VYSOKÁ ŠKOLA EKONOMICKÁ V PRAZE

FAKULTA INFORMATIKY A STATISTIKY



DIPLOMOVÁ PRÁCE

2018 Vojtěch Pastor

VYSOKÁ ŠKOLA EKONOMICKÁ V PRAZE

FAKULTA INFORMATIKY A STATISTIKY



Název diplomové práce:

Sociální zázemí a nezaměstnanost mladých v Evropě: analýza pomocí SEM modelů

Autor:	**Vojtěch Pastor**
Katedra:	**Katedra ekonometrie**
Obor:	**Ekonometrie a operační výzkum**
Vedoucí práce:	**doc. Ing. Jan Zouhar, Ph.D.**

Prohlášení:

Prohlašuji, že jsem diplomovou práci na téma „Sociální zázemí a nezaměstnanost mladých v Evropě: analýza pomocí SEM modelů“ zpracoval samostatně. Veškerou použitou literaturu a další podkladové materiály uvádím v seznamu použité literatury.

V Praze dne 14. května 2018 .....

Vojtěch Pastor

Poděkování:

Rád bych na tomto místě poděkoval doc. Ing. Janu Zouharovi, Ph.D. za vedení mé diplomové práce a za podnětné návrhy, které ji obohatily. Rovněž děkuji svému nejbližšímu okolí a to zejména Ing. Tomáši Čermochovi a Ing. Glebu Lukovnikovovi za morální podporu a nerušené studium.

Abstrakt

Název práce: Sociální zázemí a nezaměstnanost mladých v Evropě: analýza pomocí SEM modelů
Autor: Bc. Vojtěch Pastor
Katedra: Katedra ekonometrie
Vedoucí práce: doc. Ing. Jan Zouhar, Ph.D.

Charakterové vlastnosti člověka jsou součástí jeho identity. Tyto vlastnosti se ve velké míře přejímají od rodičů, kteří jsou největším zdrojem vlivu na charakter. Souvislost mezi vlastnostmi rodičů a dětí je již známým a potvrzeným faktem. Tato závěrečná práce se zabývá otázkou, zdali otec a matka předávají své vlastnosti dítěti ve stejné míře. K modelování kauzálního vztahu je použit model strukturních rovnic, zkráceně SEM. SEM je často využívaným prostředkem v psychometrii, ekonometrii, sociálních studiích atd., kdy je potřeba použití latentních proměnných a modelovat ne explicitně vyjádřené faktory. Ty jsou poté navázány do strukturních rovnic, které nesou kauzální strukturu modelu.

Klíčová slova: SEM, CUPESSE, Velká pětka, kauzalita, charakter

Abstract

Title: Social background and youth unemployment in Europe: analysis with SEM
Author: Bc. Vojtěch Pastor
Department: Department of Econometrics
Supervisor: doc. Ing. Jan Zouhar, Ph.D.

Personality traits are part of each person's identity. These traits are mainly passed from parents to children as parents are the greatest source of influence on personality traits. Connection between parental and child traits is already known and proven fact. This master thesis aim is to research if mothers and fathers are passing their traits equally to their children. Structural equation model, also known as SEM, is used to model the causal relationship. SEM is commonly used in psychometric, econometric, social studies etc., where latent variables are needed in order to model not-explicitly expressed factors. These are later on bound into structural equations, which carries the causal structure of the model.

Keywords: SEM, CUPESSE, Big Five, causality, traits

Obsah

ÚVOD **1**

1 HYPOTÉZY A DATOVÉ VSTUPY **3**

1.1 PROJEKT CUPESSE 3
1.2 VÝZKUMNÉ OTÁZKY 5
1.3 DATA ÚPLNÝCH RODIN 8

2 METODOLOGIE **11**

2.1 DEFINICE SEM 11
2.2 SPECIFIKACE A IDENTIFIKACE 17
2.3 ODHAD A LOKÁLNÍ TESTOVÁNÍ 22
2.4 GLOBÁLNÍ TESTOVÁNÍ 25

3 ANALÝZA A VÝSLEDKY **34**

3.1 ANALÝZA MĚŘÍCÍHO MODELU 34
3.2 ANALÝZA SEM 36
3.3 DISKUZE 41

ZÁVĚR **43**

LITERATURA **44**

Seznam grafů, obrázků a tabulek

Graf 1.1: Počet respondentů v zemích ve výzkumu CUPESSE 4
Tabulka 1.1: Počet respondentů podle pohlaví v úplném vzorku 4
Graf 1.2: Rozložení respondentů v České republice podle věku 4
Graf 1.3: Rozložení respondentů v Německu a Španělsku věku 5
Obrázek 1.1: Schéma vývoje osobnosti 6
Tabulka 1.2: Stanovené hypotézy 8
Obrázek 1.2: Strukturní model s hypotézami 8
Tabulka 1.3: Faktory cílevědomost, pracovitost 9
Graf 1.4: Histogramy proměnných 9
Obrázek 2.1: Diagram SEM. Zdroj: (Kline, 2016). 12
Graf 2.1: Příklad pravděpodobnostního vztahu mezi dvěma spojitými proměnnými. Zdroj: (Kline, 2016). 14
Obrázek 2.2: Diagram základních kroků SEM. Zdroj: (Kline, 2016). 18
Jsem spokojen se svým životem (1 = nesouhlasím, 2 = neutrální, 3 = souhlasím) 24
Obrázek 3.1: Měřící model – cílevědomost dítěte 34
Obrázek 3.2: Měřící model – pracovitost dítěte 34

Tabulka 3.1: Faktorová analýza – cílevědomost, pracovitost 35
Obrázek 3.3: Strukturní model 36
Obrázek 3.4: Celkový model 37
Obrázek 3.5: Odhadnutý strukturní model 38
Tabulka 3.2: Odhadnutý strukturní model a hypotézy 38
Tabulka 3.3: Statistiky globálního testování 39
Obrázek 3.6: Respecifikovaný model 41

Úvod

Milion lidí, milion osobností. Podle Turkenheimera (2000) je charakter člověka souhrnem vnějších vlivů, výchovou a předáním genetické výbavy rodičů. Právě poslední dva aspekty mají největší dopad na formování identity dítěte. U obou aspektů lze nalézt stejný jmenovatel, a to rodiče. Matka i otec jsou nejdůležitějším faktorem, který ovlivňuje budoucí charakter dítěte. Na základě analýz Podermana a kol. (2015) o genetické dědičnosti charakterových vlastností a analýz Crocettiho a Branje (2017) o dopadu výchovy na identitu dítěte dokonce platí přísloví, že jablko nepadá daleko od stromu. Dalším důležitým závěrem posledně jmenovaného výzkumu je, že každý rodič ovlivňuje dítě zvlášť. Otázkou však zůstává, jak silná je závislost mezi charakterovou vlastností rodičů a jejich dětmi? Má matka stejný efekt na dítě jako otec, či jsou mezi rodiči rozdíly? Jmenované výzkumy potvrdily existenci vztahu mezi charakterem dítěte a rodičů, ale žádný z nich tento vztah nezměřil skrze otce a matku zvlášť.

Měřenými charakterovými vlastnostmi jsou pracovitost a cílevědomost. Vybrané vlastnosti lze zařadit pod větev „svědomitost“ v rámci rozdělení *Big Five*, neboli Velké pětky (Friedman a kol., 2016). Rozdělení Velké pětky mapuje charakter člověka do pěti faktorů; otevřenost vůči zkušenostem, svědomitost, extraverze, přívětivost a neuroticismus. Podle studií je právě charakterová vlastnost svědomitost nejdůležitějším faktorem pro úspěch na pracovním trhu (Barrick a Mount, 1991). Svědomitost a další 4 faktory nejsou označením pro jednu konkrétní definovanou vlastnost. Jsou to souhrnné názvy, názvy faktorů, které pod sebou, jako deštník, skrývají spoustu dalších, už lépe uchopitelných, vlastností. Právě mezi tyto „podvlastnosti“ svědomitosti patří pracovitost a cílevědomost (Goldberg, 1992).

Pro odhad efektu cílevědomosti a pracovitosti rodičů na dětech použiji model strukturních rovnic. Model strukturních rovnic, zkráceně SEM (*structural equation modeling*) se používá pro zachycení a „měření“ kauzality mezi latentními proměnnými. Předchozí věta odráží podstatu statistických modelů a zejména SEM. Pokud sestavujeme model, jakkoliv komplexní s použitím pro jakoukoliv metodu, musíme vždy ctít, že kauzalita nevyplývá z modelu, ale model vyplývá z kauzality. V průběhu práce je tato podstata statického modelování několikrát zmíněna a obecně, a zároveň správně, je kladen důraz na to, aby každý výzkumník SEM dokázal obhájit všechny své hypotézy. Bez toho, aniž by výzkumník dokázal obhájit své hypotézy, nedostává model praktický rozměr a je jen směsicí proměnných náhodně na sobě závisejících. Bohužel i takový model se může jevit jako statistický významný, ale o tom více až v dalších částech diplomové práce.

Diplomová práce je rozdělena na tři hlavní části: hypotézy a datové vstupy, metodologie a výsledky.

První část, hypotézy a datové vstupy, slouží k představení dat a teoretického konceptu výzkumu. Cílem této části je představit projekt CUPESEE a definovat teoretický rámec,

na kterým definuji zkoumané hypotézy. Poté je sestaven koncept statistického modelu, který bude zkoumán v poslední, třetí části.

V metodologické části je čtenář nejdříve uveden do SEM. Jde o krátký popis metody, její podstatu a základní požadavky. Další kapitolou je specifikace a identifikace. Specifikace a identifikace jsou prvními kroky v použití SEM. V těchto krocích je vystavěn statistický model na základě teoretického výzkumu a stanovených hypotéz. Cílem této kapitoly je vysvětlit důležitost těchto dvou kroků a jejich odraz na další části výzkumu. Následuje kapitola lokálního testování, kde je přiblížen postup odhadu SEM a jakou metodu odhadu zvolit. Nakonec poslední kapitolou je globální testování. V této kapitole je představeno několik nejvíce používaných indexů, podle kterých můžeme správně, či nesprávně posoudit validitu modelu.

Poslední částí je již zmíněný vlastní výzkum. Cílem výzkumu je zjistit dopad charakterových vlastností pracovitosti a cílevědomosti matky a otce na dítě. Výzkum je rozdělen do několika částí a je strukturován stejně jako publikované články s použitím SEM. Stěžejním tématem ve vlastním výzkumu bude aplikace SEM v praxi. Aplikace bude odrazem představené teorie a hypotéz v první části diplomové práce. Před samotným odhadem modelu bude zapotřebí validovat model vzhledem k sesbíraným datům. Nakonec přejdu k samotnému odhadu modelu a jeho globální validací. Po odhadu interpretuji získané výsledky a nastíním diskuzi vzhledem k celkovému výstupu.

1 Hypotézy a datové vstupy

1.1 Projekt CUPESSE

Vlastní výzkum je založen na datech projektu CUPESSE, což je empirický multidisciplinární výzkum nezaměstnanosti mladých ve členských státech Evropské Unie a zejména ve státech začleněných do projektu CUPESSE (např. Rakousko, Česká republika, Dánsko, Německo, Maďarsko, Itálie, Španělsko, Švýcarsko, Turecko a Spojené království). České republika je do výzkumu zapojena skrze Vysokou školu ekonomickou a několik jejích kateder.

Projekt CUPESSE se zabývá následujícími pěti oblastmi:

1. Získání lepšího přehledu o nabídce zaměstnání mladých dospělých v kontextu rodiny.
2. Výzkum jak faktory na straně nabídky a poptávky ovlivňují nezaměstnanost mladých. Do jaké míry postoje a dovednosti mladých odpovídají požadavkům zaměstnavatelů.
3. Pochopení důsledků nezaměstnanosti mladých v dlouhodobém horizontu, včetně dopadu na nezaměstnané osoby a na společnost jako celek.
4. Prověření, jak členské státy přijímají a podporují rozhodnutí v boji proti nezaměstnanosti mladých. Do jaké míry evropské státy podporují zakládání podniků a samostatnou výdělečnou činnost, vzdělávání, odborné přípravy a posouzení jejich dopadu na nezaměstnanost mladých.
5. Představení návrhů nových opatření a formulování strategie pro zlepšení nezaměstnanosti mladých v Evropě.

1.1.1 Data CUPESSE a úplné rodiny

Šetření CUPESSE bylo prováděno v deseti evropských zemích. Původní soubor zahrnuje odpovědi respondentů ze západních zemích, České republiky, Maďarska a Turecka viz tabulka 1.1. Z každé země bylo vybráno více než tisíc respondentů a celkový počet činí 17 786 respondentů. Věkové rozmezí odpovídajících na otázky jejich postoje k zaměstnání, respektive zaměstnanosti, je mezi sedmnácti až třiceti pěti lety. Důležitým aspektem výzkumu bylo zapojení rodičů do dotazování. Rodičům byly položeny stejné otázky jako jejich dětem, avšak ne už všech primárních původních respondentů (dětí) byly získány odpovědi obou rodičů.

Výzkum je založen na vzorku úplných rodin, to znamená, že beru v potaz jen ty odpovědi dětí, které zahrnují odpovědi obou rodičů. Podsoubor úplných rodin obsahuje 275 pozorování obsahujících odpovědi dítěte, matky i otce. Tyto úplné rodiny pocházejí z České Republiky, Španělska a Německa viz grafy 1.2 a 1.3. Nepředpokládám, že původ bude mít vliv na zkoumanou otázku, proto redukce zemí není omezující. Také věkové rozvržení v úplných rodin je možno vidět v grafech 1.2 a 1.3. Zde se skoro zachovala původní struktura obsahující

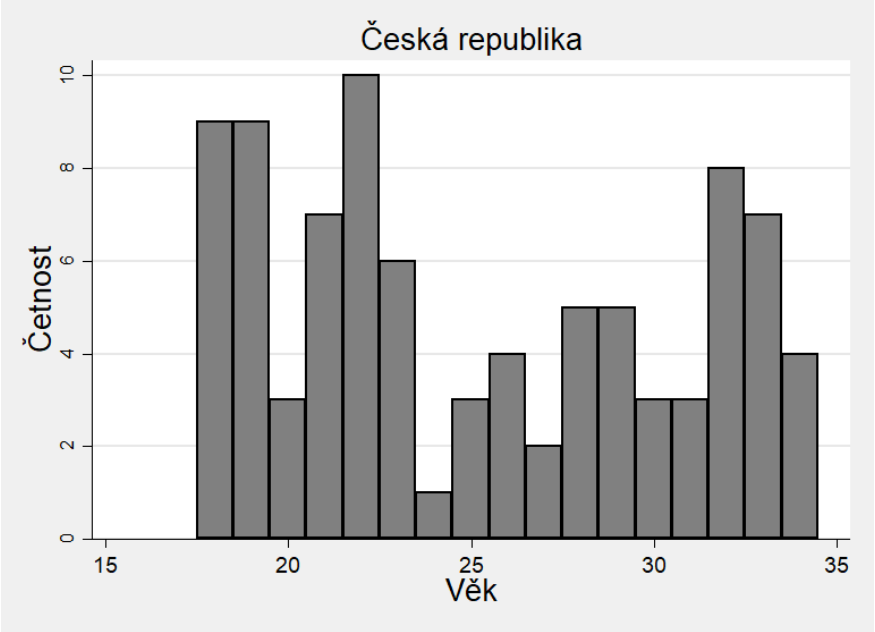
všechny věkové kategorie od sedmnácti do třiceti pěti let. Poslední demografickou proměnnou je rozvržení z hlediska pohlaví, viz tabulka 1.1. Vidíme, že úplný počet žen a mužů se téměř neliší.



