

Robotizácia na Slovensku 2004-2022

Matěj Bělín, ISP

Abstrakt

Táto práca prezentuje odhady vplyvu robotických technológií na trh práce na Slovensku v rokoch 2004 až 2022 na úrovni jednotlivých pracovníkov. Pomocou prístupu inštrumentálnych premenných identifikujeme pozitívne účinky z avádzania robotov na mzdy v súlade s predchádzajúcimi zisteniami. Z hľadiska zamestnanosti sme zistili veľmi malé a štatisticky nevýznamné efekty robotov, čo podporuje výsledky získané z dát českých a holandských firiem a taktiež výsledky získané z medzinárodných dát. Slovenské odhady poukazujú na zvýšenú produktivitu medzi robotizovanými firmami, čo vytvára nové pracovné príležitosti, a nie vytlačanie ľudskej práce. Slovenské výsledky tiež naznačujú, že zavádzanie robotických technológií je primárne určené ponukou robotov pre dané odvetvie a nie lokálnymi podmienkami na trhu práce.

1 Úvod

Dlhodobá dominancia automobilového sektora Slovensku ako popredného zamestnávateľa v kombinácii s rastúcim využívaním automatizačných technológií v automobilovom sektore viedli k umiestneniu SR na vrchole rebríčka ekonomík z hľadiska ich zraniteľnosti voči automatizácii (Nedelkoska and Quintini, 2018). Pri zachovaní súčasných trendov bude intenzita automatizácie v slovenských podnikoch naďalej stúpať, a to nielen medzi výrobcami automobilov, ale aj v iných odvetviach, kde sa automatizácia doteraz využívala len v obmedzenej miere. Napriek tejto situácii sa rastúcemu vystaveniu slovenských pracovníkov automatizačným technológiám venovalo relatívne málo pozornosti s výnimkou prieskumov celosvetových trendov v zavádzaní automatizačných a/alebo robotických technológií (napr. Müller, 2023, s. 406-415). Cieľom tohto príspevku je preto zhodnotiť vplyv zavádzania týchto technológií na zamestnanosť a mzdy na Slovensku.

Pre účely tejto štúdie sa primárne zameriame na *robotické* technológie ako podmnožinu automatizačných technológií z dôvodu ich lepšieho zachytenia v dostupných dátach. Robotizácia ako podmnožina automatizácie nemusí

predstavovať výrazne odlišnú výzvu pre trh práce ako iné automatizačné technológie. V ekonomickej literatúre sa navyše termíny automatizácia a robotizácia používajú ako synonymá (napr. Filippi et al., 2023). Zavádzanie nových technológií si vyžaduje špecializovanú pracovnú silu, ktorá bude tieto technologické riešenia udržiavať, bez ohľadu na konkrétnu formu automatizácie. Definícia *robota*, ktorá sa dlho používa v literatúre (napr. Madesäter, 2005) sa riadi definíciou ISO 8373, ktorá obmedzuje tento výraz na „automaticky riadený mechanizmus programovateľný v dvoch alebo viacerých osiach s mierou vlastnej autonómie, ktorý sa pohybuje vo svojom prostredí a vykonáva určené úlohy.“ Táto definícia vylučuje technológie, ktoré sú určené na jeden konkrétny účel: napríklad stroje na zostavenie finálneho produktu z jednotlivých komponentov sa podľa tejto definície bežne nepovažujú za roboty, pokiaľ ich nemožno preprogramovať na alternatívne účely. Podobne poľnohospodárske vozidlá a iné stroje, ktoré automatizujú sadenie, zavlažovanie, zber a iné činnosti sa bežne nepovažujú za robotické technológie. Medzi typické príklady robotických riešení patria zvráacie roboty, zvyčajne inštalované v automobilovom priemysle (Müller and Kutzbach, 2020, s. 69), ktoré môžu byť preprogramované tak, aby bez ľudského zásahu manipulovali s komponentmi pre nové produkty/modely. Táto autonómia a všestrannosť sú kľúčové vlastnosti, ktoré odlišujú samotné roboty od iných automatizačných technológií.

Vplyv robotických technológií a potenciálne vytlačanie¹ ľudskej práce, ktorú môžu spôsobiť, bola predmetom intenzívneho štúdia v ekonomickej literatúre. V tejto oblasti Acemoglu and Restrepo (2017) ukázali negatívne asociácie medzi robotizáciou a zamestnanosťou v Spojených štátoch amerických. Podobné asociácie boli identifikované aj vo francúzskych dátach (Acemoglu et al., 2020) s tým, že zavedenie robotov má negatívny vplyv na zamestnanosť konkurentov firiem, ktoré zavádzajú roboty. Efekt na mzdy bol mierne pozitívny ale citlivý na špecifikáciu. Odhady založené na čínskych údajoch tiež poukazujú na substitúciu pracovnej sily technológiou, najmä pre nízko kvalifikovaných pracovníkov (Giuntella and Wang, 2019).

Na druhej strane, v českých firmách (Jurajda and Bělín, 2020) neboli zistené prakticky žiadne vplyvy na zamestnanosť a podobne holandské údaje nepreukázali žiadne významné vplyvy na robotizácie zamestnanosť, ale zistili sa pozitívne a významné mzdové efekty (Acemoglu et al., 2023). Medzinárodné porovnania tiež identifikovali pozitívne mzdové efekty (Graetz and Michaels, 2018). Nemecké údaje (Dauth et al., 2021) ukazujú, že roboty

¹ Treba poznamenať, že vytlačanie ľudskej práce nemusí byť vždy považované za nežiaduce. To platí najmä pre fyzicky náročné alebo nebezpečné úlohy. Napríklad po pandémii COVID-19 sa robotické technológie použili na zníženie priameho ľudského kontaktu, a tým aj na zníženie rizika šírenia ochorenia (Aymerich-Franch and Ferrer, 2022; Shen et al., 2021).

Tab. 1: Zhrnutie zistených efektov zavádzania robotických technológií v literatúre

Štúdia	Krajina	Obdobie	Zam.	Mzdy
Acemoglu and Restrepo (2017)	USA	1993–2014	Neg.	Neg.
Acemoglu et al. (2020)	FRA	2010–2015	Neg.	?
Giuntella and Wang (2019)	CHN	1993–2016	Neg.	Neg.
Jurajda and Bělín (2020)	CZE	2009–2020	0	0
Acemoglu et al. (2023)	NLD	2000–2020	0	Poz.
Graetz and Michaels (2018)	17 kraj.	1993–2007	?	Poz.
Dauth et al. (2021)	DEU	1994–2014	0	?
Sun et al. (2023)	74 kraj.	1997–2020	?	—
Ge and Zhou (2020)	USA	1993–2015	—	Neg.
Boddin and Kroeger (2022)	DEU	1994–2017	—	Neg.

Pozn.: Neg. = negatívny efekt, 0 = nulový alebo zanedbateľný efekt, Poz. = pozitívny efekt, ? = nejednoznačný efekt, — nie je predmetom štúdie.

presúvajú pracovníkov z výrobných sektorov do služieb, takže agregátne efekty na zamestnanosť sú prakticky nulové ale mladší zamestnanci sa zaradujú do zamestnaní s menšou koncentráciou robotov. Ďalšie štúdie ukazujú nelineárne efekty robotizácie (Sun et al., 2023) alebo heterogénne efekty (Graetz and Michaels, 2018; Ge and Zhou, 2020; Boddin and Kroeger, 2022). Jeden obzvlášť zaujímavý aspekt heterogenity vplyvu bol identifikovaný v štúdií Jaccoud et al. (2024), ktorá našla dôkazy o tom, že automatizačné technológie vytlačujú ľudskú prácu len vtedy, keď sa technológia viac rozvinie a lepšie sa zavedie vo výrobnom procese, aj keď nenachádzajú žiadne alebo len veľmi malé účinky na trh práce v dlhodobom horizonte. Autori interpretujú toto zistenie ako adaptáciu trhu na technologický prielom, ktorý zo začiatku naruší stávajúce výrobné procesy, ale trh práce sa následne adaptuje. Tabuľka 1 obsahuje krátke zhrnutie zistení vo vybraných predošlých štúdiách. Z prieskumu literatúry badať, že ako apriórne očakávanie pre efekty robotizácie by bolo vhodné stanoviť hodnoty okolo nuly podľa výsledkov z Českej republiky. Vzhľadom na prepojenosť českej a slovenskej ekonomiky by len ťažko bolo možné hľadať porovnateľnejšiu krajinu. Nulové očakávanie taktiež predstavuje kompromis medzi rôznorodými zisteniami zo zahraničných štúdií (viď Filippi et al., 2023, pre prehľad)

V tomto článku analyzujeme asociácie medzi robotmi a uplatnením jednotlivcov na trhu práce, sústreďujúc sa na mzdy a prepúšťania. Využitie pan-

elu údajov zamestnávateľ–pracovník nám umožňuje zachytiť efekty spárovania medzi firmou a jednotlivými pracovníkmi, a tak poskytnúť jasnejší obraz o vplyve zavádzania robotov ako z agregátnych údajov (Graetz and Michaels, 2018). Primárnym indikátorom robotizácie je odhadovaný počet robotov podľa Medzinárodnej federácie robotiky (International Federation of Robotics, IFR). Keďže údaje IFR pokrývajú počty robotov iba na úrovni priemyslu, používame dodatočnú proxy pre stav robotov z údajov o výskumu a vývoji (research and development, R&D) na úrovni firmy. Naše výsledky potvrdzujú predchádzajúce zistenia o relatívne miernych účinkoch robotov a nenaznačujú žiadne významné vytlačenie ľudskej práce počas skúmaného obdobia.

Zvyšok tohto článku je organizovaný nasledovne: najprv je prezentovaný stručný prehľad údajov s poznámkami o historických trendoch, po ktorom nasleduje vysvetlenie identifikačnej stratégie pomocou inštrumentálnych premenných. Výsledky sú opísané spolu s kontrolami robustnosti a článok sa uzatvára zhrnutím záverov a usmerneniami pre ďalšie analýzy.

2 Dáta

Hlavným zdrojom informácií o slovenskom trhu práce je panel údajov o zamestnávateľoch a pracovníkoch Sociálnej poisťovne (SP). Ide o mesačný panelový súbor pokrývajúci takmer² všetky pracovnoprávne vzťahy na Slovensku.³

Tabuľka 2 uvádza počty poistných vzťahov zaznamenaných v údajoch SP vrátane súbežných zmlúv v prípadoch, keď je jedna osoba zamestnaná vo viacerých firmách a tiež ak jedna osoba má viacero zmlúv s tou istou firmou. Celkové počty sú ďalej znázornené na obr. 1 Po finančnej kríze v roku 2008 došlo k zlomu dovtedajšieho stabilného rastu a na slovenskom trhu práce sa v období 2009-2012 evidovalo okolo 2,2 milióna poistných vzťahov. Od roku 2013 došlo k pomerne rýchlemu nárastu počtu poistných vzťahov, ktorý vrcholil na úrovni približne 3,2 milióna v rokoch 2020-2021, po ktorých nasledoval ďalší veľký pokles spôsobený pandémiou COVID-19.

