europe. *American Economic Review*, 99(2), 58-63. <https://doi.org/10.1257/aer.99.2.58>
- Goos, M., & Salomons, A. (2012). *De Belgische banenstructuur: kwantitatieve en kwalitatieve verschuivingen en hun impact op werkenden* (WSE Report 4-2012). Leuven: Steunpunt Werk en Sociale Economie.
- Herremans, W., Vanderbiesen, W., Rober, A., Vansteenkiste, S., Neefs, B., Theunissen, G., Sels, L., & Sourbron, M. (2015). *Terugblik op de Vlaamse arbeidsmarkt. Ontwikkelingen sinds de jaren tachtig* (WSE Report 2015 nr.1). Leuven: Steunpunt Werk en Sociale Economie.
- Hoge Raad voor de Werkgelegenheid. (2016). *Hoge Raad voor de Werkgelegenheid. Verslag 2016: Digitale economie en arbeidsmarkt*. Hoge Raad voor de Werkgelegenheid.
- Katz, L. F., & Murphy, K. M. (1992). Changes in relative wages, 1963-1987: supply and demand factors. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(1), 35-78. <https://doi.org/10.2307/2118323>
- Lassébie, J., & Quintini, G. (2022). *What skills and abilities can automation technologies replicate and what does it mean for workers?: new evidence*. OECD. <https://doi.org/10.1787/646aad77-en>
- Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018). *Automation, skills use and training*. OECD. <https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>
- Nurski, L., & Vansteenkiste, S. (2024). De taken(dis)balans in Vlaamse beroepen. Zicht op taken in beroepen op vlak van werkinhoud, -methoden en -middelen. *Over.Werk. Tijdschrift van het Steunpunt Werk*, 34(1), 86-97.
- OECD. (2020). *What Students Learn Matters: Towards a 21st Century Curriculum*. Organisation for Economic Co-operation and Development.
- Sostero, M., & Fernández-Macías, E. (2021). *The professional lens: what online job advertisements can say about occupational task profiles* (JRC125917; JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology). European Commission.
- Sostero, M., Milasi, S., Hurley, J., Fernandez Macias, E., & Bisello, M. (2020). *Teleworkability and the COVID-19 crisis: a new digital divide?* European Commission.
- Tolan, S., Pesole, A., Martínez-Plumed, F., Fernández-Macías, E., Hernández-Orallo, J., & Gómez, E. (2021). Measuring the occupational impact of AI: tasks, cognitive abilities and AI benchmarks. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 71, 191-236. <https://doi.org/10.1613/jair.112647>
- Webb, M. (2020). *The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market*. Stanford University.