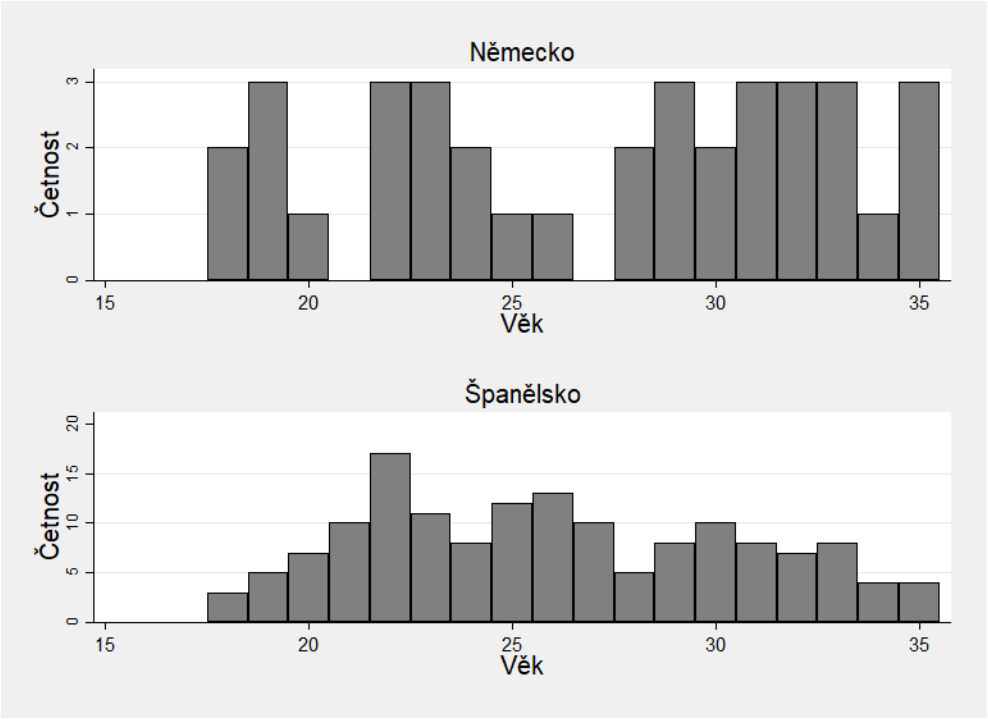
Graf 1.1: Počet respondentů v zemích ve výzkumu CUPESSE

Pohlaví	Počet	Procenta
Žena	131	47,64 %
Muž	144	52,36 %
Celkem	275	100 %

Tabulka 1.1: Počet respondentů podle pohlaví v úplném vzorku



Graf 1.2: Rozložení respondentů v České republice podle věku



Graf 1.3: Rozložení respondentů v Německu a Španělsku věku

1.2 Výzkumné otázky

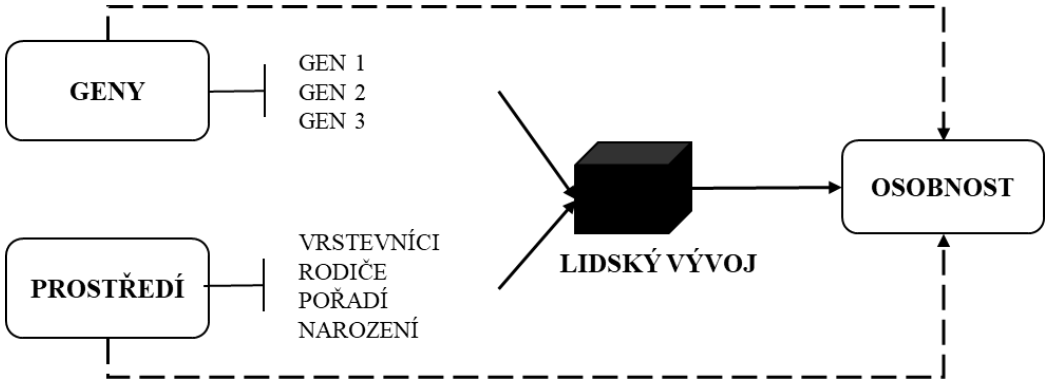
Už dlouhou dobu je zkoumán vliv rodiny na utváření identity jednice. Jak již popsal Erikson ve své Teorii délky života (Erikson, 1950), utváření identity jedince v mládí je jedno z nejdůležitějších období života pro vývoj identity. Největší vliv na vývoj dítěte má rodina, zejména matka a otec. Toto prostředí není neutrální půdou, což znamená, že každá rodina utváří vlastní identitu, a tedy vlastnosti dítěte nejsou ovlivněné jen genetickou výbavou, ale i každodenním soužitím v rodině a stylem výchovy rodičů (Scabini a Manzi, 2011). Empirické studie tuto teorii potvrzují. Podle výsledků analýzy Crocetti kol. (2017) existuje významná závislost mezi identitou dítěte a výchovou rodičů. Závěrem jejich analýzy je také potvrzení hypotézy, že každý člen rodiny dokáže zvlášť ovlivnit vývoj dítěte.

Dalším původním aspektem charakteru je samotná dědičnost. Geny spolu s prostředím, ve kterém dítě vyrůstá, jsou nejdůležitějším faktorem ve vývoji charakteru dítěte. Zkoumání závislosti mezi geny a charakterem se nejčastěji provádí výzkumem jednovaječných i dvouvaječných dvojčat. Polderman a kol. (2015) provedli metaanalýzu 17 804 vlastností z 2 748 článků zahrnujících dohromady 14 558 903 dvojčat. V analýze zkoumali publikované články na téma dědičnosti charakterových vlastností. Výstupem jejich analýzy je potvrzení předpokládaného značného vlivu genů na charakterové vlastnosti dítěte. O krok dále posunul teorii Turkheimer (2000), který ve své studii spojuje vliv prostředí (rodiny) a dědičnosti do komplexního celku. Podle Turkheimera lze původ charakteru rozdělit podle tří zákonů:

1. Všechny lidské vlastnosti jsou dědičné.
2. Efekt výchovy ve stejné rodině je menší než efekt genů.

3. Značný podíl na lidských vlastnostech není efektem genů ani rodiny.

Tyto tři zákony se dají znázornit následujícím diagramem:



Obrázek 1.1: Schéma vývoje osobnosti

Osobnost člověka je komplexní pojem. Tento pojem se psychologové snaží rozdělit do několika faktorů, které dokáží blíže popsat. Tyto snahy se datují už od roku 1884, kdy Sir Francis Galton zavedl taxonomii pro charakterové vlastnosti (Shrout a Fiske, 1995). Původní model prodělal vývoj a dnes se především můžeme setkat s modelem *The Big Five*, česky Velká pětka. Tento model je výsledkem rozsáhlé faktorové analýzy přídavných jmen používaných pro popis osobnosti a stejně rozsáhlé faktorové analýzy různých osobnostních testů a stupnic. Celkově bylo definováno následujících pět faktorů:

1. ***Otevřenost vůči zkušenosti (Openness to experience)***: Otevření lidé se obecně zdají býti nápaditi, vtipní, originální a umělečtí. Lidé, kteří tuto dimenzi nemají jsou mělcí, prostí nebo jednodušší.
2. ***Svědomitost (Conscientiousness)***: Svědomití lidé jsou obecně opatrní, spolehliví, vytrvalí, organizovaní a zodpovědní. Impulsivní lidé mají tendenci být bezstarostní, nepořádní a nepoddajní.
3. ***Extraverze (Extraversion)***: Extrovertní lidé mají tendenci být energičtí, nadšení, dominantní, společenští a upovídaní. Introvertní lidé mají tendenci být stydliví, nespolečenští, submisivní a klidní.
4. ***Přívětivost (Agreeableness)***: Přívětiví lidé jsou přátelští, kooperující a důvěřiví. Lidé, kteří tuto dimenzi nemají jsou studení, hádaví a nelítostní.
5. ***Neuroticismus (Neuroticism)***: Neurotičtí lidé mají tendenci být nervózní, napjatí, volatilní, náladoví a znepokojení. Emočně stabilní lidé jsou klidní a spokojení.

Výše uvedených pět faktorů popisuje lidský charakter podle teorie Velké pětky (Friedman a kol., 2016). Otázkou však zůstává, je nějaký z těchto pěti faktorů dominantním, nebo jedinečným, prediktorem pro úspěšnost na pracovním trhu? Tímto problémem se zabývá několik studií. Podle studie Barricka a Mounta (1991) je pro úspěch na pracovním trhu nejdůležitější vlastností svědomitost. Ve své studii se odkazují na další literaturu, kde lze svědomitost nalézt úzce spojenou s vůlí, a to pod názvy jako „vůle dosáhnout“, či „Vůle“.

Novější studie potvrzují jejich závěr a rozšiřují toto téma o další aspekty, které mají dopad na pracovní výkon.

Všechny faktory v modelu Velké pětky, jsou jen všeobjímající názvy pro podsoubor dalších charakterových vlastností. Goldberg (1992) definoval postup pro měření vlastností modelu Velké pětky. Pro každou charakterovou vlastnost z Velké pětky navrhl několik dalších vlastností, které směřují stejným směrem společně definují danou vlastnost. Dotázaný pak na škále 1 až 5 odpovídá, jak dobře ho dotazovaná vlastnost popisuje.

1.2.1 Hypotézy

Největší vliv na vývoj dítěte má matka a otec (Erikson, 1950). Tyto vlastnosti se dědí genetickou výbavou, ale jsou také předávány výchovou rodičů (Turkheimer, 2000). Představený koncept se zabývá vztahem mezi charakterovými vlastnostmi rodičů a stejnými vlastnostmi dítěte z hlediska vlastností potřebných pro uplatnění na pracovním trhu. Pro uplatnění na pracovním trhu je potřeba zejména charakterová vlastnost jako je svědomitost z Velké pětky (Barrick a Mount, 1991). Svědomitost má několik dílčích vlastností, mezi ty patří cílevědomost a pracovitost (Goldberg, 1992). Základní myšlenka pro vybudování teoretického konceptu tedy je, jak dokáže cílevědomost a pracovitost matky a otce ovlivnit cílevědomost a pracovitost dítěte?

V závislosti na výstupech z představených článků stanovím několik předpokladů, o které budu opírat představený model. Podle (Scabini a Manzi, 2011), předpokládám, že dítě přebírá vlastnosti nejbližšího okolí, v tomto případě rodičů. Ti jsou bezesporu vzorem a největším zdrojem ovlivnění dítěte. Každý z nás se v určitém aspektu podobá více či méně jednomu z rodičů. Předpokládám tedy, že síla onoho aspektu je stejná jak u rodiče, tak u dítěte. Například pokud jsou oba rodiče dobrosrdeční, potom předpokládám, že dítě bude přejímat tuto vlastnost ve stejné míře. Otázkou však je, jestli všechny vlastnosti dítě přejímá ve stejné míře jak od otce, tak od matky. Vybrané charakterové vlastnosti, cílevědomost a pracovitost, nemusí nutně splňovat předpoklad přejímání ve stejné míře od obou rodičů. V modelu rodiny, ve kterém žili moji rodiče a rodiče respondentů výzkumu CUPESSE, předpokládám tradiční rodinu. Otec chodí do práce, vydělává peníze. Matka také chodí do práce, ale tak, aby ještě měla čas starat se o rodinu. Z hlediska pracovního trhu a vlastnosti cílevědomosti soudím, že otec se bude jevit jako ten cílevědomější, protože chodí do práce a buduje kariéru. Naopak matka zůstává doma a nezastává tak pracovně důležité pozice, jako otec. Je tedy možné, že se otec bude jevit jako ten cílevědomější v rámci mého výzkumu? Co se týče pracovitosti, nepředpokládám rozdíl. Rozdělení rodičů na matku a otce je hlavním rozdílem oproti předchozím výzkumům. Ty se věnovaly rodině jako celistvé entitě, která souhrnně ovlivňuje vývoj dítěte. Dalším rozdílem je vydefinováním dílčích charakterových vlastností cílevědomosti a pracovitosti z obecnějšího pojmu svědomitosti.

Důležité je definovat rozdíl mezi cílevědomostí a pracovitostí, protože tyto dva pojmy jsou sobě blízké. Základní rozdíl je v tom, že pracovitý člověk ne nutně musí svou prací

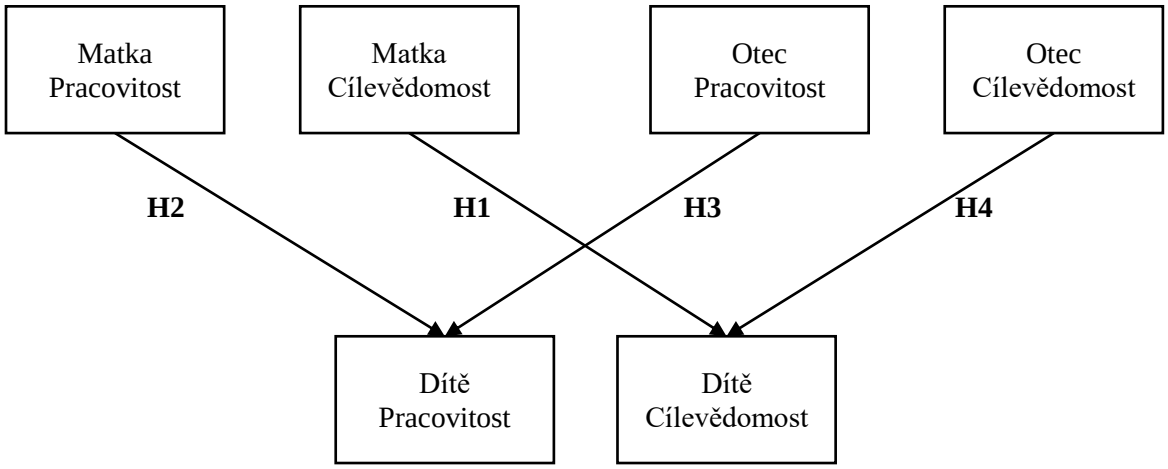
následovat vytyčený cíl. Na druhou stranu cílevědomý člověk může jít za cílem pomalu, ale jistě.

Na základě předchozích zjištění a předpokladů, stanovuji tyto čtyři hypotézy:

H1: Cílevědomost matky pozitivně ovlivňuje cílevědomost dítěte.
H2: Pracovitost matky pozitivně ovlivňuje pracovitost dítěte.
H3: Cílevědomost otce pozitivně ovlivňuje cílevědomost dítěte.
H4: Pracovitost otce pozitivně ovlivňuje pracovitost dítěte.

Tabulka 1.2: Stanovené hypotézy

Strukturní model je znázorněn na obrázku 1.2. Každý obdélník představuje charakterovou vlastnost otce, matky, nebo dítěte. Šipky jsou nositelé hypotéz H1 – H4. V odhadovaném modelu jsou pracovitost a cílevědomost modelovány jako exogenní latentní proměnné a hypotézy jako strukturní rovnice endogenních latentních proměnných.



Obrázek 1.2: Strukturní model s hypotézami

1.3 Data úplných rodin

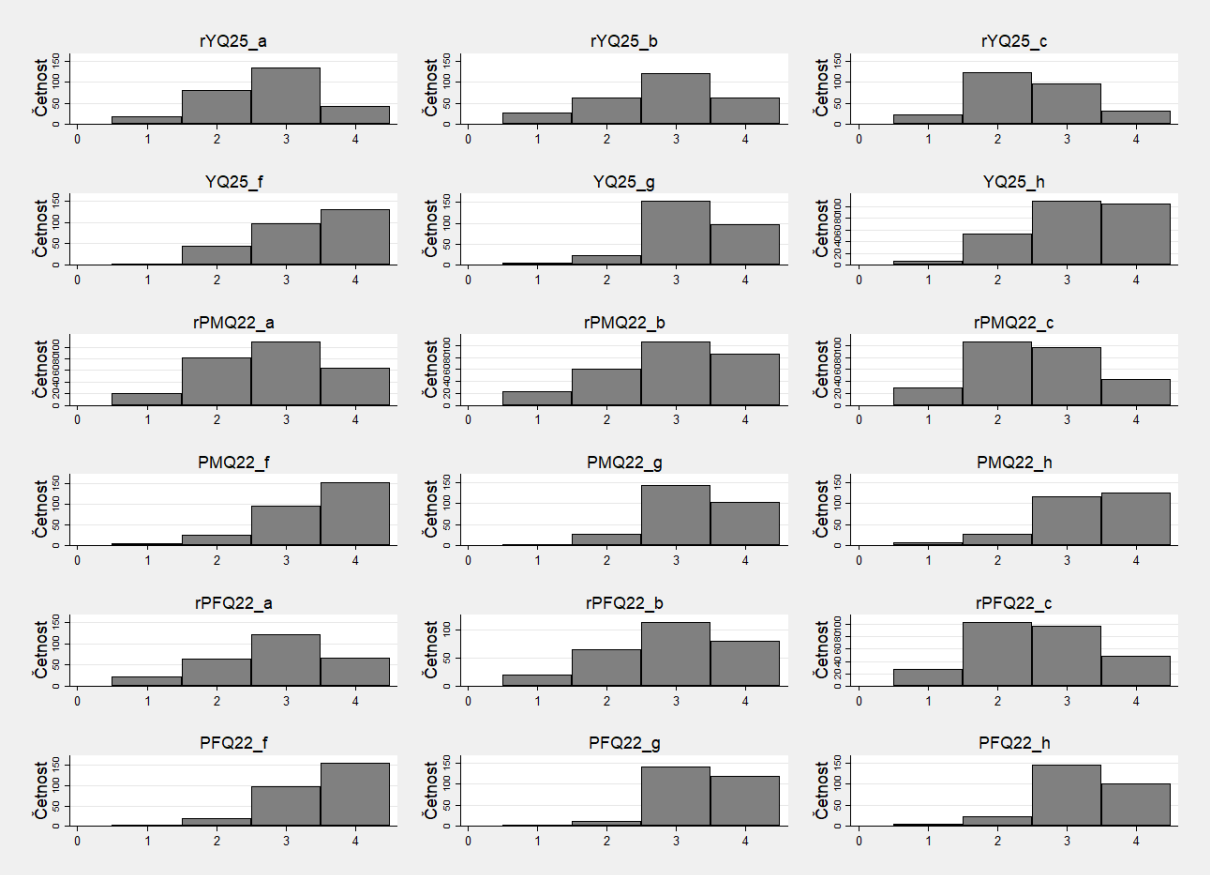
Před odhadnutím modelu, je potřeba se dobře seznámit s daty. SEM je citlivý na vstupní data a je důležité znát vlastnosti dat, aby při odhadu byla použita správná metoda.

V seznamu otázek položených respondentům nejsou otázky přímo ukazující na cílevědomost, nebo pracovitost. Zvolím přístup typický pro SEM a charakterové vlastnosti formuluji jako faktory (latentní proměnné) na základě několika otázek ze souboru. Tyto otázky byly položeny celé rodině, a proto nebude chybět informace od rodičů. Otázky a faktory jsou v následující tabulce 1.3.

Faktor	Kód otázky		
Otázka	**Dítě**	**Matka**	**Otec**
Cílevědomost			
Často si stanovím cíl, ale nakonec jdu za jiným.	YQ25_a	PMQ22_a	PFQ22_a
Mám problémy udržet pozornost na projektu déle než několik týdnů.	YQ25_b	PMQ22_b	PFQ22_b
Nové nápady odvádí moji pozornost od dřívějších nápadů.	YQ25_c	PMQ22_c	PFQ22_c
Pracovitost			
Jsem tvrdě pracující.	YQ25_f	PMQ22_f	PFQ22_f
Věřím, že se dokáži vypořádat s nečekanými situacemi.	YQ25_g	PMQ22_g	PFQ22_g
Většinou udělám více než je žádáno.	YQ25_h	PMQ22_h	PFQ22_h

Tabulka 1.3: Faktory cílevědomost, pracovitost

Všechny vybrané otázky odpovídají Likertově škále. V každé z nich má respondent na výběr z následujících možností; 1 – velice nesouhlasím, 2 – spíše nesouhlasím, 3 – spíše souhlasím, 4 – velice souhlasím. Tento typ dotazování je typický pro dotazníky, kde respondent musí vyjádřit postoj k položenému dotazu. Je dobré se podívat na směr otázky. Jestli je otázka položena negativně, nebo pozitivně. U otázek a, b, c (neuvádím celý kód otázky, pokud je



Graf 1.4: Histogramy proměnných

souhrnně označena stejná otázka pro dítě i rodiče, např. *YQ25_a, PMQ25_a, PFQ25_a* je otázka a) je směr negativní. Čím více respondent souhlasí, tím horší je jeho daná vlastnost. Pro zjednodušení interpretace rekóduji negativně položené otázky tak, aby všechny otázky směrovaly pozitivním směrem (rekódované proměnné mají prefix „r“).