² Tento súbor údajov nezahŕňa políciu a ozbrojené sily. Okrem toho sa neevidujú samostatne zárobkovo činné osoby, ktoré neplatia sociálne odvody. Tieto obmedzenia nepredstavujú zásadnú prekážku pre cieľ tejto práce, keďže zavádzanie robotov sa sústreďuje najmä medzi veľké výrobné firmy. Bělín and Veselková (2023) bližšie opisujú tento dátový súbor.

³ Pre účely tejto štúdie sa pojem “zamestnanie” bude používať ako súhrnný termín pokrývajúci zamestnanecké vzťahy a tiež prácu v rámci tzv. “dohodárskych” vzťahov, ak nie je explicitne uvedené inak. Formálne správnejší súhrnný pojem “pracovník” by bol menej idiomatický.

Tab. 2: Poistné vzťahy evidované SP vo vzorke (tisíce)

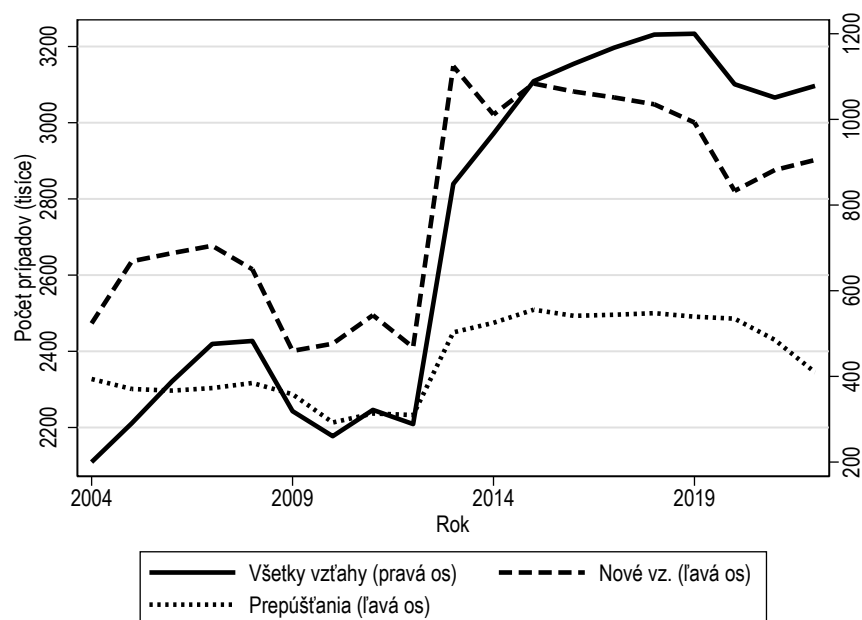
Rok	Všetky	Zam.	Iné	Auto.	Nov.	Zmen.	Prep.
2004	2109	2012	97	47	524	122	394
2005	2211	2098	113	50	669	154	371
2006	2321	2195	126	62	688	183	367
2007	2419	2282	137	73	705	207	373
2008	2427	2280	148	72	650	198	385
2009	2243	2085	158	62	460	118	358
2010	2177	2016	162	62	476	121	292
2011	2246	2078	168	68	543	129	313
2012	2209	2037	173	70	468	125	310
2013	2839	2043	797	68	1124	261	503
2014	2971	2104	868	73	1011	298	525
2015	3109	2219	890	83	1084	334	556
2016	3155	2291	863	90	1065	339	541
2017	3197	2381	816	94	1051	331	544
2018	3231	2435	796	98	1035	313	548
2019	3234	2421	813	94	993	297	539
2020	3101	2329	772	86	833	246	535
2021	3066	2299	767	86	882	263	485
2022	3097	2340	756	84	905	215	409

Pozn.: Zam. = zamestnanecké vzťahy; Auto. = Automobilový sektor (NACE 29); Zmen. = ukončenie vzťahu s nadväzujúcim novým vzťahom v nasledujúcom mesiaci; Prep. = prepustenia, ukončenia vzťahov bez nadväzujúcej zmeny.

Rast vzťahov vo vzorke medzi rokmi 2012 a 2013 bol spôsobený nárastom počtu vzťahov evidovaných v nevýrobných odvetviach G až U (viď Tab. 3). Ide o odvetvia, u ktorých je vysoká miera chybovosti v klasifikácii, najmä medzi službami, takže je pravdepodobné, že časť týchto zdanlivo nových vzťahov bola v skutočnosti nesprávne zaradená v predchádzajúcom období. Z pohľadu analýzy miezd a prepúšťania v rámci stávajúcich vzťahov zamestnanec-zamestnávateľ má však táto chyba merania len malý vplyv (išlo by o závažnejší vplyv pri analýze vzniku nových vzťahov).

Zamestnanecké zmluvy tvoria veľkú väčšinu všetkých zaznamenaných poistných vzťahov, aj keď ich podiel neustále klesal z približne 95 % v roku 2004 na približne 75 % v roku 2022. Naopak, zamestnanosť v automobilovom priemysle mala stabilný podiel na celkovej zamestnanosti medzi 2 % a 3% počas celého sledovaného obdobia. Stabilný podiel automobilového priemyslu

Obr. 1: Poistné vzťahy evidované SP



napriek nárastu počtu automobiliek a rozširovaniu produkcie je pravdepodobne výsledkom kombinácie viacerých faktorov. Jedným je celkový rast zamestnanosti v ekonomike, ktorý maskuje rast počtu zamestnancov v automobilkách. Ďalším dôvodom môže byť rastúca popularita využívania agentúrneho zamestnávania, pri ktorom je zamestnanec evidovaný ako zamestnanec agentúry a nie firmy, pre ktorú mu bolo zamestnanie sprostredkované. Tento problém sa týka všetkých odvetví (nie len automobilového priemyslu), a preto ho je možné interpretovať ako nevyhnutnú chybu merania.

Fluktuácie na trhu práce (nábory nových pracovníkov, zmeny, prepúšťanie) kopírujú priebeh hospodárskeho cyklu, ktorý je viditeľný z celkového počtu vzťahov. Obdobia rastu (2004-2008 a 2013-2019) sú spojené s väčším pohybom na trhu práce, tzn. väčší počet prijímaných zamestnancov a tiež viacej ukončení pracovných vzťahov.⁴ Obdobia recesie vykazujú vyšší počet

⁴ Údaje SP nezaznamenávajú dátumy ani dôvody ukončenia zmlúv. Preto bolo nutné zmeny zamestnania a prepúšťanie odvodiť z prerušení pozorovaných vzťahov medzi zamestnávateľom a pracovníkom v rámci konkrétneho typu poistného vzťahu. Za ukončenie vzťahu sa považuje skončenie evidencie vzťahu zamestnanec-zamestnávateľ v SP. Prípady, kedy zamestnanec nepracuje bez formálneho ukončenia pracovného vzťahu sú preto považované za prebiehajúce

prepúšťaní na začiatku krízy, po ktorých nasledujú obdobia s menším počtom zmien. To je v súlade so štandardnou ekonomickou intuíciou, že firmy prepúšťajú na začiatku ťažkého obdobia periférny personál, ale ponechávajú si svojich kľúčových zamestnancov, aby si zachovali získanú expertízu.

Údaje o situácii na trhu práce sú kombinované s údajmi o inštaláciách robotov, ktoré uvádza Medzinárodná federácia robotiky (IFR, cf. Müller, 2023). Ide o ročný panel údajov, v ktorom sa uvádzajú odhadované počty inštalovaných robotov v rôznych odvetviach. Klasifikácia odvetví v rámci údajov IFR je mierne idiosynkratická, takže korešpondenčné tabuľky Jurkat et al. (2022) boli použité na prevedenie údajov IFR do bežnej klasifikácie NACE. Použitá klasifikácia je uvedená v tabuľke 3. Tento krok zahŕňa určitú stratu informácií, pretože nie všetky IFR kódy môžu byť jednoznačne spojené so skupinami NACE. Napríklad IFR kategória 299 „Automobilová výroba inde nešpecifikovaná“ nekorešponduje so žiadnou skupinou NACE, a z tohto dôvodu vynechávame inštalácie robotov v tejto kategórii. V opačnom prípade by došlo k zosilneniu chyby merania spôsobenej hrubým rozlíšením údajov IFR s nepresným párovaním podľa odvetví. Strata informácií o počtoch robotov v dôsledku požiadavky presnej identifikácie odvetvia, v ktorom daná inštalácia pôsobí, je relatívne malá: v roku 2022 tvorili roboty bez presnej identifikácie svojho odvetvia približne 6 % z celkového vykázaného počtu robotov na Slovensku v roku 2022.

Podobne ako Dauth et al. (2021) vyjadrujeme intenzitu používania robotov ako počet inštalácií robotov na tisíc pracovníkov, pretože toto relatívne meradlo umožňuje jednoduchšie medzinárodné porovnania. Na tento účel využívame údaje Medzinárodnej organizácie práce (ILO) o počte pracovníkov v rôznych odvetviach.⁵ Na doplnenie chýbajúcich záznamov v údajoch ILO, najmä pre Čínu a Taiwan, ktoré sú významnými používateľmi robotov, pridávame odhady rozdelenia čínskych pracovníkov podľa sektora získané z databázy China Industrial Productivity (CIP) 3.0 (Wu and Ito, 2015). Pre Taiwan používame údaje z databázy Asia KLEMS (Pyo et al., 2011). Kvôli starším ročníkom týchto odhadov boli informácie o rozdelení pracovníkov extrapolované⁶ v čase s použitím údajov o populácii uvedených v Penn World Tables 10.01 (Feenstra et al., 2015).

Obrázok 2 zobrazuje počty robotov na Slovensku v porovnaní s ďalšími ekonomikami. Z prakticky nulových inštalácií robotov v roku 2004 bol zazna-

vzt'ahy.

