

**UNIVERZITA KARLOVA**

**FAKULTA SOCIÁLNÍCH VĚD**

Institut komunikačních studií a žurnalistiky

Katedra marketingové komunikace a public relations

**Umělá inteligence jako nástroj pro personalizaci  
reklamy**

Bakalářská práce

Autor práce: Josef Němeček

Studijní program: Komunikační studia

Vedoucí práce: Mgr. Ing. Marek Vranka

Rok obhajoby: 2022

## **Prohlášení**

1. Prohlašuji, že jsem předkládanou práci zpracoval samostatně a použil jen uvedené prameny a literaturu.
2. Prohlašuji, že práce nebyla využita k získání jiného titulu.
3. Souhlasím s tím, aby práce byla zpřístupněna pro studijní a výzkumné účely.

V Praze dne 2. srpna 2022

Josef Němeček

## **Bibliografický záznam**

Němeček, J. (2022). *Umělá inteligence jako nástroj pro personalizaci reklamy* [Bakalářská práce, Univerzita Karlova]. Digitální repozitář Univerzity Karlovy.

**Rozsah práce:** 86 238 znaků

## **Abstrakt**

Tato bakalářská práce se zabývá trendem využití umělé inteligence jako nástrojem pro personalizaci v reklamě a jejími vlivy na zákazníka. Cílem této práce je zmapovat a popsat využívané nástroje umělé inteligence, jejich zasazení do marketingové praxe a efekt, který mají na zákazníka. V rámci experimentu jsou účastníkům na základě jejich osobnostních rysů vytvořeny v reálném čase různě personalizovaná reklamní sdělení, která se pak v analýze vyhodnocují ve třech dimenzích – vnímání reklamy, relevance reklamy a úmysl prokliku. Na základě těchto dimenzí je zkoumána efektivita personalizace, hyper-personalizace a míra dopadu obav o soukromí na internetu na hodnocení reklamy. Výsledky naznačují pozitivní efekt na míry personalizace na všechny dimenze, ale nejasné efekty u hyper-personalizované reklamy a vlivu obav o soukromí na internetu.

## **Abstract**

This bachelor thesis focuses on the trend of using artificial intelligence as a tool for personalization in advertising and its effects on customers. The aim of this thesis is to map and describe the artificial intelligence tools used, their incorporation into marketing practice and the effect they have on the customer. As part of the experiment, differently personalised advertisements are created in real-time for the participants based on their personality traits, which are then evaluated in the analysis across three dimensions - ad perception, ad relevance and click-through intent. Based on these dimensions, the effectiveness of personalization, hyper-personalization, and the extent to which privacy concerns affect ad ratings are examined. The results suggest a positive effect on personalization rates on all dimensions, but unclear effects for hyper-personalized advertising and the impact of privacy concerns.

## **Klíčová slova**

Umělá inteligence, marketing, personalizace, experiment, reklama, data, hyper-personalizace

## **Keywords**

Artificial intelligence, marketing, personalization, experiment, advertising, data, hyper-personalization

## **Title**

Artificial intelligence as a tool for marketing personalisation

## **Poděkování**

Na tomto místě bych rád poděkoval Mgr. Ing. Marku Vrankovi za odborné vedení práce a za cenné rady a trpělivost.

# Obsah

<b>1. Úvod</b> .....	<b>3</b>
<b>2. Teoretická část</b> .....	<b>4</b>
2.1. Umělá inteligence .....	4
2.1.1. Definice umělé inteligence .....	4
2.1.2. Historie umělé inteligence .....	5
2.1.3. Strojové učení .....	6
2.1.4. Hluboké učení .....	8
2.1.5. Zpracování přirozeného jazyka .....	8
2.1.6. Počítačové vidění .....	10
2.2. Data .....	10
2.2.1. Big Data .....	11
2.2.2. Data mining .....	12
2.2.3. Datové soukromí .....	13
2.3. Personalizace .....	14
2.3.1. Psychologie personalizace .....	16
2.3.2. Hyper-personalizace .....	17
2.4. Umělá inteligence v marketingu .....	19
2.4.1. Umělá inteligence v dnešním světě marketingu .....	19
2.4.2. Aplikace umělé inteligence v personalizaci marketingu .....	20
2.4.2.1. Naslouchání .....	20
2.4.2.2. Předpovídání .....	21
2.4.2.3. Vytváření .....	22
<b>3. Empirická část</b> .....	<b>22</b>
3.1. Definice výzkumného problému .....	23
3.2. Cíle výzkumu a stanovení hypotéz .....	24
3.3. Metodologie .....	25
3.3.1. Design výzkumu a stimulační materiály .....	25
3.3.1.1. Dotazník .....	30
3.3.2. Popis výzkumného souboru .....	31