Je zřejmé, že proměnné jsou kategoriálního typu. Všechny proměnné nabývají hodnot 1–4, tak jak to lze vidět na grafu 1.3. Jelikož jeden z předpokladů SEM je, že proměnné jsou spojité a normálně rozdělené, je pro odhad potřeba použít robustnější techniku než standardní metodu maximální věrohodnosti. Jedinou možností, jak zdánlivě splnit předpoklad normálního rozdělení je, pokud by ordinální proměnná obsahovala vetší množství kategorií, např. více jak 15 (Schumacher a Lomax, 2010), což ale není tento případ.

2 Metodologie

2.1 Definice SEM

Structural equation modelling, česky model strukturních rovnic a zkráceně SEM, je modelem používaným zejména v psychologických a sociologických studiích. Protože jen samotný úvod do SEM by vydal na obsáhlou knížku, pokusím se v této diplomové práci vysvětlit principy na kterých metodika SEM stojí a prakticky ukázat na příkladu. Pro analýzu modelu budu používat statistický program Stata, do kterého byl zabudován nástroj „SEM builder“. Tento nástroj nabízí, na rozdíl od jiných statistických programů, velkou výhodu, jelikož umožňuje konstruovat modely v grafické podobě.

V nejjednodušší formě se SEM neliší od regresních modelů. Stejně jako v regresním modelu je základem kvantitativně analyzovat vztahy mezi proměnnými na základně předem stanovených hypotéz. Jak již bylo nastíněno, nejčastější využití najde SEM v psychometrii, nebo sociologii. Pomocí SEM se zkoumají kauzální vztahy mezi pozorovanými proměnnými a jejich konstrukty. Konstrukty jsou latentními proměnnými, které přímo nedokážeme pozorovat, ale dokážeme sdružit jednotlivé pozorované proměnné do skupin (stejně jako ve faktorové analýze) a tím odvodit latentní proměnnou. Příkladem může být výzkum, kdy zjišťujeme, jak domácí prostředí ovlivňuje studentův úspěch ve škole. Nebo například v marketingu můžeme zkoumat, jak se odráží důvěra ve společnost do prodejů společnosti. Ve zdravotnictví to může být výzkum dopadu diety a cvičení na riziko infarktu (Schumacker a Lomax, 2010).

V každém z příkladů provádíme výzkum na základě hypotézy, teorie (stanovené na předchozích výzkumech), že určitá sada proměnných dokáže dobře definovat konstrukty (latentní proměnné) a proměnné spolu „nějak“ souvisí. Cílem této analýzy je zjistit do jaké míry získaná data podporují teoretický model. Judea Pearl popisuje SEM jako kauzální inferenci, která využívá tří vstupů a generuje tři výstupy (Pearl, 2012). Vstupy jsou:

Vstup 1: Sada A kvalitativních kauzálních hypotéz, které je řešitel připraven hájit. Model M_A, který zahrnuje tyto hypotézy, typicky ve formě grafických diagramů a sady strukturních rovnic. Hypotézy jsou obvykle založeny na předpokladech, které ne všechny lze ověřit, či otestovat pomocí dat.

Vstup 2: Sada Q dotazů týkajících se kauzálních a kontrafaktuálních vztahů mezi zahrnutými proměnnými. Typicky, Q představuje sílu přímého efektu strukturní proměnné X na Y ($X \rightarrow Y$). Například:

Q_1: Jaký je efekt opatření X na výsledku Y?

Q_2: Diskriminuje tento zaměstnavatel zaměstnance podle pohlaví?

Teoreticky všechny dotazy $Q_i \epsilon Q$ by se měly dát spočítat z plně specifikovaného modelu M. Dotazy, které se nedají spočítat, jsou nepřípustné.

Vstup 3: Sada *D* experimentálních nebo neexperimentálních dat.

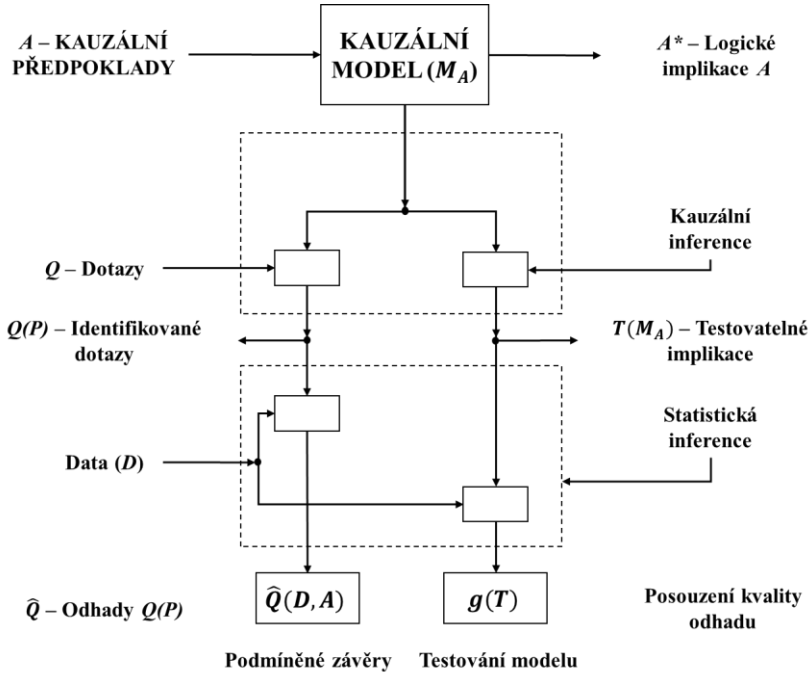
Výstupy SEM jsou:

Výstup 1: Sada výroků *A** vázaných na hypotézy stanovené ve vstupu, resp. logických implikací *A*, např. *X* nemá efekt na *Y* při konstantní hodnotě *Z*. Tyto výroky nemusí přímo korespondovat s určitým parametrem, ale můžou být testovány na datech.

Výstup 2: Sada tvrzení *C* obsahující velikosti odhadů *Q*, v závislosti na *A*. *C* zahrnuje odhady strukturních parametrů, průměry, rozptyly, nebo efekty opatření.

Výstup 3: Soubor *T* testovatelných statistických implikací *A* a jejich úroveň souladu s daty.

Celá struktura SEM se dá znázornit diagramem na obrázku 2.1:



Obrázek 2.1: Diagram SEM. Zdroj: (Kline, 2016).

2.1.1 Důležitost teorie

Stejně jako v jiných statistických technikách závisí kvalita výstupů SEM na kvalitě hypotéz výzkumného pracovníka. Cílem SEM je testovat teorii specifikováním modelu, který definuje přijatelné konstrukty, měřené vhodnými pozorovanými proměnnými (Kline, 2016). Pokud takový model v konečném důsledku nepasuje do dat, je i tak výsledek zajímavý, protože existuje-li takto sestavený model, může zpochybnit testovanou teorii.

Výzkumníci někdy mylně věří, že ústředním bodem SEM je najít model, který odpovídá datům, ale takovýto výsledek sám o sobě není moc působivý. Je tomu tak proto, že každý model, dokonce i ten, který je opravdu špatný (nesprávně specifikovaný), může být přizpůsoben datům přidáním parametrů. Ve skutečnosti, je-li model strukturálních rovnic specifikován tak, aby byl co nejsložitější, bude dokonale odpovídat datům. To je společná vlastnost statistického

modelování, nikoliv pouze SEM (Kline, 2016). Úspěch v SEM je určen podle toho, zda se analýza zabývá věcnými teoretickými otázkami bez ohledu na to, zda je model zachován. Irelevantní model, který dokonale pasuje na data je vědecky bezvýznamný (Millsap, 2007).

2.1.2 SEM jako konfirmační, nebo explorační nástroj

Při praktickém modelování SEM a psaním modelu do softwarového nástroje musí výzkumník poskytnout mnoho informací o modelu. Informace typu o směru kauzálních efektů mezi proměnnými *X Y* atd. Tyto a priori specifikace odrážejí hypotézy a celkově tvoří model, který je analyzován. V tomto smyslu lze SEM považovat za konfirmační. Data však mohou být v rozporu s modelem, a proto musíme opustit původní model nebo upravit hypotézy, na nichž je založen. V přísně konfirmačním přístupu má výzkumník jeden model, který je buď zachován nebo odmítnut na základně globálního testování (Jöreskog, 1993). Tento přístup je v praxi téměř nereálný, a proto je jen málo studií tohoto typu.

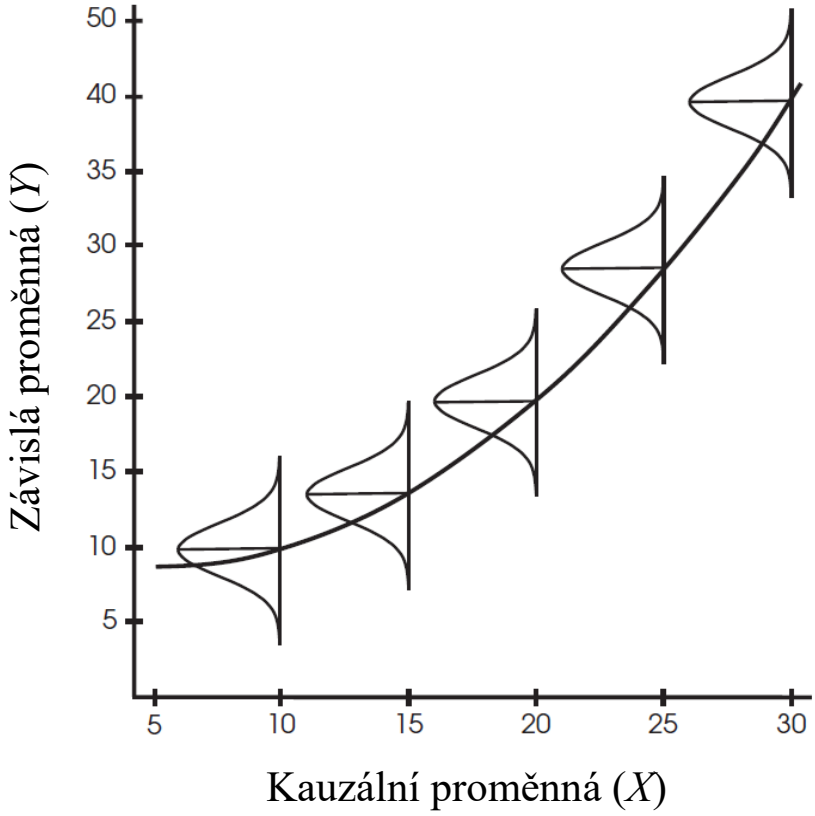
Druhý, poněkud méně přísný postup, zahrnuje testování alternativních modelů a vztahuje se na situace, kdy je k dispozici více než jeden a priori model (Jöreskog, 1993). Alternativní modely obvykle zahrnují stejné pozorované proměnné, ale jinou strukturu efektů mezi nimi. Tento koncept vyžaduje dostatečné teoretické základy pro definování více než jednoho modelu. Je zachován pouze konkrétní model s přijatelnou shodou s daty a zbylé modely jsou odmítnuty. Třetí přístup je pravděpodobně nejběžnější. Počáteční model se neshoduje s daty a je následně upraven. Respecifikovaný model je poté znovu testován na datech (Jöreskog, 1993). Cílem tohoto procesu je „objevit“ takový model, který má teoretický význam a přijatelnou shodu s daty.

2.1.3 Pravděpodobnostní kauzalita

Modely analyzované SEM obecně předpokládají pravděpodobnostní kauzalitu, nikoliv deterministickou kauzalitu. Deterministickou kauzalitou rozumíme, že změna kauzální proměnné, změna na vstupu, vždy vyvolá změnu v dalších pozorovaných proměnných, změnu na výstupu. Tedy pokud *A* způsobuje *B,* pak *A* je vždycky následováno *B*. Příkladem v tomto smyslu může být, že válka nezpůsobuje mrtvé, kouření nezpůsobuje rakovinu (Byrne, 2009). Naopak pravděpodobnostní kauzalitou rozumíme, když změna na vstupu vyvolá změnu na výstupu jen s pravděpodobností menší než 1. Odhady těchto pravděpodobností (efektů) se obvykle zakládají na předpokladech o rozložení efektů ve vzorku, např. normalitě a jiných pravděpodobnostních rozděleních. Z tohoto pohledu zůstává kauzalita zachována, *A* pořád způsobuje *B*, ale předpokládáme, že kauzální efekt, síla výstupu, se pohybuje v souladu s pravděpodobnostním rozdělením (Mulaik, 2009).

Příklad pravděpodobnostního kauzálního modelu může být následující ukázka. Existuje funkční závislost mezi dvěma proměnnými definovaná rovnicí 2.1 a znázorněna na grafu 2.1:

$$\hat{Y} = 0,05X^2 - 0,5X + 10 \qquad (2.1)$$



Graf 2.1: Příklad pravděpodobnostního vztahu mezi dvěma spojitými proměnnými. Zdroj: (Kline, 2016).

Proměnná *Y* je výstup, závislá na vstupu, kauzální proměnné *X*, která ovlivňuje hodnotu *Y*. V příkladu znázorňuje $\hat{Y}$ odhadnutou hodnotu na základně *X*, přičemž pozorované hodnoty *Y* jsou rozmístěny okolo odhadnuté hodnoty s normální distribucí. Taktéž lze pozorovat, že *Y* roste se zvětšující se hodnotou *X*, ale nejsme schopni přesně určit hodnotu *Y*. Pouze pomocí pravděpodobnosti odhadnout výši *Y*.

2.1.4 Pozorované a latentní proměnné

Klíčovým prvkem SEM je jasné rozlišení mezi pozorovanými proměnnými a latentními proměnnými. Pozorované proměnné představují data, tedy proměnné, které jsme shromáždili a zadali do datového souboru. Tyto proměnné mohou být kategorické nebo spojité, ale všechny latentní proměnné v SEM jsou spojité. Existují statistické metody pro analýzu kategorických latentních proměnných, ale SEM se zabývá pouze spojitými latentními proměnnými. Jak popisuje Kline (2016), můžeme rozdělit proměnné do několika skupin:

Latentní proměnné v SEM obecně odpovídají hypotetickým **konstruktům,** o těchto konstruktech se předpokládá, že odrážejí výsledky něčeho, co není přímo pozorovatelné. Příkladem konstruktu je inteligence. Inteligenci, jako takovou, nemůžeme změřit. Dokážeme jí

odvodit z dalších pozorovaných proměnných, ale neexistuje její přímé měření. Vědci používají různé typy pozorovaných proměnných, jako jsou slovní úlohy nebo kapacitu paměti, aby posoudily jednotlivé aspekty inteligence. Latentní proměnné v SEM mohou představovat širokou škálu jevů. Například konstrukty o atributech lidí (např. inteligence, úzkost), nadřazené oblasti, vyšší úrovně (např. skupiny, čtvrti, geografické oblasti), nebo zdroje informací (např. učitelé vs. studenti). Všechny tyto aspekty mohou být reprezentovány latentní proměnnou v SEM.

Pozorované proměnné, které slouží jako nepřímé měření konstruktů se nazývají **indikátory**. Posledním prvkem jsou **faktory**, které jsou odrazem statistického měření všech indikátorů jednoho konstruktu. Jasné rozlišení mezi indikátory a faktory v SEM umožňuje testovat širokou škálu hypotéz o měření. Předpokládejme, že výzkumný pracovník se domnívá, že proměnné X_1-X_3 odráží společnou vlastnost člověka, která je odlišná od toho, kterou měří X_4-X_5. V SEM je poměrně snadné určit model, kde X_1-X_3 jsou indikátory jednoho faktoru a X_4-X_5 jsou indikátory jiného faktoru. Pokud je odhad modelu, jenž byl právě popsán, špatný, poté hypotéza, na základě které byl model specifikován, bude odmítnuta. Schopnost analyzovat pozorované i latentní proměnné rozlišuje SEM od více standardních statistických metod, jako je analýza rozptylu (ANOVA) a vícenásobná regrese, která analyzuje pouze pozorované proměnné.

Další kategorie latentní proměnné v SEM odpovídá residuím nebo chybám, které mohou být spojeny buď s pozorovanými proměnnými, nebo s faktory specifikovanými jako výstupy (závislé proměnné). V případě indikátorů residuum odpovídá rozptylu, který není vysvětlen faktorem, který má odpovídající indikátor měřit. Část této nevysvětlené odchylky může být způsobena náhodnou chybou měření. Explicitní vyjádření chyby měření je zvláštní charakteristikou SEM. To však neznamená, že SEM může kompenzovat hrubé psychometrické vady (žádná technika nemůže), ale tato vlastnost přidává analýze reálnější charakter. Některé konvenční statistické techniky vytvářejí v této oblasti nepřiměřené předpoklady. Například ve vícenásobné regresi se předpokládá, že všechny prediktory jsou měřeny bez chyby. Tento předpoklad je v praxi rutinně porušován. Ve schématech modelů strukturních rovnic mohou být zbytkové termíny označeny stejnými symboly jako u latentních proměnných. Je to proto, že je třeba odhadnout odchylku chyb, vzhledem k modelu a datům. V tomto smyslu chyba, rozptyl není přímo pozorovatelná v sesbíraných datech a je tak latentní.

2.1.5 SEM potřebuje velké soubory

Obecně vzato při používání SEM je potřeba získat soubory s velkým počtem pozorování. Vzhledem k tomu, že velikost vzorku je důležitou otázkou, je potřeba položit si základní otázku: Jaká je „dostatečná velikost“ souboru v SEM? Na tuto otázku nelze poskytnout jednoduchou odpověď. Podle Klina (2016) níže uvedené faktory ovlivňují požadavky na velikost vzorku:

1. Složitější modely nebo modely s více parametry vyžadují větší velikost souboru než jednodušší modely s méně parametry. Je tomu tak proto, že modely s více

parametry vyžadují více odhadů a větší soubory jsou nezbytné, aby počítač mohl odhadnout další parametry s přiměřenou přesností.