⁵ Štatistika pracovných síl ILOSTAT: Zamestnanci podľa pohlavia a ekonomickej aktivity [EES_TEES_SEX_EC2_NB_A]

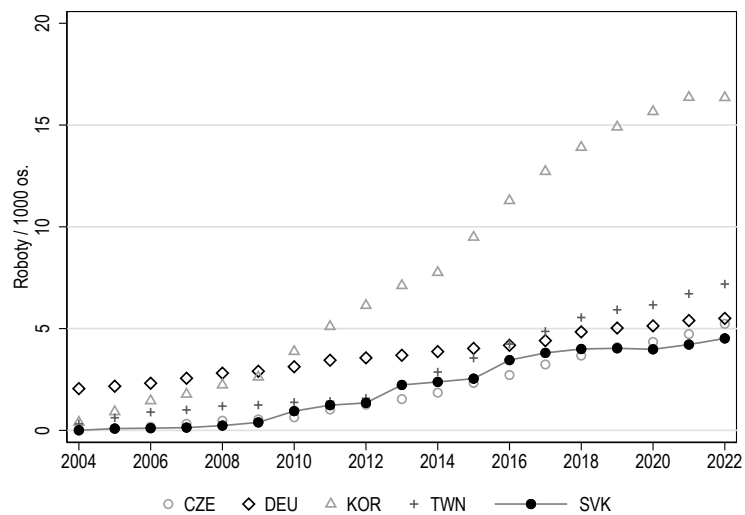
⁶ Pozri Müller (2023, s. 73-77) pre diskusiu o tom, ako IFR pracuje s chýbajúcimi údajmi. Ich analýza využíva štatistické ročenky na odhady veľkosti pracovnej sily, ktorým chýba úroveň podrobnosti, ktorá je tu potrebná.

Tab. 3: Použitá klasifikácia odvetví

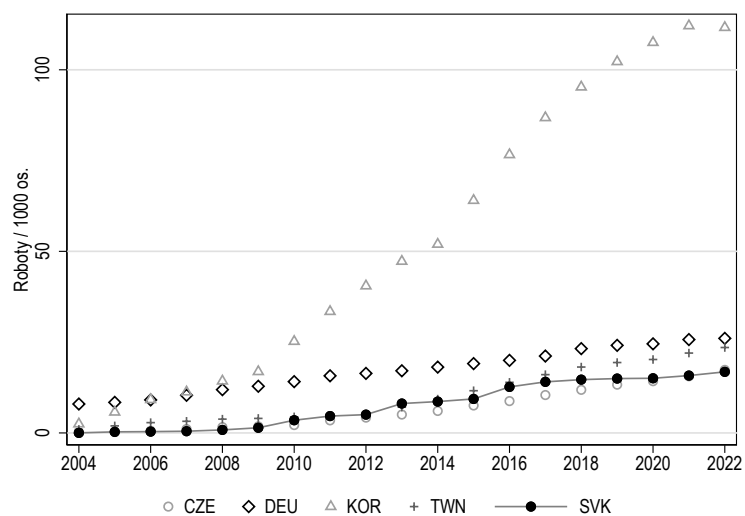
Kód	Popis
10-12	Výroba potravín a nápojov
13-15	Výroba textílií a šatstva
16+31	Drevárska výroba a nábytok
17-18	Výroba papiera a papierových výrobkov + Výroba a reprodukcia mediálnych nosičov
19-22	Výroba koksu a rafinovaných ropných produktov + Výroba chemikálií a chemických produktov, farmaceutických výrobkov a farmaceutických prípravkov + Výroba výrobkov z gumy a plastu
23	Výroba ostatných nekovových minerálnych výrobkov
24	Výroba a spracovanie kovov
25	Výroba kovových konštrukcií, okrem strojov a zariadení
26	Výroba počítačových, elektronických a optických výrobkov
27	Výroba elektrických zariadení
28	Výroba strojov a zariadení inde neuvedených
29	Výroba motorových vozidiel
30	Výroba ostatných dopravných prostriedkov
32-33	Iná výroba + Oprava a montáž strojov a zariadení
A	Poľnohospodárstvo, lesníctvo a rybolov
B	Ťažba a dobývanie
D-E	Inžinierske siete (elektrina, plyn, para, klimatizácia, voda, odvoz a sanácia odpadu)
F	Stavebníctvo
P+M	Vzdelávanie + Vedecký výskum a vývoj
G-U\PM	Všetky ostatné nevýrobné odvetvia (veľkoobchod a maloobchod, doprava, ubytovanie, finančníctvo a poisťovníctvo atď.)
Pozn.: Kategórie 26 a 27 boli skonštruované z kódov 260+261+262+263+265 a 271+275+279.	

Obr. 2: Zavádzanie robotov

(a) Všetky sektory



(b) Priemysel



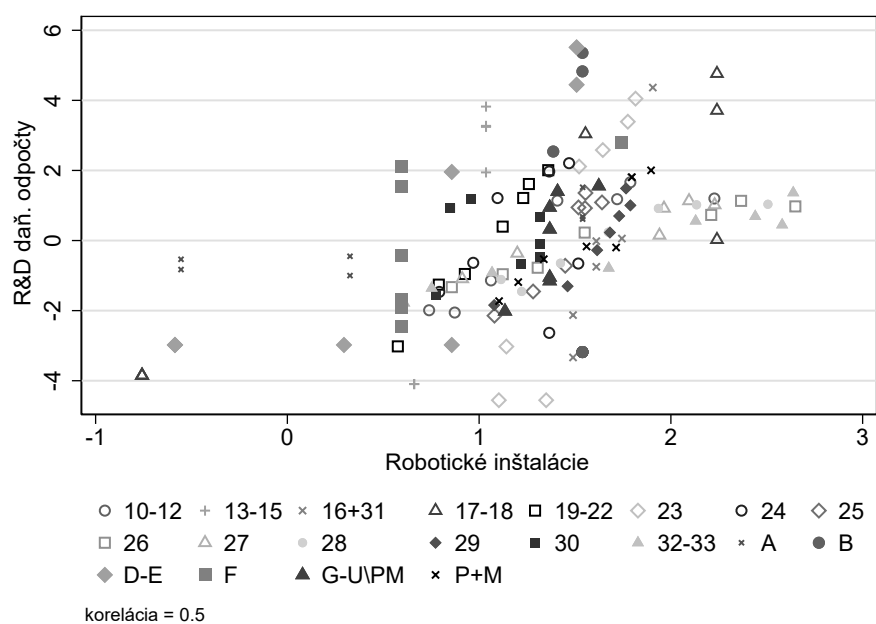
menaný len veľmi malý rast robotizácie na Slovensku až do recesie v roku 2008, kedy koncentrácia robotov začala pomaly stúpať. Ku koncu sledovaného obdobia malo Slovensko zhruba 4,5 inštalovaných robotov na 1000 pracovníkov, čo je zhruba na úrovni Českej republiky a mierne zaostáva za Nemeckom (necelých 6 robotov na 1 000 pracovníkov). Prakticky identický obraz sa objaví, keď sa pozrieme na výrobný sektor osobitne (obrázok 2b) až na mierku.

Neodporúčame však interpretovať tieto hustoty príliš striktné, pretože sú citlivé na rozdiely v odhadovanej veľkosti pracovnej sily a odlišnostiam v štatistických postupoch v rôznych krajinách (Müller, 2023, s. 73). Napríklad Dauth et al. (2021) uvádzajú takmer 8 robotov na 1000 pracovníkov v Nemecku v roku 2014 využívajúc údaje Inštitútu pre výskum zamestnanosti (IAB). Ak však použijeme odhad nemeckej zamestnanosti v tom istom čase z Výberového zisťovania pracovných síl (LFS), získame len asi 4,7 robota na 1000 pracovníkov.⁷ Toto číslo sa ďalej zníži na 3,9 na obrázku 2a, keď sa odstránia roboty v problematických odvetviach (tzn. tých, ktorých IFR kódy nemôžu byť priamo spojené so skupinami NACE). Avšak ani presná hustota robotov, ani poradie krajín nie sú dôležité pre naše hlavné závery, pretože použitie absolútneho počtu inštalácií robotov vedie k veľmi podobným odhadom (pozri sekciu 4.2.3).

Nakoniec prejdeme k poslednému kľúčovému zdroju údajov, a to k údajom o daňových odpočtoch extrahovaných z databázy Finančnej správy. Tieto ročné údaje sú k dispozícii na úrovni firiem za obdobie 2015 – 2021 a použijú sa ako dodatočná proxy premenná pre zavádzanie robotických technológií. Údaje Finančnej správy však nie sú použité za obdobie 2020-2021 z dôvodu nástupu pandémie COVID-19. Obrázok 3 ukazuje, že existuje pomerne silná korelácia medzi daňovými odpočtami a IFR odhadom robotických inštalácií. Výhoda použitia daňových údajov je dvojaká: (a) zachytáva rozdiely medzi jednotlivými *firmami*, čo nám umožňuje zamerať sa na priame dopady a izolovať ich od nepriamych dopadov robotizácie u konkurentov v rovnakom odvetví, a (b) môže zachytávať automatizačné technológie, ktoré presne nezodpovedajú vyššie uvedenej definícii robota, ktoré však môžu mať potenciál vytlačiť ľudskú prácu.

⁷ Táto nezrovnalosť je zrejme spôsobená prepočtom na ekvivalent plných úväzkov, ktorý nefiguruje v dátach LFS. Keďže údaje IFR sú proprietárne, možno tu uvádzať len zaokrúhlené hodnoty.

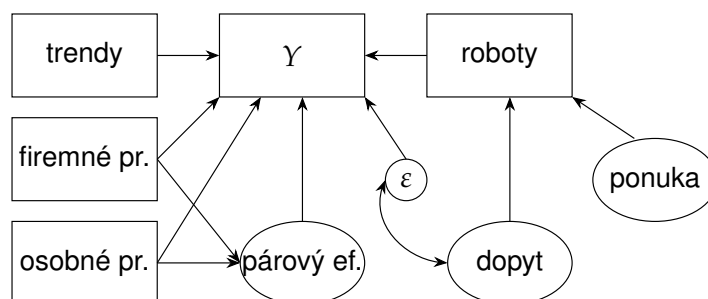
Obr. 3: Korelácia medzi inštaláciami robotov a údajmi o daňových odpočtoch na výskum a vývoj (logaritmická mierka, dáta sú centrované podľa odvetvia; pozri tab. 3 pre klasifikáciu odvetví)



3 Identifikačná stratégia

Hlavným cieľom je odhadnúť vplyv robotických technológií na kľúčové premenné v rámci trhu práce Y (mzdy, ukončenie zamestnania).⁸ Obrázok 4 je schematickým znázornením všeobecnej štruktúry problému odhadu.