2. Analýzy, ve kterých jsou všechny výsledné proměnné spojité a normálně distribuované, všechny efekty jsou lineární a neexistují žádné interakce vyžadují menší velikosti vzorků ve srovnání s analýzami, u nichž některé výsledky nejsou spojité, nebo mají nepravidelné rozložení. Tento problém také hovoří o použitelnosti různých metod odhadu v SEM, z nichž některé vyžadují velmi velké soubory z důvodu předpokladů, které přijímají, nebo nepřijímají, o datech.
3. Větší velikosti souborů jsou potřeba, pokud je nízká spolehlivost skóre. To znamená, že méně přesná data vyžadují větší soubory, aby vyrovnaly potenciální nežádoucí účinky chyby měření. Množství chybějících dat také ovlivňuje požadavky na velikost souboru. Jak se dá očekávat, vyšší množství chybějících dat vyžaduje větší velikost souboru, aby se kompenzovala ztráta informace.
4. Existují také úvahy o velikosti souboru u konkrétních modelů strukturních rovnic. Například ve faktorové analýze mohou být potřeba větší soubory, pokud existuje poměrně málo indikátorů na faktor. Faktory vysvětlují nerovnoměrné rozdíly rozptylu mezi indikátory, některé indikátory můžou mít kovarianci s více faktory.

Vzhledem k těmto vlivům neexistuje jednoduché pravidlo o velikosti souboru, které by se dalo zobecnit pro všechny studie. Požadavky na velikost souboru v SEM lze také posuzovat z dvou různých hledisek; počet požadovaných pozorování pro to, aby výsledky měly odpovídající statistickou přesnost oproti minimální velikosti souboru, potřebnou pro testy významnosti v SEM s přiměřenou silou. Pro připomenutí, síla je pravděpodobnost odmítnutí nulové hypotézy při testování významnosti, pokud platí alternativní hypotéza. V závislosti na modelu a analýze mohou být požadavky na velikost souboru pro odpovídající statistickou sílu v SEM mnohem větší než požadavky na dostatečnou statistickou přesnost (Jackson, 2003).

Existuje však několik doporučení, které dávají návod k minimálnímu poměru velikosti souboru a počtem odhadovaných parametrů pro získání odpovídající statistické přesnosti. Pro latentní proměnné modely, kde jsou všechny proměnné spojité a normálně distribuované a kde metodou odhadu je maximální věrohodnost (výchozí metoda ve většině počítačových nástrojů SEM) Jackson (2003) popisuje **pravidlo *N*:*q***. Touto heuristikou Jackson navrhl, aby výzkumníci uvažovali o minimálních velikostech vzorků z hlediska poměru počtu pozorování (N) k počtu odhadovaných parametrů (q). Doporučený poměr pozorování k parametrům by měl být 20:1. Například máme celkem q = 10 parametrů potom se odhaduje, že minimální velikost vzorku by byla 20*q neboli N = 200. Méně ideální by byl poměr N:q = 10:1, což by pro příklad q = 10 znamenalo minimální velikost vzorku 10*q, tedy N = 100. Pokud poměr N:q klesne pod 10:1 (např. N = 50 pro q = 10), pak poklesne i důvěryhodnost výsledků a zvýší se i riziko technických problémů v analýze.

2.1.6 Stata a SEM

Stata je integrované výpočetní prostředí pro správu dat, statistickou analýzu, grafiku, programování a simulaci pro počítače platformy Windows, Macintosh a Unix. Obsahuje také rozsáhlé možnosti pro SEM. Existují dva hlavní příkazy pro zadání modelu v syntaxi, „sem“ a „gsem“ (generalizované SEM). V zásadě příkaz „sem“ analyzuje modely se spojitými vstupy a výstupy (pozorované nebo latentní proměnné). Příkazy „gsem“ analyzují pozorované proměnné, které jsou spojité, binární, ordinální atd. Pouze pomocí příkazu „sem“ můžeme analyzovat modely při použití několika různých souborů. Statistické modely odhadované pomocí příkazu „gsem“ zahrnují logistickou regresi, probit regresi a Poissonovu regresi. Mají také schopnosti pro víceúrovňové modelování v rámci SEM a pro analýzu modelů založených na teorii odezvy. Oba příkazy mají speciální syntaxi pro testování hypotéz, diagnostiku reziduí, řízení výstupu, výpočet robustních standardních chyb a bootstrappingu (StataCorp, 2015).

Velikou výhodou programu Stata je integrace grafického rozhraní, builderu, pro modelaci SEM. Builder nevyžaduje znalost syntaxe Stata a umožňuje uživateli definovat model pomocí kreslení grafů v jeho rozhraní. Stata automaticky generuje pro builderové diagramy odpovídající syntaxi, kterou lze anotovat a uložit jako textový soubor. Speciální nástroje pro kreslení v nástroji Builder automaticky generují měřicí komponentu (faktor a jeho indikátory) nebo regresní komponentu (závislá proměnná s několika prediktory). V zobecněných SEM analýzách se používají zvláštní symboly pro pozorované proměnné, které indikují distribuci (např. Gaussovo pro spojité proměnné, Poissonovo pro diskrétní proměnné) a odpovídající vazební funkce (např. logit, probit) (StataCorp, 2015).

2.2 Specifikace a identifikace

2.2.1 Specifikace

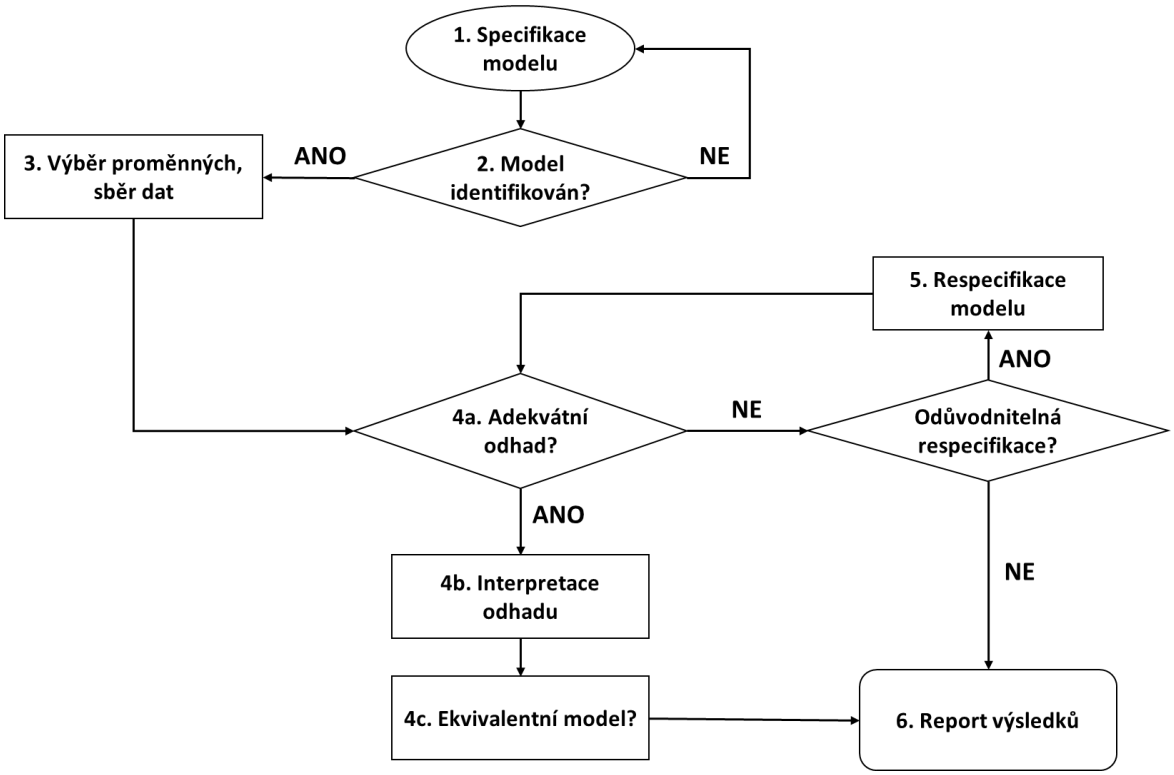
Následující částí je specifikace. Předtím než začnu s touto částí je třeba upřesnit, že specifikace se bude týkat především modelů cest. Specifikace je prvním a nejdůležitějším krokem ve vytváření modelů. Nejdůležitějším krokem je proto, že model musí být položen na základě zkoumané teorie a v tomto kroku se také do systému vnáší kauzální předpoklady modelu. Tím pádem, pokud výzkumník definuje model, který neodpovídá teorii a realitě, potom i sebelepší odhady, jakkoliv statisticky významné, nedají modelu žádný praktický význam. Jasné stanovení předpokladů a jejich podnětů je klíčovým prvkem každé studie.

2.2.2 Postup při modelování SEM

Postup při modelování SEM můžeme rozdělit do šesti kroků. Rozložení SEM do těchto kroků pomůže k pochopení vztahů mezi specifikací a dalšími navazujícími kroky v pozdějších fázích analýzy. Šest základních kroků je ve skutečnosti iterativních, protože problémy nalezené v pozdější fázi můžou vrátit celý proces do předchozích kroků viz znázornění na obrázku 2.2.

Podle Klina (2016) těmito šesti kroky jsou:

1. Specifikace modelu.
2. Evaluace identifikace modelu (pokud není model identifikován, jdeme zpět do kroku 1).
3. Výběr proměnných, sběr, příprava a kontrola dat.
4. Odhad modelu
    a. Evaluace odhadu modelu: pokud je model špatně odhadnutý, je potřeba respecifikovat model, za předpokladu, že respecifikace je odůvodnitelná (krok 5). Pokud není možná respecifikace, nezachováme model a přejdeme na krok 6.
    b. Za předpokladu, že je model zachován, interpretujeme výsledky.
    c. Zvážíme ekvivalentní, nebo velice podobný model, přejdeme na krok 6.
5. Respecifikace modelu. Předpokládáme, že nový model bude identifikován.
6. Interpretace získaných výsledků a poznatků.



Obrázek 2.2: Diagram základních kroků SEM. Zdroj: (Kline, 2016).

Specifikace

SEM jsou často vyjádřeny pomocí grafických koncepčních modelů, které poskytují vizuální reprezentaci proměnných a vztahů mezi nimi. Závislé proměnné v SEM jsou označovány jako **endogenní proměnné**. Každá endogenní proměnná má alespoň jednu příčinu, která se obvykle nachází v levé části diagramu. Některé z těchto příčin jsou nezávislé proměnné,

které se v SEM nazývají **exogenní proměnné** (Millsap, 2007). To, co způsobuje exogenní proměnné, není v modelu zastoupeno, jejich příčiny jsou neznámé.

Specifikace je nejdůležitějším krokem. Toto tvrzení se zakládá na tom, že výsledky z pozdějších kroků předpokládají, že model (hypotéza výzkumného pracovníka), jsou v zásadě správné. Proto musí být specifikace logicky nejdůležitějším krokem. Pokud odhadujeme složitější model je dobré sestavit seznam možných změn původního modelu, který by byl odůvodněn teorií nebo empirickými výsledky. Z tohoto důvodu je dobré v počátečním modelu představovat jen ty nejkritičtější hypotézy. Je to proto, že je často nutné respecifikovat modely (krok 5) a respecifikace by měla respektovat stejné zásady jako původní specifikace.

Identifikace

I když grafické koncepční modely jsou užitečné heuristiky pro organizaci proměnných a reprezentaci hypotézy, musí být nakonec přeloženy do statistického modelu, který lze skutečně analyzovat. Statistický model je popsán řadou rovnic. Tyto rovnice definují parametry modelu, které odpovídají předpokládaným vztahům mezi proměnnými, které počítač nakonec analyzuje.

Statistické modely musí obecně respektovat některá pravidla nebo omezení. Jedním z požadavků je identifikace. Model je identifikován, pokud je teoreticky možné, aby počítač odvodil unikátní odhad každého parametru modelu (Kenny a Milan, 2012). V opačném případ model není identifikován. Slovo „teoreticky" zdůrazňuje identifikaci jako vlastnost modelu a nikoli dat. Například pokud model není identifikován, zůstane tak bez ohledu na velikost vzorku (N = 100, 1000, atd.). Proto modely, které nejsou identifikovány, by měly být respecifikovány (návrat ke kroku 1). V opačném případě by pokusy o jejich analýzu mohly být neúspěšné.

Předpokládejme, že specifikujeme model, který je odpovídá konkrétní teorii, ale výsledný model není identifikován. V tomto případě máme možnost respecifikovat model tak, aby byl identifikován, ale respecifikování původního modelu může způsobit rozpor s původní teorií.

Sběr, příprava a kontrola dat

Tento krok je identický napříč všemi statickými metodami. Před přistoupením k odhadu modelu je potřeba se ujistit, že data sesbíraná v rámci výzkumu odpovídají námi zvoleným požadavkům. Je potřeba očistit data a připravit k následující části, tedy odhadu modelu.

Odhad modelu

Tento krok zahrnuje použití počítačového nástroje SEM k provedení analýzy. Odhad modelu můžeme rozdělit na několik fází:

1. Vyhodnocení vlastností modelu, což znamená určit, jak dobře model vysvětluje data. Často se stane, že původní strukturní rovnice nevysvětlují dobře model. Poté je potřeba položit si otázku, zdali dokážeme opodstatnit respecifikaci modelu vzhledem k relevantní teorii?

2. Za předpokladu, že první krok byl úspěšný, přejdeme ke kroku 2: interpretovat odhady parametrů.
3. Zvážení ekvivalentních nebo téměř ekvivalentních modelů. Pro daný model může existovat mnoho, a v některých případech nekonečně mnoho, ekvivalentních modelů. Je proto dobré vysvětlit, proč zvolený model nemá být zamítnut ve prospěch jiných ekvivalentních modelů. Mohou existovat také téměř ekvivalentní modely, které odpovídají stejným datům, stejně jako zvolený model, ale ne tak docela.

Respecifikace

K tomuto kroku obvykle přejdeme, pokud je náš zvolený původní model špatný. V procesu generování modelu je možné použít již zmíněné možné úpravy modelu, které se stanovily při specifikaci. Respecifikace modelu by měla být založena spíše na racionálních úvahách než čistě nad statistickými úvahami. Jakýkoliv respecifikovaný model musí být identifikován, jinak hrozí „uvíznutí" v tomto kroku, dokud nenajdeme model, který se dá odhadnout.

Interpretace výsledků

Posledním krokem interpretace výsledků a poznatků.

2.2.3 Identifikace

Druhá část této kapitoly se zabývá základy identifikace. Identifikace je možná nejtěžším konceptem, který výzkumníci v modelování strukturních rovnic (SEM) musí pochopit. Identifikace není jen technický problémem, který může být ponechán odborníkům, aby uvažovali nad jeho problematikou. Pokud model není identifikován, potom výzkum není možný. Pokud by výzkumník plánoval studii, shromáždil data a poté zjistit, že model nelze jednoznačně odhadnout, přišel by o hodně času a úsilí. Vědci musí dobře vědět předem, zda uvažovaný model, je ve skutečnosti identifikován. Proto porozumění problémům je klíčové pro všechny výzkumníky, a to nejen SEM (Kenny a Milan, 2012).

2.2.4 Minimální stupeň volnosti

Požadavek $df_M \geq 0$ je základní pravidlo pro identifikaci modelu. V modelech, které toto pravidlo splňují, existuje alespoň tolik pozorování, jako je volných parametrů. Naopak pokud toto pravidlo model nesplňuje, potom je model podidentifikovaný. Příkladem podidentifikace může být následující rovnice:

$$a + b = 6 \tag{2.2}$$

Dívejme se na tuto rovnici jako na model, a a b jsou volnými parametry a 6 je výsledkem pozorování. Protože rovnice (2.2) má více volných parametrů než pozorování, existuje nekonečné množství řešení, a tedy nejsme schopni najít set jedinečných odhadů. Mezi řešeními je např. $(a = 4, b = 2)$, $(a = 8, b = -2)$ a $(a = 2{,}5, b = 3{,}5)$ atd. Stejná situace nastane, když

se pokusíme odhadnout podidentifikovaný model strukturních rovnic. Je to nemožné a odhad selhává.

Další příklad ukazuje, že ani stejný počet pozorování a volných parametrů nemusí zajistit identifikaci modelu. Předpokládejme následující rovnice:

$$\begin{aligned} a+b&=6 \\ 3a+3b&=18 \end{aligned} \tag{2.3}$$

I přes to, že tento model má dvě pozorování (6, 18) a dva volné parametry (a, b), nemá jednoznačné řešení, protože rovnice jsou lineárně závislé. I pro tento model je možné nalézt nekonečně mnoho řešení pro tento set rovnic.

Následující příklad ukazuje dvě lineárně nezávislé rovnice s dvěma volnými parametry a dvěma pozorováními.

$$\begin{aligned} a+b&=6 \\ 2a+3b&=10 \end{aligned} \tag{2.4}$$

Tento dvouparametrový model má jedinečné řešení $(a = 4, b = 2)$ a je tedy přesně identifikován.

Posledním případem je **přeidentifikace** modelu, viz následující rovnice.

$$\begin{aligned} a+b&=6 \\ 2a+3b&=10 \\ 3a+b&=12 \end{aligned} \tag{2.5}$$

Neexistuje žádné jedinečné řešení, které by vyhovovalo všem třem rovnicím. Například řešení $(a = 4, b = 2)$ platí pouze pro první dvě rovnice a řešení $(a = 2, b = 6)$ platí pro poslední dvě rovnice. Na rozdíl od podidentifikovaných modelů, u tohoto typu stanovit statistické kritérium, skrze které budeme hledat řešení rovnic. Na rovnice (2.5) se můžeme koukat jako na regresní rovnice a stanovené kritérium je čtvercová vzdálenost od pozorovaných hodnot. Modifikovanou úlohou tedy je hledání takových hodnot a a b, které minimalizují čtvercovou vzdálenost od pozorovaných hodnot v rovnicích (2.5). Nalezené řešení bude jednoznačné, ale nebude perfektně odrážet pozorované hodnoty (6, 10 ,12).

Pojmy přesně identifikovaný a přeidentifikovaný neplatí automaticky, pokud model nesplňuje oba potřebné požadavky uvedené na začátku této části a další dodatečné požadavky řádové a hodnostní podmínky. Platí tedy:

1. **Přesně identifikovaný** model strukturní rovnice je identifikován a má stejný počet pozorování jako volných parametrů ($df_M = 0$).
2. **Přeidentifikovaný** model strukturní rovnice je identifikován a má více pozorování než volné parametry ($df_M > 0$).

3. **Podidentifikovaný** model je takový, pro který nelze dopočítat jeho jednoznačné odhady.

Více se lze o identifikaci obecně, nebo řádové a hodnostní podmínce dočíst v Bollen (1989).

2.3 Odhad a lokální testování

Tato kapitola velice stručně uvede téma odhadu a lokálního testování. Ve většině modelů SEM se používá estimátor minimalizující funkci maximální věrohodnosti. Tato funkce však předpokládá normalitu, která v praktickém příkladu nemusí být vždy splněna. Vhodná volba estimátoru je proto jedním z klíčových kroků v modelování SEM. Od tohoto bodu se poté odvíjí testování modelu, které je tématem další kapitoly.

2.3.1 Typy estimátorů

Existují dvě hlavní metody odhadu SEM. První kategorií jsou jednorovnicové metody, také známé jako metody s částečnou informací nebo limitovanou informací, které analyzují rovnici pro samostatnou endogenní proměnnou v čase. Tyto metody nepředpokládají normalitu, ani identifikaci modelu, a navíc oproti simultánním metodám nejsou tak ovlivnitelné chybou ve specifikaci. Naopak nevýhodou jednorovnicových metod jsou chybějící testy významnosti globálního testování. Z tohoto důvodu je v případě použití jednorovnicových metod kladen větší důraz na lokální testování. Více o jednorovnicových estimátorech viz Bollen (2012).

Druhou kategorií jsou simultánní metody neboli metody s úplnou informací, které odhadují všechny volné parametry modelu najednou. Tyto metody požadují identifikovaný model a v závislosti na podmínkách jsou obecně vydatnější než jednorovnicové metody. Při analýze správně specifikovaných modelů a náhodných výběrů má vydatný estimátor menší rozptyl odhadovaných parametrů oproti méně vydatným estimátorům. Právě kvůli této vlastnosti se simultání metody používají více než jednorovnicové metody.

2.3.2 Kauzální efekty v analýze cest

Předpokládejme, že každá endogenní proměnná modelu cesty je spojitá a bez žádných interakcí. Přímý efekt kvantifikuje citlivost Y na změny v X při fixaci ostatních proměnných s výjimkou přímé vazby $X \rightarrow Y$, pro kterou neexistují žádné mediátory (Pearl, 2009). Je to také sklon tečny pro funkční vztah mezi X a Y, při fixaci ostatních proměnných ovlivňující Y. V lineárním případě je tento sklon konstantní při všech úrovních X a strukturní koeficient cesty je odhadem přímého účinku $X \rightarrow Y$. V nelineárních případech se sklon tečny mění v jednotlivých úrovních X, tj. přímý účinek není konstantní. Z tohoto pohledu jsou nelineární vztahy zvláštním druhem efektu, kdy velikost nebo směr vztahu mezi X a Y se mění v závislosti na úrovních X. V takových případech přímý efekt nemůže být odhadnut jediným číslem.

Strukturní koeficient cesty pro lineární efekt je interpretován stejně jako regresní koeficient, který může být buď v nestandardizované nebo standardizované formě.

Nestandardizované koeficienty odhadují změnu *Y*, vzhledem k jednotkové změně exogenní proměnné *X*, při fixaci ostatních proměnných s dopadem na *Y*. Standardizované koeficienty reprezentují změnu v *Y* jako poměr směrodatné odchylky, vzhledem k změně *X* o celou jeho směrodatnou odchylku.

Bez interakcí se nepřímý účinek $X \rightarrow Y$ odhaduje jako součin individuálních koeficientů všech přímých účinků na nepřímé kauzální dráze Tento součin je interpretován stejně jako regresní koeficient změny *Y*, vzhledem k jednotkové změně v *X* ovlivňující *Y* skrze nepřímou cestu (bez uvažování přímé cesty). Pokud je v modelu více nepřímých efektů *X* na *Y*, potom **celkový nepřímý efekt** je odhadnut jako součet všech jednotlivých nepřímých efektů (Pearl, 2009). Stejně jako ostatní koeficienty, koeficient celkového nepřímého efektu je interpretován jako regresní koeficient (bez uvažování přímé cesty).

Celkový kauzální účinek *X* na *Y* je součtem všech přímých a nepřímých efektů *X* na *Y*, při fixaci ostatních proměnných ovlivňujících *Y*. Celkový efekt je interpretován jako regresní koeficient, a tedy jako celková změna *Y* při jednotkové změně *X*.

2.3.3 Odhad pomocí maximální věrohodnosti

Metoda ML (angl. *maximum likelihood*, neboli maximální věrohodnosti) může být aplikována na celou řadu modelů strukturních rovnic. Metoda „ví“ jak používat instrumenty, aby odhadla nerekurzivní kauzální vztahy v modelech cest. Termín maximální věrohodnost popisuje princip, který je základem získání odhadů parametrů, a tedy maximalizaci pravděpodobnosti, že data byly vybrány z populace. Základní ML odhad je z rodiny normálních teorií, které předpokládají normalitu rozdělení endogenních proměnných vzhledem exogenním proměnným. Normální rozdělení mohou mít pouze spojité proměnné, a proto pokud nejsou endogenní proměnné spojité, pak je potřeba použít jinou alternativní metodu.

Minimalizované kritérium v odhadu maximální věrohodnosti je spojeno s nesrovnalostmi mezi kovariancemi ve vzorku a těmi co jsou specifikovány v modelu. Finální sada odhadů parametrů minimalizuje čtverce rozdílů mezi právě zmíněnými maticemi. Parametry jsou odhadnuty iterativně nelineárním optimalizačním algoritmem, minimalizující odhadové kritérium. Můžeme najít i určitě body shody s metodou nejmenších čtverců, jako například téměř identické odhady strukturních koeficientů, nebo odhad rozptylu disturbancí ve velkých souborech.

2.3.4 Alternativní estimátory

Standardní odhady pomocí ML fungují dobře v mnoha aplikacích SEM, avšak pokud nejsou splněny předpoklady a není vhodné jejich použití, je potřeba nalézt jiné alternativy. Některé z těchto alternativ jsou určeny pro spojité endogenní proměnné s nenormální distribucí, jiné jsou určeny pro kategoriální proměnné, včetně ordinálních nebo nominálních proměnných. V některých oborech, jako je vzdělávání nebo epidemiologie, kategoriální proměnné mohou být analyzovány stejně tak často jako spojité proměnné. Více se můžeme dočíst v Kline (2016).

2.3.5 Možnosti analýzy kategoriálních výsledků

Endogenní proměnné jsou častokrát těžce měřitelné a nejsou vždy spojité. Příkladem můžou být binární proměnné s 0–1 výsledkem, úspěch/neúspěch. Dalším, poměrně častým, příkladem jsou ordinální proměnné s více úrovněmi, které se zaznamenávají na Likertově škále:

Jsem spokojen se svým životem (1 = nesouhlasím, 2 = neutrální, 3 = souhlasím)

Stupnice pro tuto otázku (1, 2, 3) rozlišuje mezi třemi úrovněmi spokojenosti. Bylo by téměř nemožné předpokládat, že čísla přidělená těmto třem alternativním odpovědím tvoří spojitou škálu s identickými rozestupy. Neexistuje žádné zlaté pravidlo týkající se minimálního počtu požadovaných úrovní předtím, než škála může být prohlášena za přibližně normálně rozdělenou. Obecně se bere v potaz hranice okolo 15 nebo více úrovní. V praktickém příkladu je však velice těžké použít stupnici s minimálně patnácti úrovněmi. Pokud respondent odpovídá na otázku, která obsahuje více než 5 úrovní, začíná být těžké rozlišit rozdíly mezi jednotlivými úrovněmi. Proto jsou typicky použity škály v rozmezí 5 až 10, které ještě odráží rozdíly mezi jednotlivými úrovněmi.

Číselné hodnoty spojené s určitou Likertovou stupnicí, jako jsou hodnoty "1", "2" a "3" pro nesouhlas, neutrální a souhlas, jsou libovolné. To znamená, že nemají žádný objektivní číselný ani teoretický základ. Například hodnoty (–1, 0, 1) pro stejné odpovědi by fungovaly stejně dobře jako u jakékoliv jiné sady tří čísel ve vzestupném nebo sestupném pořadí, kde je vzdálenost mezi po sobě jdoucími kategoriemi je stejná. Znamená to, střední hodnoty, odchylky a kovariance v Likertově škále jsou také libovolné. Odhady v SEM pro spojité výsledky obecně analyzují kovarianční matice, proto souhrnné statistiky pro Likertovu škále jsou bezvýznamné. Dalším problémem je, že kovariance zahrnují Pearsonovy korelace, které jsou pro spojité proměnné.

Výsledky některých simulačních studií naznačují, že při analýze binárních proměnných nebo ordinálních s málo úrovněmi nebo kategoriemi mohou být odhady pomocí maximální věrohodnosti nepřesné (DiStefano, 2002). Tyto simulace obecně předpokládají populační model se spojitými indikátory. U generovaných vzorků jsou indikátory kategorizovány tak, aby připomínaly diskrétní data. Obecně platí, že ML odhady a jejich standardní chyby mohou být příliš malé při analýze dat na kategoriálních proměnných. Stupeň tohoto negativního zkreslení se zvyšuje s menšícím počtem kategorií. Pokud je v populaci pouze jeden faktor, ale indikátory mají málo kategorií, potom jsou jednofaktorové modely často zamítány. Kategorizace tedy může falešně „naznačovat“ více faktorů. Naopak pokud je použito více kategorií (6–7) a symetrické rozdělení, potom může být odhad pomocí ML ve velkých vzorcích relativně přesný. Výsledkem všech těchto studií je, že maximální věrohodnost pravděpodobně není vhodná metoda pro analýzu diskrétních proměnných s malým počtem kategorií nebo silně asymetrickými distribucemi.

Podle autorů Finney a DiStefano (2013) celkově existují tři možnosti analýzy modelů s kategoriálními výsledky:

1. Úplný WLS estimátor (angl. *weighted least squares*, česky vážené nejmenší čtverce), který nepředpokládá určitou formu distribuce, a tedy dokáže analyzovat spojité i diskrétní proměnné. Odhad pomocí WLS je stejně výpočetně složitý jako ADF odhad, vyžaduje velké soubory a podléhá technickým problémům v analýze, jako například možnost selhání při odvození inverzní matice vah.
2. Robustní odhad WLS, který používá jednodušší maticové výpočty než metoda úplné WLS. Konkrétně metody robustních WLS používají pouze diagonálu v matici vah z úplného odhadu WLS. Robustní WLS odhad se také skrývá za názvy jako diagonálně vážené nejmenší čtverce nebo modifikované vážené nejmenší čtverce. Tyto metody obecně dobře fungují v počítačových simulacích, s výjimkou případů, kdy je velikost vzorku jen $N = 200$ nebo s kategoriálními proměnnými jejichž distribuce jsou značně zkosené.
3. K dispozici je také metoda používající úplné informace ML odhadu pro kategoriální proměnné, která analyzuje hrubá data a je spjata s metodami používanými v logistické nebo probit regresi.

2.3.6 Shrnutí

Stejně jako v jiných studiích, vybraní správné metody v odhadu SEM je důležitou součástí analýzy. Velké množství metod pro odhad nepřidává SEM na přehlednosti, nicméně každý výzkumník by měl nejdříve porozumět těm nejjednodušším a poté se soustředit na složitější. Důležité je také se zamyslet nad velikostí vzorku. Některé metody, například úplná WLS pro kategoriální proměnné, potřebují větší soubory, aby výsledky byly přesné. Pokud zvolená metoda není vhodná k použití, poté je nasnadě zvážit alternativní metody. Dalším důležitým faktorem je, že výsledky mohou být specifické pro konkrétní metodu. To znamená, že pro stejný model, můžou mít dvě stejné metody zřetelně odlišné výsledky. To platí zejména pro výsledky testů významnosti, na které malé rozdíly v odhadnutých standardních chybách můžou mít velký dopad. Předně je vždy důležité respektovat cíl výzkumu a volit metodu, která je vhodná pro typ použitých dat, a ne tu, která je vhodná pro lepší výsledky globálního testování modelu.

2.4 Globální testování

Následující kapitola dostane více prostoru než předchozí, protože věřím, že většina výzkumníků se bude zabývat spíše ukazateli „správnosti modelu“, než samotnou konstrukcí SEM. Z tohoto důvodu je dobré znát dobře indexy poskytnuté v rámci post-analýzy modelu, testování hypotéz a jejich přijmutí, či zamítnutí. V této kapitole budou představené testovací statistiky modelu a aproximativní indexy odhadu. Výstupem zhodnocení modelu by měl být souhlas o zachování modelu, nebo jeho odmítnutí a navržení respecifikace. Globální testování

poskytuje základ pro tuto diskuzi, ale přesun do dalšího kroku by měl být více racionálně nežli statisticky podložený.

2.4.1 Pohled na globální testování

Bezmála 40 let trvající diskuze o posouzení vhodnosti modelu není ještě zdaleka uzavřenou kapitolou (Kline, 2016). Stejně jako předchozí kapitoly, i tato kapitola je aktivně rozvíjena vědci a pokud člověk více pronikne do SEM snadno zjistí proč. V SEM neexistuje žádný všeobjímající index, který by dokázal zhodnotit odhadnutý model a na jehož základě bychom jej dokázali zamítnout či přijmou. Některé indexy se tomuto snaží přiblížit, nicméně v SEM existují spousty specifických indexů, které testují určitou část nežli jeden robustní index. Z tohoto důvodu je téma globálního testování aktivní součástí výzkumu, ale obecně vzato se používá set statistik, které budou později představeny.

Pokud se ptáte, proč neexistuje jeden souhrnný index, jsou nasnadě dva hlavní důvody. První důvod je ryze statistický, druhý spíš filozofický, ale oba dva odráží společnou myšlenku. Ideální model neexistuje. Realita, kterou vnímáme není zdaleka explicitním odrazem skutečnosti, ale spíše implicitní shodou událostí a náhod. V tomto pohledu je každý statistický model jen přiblížením reality, kterou je nedostižné zachytit a popsat. Pokud uděláme model moc jednoduchý, potom nikdy nezachytíme podstatu skutečnosti, naopak příliš složitý model také moc užitku nepřinese. Proto neexistuje, a asi ani existovat nebude, jeden souhrnný index, který by hodnotil, jakkoliv komplexní modely použité za různých podmínek. Ve skutečnosti v SEM neexistuje žádná testovací statistika poskytující jednoduché ano nebo ne na otázku, zda by měl být model zachován. Existují jen doporučení a zažité postupy, které pomáhají interpretovat testovací statistiky. Ty se nedají aplikovat na všechny modely SEM, proto je důležité znát jejich základy a použití.

Existují desítky testovacích statistik a další jsou vyvíjeny. S tím souvisí zejména dva problémy. Za prvé v různých studiích jsou používány různé statistiky. Za druhé, lze vybírat testovací statistiky podle příznivosti jejich výsledku. Při použití SEM je nutné se soustředit na každý krok v celé studii, a nejen na souhrnné statistiky testování modelu. Před popisem individuálních testovacích statistik je dobré mít na paměti následující omezení (Kline, 2016), které jsou přítomny v podstatě ve všech globálních testovacích statistikách:

1. Hodnoty testovacích statistik jsou pouze průměrným odhadem. Typicky jsou v průběhu odhadu všechny nesrovnalosti kumulovány do průměrné hodnoty a poté model může vypadat jako správný i přes jeho neadekvátnost. Doporučuje se reportovat specifičtější informace ohledně odhadu modelu, a nejen testovací statistiky. Více např. v diskuzi autorů Tomarken a Waller (2003).
2. Vzhledem k tomu, že jedna statistika odráží pouze určitý aspekt odhadu, potom příznivá hodnota této statistiky sama o sobě neznamená, že je celý model přijatelný. Neexistuje žádné kouzelné číslo, které celkově zhodnotí správnost modelu.

3. Bohužel globální testovací statistiky neodráží vztah mezi vhodností modelu a mírou špatné specifikace. To znamená, že žádný index nám neřekne, jak moc se model liší od dat. Například nemůžeme zjistit, zdali jsme zvolili správně směr v strukturním modelu, nebo správný počet faktorů v měřícím modelu.
4. Statistiky neindikují, zdali jsou výsledky teoreticky významné. Například směr některého ze strukturních koeficientů může být opačný, než se přepokládá, ale statistiky odhadu v pořádku. Potom je potřeba najít a vysvětlit důvody této anomálie.
5. Statistiky říkají málo o tom, jak model dokáže predikovat na úrovni jedince.

2.4.2 Testovací statistiky modelu

Původními testovacími statistikami jsou obecně chí-kvadrát statistiky, které testují, zdali existují rozdíly mezi kovariancí odhadnutých parametrů a kovariancí v populaci. Zamítnutím nulové hypotézy říkáme, že na základě našeho odhadu máme důkazy, které jsou v neprospěch modelu. Zároveň by bylo vhodné vysvětlit rozdíl mezi uvažovaným modelem a realitou.