Obr. 4: Štrukturálny model



Očakáva sa, že závisle premenná Y bude ovplyvnená národnými a globálnymi ekonomickými trendmi. Ako bolo uvedené v predchádzajúcej časti, hospodárske cykly sa jasne odrážajú v agregátoch trhu práce a nominálne mzdy sledujú inflačné trendy. Okrem toho je potrebné zohľadniť celkový trend nárastu automatizácie, aby sa predišlo falošným koreláciám v časových radoch (tzv. spurious correlations).

Firemné premenné a osobné premenné určujú hodnotu závisle premennej Y buď prostredníctvom priameho prepojenia, napr. skúsenosti pracovníka môžu priamo zvýšiť jeho mzdu prostredníctvom „efektu praxe“ alebo nepriamo prostredníctvom „párového efektu“, ktorý zachytáva, ako sa konkrétny pracovník môže hodiť na konkrétnu prácu. Okrem párových efektov je potrebné uvažovať aj o nepozorovaných javoch ε , ktoré môžu súvisieť buď s faktormi špecifickými pre firmu alebo pre pracovníka, ktoré nie sú zaznamenané v údajoch, napr. plány firmy na reorganizáciu alebo spokojnosť pracovníkov v zamestnaní.

Ak by bolo možné predpokladať, že nepozorované efekty ε nesúvisia s inštaláciami robotov, odhad by sa mohol uskutočniť okamžite skonštruovaním tradičného modelu s fixnými efektmi pre páru zamestnávateľ-zamestnanec a podľa potreby s kontrolnými premennými pre charakteristiky firmy a pracov-

⁸ Nevenujeme sa naberaniu nových zamestnancov, nakoľko takýto model by si vyžadoval odlišnú špecifikáciu. Modely pre mzdy a prepúšťania sledujú správanie páru zamestnanec-zamestnávateľ, ale model prijímania nových pracovníkov by sa sústreďoval na obdobie pred vznikom páru zamestnanec-zamestnávateľ.

níkov. Hypotéza vytlačania pracovnej sily technológiou za účelom úspory nákladov však naznačuje, že to tak nie je. Podľa tejto hypotézy mzdové náklady firiem súvisia s ich (nepozorovaným) dopytom po robotických riešeniach, a preto ich inštalácie robotov budú endogénne vzhľadom na výslednú premennú Y .

Aby sme odstránili potenciálne korelácie medzi inštaláciami robotov a nepozorovanými efektmi ε , používame iba tú časť variácie v počtoch robotov, ktorá súvisí s *ponukou* robotov pomocou inštrumentálnych premenných (instrumental variables, IV). Ponuka robotov, ktoré sú vhodné pre konkrétne odvetvie v danom roku, je aproximovaná inštaláciami robotov vo veľkých ekonomikách mimo Európy, ktoré zavádzajú roboty. Implicitným identifikačným predpokladom je, že šoky na strane dopytu robotov mimo Európy nesúvisia so slovenskými dopytovými šokmi po zohľadnení globálnych trendov. Ak je tento identifikačný predpoklad splnený, endogénna variácia v inštaláciách robotov (tzn. tá, ktorá súvisí s dopytom po robotoch na Slovensku) sa vypustí v prvej fáze dvoj-krokového odhadu najmenších štvorcov (two-stage least squares, TSLS) a druhý krok odhadu tak poskytuje konzistentné odhady vplyvu robotov na výsledky trhu práce Y .

Argument pre exogenitu mimoeurópskych robotických inštalácií spočíva v interpretácii týchto premenných ako indikátorov dostupnosti robotických technológií pre konkrétne použitie a teda nekorelujúcich s (endogénnym) dopytom po týchto technológiách medzi slovenskými firmami. Podobný argument používajú Dauth et al. (2021), kde sa inštrumentujú nemecké počty robotov pomocou robotov mimo Nemecka. Tu prijímame dodatočné preventívne opatrenie tým, že používame len ne-európske inštalácie robotov, čím sa vyhneme problémom s potenciálnymi celoeurópskymi šokmi na trhu práce. Pokiaľ sa globálne počty robotov dajú interpretovať ako reakcie na zmeny na celosvetovom trhu práce (napr. prijatie robotov môže byť reakciou na starnutie populácie, čo sťažuje hľadanie vhodnej pracovnej sily), tieto globálne trendy sú už zachytené časovými fixnými efektmi a teda neohrozujú identifikáciu.

3.1 IFR špecifikácia

Hlavná špecifikácia sa odhaduje pomocou nasledujúcej regresie na paneli zamestnávateľ–pracovník:

$$y_{ijkt} = \beta \text{Roboty}_{kt} + \alpha_{ij} + \alpha_t + \mathbf{X}_{ijkt} \boldsymbol{\gamma} + \varepsilon_{ijkt}, \quad (1)$$

kde y je závisle premenná (mzdy, prepúšťanie, zmeny zamestnania), i indexuje jednotlivých pracovníkov, j indexuje firmy v odvetviach k , t indexuje čas v

rokoch 2004 až 2022. Parameter β meria citlivosť y vzhľadom na prítomnosť robotických inštalácií. Rovnica (1) sa odhaduje pomocou údajov o inštaláciách robotov, ktoré uvádza Medzinárodná federácia robotiky (IFR), takže premenná $Roboty_{kt}$ sa vzťahuje na roboty na Slovensku, ktoré sú inštalované v odvetví k , do ktorého patrí firma j , a preto je index firmy j vynechaný.⁹ Model (1) tiež zahŕňa fixné efekty pre každý pár zamestnávateľ–pracovník (α_{ij}) a pre každý rok α_t .¹⁰ Fixné efekty pre páry zamestnávateľ–zamestnanec majú za cieľ eliminovať obavy zo selekcie rôznych typov pracovníkov do rôznych firiem. Napríklad väčšie firmy, ktoré majú zdroje na zavádzanie robotických technológií, budú pravdepodobne investovať aj do svojich HR oddelení, a tak môžu nájsť pracovníkov, ktorí sa lepšie hodia na ich pozície. V dôsledku toho, ak by sme nekontrolovali pre α_{ij} , boli by oprávnené obavy z pozitívnej selekcie.

Odstránenie variácie medzi jednotlivými párami zamestnávateľ–pracovník má ďalšiu výhodu v riešení rozdielov medzi jednotlivými typmi vzťahov, čo je dôležité vzhľadom na limitácie dostupných údajov. Údaje SP neobsahujú informácie o odpracovaných hodinách na základe danej zmluvy, čo vytvára ďalšiu variáciu v premennej (mesačný) zárobok. Zmluvy na čiastočný úväzok s nižším mesačným príjmom v porovnaní s príjmom na plný úväzok nie sú v našich údajoch rozlíšiteľné. Tento problém je však do značnej miery napravený použitím fixného efektu pre každý vzťah osobitne, čím sa zameriavame iba na zmeny v príjmoch v rámci zmluvy. V prípadoch, keď y_{ijt} znamená prepustenie, nahradíme α_{ij} jednoduchými fixnými efektmi α_j , keďže modely prežitia nie sú vo všeobecnosti identifikované s jednotkovými a časovo fixnými efektmi zároveň (napr. Allison and Christakis, 2006).

Fixné efekty pre časové obdobia (α_t) sú zahrnuté s cieľom eliminovať všeobecné trendy v počtoch robotov aj v ekonomickom cykle. V čase krízy štandardné ekonomické argumenty naznačujú, že firmy budú s menšou pravdepodobnosťou vynakladať svoje rezervy na veľké naberanie pracovnej sily alebo zvyšovanie miezd. Časové fixné efekty eliminujú tieto trendy a

⁹ Skoršia verzia tohto príspevku obsahovala koeficienty pre inštalácie robotov pred a po odvetví k dodávateľskom reťazci podobné modelom, ktoré používa Smarzynska Javorcik (2004). Táto špecifikácia by teoreticky identifikovala efekty robotizácie medzi dodávateľmi, klientmi a konkurentmi firmy j . Vzhľadom na dostupnosť údajov o robotoch iba na úrovni odvetvia však bola interpretácia týchto koeficientov náročná. Z tohto dôvodu je tu zahrnutý iba priamy efekt.

¹⁰ V prípadoch, keď osoba pracuje pre firmu j viackrát, sú tieto vzťahy zahrnuté do jedného fixného efektu, ak prestávka trvala menej ako tri mesiace. Tu sa predpokladá, že firma aj pracovník očakávajú pokračovanie spolupráce. Pracovníci, ktorí sa vracajú na sezónne práce po dlhších obdobiach, sa teda považujú za nový pár medzi firmou a pracovníkom. Modely s jediným fixným efektom pre všetky periódym zamestnania v rámci toho istého páru firma–pracovník za predpokladu dokonalého predvídania poskytujú podobné výsledky. Zárobky zo súbežných vzťahov v rámci jedného páru zamestnávateľ–pracovník sa sčítavajú.

ponechávajú identifikáciu β iba na rozdieloch medzi párami zamestnávateľ-zamestnanec, v ktorých bola osoba vystavená väčšej/menšej zmene v počte robotov. Ďalšou výhodou použitia fixných efektov zamestnávateľa-zamestnanca popri časových fixných efektoch je, že časové fixné efekty teraz slúžia ako kontrola pre efekt praxe. Je to preto, lebo v roku t osoba i odpracovala $t - t_0$ rokov pre firmu j a teda pre daný termín začiatku t_0 , ktorý je zachytený fixným efektom zamestnávateľa a pracovníka (α_{ij}), nie je žiadna dodatočná variácia v odpracovaných rokoch.

Nakoniec je tu otázka riešenia časovo premenlivej heterogenity medzi zamestnávateľmi a zamestnancami. Z tohto dôvodu konštruujeme premenné X_{ijt} pomocou priemerov závislých premenných *vyínmajúc* jednotlivca i z výpočtu priemeru (pre jednoduchosť vynechávame odvetvový index k):

$$x_{ijt} = \frac{1}{N_{jt} - 1} \sum_{i \neq j} y_{ijt}, \quad (2)$$

kde N_{jt} je počet pozorovaní premennej y pre firmu j v roku t . Výpočtom priemerného zárobku a ukončenia pracovného pomeru vytvoríme súbor kontrol X_{ijt} , ktorý popisuje personálnu situáciu vo firme j v roku t . Ako ďalšie kontroly pridávame aj počet pracovníkov N_{jt} a podiel pracovníkov mužského pohlavia. K dispozícii je teda bohatý, časovo sa meniaci súbor kontrolných premenných a jeho zahrnutie do (1) je neproblematické, pokiaľ rezíduá ε_{ijt} nie sú korelované v rámci firiem. Korelácie v rámci firmy v kombinácii so zahrnutím priemeru premennej na pravej strane ako regresora by viedli k endogenite X_{ijt} a k vychýleniu v parametri β (alebo X_{ijt} by boli „zlé kontroly“ v terminológii Pischke and Angrist, 2008). Avšak výsledky z odhadu (1) pri vylúčení týchto kontrol vedú k podobným výsledkom, a preto potenciálny problém endogenity nie je podstatný pre diskusiu o problematike robotov (pozri časť 4.2.3).