Takto navržený „akceptační“ test předpokládá správnost modelu a nezamítnutí nulové hypotézy podporuje ponechání modelu. Zamítnutí nulové hypotézy je tedy odmítnutím modelu při nízké statistické významnosti ($p \geq 0{,}05$). Tato „zamítací“ logika je převrácená oproti klasickému testování, kdy zamítnutí nulové hypotézy ($p \leq 0{,}05$) podporuje stanovenou teorii. Z těchto dvou přístupů je první logicky slabší, protože v případě nezamítnutí nulové hypotézy nic neříká o tom, zdali je tvrzení správné, nebo ne (Schumacker a Lomax, 2010). Nízká síla „akceptačních“ testů znamená malou šanci detekovat špatný model, což se může projevit zejména při malých souborech, kdy je větší šance, že špatný model bude zachován. Naopak v „zamítacích“ testech malý soubor znamená větší šanci odmítnutí modelu. Stanovení nižších hodnot α v zamítacích testech brání přijímání falešných tvrzení. Je to proto, že chyba typu I v tomto kontextu znamená, že stanovená je teorie je špatná. V akceptačních testech se musíme zabývat chybou typu II, protože nepravdivé tvrzení v tomto kontextu vyplývá z nezamítnutí nulové hypotézy. V tomto ohledu stanovení nižších hodnot α nepomáhá přijímat správná tvrzení.

Rozhodnutí, zdali zamítnout, či nezamítnout nulovou hypotézu nám může jen napovědět, zdali chceme zachovat, či odmítnou celý model. Kromě výsledku testu musíme také přihlédnout k velikosti vzorku, na kterém model odhadujeme. V malých souborech je snazší nezamítnout špatný model, naopak ve velkých můžeme odmítnout správný model. Tento test je jen jedním z mnoha kritérií, podle kterých posuzujeme samotný model. Pokud model neprojde chí-kvadrát testem, neznamená to, že i hned zamítneme celý model. Je to spíš první varování v celkovém komplexním hodnocení správnosti modelu.

2.4.3 Aproximativní indexy odhadu

Aproximativní indexy odhadu nejsou testy významnosti, takže pro ně neexistuje jednoznačné rozhodnutí, jestli chceme zachovat, nebo odmítnout nulovou hypotézu a celý

model. Místo toho jsou tyto indexy zamýšleny jako spojité ukazatele korespondence modelu s daty. Některé z těchto indexů jsou škálovány jako „špatnost odhadu“, kde vyšší hodnoty ukazují horší odhad, další jsou škálovány jako „správnost odhadu“, tedy čím vyšší hodnota, tím lépe. Hodnoty některých indexů správnosti jsou víceméně standardizovány a jejich rozmezí je mezi 0 až 1, kde 1 označuje nejlepší výsledek (Kline, 2016).

Dále jsou popsány čtyři kategorie aproximativních indexů odhadu. Tyto kategorie nejsou vzájemně výlučné, protože některé indexy mohou být zařazeny do více než jedné:

1. **Absolutní indexy** měří jak dobře a priori model vysvětluje data. Pokud model odpovídá datům, ještě to samo o sobě neznamená, že je to adekvátní model. Důvodem je, že každý špatně specifikovaný model může být upraven přidáním parametrů až do bodu, kdy $df_M = 0$ a tedy přesně identifikovaný model bude dokonale vysvětlovat pozorované kovariance.
2. **Inkrementální (relativní, srovnávací) indexy** měří relativní zlepšení odhadu modelu oproti základnímu modelu. Základní model je obvykle **nezávislý model**, který předpokládá, že proměnné nejsou korelované – kromě exogenních proměnných, pokud jsou v modelu i endogenní proměnné. V podstatě inkrementálního indexy říkají, jak si vede odhadnutý model v porovnání s nejhorším (nejjednodušším) modelem, který bychom mohli specifikovat.
3. **Upravené indexy „šetrnosti“** zahrnují do svých vzorců korekci o komplexnost modelu. Mulaik (2009) definuje šetrnost modelu jako četnost volně odhadnutých parametrů vzhledem k počtu pozorování. Šetrnost souvisí s df_M, ale nejde o synonyma, jelikož df_M není proporcionální mírou vztahu mezi pozorováním a parametry. Například hodnota df_M může být relativně vysoká při velkém počtu pozorovaných proměnných, ale zároveň proporčně malá ve srovnání s počtem pozorování s mnoho volnými parametry v komplexním modelu. Mulaik (2009) stanovil **„šetrnostní“ poměr** jako poměr mezi df_M odhadovaného modelu a df_B základního modelu. Ideální model by poté měl index rovný jedné, a tedy stejný stupeň volnosti jako v základním modelu.
4. **Prediktivní indexy** posuzují odhad na základě replikací hypotetických vzorků stejné velikosti a náhodně vytažených z populace jako původní soubor.

Vzorce některých aproximativních indexů zahrnují testovací statistiky modelu. V standardní datové analýze existuje podobný vztah mezi testovacími statistikami a měřením velkosti efektu (dopadu). Mnoho měření dopadu může být vyjádřeno funkcí testovacích statistik a naopak (Byrne, 2009). Vztah mezi testovacími statistikami a aproximativními indexy je založen na stejném předpokladu o distribuci. Pokud tyto předpoklady nejsou dodržené, potom hodnoty obou můžou být nepřesné.

Základní otázkou pro aproximativní indexy je, jaké hodnoty jsou ještě pro odhad přijatelné a na základě jakých můžu odmítnout model. Na tuto otázku není jednoduchá odpověď, protože neexistuje žádná přímá souvislost mezi hodnotami indexů a chybou

specifikace. V praxi se však používají mezní hodnoty, které jsou obecně přijaté za pravdivé a které byly odvozeny ze simulačních studií. O těchto mezních hodnotách se vedou historicky diskuze, zdali jsou pravdivé či ne, obecně vzato však zatím neexistuje lepší způsob hodnocení modelu než právě podle těchto hodnot.

2.4.4 Chí-kvadrát statistika

V závislosti na konkrétním počítačovém nástroji SEM chí-kvadrát se vypočítá jedním z následujících dvou způsobů:

$$(N-1)F_{ML} \text{ nebo } N(F_{ML}) \tag{2.6}$$

kde F_{ML} je hodnota minimalizované funkce v odhadu pomocí maximální věrohodnosti. Při velkých vzorcích jsou součiny předchozího vzorce asymptotické a za předpokladu normálního rozdělení mají oba dva součiny chí-kvadrát rozdělení se stupni volnosti modelu df_M. Z tohoto důvodu je předchozí výraz nazýván minimální chí-kvadrát funkcí odhadu, nebo chí-kvadrát věrohodnostní poměr a označován jako χ^2_M. Hodnota χ^2_M pro přesně identifikovaný model se rovná nule, ale technicky není metoda definována pro případy, kdy model nemá stupně volnosti. Pokud $\chi^2_M = 0$ model perfektně odpovídá datům. V přeidentifikovaných modelech, pokud hodnota χ^2_M vzroste, potom očekáváme špatně specifikovaný model. Tedy χ^2_M je index „špatnosti“ odhadu.

Ve velkých souborech, a za předpokladu normální distribuce, je hypotéza o žádných rozdílech mezi kovariancí odhadnutých parametrů a populací testována pomocí χ^2_M pro předidentifikovaný model. Pro správně specifikovaný model, analyzovaný skrze náhodné výběry z populace, by očekávaná hodnota χ^2_M měla být stejná jako stupeň volnosti df_M bez ohledu na velikost souboru.

Musíme však brát v potaz, že model a data jsou konzistentní v mezích výběrové chyby a pokud je hypotéza H0 o přesné shodě zachována, potom pořád nevíme, zdali je model správný. Model může být stále špatně specifikovaný, nebo součástí mnoha dalších ekvivalentních, nebo téměř ekvivalentních modelů, které mají kovarianční matice stejné, nebo velice podobné pozorovaným datům. Hodnota χ^2_M se dá lehce snížit přidáním volných parametrů do modelu, které generují komplexnější model. Například Stata dokáže posoudit vhodnost volných parametrů s dopadem na χ^2_M. Přidáním těchto parametrů se můžou zásadně zlepšit statistiky odhadu, problémem však zůstává, zdali přidání parametrů do modelu je v souladu s testovanou teorií.

Podle Klina (2016) hodnota χ^2_M může být ovlivněna:

1. *Nenormálním rozdělením proměnných*: χ^2_M je vychýlené v závislosti na typu nenormálního rozdělení. Může být větší, takže odhad se bude zdát horší, než ve skutečnosti je, nebo χ^2_M může být menší, takže odhad vypadá lepší, než je. Z tohoto důvodu je důležité před začátkem odhadu projít data a zjistit možné problémy, pokud chceme použít metodu předpokládající normalitu. Další

možností je použít jinou metodu pro chí-kvadrát statistiky, která dokáže očistit odhad od nenormálnosti.

2. *Velikost korelace:* Ve špatných modelech obecně vedou větší korelace mezi pozorovanými proměnnými k větším hodnotám χ_M^2. V případě větších korelací je větší šance diskrepancí mezi pozorovanými proměnnými a predikovanými korelacemi (i kovariancemi).
3. *Unikátní rozptyl*: Analýza proměnných s vysokým podílem jedinečné rozptylu vede ke ztrátě statistické síly. Pokud test má nízkou statistickou sílu detekovat problémy v modelu, potom výsledky testu mohou vést ke špatným závěrům a výběrům měřících komponent.
4. *Velikost vzorku:* Jak již bylo popsáno, velikost vzorku má vliv na výsledek chí-kvadrát testu. Hodnota χ_M^2 roste s velikostí vzorku, a tedy modely s velkým počtem pozorování budou spíše zamítnuty než ty s menším.

2.4.5 Chí-kvadrát pro ostatní estimátory

Chí-kvadrát statistika je spojena s odhadem pomocí maximální věrohodnosti, ale tento model má obdobnou formu i za použití jiných metod. Například symbol χ_{ADF}^2 označuje chí-kvadrát model při použití estimátoru ADF (asymptoticky volné distribuce). Ten se rovná součinu *N–1* nebo *N* a F_{ADF}, hodnoty minimalizované odhadové funkce v metodě ADF (DiStefano, 2002). Stupeň volnosti se rovná df_M.

Chí-kvadrát testovací statistikou v robustní maximální věrohodnostní metodě (MLR) je obecně **škálovaný Saatorův-Bentlerův chí-kvadrát**, označovaný jako χ_{SB}^2. Ten se spočítá za pomocí škálovacího korečního faktoru c a neškálované chí-kvadrát statistiky (Finney a DiStefano, 2012):

$$\chi_{SB}^2 = \frac{\chi_M^2}{c} \tag{2.7}$$

Hodnota c reflektuje průměrnou špičatost v hrubých datech. Distribuce χ_{SB}^2 skrze náhodné výběry jen aproximují chí-kvadrát rozdělení, ale mají asymptoticky správné průměrné hodnoty (střední hodnota je df_M).

Upravený Saatorův-Bentlerův chí-kvadrát je založen na korekci měřítka tak, aby jeho distribuce byla bližší chí-kvadrát rozdělení s asymptoticky správnými průměry a rozptyly. Tato statistika má typicky odhadnutý stupeň volnosti vyjádřený desetinným číslem, které se dále využívá pro spočítání p-hodnoty (Finney a DiStefano, 2012). Obecně se ale více používá škálovaná Saatorova-Bentlerova statistika oproti upravené verzi.

2.4.6 RMSEA

RMSEA (*root mean square error of approximation*), označovaná jako $\hat{\varepsilon}$, je absolutní index odhadu měřící jeho špatnost, tedy 1 znamená nejhorší možný výsledek, a naopak 0 nejlepší možný. Obecně RMSEA vychází lépe v modelech s větším počtem stupňů volnosti,

nebo v modelech, které jsou odhadovány nad velkým počtem pozorování. Standardně je RMSEA po odhadu vykazována s 90 % intervalem spolehlivosti, tedy:

$$\left[\hat{\varepsilon}_{\mathrm{L}},\hat{\varepsilon}_{\mathrm{U}}\right] \tag{2.8}$$

kde $\hat{\varepsilon}_L$ je dolní hranice odhadu ε a $\hat{\varepsilon}_U$ je horní hranicí odhadu ε. Pokud $\hat{\varepsilon} = 0$, potom $\hat{\varepsilon}_L = 0$ a celý interval se stane jednostranným, přičemž $\hat{\varepsilon}_U > \hat{\varepsilon}$ (Schumacker a Lomax, 2010). To vysvětluje, proč je typicky používán devadesáti procentní interval spolehlivosti namísto 95 %, pro oboustranný interval. Pokud $\hat{\varepsilon} > 0$, potom $\hat{\varepsilon}_L \geq 0$ a zároveň hodnota $\hat{\varepsilon}$ obvykle nespadá do přesného středu mezi horní a dolní hranicí.

Statistika chí-kvadrát měří vzdálenost odhadu modelu od perfektního, nebo přesného odhadu. Oproti tomu $\hat{\varepsilon}$ měří vzdálenost odhadu modelu od blízkého, nebo aproximativního odhadu. Tedy $\hat{\varepsilon} = 0$ neznamená, že odhad je perfektní, ale naznačuje jen to, že diskrepance mezi modelem a daty nepřekročila limit blízkého odhadu. Limit blízkého odhadu je definován jako (Byrne, 2009):

$$\hat{\Delta}_M = \max\left(0, \chi^2_M - df_M\right) \tag{2.9}$$

a je roven maximu výrazu, tedy nule, nebo rozdílu mezi chí-kvadrát statistikou modelu a její střední hodnotou (tzn. df_M) v chí-kvadrát rozdělení, předpokládající perfektní odhad. Pokud:

$$\chi^2_M \leq df_M \tag{2.10}$$

potom $\hat{\Delta}_M = 0$ a není rozdíl mezi odhadem a blízkým odhadem (jinak $\hat{\Delta}_M > 0$ a $\chi^2_M > df_M$). Pokud je distribuce necentrální, vektor hodnot není normalizován se střední nulovou hodnotou, a potom $\hat{\Delta}_M$ reprezentuje necentralizovaný parametr Δ_M v rozdělení:

$$\chi^2_M\left(df_M, \Delta_M\right) \tag{2.11}$$

které popisuje rozdělení $\hat{\varepsilon}$ kdykoliv model není přesným odhadem v souladu s kovarianční maticí populace (tedy $\Delta_M > 0$) (Byrne, 2009). Pokud je však odhad perfektní ($\Delta_M = 0$), potom $\hat{\varepsilon}$ má centralizované chí-kvadrát rozdělení se stupni volnosti df_M.

Když $\hat{\Delta}_M > 0$, potom $\hat{\varepsilon} > 0$ a vzorec pro $\hat{\varepsilon}$ je následující (Byrne, 2009):

$$\hat{\varepsilon} = \sqrt{\frac{\hat{\Delta}_M}{df_M\left(N-1\right)}} \tag{2.12}$$

Obecně se používají hraniční hodnoty 0,01, 0,05 a 0,08 pro indikaci excelentního, dobrého a průměrného odhadu. RMSEA větší než 0,1 se považuje za indikátor špatného odhadu. Pokud je dolní hranice menší než 0,05, potom není možno zamítnout hypotézu o tom, že odhad je dobrý. Naopak, pokud je horní hranice nad 0,1, potom není možno zamítnout hypotézu o tom, že odhad je špatný (Kline, 2016).

2.4.7 CFI

Bentlerův index CFI (*comparative fit index*) je inkrementální index a řadíme jej mezi indexy správnosti odhadu. Hodnoty tohoto indexu se pohybují mezi 0 a 1, kdy 1 je nejlepší možný výsledek. CFI porovnává vzdálenosti blízkosti odhadu mezi odhadovaným modelem a základním, nulovým, modelem. Pro modely, kde $\chi_M^2 \leq df_M$ (tedy $\hat{\Delta}_M = 0$) je CFI = 1 (žádný rozdíl od blízkého odhadu). V dalších případech je vzorec CFI následující:

$$\text{CFI} = 1 - \frac{\hat{\Delta}_M}{\hat{\Delta}_B} \tag{2.13}$$

kde $\hat{\Delta}_B$ je definováno pro základní model jako:

$$\hat{\Delta}_B = \max\left(0, \chi_B^2 - df_B\right) \tag{2.14}$$

kde χ_B^2 a df_B je chí-kvadrát statistika a stupně volnosti základního modelu (Schumacker a Lomax, 2010). V použití na reálných datech je většinou hodnota χ_B^2 velká, takže situace kdy $\chi_B^2 \leq df_B$ nastává jen vzácně. Interpretace výsledku je potom následující. Například pokud CFI = 0,9 potom CFI říká, že odhadovaný model je o 90 % lepší než základní model.

V důsledku je CFI upravenou verzí „relativního necentrálního indexu“, pro který se hodnoty můžou pohybovat i přes normalizovanou hranici 0–1. Souvisejícím a používaným indexem je **„Tuckerovův-Lewisův index“**, zkráceně **TLI** a jeho obdobná verze NNFI (nenormovaný index odhadu). Ty jsou upravené o fixaci stupňů volnosti pro jak základní, tak odhadovaný model (Widaman a Thompson, 2003). Oba dva indexy můžou přesáhnout hranici 1,0 a ve výsledném reportu by měl být jen jeden, protože jejich výsledky jsou silně korelovány.

Všechny inkrementální indexy jsou kritizovány z hlediska použití nulového, nebo nezávislého modelu jako základního modelu, což je skoro vždy pravda. Předpoklad nulových kovariancí je víceméně nemožný ve všech studiích. Je však možné specifikovat jiný realističtější základní model, než je nezávislý model. Příkladem může být panelový nezávislý model, který se používá v panelových studiích s repeticemi proměnných v měřících komponentech. V základním modelu jsou všechny kovariance zafixované na nulu, ale průměry a rozptyl proměnných v měřících komponentech jsou stanoveny podle dalších časových obdobích panelu, více Widaman a Thompson (2003).

Použití CFI je spjato s dalším představeným indexem a to SRMR. Důvodem pro použití dvou indexů je ten, že CFI se zdá být nejcitlivější na špatnou specifikaci strukturního modelu, přičemž SRMR se zdá být nejcitlivější na špatnou specifikaci kovariancí faktorů při testování CFA měřících modelů. Kombinací těchto dvou indexů posuzujeme, zdali máme odhad akceptovat, přičemž indexy by se měly pohybovat v následují hladině $\text{CFI} \geq 0{,}95$ a $\text{SRMR} \leq 0{,}08$ (Kline, 2016).

2.4.8 SRMR

SRMR je absolutní index, který měří špatnost odhadu. Jedná se o standardizovanou verzi RMR, což je střední absolutní hodnota kovariancí reziduí. Pokud by model perfektně odpovídal datům, potom RMR = 0 a tedy čím vyšší hodnota, tím horší je odhadovaný model. Problémem RMR je, že je počítán skrze nestandardizované hodnoty proměnných, takže jeho hodnota závisí na jejich škále. Tím pádem RMR může být špatně interpretovatelný a místo něho se používá standardizované SRMR. SRMR je tedy mírou střední absolutní korelace reziduí, celkového rozdílu mezi pozorovanými a predikovanými korelacemi. Špatný odhad indikují hodnoty SRMR větší než 0,10 (Kline, 2016).

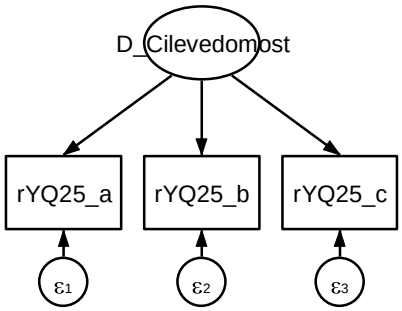
3 Analýza a výsledky

3.1 Analýza měřícího modelu

3.1.1 Rovnice měřícího modelu

Základy strukturního modelu byly stanoveny v kapitole 2. Kromě strukturního modelu, je potřeba definovat ještě tzv. měřící model (*measurement model*). Tento model je stejný jako faktorová analýza, tudíž propojuje indikátory (viz popis kapitola 2.4.1) a latentní proměnnou. Můžeme se na něj dívat jako na komponenty celkové modelu.

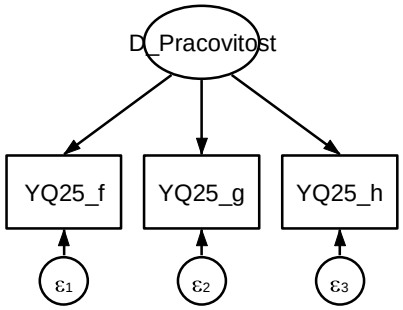
První takovou komponentou je měření proměnné *cílevědomost dítěte*. Model lze znázornit a přepsat jako:



Obrázek 3.1: Měřící model – cílevědomost dítěte

$$\begin{aligned} rYQ25_a &= \lambda_{11} \times d_cílevědomost + \varepsilon_{11} \\ rYQ25_b &= \lambda_{21} \times d_cílevědomost + \varepsilon_{21} \\ rYQ25_c &= \lambda_{31} \times d_cílevědomost + \varepsilon_{31} \end{aligned} \tag{3.1}$$

Druhou komponentou je měření proměnné *pracovitost dítěte*. Model lze znázornit a přepsat jako:



Obrázek 3.2: Měřící model – pracovitost dítěte

$$\begin{aligned} rYQ25_f &= \lambda_{12} \times d_pracovitost + \varepsilon_{12} \\ rYQ25_g &= \lambda_{22} \times d_pracovitost + \varepsilon_{22} \\ rYQ25_h &= \lambda_{32} \times d_pracovitost + \varepsilon_{32} \end{aligned} \tag{3.2}$$

Obecně lze model přepsat jako:

$$m_{ij} = \lambda_{ij} \times f_j + \varepsilon_{ij} \quad i = 1,2,3 \;\; j = 1..6 \tag{3.3}$$

Přičemž *m* je pozorovaná proměnná, *f* je faktor a ε je chyba. Index *i* značí otázku v rámci faktoru a index *j* faktor.

3.1.2 Faktorová analýza

Prvním krokem dvoustupňové analýzy je provedení faktorové analýzy. Jejím cílem je validovat měřící komponenty, kvalitu odhadu latentních proměnných.

Pro každý faktor je spočítána reliabilita (Cronbachovo alfa) a faktorové zátěže (DeVellis, 2012). Protože faktorová analýza předpokládá normalitu dat, latentní proměnné jsou spojité a moje data ordinální, je potřeba použít polychorické korelace, aby byly správně vypočítány jednotlivé váhy faktoru. Jelikož v mé studii znám počet faktorů a k nim přiřazené indikátory, tak zvolím přístup CFA – konfirmační faktorovou analýzu.

Jednotlivé výsledky reliability a faktorových zátěží jsou shrnut v tabulce 3.1. U proměnné *cílevědomost* vyšla reliabilita (Cronbachovo alfa, v tabulce jako c-alfa) nad 0,7 u dítěte, matky i otce. U proměnné *pracovitost* vyšla reliabilita okolo 0,7. Pro moji studii jsou tyto hodnoty přijatelné (DeVellis, 2012). Dále faktorové zátěže, spočítané po polychorické korelaci, vyšly všechny nad 0,4, takže ani v nich není problém.

Faktor	**Dítě**	**Matka**	**Otec**	**Dítě**	**Matka**	**Otec**
Otázka	**Váhy faktoru**	**Váhy faktoru**	**Váhy faktoru**	**C-alfa**	**C-alfa**	**C-alfa**
Cílevědomost				0,834	0,740	0,704
Často si stanovím cíl, ale nakonec jdu za jiným.	0,665	0,585	0,557			
Mám problémy udržet pozornost na projektu déle než několik týdnů.	0,754	0,613	0,575			
Nové nápady odvádí moji pozornost od dřívějších nápadů.	0,716	0,646	0,622			
Pracovitost				0,735	0,676	0,651
Jsem tvrdě pracující.	0,794	0,684	0,633			
Věřím, že se dokáži vypořádat s nečekanými situacemi.	0,688	0,420	0,537			
Většinou udělám více, než je žádáno.	0,800	0,623	0,604			

Tabulka 3.1: Faktorová analýza – cílevědomost, pracovitost

3.2 Analýza SEM

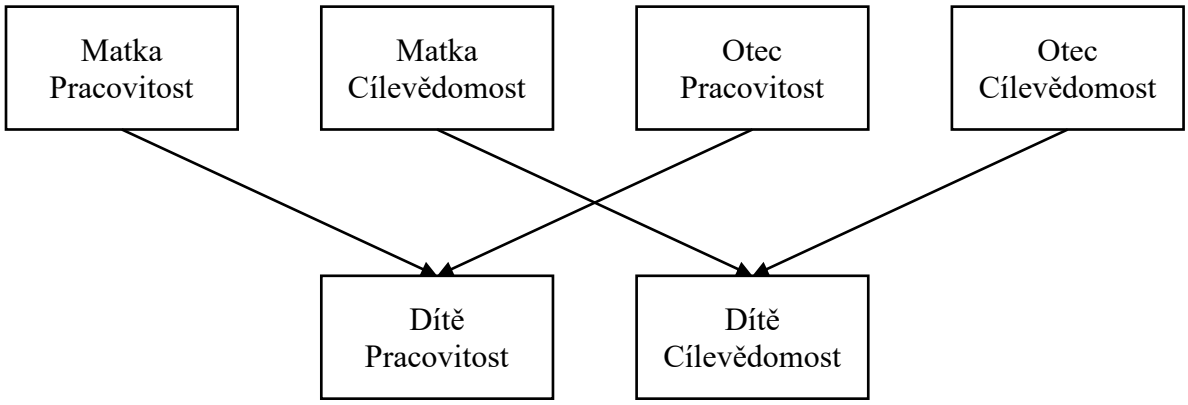
Poslední částí je analýza strukturního modelu. Nejdříve je potřeba postavit konečný model, který pak odhadnu pomocí SEM v programu Stata a poté validuji.

3.2.1 Strukturní model

Strukturní model se skládá z cest mezi latentními proměnnými. Jak již bylo znázorněno na obrázku 1.2, tento model obsahuje 6 spojitých latentních proměnných, z toho 4 exogenní a 2 endogenní. Jednotlivé cesty mezi latentními proměnnými jsou rovnice postavené na základě hypotéz stanovených na začátku výzkumu, tj. cílevědomost matky i otce pozitivně ovlivňuje cílevědomost dítěte, pracovitost matky i otce pozitivně ovlivňuje pracovitost dítěte. Celkově tedy lze strukturní model zapsat rovnicemi jako:

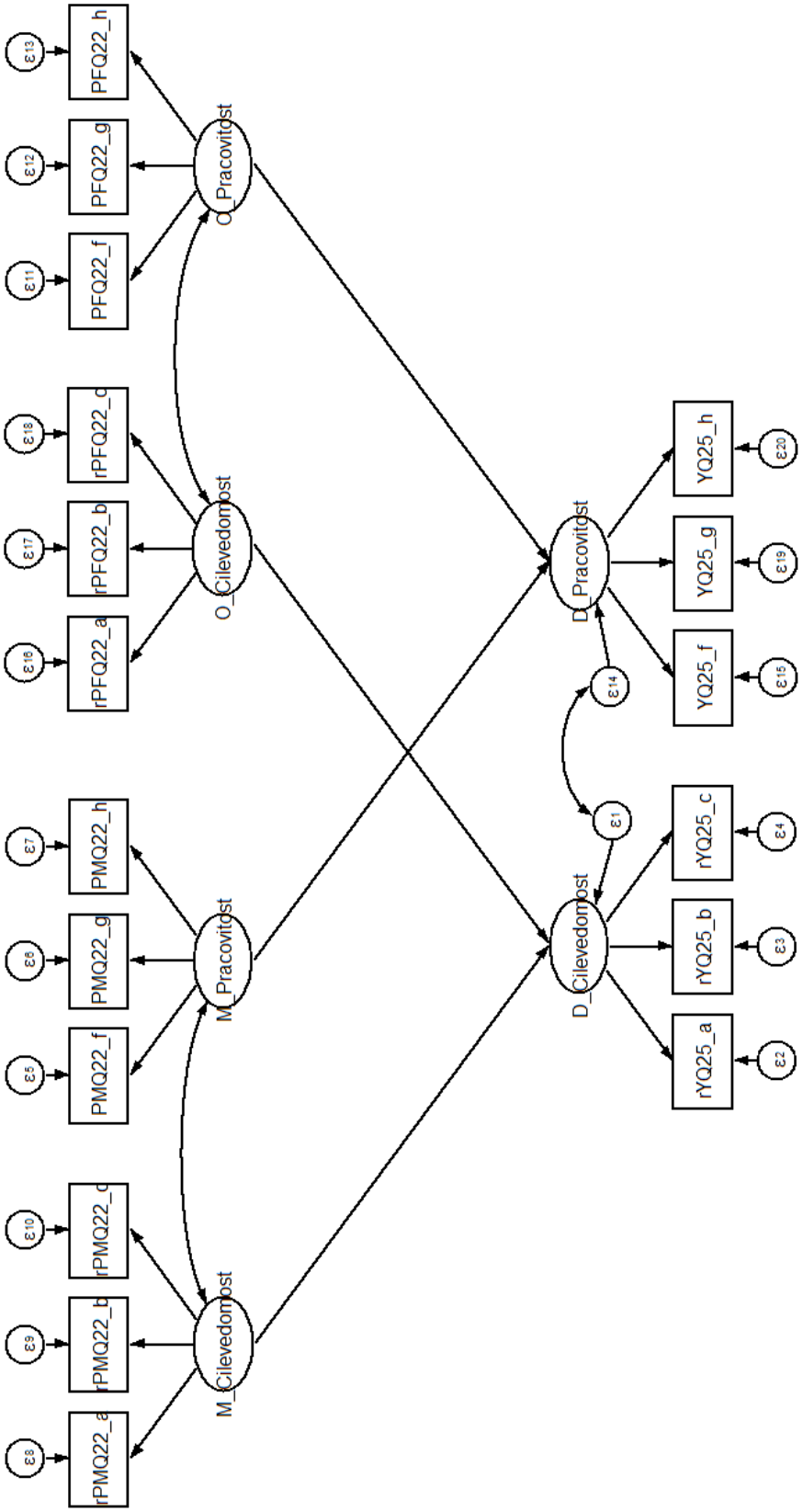
$$\begin{aligned} d_cílevědomost &= \beta_{11} \times m_cílevědomost + \beta_{21} \times o_cílevědomost + \varepsilon_{11} \\ d_pracovistost &= \beta_{12} \times m_pracovistost + \beta_{22} \times o_pracovistost + \varepsilon_{12} \end{aligned} \tag{3.4}$$

přičemž β značí strukturní koeficienty (*path coefficients*).



Obrázek 3.3: Strukturní model

Strukturní model je znázorněn na obrázku 3.3. Celkový model lze tedy graficky znázornit jako graf na obrázku 3.4, který se nachází na další stránce. Takto vypadá model v grafickém prostředí SEMbuilder v programu Stata. Do modelu jsou přidány kovariance cílevědomosti a pracovitosti. Lze předpokládat, že tyto dvě proměnné jsou spolu spjaty a cílevědomý člověk bude pracovitý a naopak.

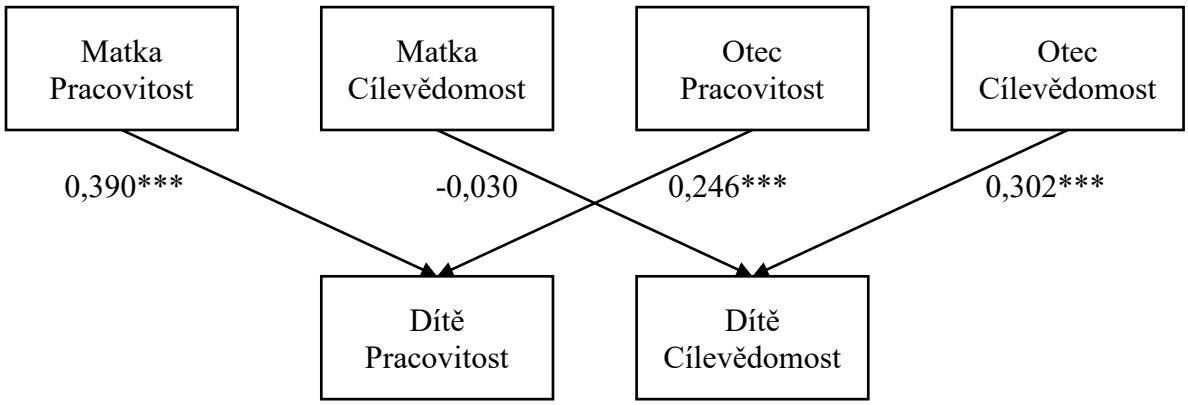


Obrázek 3.4: Celkový model

3.2.2 Odhad strukturního modelu

Celý model je odhadnut v programu Stata. Pro odhad byla použita funkce *sem*. Data jsou ordinálního typu, proto je použit robustnější estimátor, který nepředpokládá normalitu dat a spojitost dat *method(adf)* (ADF = *asymptotic distribution free*). Všechny uvedené koeficienty jsou standardizovány.

Odhadnutý strukturní model:



Obrázek 3.5: Odhadnutý strukturní model

Jednotlivé cesty jsou nositelé hypotéz, tedy:

	Koeficient	**p-hodnota**
H1: Cílevědomost matky → Cílevědomost dítěte	– 0,030	0,587
H2: Pracovitost matky → Pracovitost dítěte	0,302	0,000***
H3: Cílevědomost otce → Cílevědomost dítěte	0,390	0,000***
H4: Pracovitost otce → Pracovitost dítěte	0,246	0,000***

Tabulka 3.2: Odhadnutý strukturní model a hypotézy

Na první pohled je zřejmé, že až na cestu mezi cílevědomostí dítěte a matky, vyšly strukturní koeficienty významné a kladné. Na velikosti koeficientů nezáleží tolik, jako na směru koeficientu. Pokud se model jako celek bude jevit významný, budu moci říci, že jsem získal dostatek důkazů pro potvrzení hypotéz H2 – H4. Na druhou stranu strukturní koeficient na cestě mezi cílevědomostí dítěte a matky vyšel statisticky nevýznamný a záporný ($p = 0{,}587$, $\beta = -0{,}030$) a je v rozporu v mnou stanovenou hypotézou. V modelu byla odhadnuta i kovariance mezi cílevědomostí a pracovitostí matky. Jelikož cílevědomost matky se jeví jako statisticky nevýznamná, již podle očekávání, i kovariance mezi těmito dvěma proměnnými je statisticky nevýznamná ($p = -0{,}174$). Důvod proč podle modelu matka nemá přímý vliv na cílevědomost dítěte, může být zajímavým námětem k diskuzi.

3.2.3 Validace modelu

Až na výše uvedené výjimky, všechny koeficienty vyšly statisticky významné a kladné. Další validaci provedu oproti testovacím statistikám, která jsou dostupné po odhadu zadáním příkazu *estat gof, stats(all)*. Sumární tabulka s testovacími statistikami je následující:

	Hodnota
Věrohodnostní poměr	
$\chi^2(182)$	292,080
$p > \chi^2$	0,000
$\chi^2(210)$	1223,221
$p > \chi^2$	0,000
RMSEA	
RMSEA	0,068
dolní hranice	0,058
horní hranice	0,079
pclose	0,002
Základní model – porovnání	
CFI	0,847
TLI	0,817
Velikost reziduí	
SRMR	0,182
CD	0,995

Tabulka 3.3: Statistiky globálního testování

Věrohodnostní poměr

- P-hodnota u $\chi^2(182)$ vyšla menší než 0,05. Mohu zamítnout nulovou hypotézu, že odhadnutý model je stejně dobrý, jako saturovaný model (saturovaný model je takový, který předpokládá kovarianci mezi všemi proměnnými), který vysvětluje kovarianci perfektně.
- P-hodnota u $\chi^2(210)$ vyšla menší než 0,05. Tato statistika testuje základní model (základní model předpokládá, že proměnné nejsou korelované – kromě exogenních proměnných, pokud jsou v modelu i endogenní proměnné) oproti saturovanému modelu. Mohu tedy na pětiprocentní hladině významnosti, i na jakékoliv jiné, zamítnout nulovou hypotézu o tom, že základní model je stejně dobrý jako saturovaný.