Ako bolo uvedené vyššie, slovenské inštalácie robotov inštrumentujeme pomocou významných inštalácií robotov mimo Európy. Konkrétne používame inštalácie v Číne, Indii, Japonsku, Kórei, Mexiku, Thajsku, na Taiwane a v USA, ktoré dokopy v roku 2019 predstavovali približne 70 % inštalácií robotov na celom svete. Pre jednoduchosť nech $\mathcal{C}$ označuje tento súbor ekonomík, ktoré zavádzali robotov mimo Európy. Rovnice v prvom kroku teda nadobúdajú tvar:

$$R_{ijkt} = \sum_{c \in \mathcal{C}} \pi_{1,c} \text{Roboty}_{c,kt} + \omega_{ij} + \omega_t + X_{ijt} \pi + \xi_{ijkt}. \quad (3)$$

Počty robotov na Slovensku R_{ijkt} sú teda premietnuté na osem indikátorov počtov robotov, ktoré sú vylúčené z druhého kroku regresie. Aby sa predišlo zámene s parametrami v rovnici (1), fixné efekty sú označené ako ω_{ij} a ω_t .

3.2 R&D špecifikácia

Model (1) aproximuje počet robotov vo firme j podľa počtu inštalácií robotov v odvetví k . Tento prístup sa opiera o predpoklad, že firmy v danom odvetví prijímajú robotické technológie porovnateľnou rýchlosťou, alebo prinajmenšom neexistujú žiadne dramatické odľahlé hodnoty. Vo všeobecnosti by sa ale dalo predpokladať, že väčšie firmy budú aktívnejšie pri obstarávaní automatizačných technológií ako menšie z dôvodu ich lepšieho využitia v rozsiahlejšej prevádzke a tiež z dôvodu ľahšieho prístupu k financovaniu. Zatiaľ čo rozdiely v *počtoch* robotických inštalácií medzi firmami sú v modeli (1) eliminované fixnými efektmi pre páry zamestnávateľ-pracovník, je otázne, do akej miery sú rozdiely v *tempe* zavádzania zachytené kontrolnými premennými (napr. počet pracovníkov).

Táto úvaha nás motivuje k použitiu inej proxy pre inštalácie robotov, konkrétne daňového odpočtu na výskum a vývoj (research and development, R&D). Keďže výskum a vývoj môže okrem implementácie nových technológií zahŕňať aj ďalšie aktivity, túto premennú opäť inštrumentujeme pomocou inštalácií robotov v rovnakom sektore a roku mimo Európy. To znamená, že sa snažíme oddeliť variácie vo výskume a vývoji, ktoré súvisia s inštaláciami robotov, od iných činností v rámci výskumu a vývoja. Premietnutie výskumu a vývoja na počty robotov mimo Európy tak zachytáva výdavky na výskum a vývoj súvisiace s dostupnosťou robotických technológií a umožňuje nám vylúčiť iné zdroje variácie vo výskume a vývoji (najmä výskum a nákupy robotov motivované miestnymi podmienkami na trhu práce).

Inštrumentácia daňových odpočtov na výskum a vývoj na úrovni firmy údajmi IFR na úrovni odvetvia má však nežiaduci vedľajší účinok eliminácie variácie medzi firmami v očakávaných hodnotách pre počty robotov. Aby sme zabránili tejto strate informácií, vytvárame ďalšie inštrumentálne premenné tak, ako navrhuje Lewbel (2012). Lewbelov teorém 1 ukazuje, že je možné skonštruovať korektne vylúčené inštrumenty nasledovne:

$$z_i = \tilde{x}_i \times \hat{\xi}_i, \quad (4)$$

kde $\tilde{x}_i$ je centovaná exogénna premenná (potenciálne zahrnutá v druhom kroku regresie) a $\hat{\xi}_i$ je odhadované rezíduum z projekcie endogénneho regresora na všetky dostupné exogénne regresory. Pri heteroskedasticite ξ bude novo-vytvorený inštrument z_i spĺňať podmienku relevantnosti. Podmienka korektného vylúčenia je splnená, ak $\tilde{x}_i$ a ostatné kontrolné premenné použité na získanie $\hat{\xi}_i$ sú exogénne (ale *nie* nevyhnutne korektne vylúčené z druhého kroku). Na implementáciu tohto plánu izolujeme rezíduá ξ_{ijt} z (3) a vypočítame ich interakcie s centrovanými počtami robotov v krajinách $\mathcal{C}$ mimo Európy, čím

sa vytvorí osem Lewbelových inštrumentov

$$z_{jkt,c} = (\text{Roboty v krajine } c_{kt} - \text{Priem. poč. robotov v } c_k) \times \hat{\xi}_{jkt} \quad (5)$$

ktoré sa menia nielen medzi odvetviami k , ale aj medzi firmami j , čo nám umožňuje zachovať rozdiely medzi jednotlivými podnikmi v údajoch. Špecifikácia s údajmi o R&D sa teda riadi modelom uvedeným vyššie, s výnimkou toho, že počty robotov v (1) sú nahradené daňovými odpočtami na výskum a vývoj a prvý krok (3) je rozšírený o Lewbelove inštrumenty typu (5).

Ďalším bonusom použitia merania počtu robotov špecificky pre firmu j je možnosť flexibilnejšieho zohľadnenia globálnych trendov. Použitie počtov inštalácií na úrovni odvetvia pre identifikáciu β v (1) prakticky znamená, že fixnými efektmi α_t môže byť absorbovaný iba jeden spoločný časový trend. Variácia na úrovni firmy z R&D dát umožňuje absorbovať časové trendy špecifické pre dané odvetvie (α_{kt}), čím sa zohľadní možnosť, že hospodárske cykly budú mať rôzne dopady na rôzne sektory hospodárstva. Pri skúškach robustnosti R&D modelu teda používame časové trendy špecifické pre dané odvetvie na rozdiel od spoločného trendu.

Cena, ktorú treba zaplatiť za používanie daňových údajov, je obmedzené časové pokrytie. Naše finančné údaje siahajú len do roku 2015, a preto nezahŕňajú podstatnú časť časových radov dostupných pri použití údajov IFR. Stále je však k dispozícii rozsiahly súbor údajov. Ďalším obmedzením R&D údajov je to, že zaznamenávajú ročnú *prítokovú* premennú, zatiaľ čo dáta IFR odhadujú *počet* inštalácií robotov. Žiaľ, nemôžeme vypočítať kumulatívne sumy výdavkov na výskum a vývoj z dôvodu kratšieho časového okna pre tieto údaje. Inštrumentované R&D údaje treba interpretovať opäť ako aproximáciu reálnych počtov. Napriek týmto obmedzeniam poskytujú údaje z výskumu a vývoja veľmi prirodzenú skúšku robustnosti odhadov získaných pomocou plnej vzorky s údajmi IFR.

4 Výsledky

V tejto časti budeme prezentovať výsledky odhadov ako bez-jednotkové percento poslednej pozorovanej hodnoty závislej premennej vo vzorke:

$$100 \times \hat{\beta} \times \frac{\bar{R}_T - \bar{R}_0}{\bar{Y}_T} \quad (6)$$

kde $\hat{\beta}$ je odhadovaný vplyv zmeny počtu robotov R na závislú premennú Y . Dolné indexy 0 a T označujú obdobia na začiatku a na konci obdobia vo vzorke

a vodorovná čiara označuje strednú hodnotu. Inými slovami (6) vyjadruje percento závislej premennej na konci sledovaného obdobia, ktoré možno pripísať zmene v inštaláciách robotov. Týmto spôsobom sa rozdiely v mierke závislých premenných a prediktorov vykrátia, čo uľahčuje porovnávanie medzi špecifikáciami. Na účely výpočtov štandardnej chyby sa zlomok v (6) považuje za konštantu, pretože iba rozptyl $\hat{\beta}$ je podstatný pre určenie štatistickej významnosti.

4.1 IV odhady

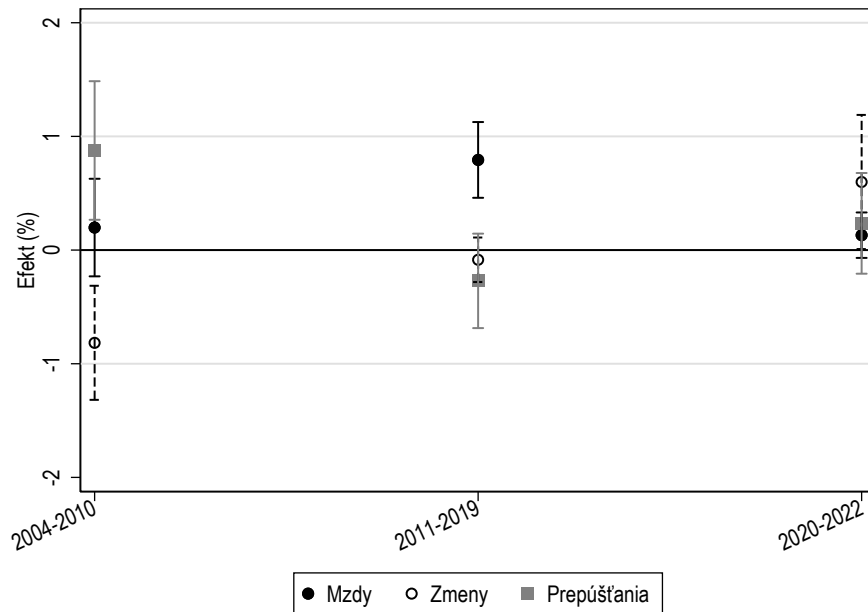
Základné výsledky získané z IV regresíí s prítomnosťou robotov meranou očakávaným počtom inštalácií alebo výdavkami na výskum a vývoj. Tabuľka 4 uvádza výsledky pre obe špecifikácie. Obr. 5 následne graficky znázorňuje odhady pre IFR špecifikáciu.

Tab. 4: Základné IV odhady

Y	Dáta	Obdobie	Efekt (%)	SE	N	R ²
Zmeny	IFR	2004-2010	-0,816***	(0,256)	14 742 840	0,13
Zmeny	IFR	2011-2019	-0,0855	(0,1)	24 201 256	0,09
Zmeny	IFR	2020-2022	0,599**	(0,301)	8 169 688	0,07
Zmeny	R&D	2015-2019	0,261*	(0,151)	10 787 461	0,08
Prepus.	IFR	2004-2010	0,876***	(0,311)	15 027 993	0,23
Prepus.	IFR	2011-2019	-0,271	(0,212)	24 569 748	0,20
Prepus.	IFR	2020-2022	0,235	(0,226)	8 529 129	0,20
Prepus.	R&D	2015-2019	0,0157	(0,0919)	11 168 486	0,22
Mzdy	IFR	2004-2010	0,198	(0,219)	12 755 146	0,04
Mzdy	IFR	2011-2019	0,793***	(0,17)	19 354 196	0,17
Mzdy	IFR	2020-2022	0,131	(0,102)	6 223 045	0,28
Mzdy	R&D	2015-2019	0,0465**	(0,0204)	8 406 410	0,18

Pozn.: Odhady z modelov fixných efektov (FE) pomocou dvoj-krokovej metódy najmenších štvorcov (TSLS) na ročných panelových údajoch podľa zamestnávateľa a pracovníka. Štandardné chyby (SE) zhľukované podľa odvetví. Kódy významnosti: * 10%, ** 5%, *** 1%. Všetky regresie zohľadňujú počet pracovníkov, podiel mužských pracovníkov, priemerná mzda vo firme, podiel prepustených pracovníkov, podiel pracovníkov, ktorí zmenili zamestnanie a ročné FE. Rovnice miezd sa odhadujú s FE pre každú dvojicu zamestnávateľ–pracovník, zatiaľ čo ostatné modely zohľadňujú iba FE zamestnávateľa. Vypustenie pozorovaní bez variácie v závisle premennej alebo bez časovej variácie vedie k rozdielom v počte pozorovaní (N). Prepus. = prepustenie.

Obr. 5: Základné IV odhady pre IFR špecifikáciu



Naprieč všetkými špecifikáciami existuje zhoda, že pracovníci vystavení robotickým technológiám mali prospech z vyšších miezd aspoň v období zotavenia 2011-2019. V špecifikácii IFR sme zistili, že robotické inštalácie vysvetlili v roku 2019 približne 0,8 % úroveň miezd. Odhad podľa výskumu a vývoja je výrazne nižší, ale stále je pozitívny a štatisticky významný, pričom ukazuje zvýšenie miezd o približne 0,05 % pripísateľné robotom.

Jedna možná interpretácia rozdielu medzi špecifikáciou IFR a jej R&D náprotivkom môže súvisieť s úrovňami, na ktorých sa meria kľúčový regresor: zatiaľ čo údaje IFR ukazujú využitie robotov v *odvetví*, R&D údaje ukazujú vplyv inštalácií v samotnej firme, kde je daný pracovník zamestnaný. Ak je tento výklad správny, znamenalo by to, že priamy vplyv vystavenia robotom je menší ako nepriamy vplyv, pričom inštalácie robotov medzi konkurentmi firmy vedú k zvýšeniu miezd. Toto zistenie by bolo v súlade s predchádzajúcou literatúrou (Graetz and Michaels, 2018; Acemoglu et al., 2023), ktorá identifikovala pozitívne účinky na mzdy pracovníkov, ktorí boli *nepriamo* vystavení robotickým technológiám. Pravdepodobná ekonomická intuícia, ktorá stojí za pozitívnym vplyvom na mzdy pre nepriamo ovplyvnených pracovníkov, je, že zvýšené mzdy v robotizovaných firmách vyvolávajú zvyšovanie miezd u ich

konkurentov, ktorí s nimi súťažia o kvalifikovanú pracovnú silu. Okrem toho je možné, že chyba merania je o niečo závažnejšia v špecifikácii R&D, čo sťažuje izoláciu účinku robotizácie. Napriek tomu je povzbudzujúce, že rôzne zdroje informácií vedú k rovnakému vecnému záveru.

Z hľadiska fluktuácie na trhu práce nachádzame veľmi malé vplyvy zavádzania robotov. V období rokov 2004–2010 bolo vystavenie robotom spojené s menším počtom zmien zamestnania, ale opačný efekt sa zistil pri prepúšťaní. Potom bol identifikovaný malý pozitívny vplyv na zmeny v IFR dátach v krízových rokoch 2020–2022 a možno aj v rokoch 2011–2019 v R&D dátach. V nemeckých údajoch (Dauth et al., 2021) bol identifikovaný zvýšený pohyb spojený so zavedením robotov, hoci nemecké výsledky sa týkali prevažne preradenia pracovníkov v rámci firmy a odklonu mladších pracovníkov od pracovných miest vystavených automatizácii do sektora služieb. Malý a pozitívny vplyv na zmenu zamestnania v reakcii na vystavenie robotom je v súlade s populárnym vysvetlením, že pracovníci si proaktívne hľadajú prácu s menším potenciálom automatizácie. Celkovo je však vplyv na prepúšťanie veľmi malý a nie je štatisticky významný (s výnimkou začiatku sledovaného obdobia), čo vylučuje hypotézu veľkého presunu pracovnej sily technológiou.

4.2 Ďalšie výsledky

4.2.1 Prvý krok odhadu

Po diskusii o základných regresiach je potrebný krátky pohľad na modely OLS z prvej fázy odhadu. Cieľom je oddeliť faktory na strane ponuky ovplyvňujúce zavedenie robotov od faktorov na strane dopytu. Ako je uvedené vyššie a znázornené na obrázku 4, dôvody na strane dopytu pre inštaláciu robotických technológií pravdepodobne korelujú s miestnymi podmienkami na trhu práce, a preto sú v našich regresiach potenciálne endogénne.

Najmä rozhodnutie *neprijat'* vôbec žiadne robotické technológie môže byť dôsledkom závažných skutočností v rámci firmy, ako je dostupnosť financií alebo dostupnosť pracovnej sily. Je namieste očakávať, že tieto faktory ovplyvnia určovanie miezd a prepúšťanie. Firma, ktorá čelí poklesu ziskov bude mať obmedzený prístup k úverom potrebným na implementáciu automatizačného programu. Pre takúto firmu môže byť tiež ťažšie ponúkať vyššie mzdy, čo naznačuje dynamickú koreláciu medzi zavádzaním robotov a mzdami mimo kauzálneho kanála.

Na obrázku 6 ukazujeme vzťah medzi predpokladanou intenzitou zavádzania robotov (alebo R&D aktivít) a skutočnými hodnotami. V oboch prípadoch možno pozorovať, že existuje značná podskupina firiem, v ktorých

neprebíha žiadna automatizačná/výskumná aktivita, hoci na základe ich pozorovateľných charakteristík by mala prebiehať. Táto koncentrácia bodov s nulovou indikáciou skutočného zavádzania robotizácie, ale pozitívnymi hodnotami predpovedaného zavádzania, svedčí o dôležitých nepozorovaných faktoroch ovplyvňujúcich rozhodnutie o vyvíjaní takýchto aktivít. Aby sa z odhadu odstránili tieto nepozorované faktory, dvoj-stupňový odhad najmenších štvorcov (TSLS) používa iba *predikované* hodnoty.

Odhliadnuc od subpopulácie firiem, ktorých rozhodnutie neinštalovať robotické technológie je nevysvetliteľné nám pozorovateľnými premennými, regresie v prvej fáze ukazujú dobré predpovedanie skutočných hodnôt. Hodnota R^2 pre špecifikáciu IFR (obrázok 6a) je 0,966, čo naznačuje, že slovenské firmy pomerne presne sledujú svetové trendy v zavádzaní robotov. Tento záver podporuje prehľad trendov na obrázku 2. Zodpovedajúca Kleibergen-Paap F-štatistika pre špecifikáciu IFR s dynamickými kontrolami na firemnej úrovni (2) za celé sledované obdobie je 183 395, čo označuje konvenčne "silnú" prvo-stupňovú regresiu. Prvý krok v R&D špecifikácii je výrazne slabší s R^2 0,504, ale s ešte vyššou F-štatistikou 193 257 vrátane kontrol vypočítaných v (2). Vylúčenie týchto kontrol dokonca vedie k zvýšeniu F-štatistik. Špecifikácie IFR aj R&D, teda nevyžadujú použité techniky pre slabé inštrumenty.

4.2.2 OLS výsledky

Tabuľka 5 ukazuje výsledky z modelov ekvivalentných základným IV regresiám v tabuľke 4, ale bez IV korekcie na endogenitu. Tu vidíme výsledok, ktorý bol pozorovaný v literatúre, a to, že korekcia endogenity prináša iba malú zmenu v odhadovaných koeficientoch, pozri. Graetz and Michaels (2018, Tabuľky 1-4) alebo Dauth et al. (2021, hlavne Tabuľka 3). Tieto výsledky podporujú tvrdenie, že zavádzanie robotov je vo všeobecnosti motivované hlavne faktormi na strane ponuky a nie dopytu, a teda počty robotov sú (takmer) exogénne vzhľadom na výsledky trhu práce.

Tab. 5: OLS výsledky pre základné špecifikácie

Y	Dáta	Obdobie	Efekt (%)	SE	N	R^2
Zmeny	IFR	2004-2010	-0,84***	(0,232)	14 742 840	0,13
Zmeny	IFR	2011-2019	-0,0201	(0,0843)	24 201 256	0,09
Zmeny	IFR	2020-2022	0,374	(0,249)	8 169 688	0,07
Zmeny	R&D	2015-2019	-0,0132	(0,0372)	10 787 461	0,08
Prepus.	IFR	2004-2010	0,572***	(0,199)	15 027 993	0,23
Prepus.	IFR	2011-2019	-0,346*	(0,193)	24 569 748	0,20

Table 5 continued from previous page

Y	Dáta	Obdobie	Efekt (%)	SE	N	R ²
Prepus.	IFR	2020-2022	0,312*	(0,183)	8 529 129	0,20
Prepus.	R&D	2015-2019	-0,04**	(0,0179)	11 168 486	0,22
Mzdy	IFR	2004-2010	0,32**	(0,124)	12 755 146	0,04
Mzdy	IFR	2011-2019	0,624***	(0,133)	19 354 196	0,17
Mzdy	IFR	2020-2022	0,138*	(0,0727)	6 223 045	0,28
Mzdy	R&D	2015-2019	0,0785***	(0,00804)	8 406 410	0,18

Pozn.: Odhady z modelov fixných efektov (FE) pomocou metódy najmenších štvorcov (OLS) na ročných panelových údajoch podľa zamestnávateľa a pracovníka. Štandardné chyby (SE) zhľukované podľa odvetví. Kódy významnosti: * 10%, ** 5%, *** 1%. Všetky regresie zohľadňujú počet pracovníkov, podiel mužských pracovníkov a ročné FE. Rovnice miezd sa odhadujú s FE pre každú dvojicu zamestnávateľ–pracovník, zatiaľ čo ostatné modely zohľadňujú iba FE zamestnávateľa. Vypustenie pozorovaní bez variácie v závisle premennej alebo bez časovej variácie vedie k rozdielom v počte pozorovaní (N). Prepus. = prepustenie.