Bohužel tato statistika bývá často zkreslená charakterem dat i velikostí souboru. Čím více je pozorování, tím sice se tato statistika jeví jako statisticky významná a naopak (Kline, 2016). Proto modely s velkým počet pozorování bývají skoro vždy zamítnuté. Je dobré se podívat i na další indexy.

RMSEA

- RMSEA = 0,068, spadá tedy do oblasti průměrného odhadu. Nemohu však odhad označit za špatný, jako v případě chí-kvadrát statistiky.

- Pokud je dolní hranice menší než 0,05, potom není možné zamítnout hypotézu o tom, že odhad je dobrý. Naopak, pokud je horní hranice nad 0,1, potom není možné zamítnout hypotézu o tom, že odhad je špatný. Podle těchto kritérií těsně zamítám hypotézu o tom, že je odhad dobrý (dolní hranice = 0,058) a naopak zamítám hypotézu o tom, že je odhad špatný (horní hranice = 0,079). Poslední hodnota pclose udává pravděpodobnost, že RMSEA $< 0{,}05$. Tedy, že odhadnuté momenty se blíží momentům populace. Podle pclose (pclose = 0,002) se tento model neblíží momentům populace.

CFI, TLI

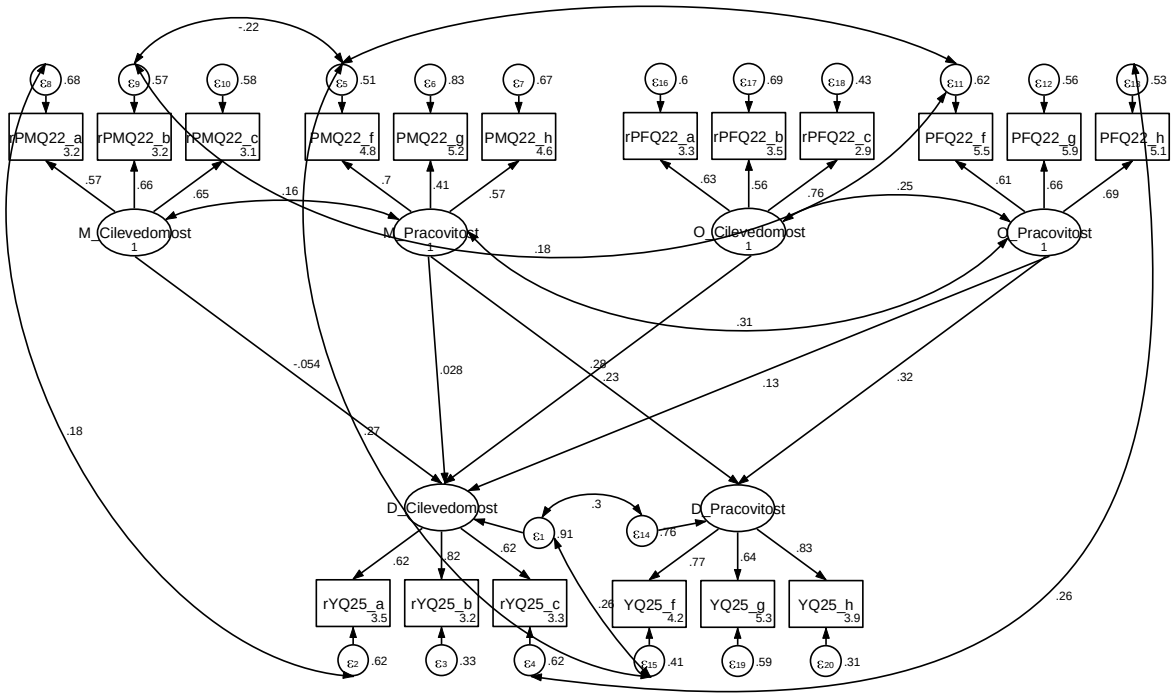
- TFI a CFI jsou podobné statistiky, které porovnávají odhadnutý model se základním modelem. Obecně, čím blíže se koeficient blíží k jedné, tím lépe. Dobré hodnoty jsou brány od 0,95, nebo 0,9 výše. V mém modelu jsou CFI = 0,847 a TLI = 0,817, a proto nepokládám tyto hodnoty za dostačující.

SRMR, CD

- SMRM je míra průměrného rozdílu mezi pozorovanými a implicitními korelacemi. Čím blíže nule, tím lépe, přičemž obecně považovaná hranice je 0,08. V mém modelu se SRMR = 0,182 a tedy model nesplňuje stanovenou hranici.
- CD je podobné R^2, čím blíže jedné, tím lépe. CD = 0,995 a tedy vypočítaná hodnota se blíží jedné.

Celkově model vychází rozporuplně. Na základě testovacích statistik a spočítaných indexů nemohu říci, že odhadnutý model je dobrý. Na druhou stranu většina hodnot je těsně pod obecně uvažovanými hranicemi a v některých případech jsem zamítl špatnost odhadu. Spíše, než na použité techniky bych příčiny tohoto výsledku hledal v logické výstavbě modelu. Testovaný model bude vždy tak dobrý, jako je jeho původ. V diskuzi se tedy pokusím nastínit některé aspekty, které mohou celkový výsledek ovlivnit.

Dalším krokem proto může být ladění modelu a snaha modifikovat model tak, aby lépe vycházel. To se dá provést v programu Stata pomocí příkazu *estat mindices*, který navrhne změny v modelu tak, aby byl model celkově statisticky významnější. Tyto změny jsou však možné jen za splnění předpokladu, že jsou v souladu s teorií, nebo jsou logicky odůvodnitelné. Pokud bych do modelu přidával cesty mezi proměnnými (rovnice) bez ohledu na teorii, kterou model testuje, potom by model sice vycházel statisticky významný, ale z logického hlediska by byl nepoužitelný. Ostatně mohu zde ukázat příklad, kam vede neustálé přidávání cest do modelu. Model na obrázku 3.6 vykazuje o mnoho lepší statistiky než mnou uvažovaný model. Z praktického hlediska je však tento model nepoužitelný, jelikož komplexita modelu je tak vysoká, že není interpretovatelný.



Obrázek 3.6: Respecifikovaný model

3.3 Diskuze

Výše uvedená studie zkoumá závislosti mezi charakterovými vlastnostmi rodičů a stejnými vlastnostmi jejich dětí. Tato studie je pokračováním velkého počtu výzkumů osobnosti jedince, přičemž charakterové vlastnosti jsou definovány pomocí modelu Velké pětky. Mnou vybraná vlastnost byla svědomitost, kterou jsem vybral na základě největšího přínosu pro zaměstnání (Barrick a Mount, 1991). Podle Goldberga (1992) můžeme měřit každou charakterovou vlastnost dalšími vlastnostmi, které ukazují na společný faktor. Z těchto menších vlastností svědomitosti vlastností jsem vybral pracovitost a cílevědomost.

Bez přihlédnutí k významnosti modelu, odhadnutý model potvrdil mnou stanovené hypotézy o přenesení vybraných charakterových vlastností rodiče na dítě. To se shoduje se závěry analýzy Crocetti a Branje (2017) í Turkheimera (2000). Překvapivý byl však výsledek cesty mezi cílevědomostí matky a cílevědomostí dítěte. Tato cesta vyšla statisticky nevýznamná a nepotvrdila hypotézu H1. Crocetti a Branje ve své studii uvádí, že i přes malé rozdíly, oba rodiče ovlivňují takřka stejně výchovu dítěte a oba mají stejný vliv. Existují však i jiné studie, které předpokládají jiný efekt pro matku a otce (Beyers a Goossens, 2008).

Důvodů, proč by dítě nemělo přejímat tuto vlastnost od matky, ale pouze od otce může být několik. Z hlediska dědičnosti podle Polderman a kol. (2015) dítě získává genovou výbavu obou rodičů, a proto je matka i otec stejně důležitý. Jako nejpravděpodobnější varianta, proč tomu tak není, mi připadá již stanovený model klasické rodiny. Otec jako hlava rodiny chodí do práce a jeho primárním úkolem je živit rodinu. Buduje kariéru, aby se rodina měla lépe a v podstatě plní svou společenskou roli. Naopak matka se stará o dítě, pečuje o rodinu a má jinak

stanovené priority na rozdíl od otce. To je model rodiny, ve kterém většina respondentů vyrostla. Velice zajímavé by možná bylo zkoumat posun těchto hodnot v době, kdy samotní respondenti budou rodiči. V dnešní době jsou mladí muži a ženy takřka rovnocennými soupeři na trhu práce. Předpokládám, že model rodiny se posune od těchto tradičních hodnot a jak muž tak i žena budou zastávat stejnou roli v rodině. Oba dva budou budovat kariéru a už nebude výsadní postavení muže, jako živitele rodiny a matky pečovatelky. To je však předmětem jiné debaty. Další možností, proč cesta mezi cílevědomostí matky a dítěte je nevýznamná, může být specifickým vzorkem respondentů.

Určitou oblastí pro zlepšení je volba indikátorů. Model je postaven na třech indikátorech pro každou vlastnost. Modelace těchto vlastností může nabývat mnoha poloh, a to například zahrnutím dalších indikátorů jako jsou vzdělání, příjem apod. S tím souvisí i celková validace modelu. Model nemohu označit za dobrý, avšak ani jednoznačně za špatný. Východiskem je již naznačené přidání dalších exogenních proměnných, respecifikace, nebo možná i zvětšení souboru. Jak respecifikace, tak přidání proměnných vždy musí být v souladu s testovanou teorií. Dokáži si však představit přidání dalších proměnných, které by dokázaly rozšířit teorii o další prvky a vystavěly by robustnější základ. Na druhou stranu respecifikace je čistě věc psychologického výzkumu. Pro přidání dalších cest, korelací, nebo změny strukturního schématu a tím pádem budování nové teorie, by bylo potřeba stavět na základech psychologického výzkumu, který by jasně stanovil testovanou teorii. To by mělo být samozřejmostí každého použití SEM a jak jsem již jednou napsal, každý model je stejně dobrý jako teorie, na které se zakládá.

Závěr

Cílem této práce bylo představení a použití strukturních modelů, SEM. Tyto modely jsou často využívány v psychometrii, sociologii a jiných oborech, kde je potřeba flexibilně modelovat realitu latentními proměnnými, které nejsou explicitně vyjádřeny ve výzkumu. Tuto vlastnost jsem využil v představené studii, kdy za pomoci latentních proměnných byly zkoumány charakterové vlastnosti cílevědomost a pracovitost a jejich přenositelnost z otce a matky na dítě.

První částí práce byla část teoretická s cílem uvést čtenáře do tématu SEM. Teoretická část byla strukturovaná tak, aby čtenář postupně získával informace krok po kroku, stejně jako by postupoval v praxi.

Cílem praktické části bylo zkoumat, zdali existuje rozdíl v dopadu, v předávání, charakterových vlastností matkou a otcem. Byly stanoveny 4 hypotézy:

H1. Cílevědomost matky pozitivně ovlivňuje cílevědomost dítěte.
H2. Pracovitost matky pozitivně ovlivňuje pracovitost dítěte.
H3. Cílevědomost otce pozitivně ovlivňuje cílevědomost dítěte.
H4. Pracovitost otce pozitivně ovlivňuje pracovitost dítěte.

Na základě teorie by všechny hypotézy měly být potvrzeny a charakterová vlastnost rodiče by měla mít pozitivní dopad na stejnou vlastnost dítěte. Podle očekávání byly výsledky odhadu v souladu s hypotézami 2–4. Překvapivý byl výsledek u první hypotézy, kterou se nepodařilo potvrdit. Strukturní koeficient naznačoval záporný směr dopadu cílevědomosti matky na cílevědomost dítěte, což by nebylo v souladu s teorií a zároveň se tento vztah nejevil jako statisticky významný. Důvody proč tomu tak je, mohou být na straně statistické, tak i teoretické. Předpokládám však, že model nemá dostatek evidence pro silný odhad této vlastnosti. Důvodem může být malý soubor, charakter proměnných, specifický vzorek nebo špatně zvolený estimátor.

Cílem však bylo zkoumat, zdali existuje rozdíl v předávání charakterových vlastností matkou a otcem. Na základě získaných výsledků nemohu potvrdit domněnku o stejném dopadu otce a matky na charakterové vlastnosti dítěte. Pokud by doopravdy existoval takový rozdíl, bylo by zajímavé sledovat další vývoj výzkumu a zjistit důvody proč tomu tak je.

Domnívám se, že v rámci diplomové práce se mi podařilo představit SEM v ucelené formě, která dokáže čtenáře provést všemi kroky výzkumu. Předmětem nebyl detailní popis, nýbrž srozumitelnou a stravitelnou formou popsat základy výzkumu s využití SEM. Dále se mi podařilo použít SEM ve vlastním výzkumu, který měl za cíl zkoumat dopad charakterových vlastnosti rodičů na děti.

Literatura

BARRICK, M. R., MOUNT, M. K. (1991). The Big Five personality dimensions and job performance: A meta-analysis. *Personnel Psychology*, 44, s. 1-26.

BEYERS, W., GOOSSENS, L. (2008). Dynamics of perceived parenting and identity formation in late adolescence. *Journal of Adolescence*, 31, s. 165–184. doi:10.1016/j.adolescence. 2007.04.003.

BOLLEN, K. A. (1989). *Structural equation models with latent variables*. Hoboken, NJ: Wiley-Interscience. ISBN 978-0471011712.

BOLLEN, K. A. (2012). Instrumental variables in sociology and the social sciences. *Annual Review of Sociology*, 38, s. 37–72.

BYRNE, B. M. (2009) *Structural equation modeling with AMOS: basic concepts, applications, and programming* (2. vydání). New York: Routledge. ISBN 978-0-8058-6373-4.

CROCETTI, E., BRANJE, S., RUBINI, M., KOOT, H., & MEEUS, W. (2017). Identity processes and parent-child and sibling relationships in adolescence: A five-wave multi-informant longitudinal study. *Child Development*, 88, s. 210-228. ISSN 1467-8624.

DEVELLIS, R.F. (2012). Scale development: Theory and applications. Los Angeles: Sage. pp. 109–110.

DISTEFANO, C. (2002). The impact of categorization with confirmatory factor analysis. *Structural Equation Modeling*, 9, s. 327–346.

ERIKSON, E. (1950). *Childhood and society*. New York, NY: Norton. ISBN 039331068X.

FINNEY, S. J., DISTEFANO, C. (2013). Nonnormal and categorical data in structural equation modeling. V G. R. HANCOCK & R. O. MUELLER, *Structural equation modeling: A second course* (2. vydání) s. 439–492. Charlotte, NC: ISBN 978-1623962449.

FRIEDMAN, HOWARD; SCHUSTACK, MIRIAM (2016). *Personality: Classic Theories and Modern Research* (6. vydání.). Pearson. s. 191. ISBN 978-0205997930.

GOLDBERG, L. R. (1992). *The development of markers for the Big-Five Factor Structure. Psychological Assessment*, 4, s. 26–42.

JACKSON, D. L. (2003). Revisiting sample size and number of parameter estimates: Some support for the N:q hypothesis. *Structural Equation Modeling*, 10, s. 128–141. DOI: 10.1207/S15328007SEM1001_6.

KENNY, MILAN (2012). Identification: A Nontechnical Discussion of a Technical Issue v HOYLE, RICK H. *Handbook of structural equation modeling*. London: Guilford Press, c2012. ISBN 978-1-4625-1679-7.

KLINE, REX B. (2016). *Principles and practice of structural equation modeling* (4. vydání). New York: Guilford Press. ISBN 9781462523344.

MILLSAP, R. E. (2007). Structural equation modeling made difficult. *Personality and Individual Differences*, 42, s. 875–881.

MULAIK, S. A. (2009). *Linear causal modeling with structural equations*. Boca Raton: CRC Press, c2009. Statistics in the social and behavioral sciences series. ISBN 1439800383.

PEARL, J. (2009). *Causality: Models, reasoning, and inference* (2. vydání). New York: Cambridge University Press. ISBN 978-0521895606.

PEARL, J. (2012). The causal foundations of structural equation modeling. V R. H. HOYLE, *Handbook of structural equation modeling* (s. 68–91). New York: Guilford Press. ISBN 978-1-4625-1679-7.

POLDERMAN TJ, BENYAMIN B, DE LEEUW CA, SULLIVAN PF, VAN BOCHOVEN A, VISSCHER PM, POSTHUMA D (July 2015). "Meta-analysis of the heritability of human traits based on fifty years of twin studies". *Nature Genetics*. 47 (7): s. 702–9.

SCABINI, E., MANZI, C. (2011). Family processes and identity. V S. J. SCHWARTZ, K. LUYCKX, & V. L. VIGNOLES, *Handbook of identity theory and research* (s. 565–584). New York, NY: Springer. ISBN 978-1-4419-7988-9.

SHROUT P. E., FISKE SUSAN T. (1995). *"Personality research, methods, and theory"*. Psychology Press. ISBN 978-0805812701.

SCHUMACKER, R. E., LOMAX, R. G. (2010). *A beginner's guide to structural equation monitoring*. London: Routledge. ISBN 978-1138811935.

TOMARKEN, A. J., WALLER, N. G. (2003). Potential problems with "well-fitting" models. *Journal of Abnormal Psychology*, 112, s. 578–598.

TURKHEIMER E (2000). "Three Laws of Behavior Genetics and What They Mean". *Current Directions in Psychological Science*. 9: s. 160–164 ISSN 1467-8721.

WIDAMAN, K. F., THOMPSON, J. S. (2003). On specifying the null model for incremental fit indexes in structural equation modeling. *Psychological Methods*, 8, s. 16–37.

Internetové zdroje:

STATACORP (2015). Stata: Release 13. Statistical Software. College Station, TX: StataCorp LP.