4.2.3 Skúšky robustnosti

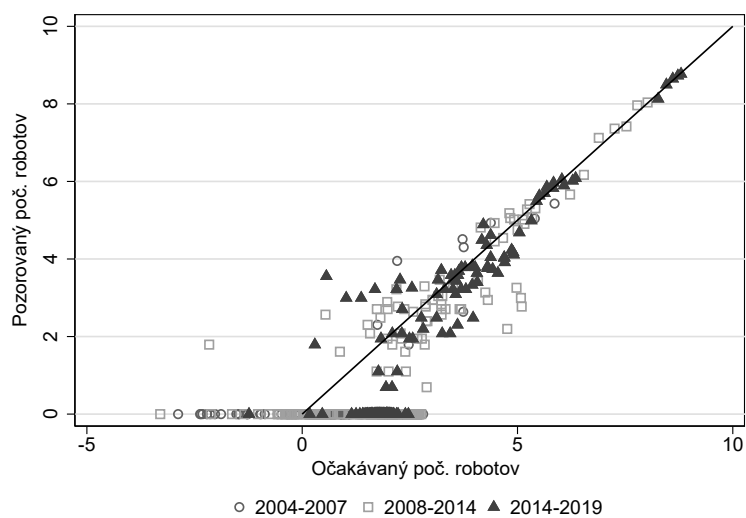
Vo vyššie uvedených špecifikáciách sme odhadli vplyv robotov vyjadrený v relatívnom meradle, tzn. počet robotov na 1000 pracovníkov. Táto špecifikácia je určite vhodnejšia ako absolútny počet robotov v rámci firmy alebo odvetvia, pretože popisuje hustotu robotov v konkrétnom odvetví. Tento prístup ale môže vyvolať námietku, že zintenzívňuje chyby merania použitím odhadovaných veľkostí pracovnej sily zamestnanej v rámci konkrétneho odvetvia. Toto je obzvlášť problematické pre Čínu a Taiwan, pre ktoré tieto údaje často chýbajú (pozri sekciu 2).

Ako ukazuje tabuľka 6, použitie absolútnych počtov robotov nemení hlavné závery, ale výsledky sú o niečo chaotickejšie. Najmä v období rokov 2004 – 2010 sa zistil veľmi veľký negatívny koeficient pre zmeny zamestnania. Keďže ide o obdobie všeobecne nízkej robotizácie, absencia normalizácie podľa počtu pracovníkov pravdepodobne spôsobuje citlivosť na odľahlé pozorovania.

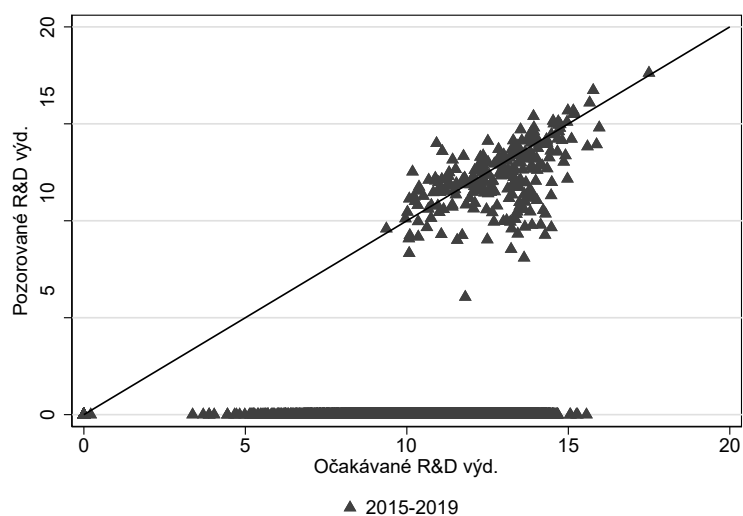
Ďalším potenciálnym problémom môže byť zahrnutie „zlých regresorov“ z rovnice (2), čo by mohlo spôsobiť problémy s endogenitou v dôsledku korelácií rezíduí v rámci firmy. Opäť výsledky v tabuľke 6 ukazujú, že vplyv týchto premenných je mierny. Výsledky so zahrnutím „zlých kontrol“ majú tendenciu byť bližšie k nule, napríklad mzdový rozdiel na roky 2020-2022 z údajov IFR bol odhadnutý na 0,357 % bez týchto regresorov a ich pridanie znižuje odhad na

Obr. 6: Regresie z prvého kroku. Premenné sú kvôli prehľadnosti vykreslené pomocou transformácie $\ln(x + 1)$.

(a) IFR dáta



(b) R&D dáta



Tab. 6: Alternatívne IV modely

Y	Dáta	Obdobie	Efekt (%)	SE	Zlé r.	Špec.	Ind. tr.
Zm.	IFR	2004-2010	-10,99***	(0,534)	—	Abs	—
Zm.	IFR	2004-2010	-0,995***	(0,375)	Áno	Abs	—
Zm.	IFR	2011-2019	-0,00276	(0,163)	—	Abs	—
Zm.	IFR	2011-2019	-0,141**	(0,0598)	Áno	Abs	—
Zm.	IFR	2020-2022	0,0412	(0,205)	Áno	Abs	—
Zm.	IFR	2020-2022	0,118	(0,268)	—	Abs	—
Zm.	R&D	2015-2019	0,129	(0,286)	Áno	Rel	Áno
Zm.	R&D	2015-2019	0,0474*	(0,0259)	Áno	Abs	—
Zm.	R&D	2015-2019	0,122*	(0,0675)	Áno	Abs	Áno
Pr.	IFR	2004-2010	1,26**	(0,52)	Áno	Abs	—
Pr.	IFR	2004-2010	1,72**	(0,865)	—	Abs	—
Pr.	IFR	2011-2019	-0,0916	(0,193)	—	Abs	—
Pr.	IFR	2011-2019	-0,158	(0,152)	Áno	Abs	—
Pr.	IFR	2020-2022	0,399*	(0,241)	Áno	Abs	—
Pr.	IFR	2020-2022	0,351	(0,277)	—	Abs	—
Pr.	R&D	2015-2019	0,0571	(0,0611)	Áno	Abs	Áno
Pr.	R&D	2015-2019	-0,00719	(0,0158)	Áno	Abs	—
Pr.	R&D	2015-2019	-0,0709	(0,165)	Áno	Rel	Áno
Mz.	IFR	2004-2010	0,143	(0,359)	Áno	Abs	—
Mz.	IFR	2004-2010	0,217	(0,357)	—	Abs	—
Mz.	IFR	2011-2019	1,02***	(0,153)	—	Abs	—
Mz.	IFR	2011-2019	0,654***	(0,122)	Áno	Abs	—
Mz.	IFR	2020-2022	0,187***	(0,0576)	Áno	Abs	—
Mz.	IFR	2020-2022	0,357***	(0,0943)	—	Abs	—
Mz.	R&D	2015-2019	-0,00212	(0,0023)	Áno	Abs	—
Mz.	R&D	2015-2019	0,0182	(0,016)	Áno	Rel	Áno
Mz.	R&D	2015-2019	0,000626	(0,0024)	Áno	Abs	Áno

Pozn.: Odhady z IV modelov fixných efektov (FE) na ročných údajoch podľa zamestnávateľa a zamestnanca. Štandardné chyby (SE) zhľukované podľa odvetví. Kódy významnosti: * 10%, ** 5%, *** 1%. Y = Závislá premenná, pričom Zm. = zmeny zamestnania; Pr. = prepustenia; Mz. = mzdy. Zlé r. = zahrnutie "zlých regresorov" z rovnice (2); Špec. = špecifikácia endogénneho regresora, pričom "Abs" znamená absolútny počet inštalácií robotov a "Rel" je počet zariadení na 1000 pracovníkov. Ind. tr. = individuálne časové trendy podľa odvetví.

0,187%, avšak oba tieto odhady sú významné na úrovni 1%.

Taktiež sa venujeme obavám z potenciálnej heterogenity trendov v rôznych odvetviach. Za predpokladu, že odvetvia sa pohybujú asynchrónne v rámci ekonomického cyklu, základná špecifikácia s jediným súborom časových fixných efektov by mohla nedostatočne zachytávať dynamické rozdiely medzi firmami. Na túto kritiku je možné odpovedať iba v rámci R&D špecifikácie, v ktorej sa odhadovaný počet robotov líši na úrovni firmy. Zahrnutie časových trendov špecifických pre odvetvia má však tiež zanedbateľný vplyv na odhady.

Nakoniec uvažujeme o problémoch pri voľbe súboru krajín použitých pre inštrumentálne premenné aproximujúce ponuku robotických technológií. V prípade kompromitovanej exogenity zvolených IV premenných, prípadne nepozorovanej heterogenity účinkov by odlišné voľby inštrumentov mohli viesť k radikálne odlišným výsledkom. Tabuľka 7 ukazuje odhady založené na inštaláciách v Ázii (t. j. ako IV premenné sú použité inštalácie v Číne, Indii, Japonsku, Kórei, Thajsku a Taiwane) a porovnáva ich s verziou, ktorá používa ako IV výlučne americké inštalácie (t. j. USA a Mexiko). U oboch prípadov sú výsledky podobné základnej špecifikácii vrátane volatilných výsledkov pre zmeny zamestnávateľa v období 2004-2010. Je teda možné usudzovať, že potenciálne prepojenie európskych trhov s USA nepredstavuje identifikačný problém a nezdá sa ani, že by rôzne inštrumenty odhaľovali odlišné efekty.

Tab. 7: Obmedzenie súboru inštrumentálnych premenných

Y	Dáta	Obdobie	Efekt (%)	SE	IV	Špec.
Zm.	IFR	2004-2010	-0.953***	(0.362)	Ázia	Abs
Zm.	IFR	2004-2010	-10.5***	(0.505)	Amerika	Abs
Zm.	IFR	2011-2019	-0.0596	(0.0644)	Ázia	Abs
Zm.	IFR	2011-2019	-0.0659	(0.059)	Amerika	Abs
Zm.	IFR	2020-2022	-0.0482	(0.14)	Amerika	Abs
Zm.	IFR	2020-2022	-0.119	(0.282)	Ázia	Abs
Pr.	IFR	2004-2010	2.15***	(0.606)	Amerika	Abs
Pr.	IFR	2004-2010	1.26**	(0.528)	Ázia	Abs
Pr.	IFR	2011-2019	-0.164	(0.173)	Amerika	Abs
Pr.	IFR	2011-2019	-0.175	(0.152)	Ázia	Abs
Pr.	IFR	2020-2022	0.494	(0.301)	Ázia	Abs
Pr.	IFR	2020-2022	0.214*	(0.12)	Amerika	Abs
Mz.	IFR	2004-2010	0.382	(0.38)	Amerika	Abs
Mz.	IFR	2004-2010	0.126	(0.367)	Ázia	Abs
Mz.	IFR	2011-2019	0.696***	(0.14)	Amerika	Abs
Mz.	IFR	2011-2019	0.652***	(0.126)	Ázia	Abs
Mz.	IFR	2020-2022	0.151***	(0.0319)	Amerika	Abs
Mz.	IFR	2020-2022	0.181***	(0.0665)	Ázia	Abs

Pozn.: Odhady z IV modelov fixných efektov (FE) na ročných údajoch podľa zamestnávateľa a zamestnanca. Štandardné chyby (SE) zhlukované podľa odvetví. Kódy významnosti: * 10%, ** 5%, *** 1%. Y = Závislá premenná, pričom Zm. = zmeny zamestnania; Pr. = prepustenia; Mz. = mzdy. IV = svetadiel krajín, ktorých robotické inštalácie boli použité ako inštrumentálne premenné; Špec. = špecifikácia endogénneho regresora, pričom "Abs" znamená absolútny počet inštalácií robotov.

5 Závěry a doporučení

Skúsenosti Slovenska s narastajúcou automatizáciou a robotizáciou boli v období 2004-2022 prekvapivo podobné skúsenostiam väčších európskych ekonomík napriek vysokej miere automatizovateľnosti pracovných miest na Slovensku. Na slovenských dátach sme identifikovali malé ale pozitívne dopady zavádzania robotických technológií na mzdy, čím potvrdzujeme štúdie realizované na nemeckých, holandských aj medzinárodných dátach (viď Tab. 1).

Našli sme aj podporu pre mierne neintuitívne skoršie zistenia, že mzdy sa zvyšujú nielen medzi firmami zavádzajúcimi roboty, ale aj v medzi ich konkurentmi. Tento výsledok môže naznačovať, že potreba prilákať kvalifikovanú pracovnú silu tlačí firmy bez robotov k zvýšeniu miezd a následne má inštalácia robotov vedľajší vplyv na ostatné firmy.

Z hľadiska zamestnanosti sme zistili veľmi malé a prevažne štatisticky nevýznamné vplyvy robotov, čo podporuje výsledky získané na základe údajov z českých a holandských firiem. Keďže české firmy sú podobne situované tým slovenským, podobnosť týchto efektov posilňuje závery našej štúdie. Tieto výsledky poukazujú na zvýšenú produktivitu medzi robotizovanými firmami, ktorá vytvára pracovné miesta dopĺňajúce nové technológie. Podobne ako zavedenie bankomatov neviedlo k prepúšťaniu zamestnancov bánk, ale k ich preorientovaniu na iné typy úloh, tak aj v iných pracoviskách dochádza k prispôbovaniu sa novým technológiám (viď Atack et al., 2019, pre ďalšiu diskusiu).

Treba však poznamenať, že ochrana zamestnancov a možnosti rekvalifikácie sú dôležité, aby sa predišlo negatívnym vplyvom na zamestnanosť, ktoré boli zistené v USA a Číne. Praktické dôsledky tejto štúdie sú teda dvojaké: (a) zavádzaniu automatizačných a/alebo robotických technológií by sa nemalo brániť protekcionistickými opatreniami, ktoré by narušili konkurencieschopnosť domácich firiem; a (b) negatívnym vplyvom automatizácie na zamestnanosť možno predchádzať rozumnou ochranou práce a odbornou prípravou, ktorá pracovníkom umožňuje vykonávať nové úlohy, ktoré vznikajú na automatizovaných pracoviskách.

Na záver treba poznamenať, že sú potrebné podrobnejšie štúdie o automatizácii v slovenskom kontexte. Táto analýza pracovala s údajmi, ktoré merali úroveň automatizácie na danom pracovisku len nepriamo. Podobne naše údaje o pracovníkoch neukazujú konkrétne povolania ani odpracované hodiny, čo vylučuje odhad vplyvov robotov na konkrétne podskupiny. Prípadné relokácie zamestnancov v rámci firiem na iné pozície v súvislosti s robotizáciou nie je preto možné identifikovať. Tieto otázky zostávajú otvorené pre budúcu prácu.

Literatúra

- D. Acemoglu and P. Restrepo. Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series*, No. 23285, 2017. doi: 10.3386/w23285. URL <http://www.nber.org/papers/w23285>.
- D. Acemoglu, C. LeLarge, and P. Restrepo. Competing with robots: Firm-level evidence from France. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series*, No. 26738, 2020.
- D. Acemoglu, H. R. A. Koster, and C. Ozgen. Robots and workers: Evidence from the Netherlands. *National Bureau of Economic Research Working Paper*, No. 31009, 2023.
- P. D. Allison and N. A. Christakis. Fixed-effects methods for the analysis of nonrepeated events. *Sociological Methodology*, 36:155–172, 2006. ISSN 00811750, 14679531. URL <http://www.jstor.org/stable/25046694>.
- J. Atack, R. A. Margo, and P. W. Rhode. “Automation” of manufacturing in the late nineteenth century: The hand and machine labor study. *Journal of Economic Perspectives*, 33(2):51–70, 2019.
- L. Aymerich-Franch and I. Ferrer. Liaison, safeguard, and well-being: Analyzing the role of social robots during the COVID-19 pandemic. *Technology in Society*, 70:101993, 2022. ISSN 0160-791X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2022.101993>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0160791X22001348>.
- D. Boddin and T. Kroeger. Servitization, inequality, and wages. *Labour Economics*, 77:102011, 2022. ISSN 0927-5371. doi: <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2021.102011>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0927537121000464>.
- M. Bělín and M. Veselková. The job retention scheme in Slovakia: Impact on dismissals and firm survival in the COVID-19 pandemic. *Eastern European Economics*, 62(3):361–383, 2023. ISSN 0012-8775. doi: 10.1080/00128775.2023.2254744. URL <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00128775.2023.2254744>.

- W. Dauth, S. Findeisen, J. Suedekum, and N. Woessner. The adjustment of labor markets to robots. *Journal of the European Economic Association*, 2021. ISSN 1542-4766. doi: 10.1093/jeea/jvab012. URL <https://doi.org/10.1093/jeea/jvab012>.
- R. C. Feenstra, R. Inklaar, and M. P. Timmer. The next generation of the Penn World Table. *American Economic Review*, 105(10):3150–82, 2015. doi: 10.1257/aer.20130954. URL <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.20130954>.
- E. Filippi, M. Bannò, and S. Trento. Automation technologies and their impact on employment: A review, synthesis and future research agenda. *Technological Forecasting and Social Change*, 191:122448, 2023. ISSN 0040-1625. doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122448>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0040162523001336>.
- S. Ge and Y. Zhou. Robots, computers, and the gender wage gap. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 178:194–222, 2020. ISSN 0167-2681. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2020.07.014>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167268120302365>.
- O. Giuntella and T. Wang. Is an army of robots marching on Chinese jobs? *IZA Discussion Paper 12281*, 2019.
- G. Graetz and G. Michaels. Robots at work. *The Review of Economics and Statistics*, 100(5):753–768, 2018.
- F. Jaccoud, F. Petit, T. Ciarli, and M. Savona. Employment over the technology life cycle: Evidence from European regions. *CESifo Working Paper*, No. 10987, 2024.
- Š. Jurajda and M. Bělín. *Polarizace českých podniků v důsledku Průmyslu 4.0*. Svaz průmyslu a dopravy České Republiky, Praha, 2020. URL https://www.spcr.cz/images/Studie_320_polarizace_firem_prumysl40.pdf.
- A. Jurkat, R. Klump, and F. Schneider. Tracking the rise of robots: The IFR database. *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik*, 242(5-6):669–689, 2022. doi: 10.1515/jbnst-2021-0059. URL <https://doi.org/10.1515/jbnst-2021-0059>.
- A. Lewbel. Using heteroscedasticity to identify and estimate mismeasured and endogenous regressor models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 30(1):67–80, 2012. ISSN 0735-0015. doi: 10.1080/07350015.2012.643126. URL <https://doi.org/10.1080/07350015.2012.643126>.

- Å. Madesäter. *World Robotics 2005*. IFR Statistical Department, VDMA Services GmbH, Frankfurt am Main, Germany, 2005.
- C. Müller. *World Robotics 2023 – Industrial Robots*. IFR Statistical Department, VDMA Services GmbH, Frankfurt am Main, Germany, 2023.
- C. Müller and N. Kutzbach. *World Robotics 2020 – Industrial Robots*. IFR Statistical Department, VDMA Services GmbH, Frankfurt am Main, 2020.
- L. Nedelkoska and G. Quintini. Automation, skills use and training. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, 202, 2018. doi: [doi:https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en](https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en). URL <https://www.oecd-ilibrary.org/content/paper/2e2f4eea-en>.
- J.-S. Pischke and J. D. Angrist. *Mostly Harmless Econometrics*. Princeton University Press, 2008.
- H. K. Pyo, K. Fukao, and T. Miyagawa, 2011. URL <http://www.asiaklems.net>.
- Y. Shen, D. Guo, F. Long, L. A. Mateos, H. Ding, Z. Xiu, R. B. Hellman, A. King, S. Chen, C. Zhang, and H. Tan. Robots under COVID-19 pandemic: A comprehensive survey. *IEEE Access*, 9:1590–1615, 2021. ISSN 2169-3536 (Print) 2169-3536. doi: 10.1109/access.2020.3045792.
- B. Smarzynska Javorcik. Does foreign direct investment increase the productivity of domestic firms? In search of spillovers through backward linkages. *American Economic Review*, 94(3):605–627, 2004.
- W. Sun, Z. Zhang, Y. Chen, and F. Luan. Heterogeneous effects of robots on employment in agriculture, industry, and services sectors. *Technology in Society*, 75:102371, 2023. ISSN 0160-791X. doi: <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2023.102371>. URL <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0160791X23001768>.
- H. X. Wu and K. Ito. Reconstructing China's supply-use and input-output tables in time series. *RIETI Discussion Paper Series*, 15-E-004, 2015.