3.4.	Metody analýzy.....	33
3.5.	Vyhodnocení výzkumu .....	34
3.5.1.	Efekt míry personalizace reklamy .....	34
3.5.2.	Efekt hyper-personalizace v reklamě .....	38
3.5.3.	Dopady obav o datové soukromí na efektivitu reklamy.....	40
3.5.4.	Vliv osobnostních rysů na efektivitu reklamy.....	42
3.6.	Diskuse a shrnutí.....	43
3.7.	Limity práce a doporučení pro další výzkum .....	45
<b>4.</b>	<b>Závěr.....</b>	<b>46</b>
<b>5.</b>	<b>Summary .....</b>	<b>47</b>
<b>6.</b>	<b>Použité zdroje.....</b>	<b>48</b>
<b>7.</b>	<b>Přílohy.....</b>	<b>59</b>



# 1. Úvod

Umělá inteligence je rapidně se vyvíjející obor, který se rozrůstá napříč všemi odvětvími, marketing a komunikace nevyjímaje. Rychlost adopce nástrojů umělé inteligence v soukromém sektoru se odráží i reakcích na akademické sféře, která často nestíhá dopad těchto inovací podrobovat hlubší analýze a aktuální publikace tak jsou často jen povrchové výkazy efektivity nástrojů umělé inteligence. To často vede také k slepému využívání komplexních marketingových nástrojů, bez snahy o pochopení pozadí algoritmů umělé inteligence a jejich hlubších efektů na smýšlení a chování lidí. Cílem této práce je tedy hlubší popsání základních konceptů a pojmů spojených s personalizací reklamy s nástroji umělé inteligence, jejich následné zasazení do marketingové praxe a demonstrace možných dopadů na zákazníky.

Práce je rozdělena na teoretickou a praktickou část, kdy teoretická část rozebírá a definuje základní pojmy a koncepty, které jsou využívány a na které je odkazováno v rámci celé bakalářské práce a teoretická část, která se již věnuje samotnému experimentu a analýze jeho výstupů. Samotná teoretická část práce je rozdělena na dva větší celky, a to na popisný a praktický celek. Popisný celek se zaměřuje na systematické vyčtení a popis nástrojů používaných v rámci implementace systémů umělé inteligence do personalizace reklamy. V rámci tohoto celku je největší pozornost věnována samotnému všeobjímajícímu pojmu umělé inteligence, který je nejprve sám o sobě definován a zasazen do historického kontextu a poté je postupně rozebrán na všechny jeho podmnožiny, které jsou pro další celek relevantní. Následně je věnován pohled datům, u kterých je nejprve rozebrán jejich vývoj a funkce v kontextu umělé inteligence a poté jsou nastíněny některé výzvy z pohledu datového soukromí. Jako poslední je rozebrán efekt personalizace a jeho využití v moderním marketingu. Druhý, praktický celek teoretické části je zaměřen na samotnou aplikaci některých vybraných nástrojů umělé inteligence do marketingové praxe.

Empirická část je věnována vlastnímu experimentu, který bude simulovat personalizaci reklamního sdělení pomocí psychografické segmentace, jehož principu je často využíváno algoritmy umělé inteligence. V první části tohoto výzkumu budu vyhodnocovat rozdíly mezi efektem pozitivně personalizované reklamy, negativně

personalizované reklamy a jejich generické obdoby. V druhé části se pak zaměřím na to, jak zakomponování explicitních hyper-personalizovaných prvků do reklamy ovlivní její efektivitu a vnímání mezi účastníky. V rámci toho budu také pozorovat, zda bude mít měřená míra citlivosti na datové soukromí vliv na hodnocení hyper-personalizovaných reklam. Ve finále budu zjišťovat, zda mají některé konkrétní osobnostní faktory inherentní vliv na hodnocení reklamy.

## **2. Teoretická část**

### **2.1. Umělá inteligence**

#### **2.1.1. Definice umělé inteligence**

Umělá inteligence (anglicky Artificial Intelligence, AI) se za poslední dvě dekády výrazně podepsala na proměně odvětvích jako třeba průmyslu, medicíny, ekonomie či právě marketingu. Umělá inteligence je široký termín zastřešující pod sebe různé nástroje a techniky. Tento termín byl poprvé použit v roce 1955 Johnem McCarthy v rámci Dartmouthské konference (viz. podkapitola Historie umělé inteligence), kde byl také definován problém umělé inteligence jako jak přimět stroj chovat se způsobem, který by byl nazván inteligentním, kdyby se tak choval člověk (McCarthy et al., 1955). Tento typ definice, vztahující pojem k inteligenci, je mnohými experty považován za vágní, a proto je nyní popisována umělá inteligence především v termínech racionality a racionálního jednání (Russell & Norvig, 2021). I přesto není doposud podoba definice ustálena a stejně jako samotné chápání umělé inteligence, se neustále vyvíjí a formuje.

Svou definici nabídl například i český vědec Michal Pěchouček, který umělou inteligenci chápe jako soubor technologií a vědní obor, umožňující a zkoumající automatizaci, zrychlování a extrémní škálovatelnost lidského vnímání, uvažování a inteligentního rozhodování (Neurazitely.cz, 2019). Z této definice, na rozdíl od definic starších, vyplývá schopnost umělé inteligence v určitých úkonech překonat efektivitu lidského vnímání, uvažování a inteligentního rozhodování, a nejen imitovat úkon na úrovni lidí.

Definovat umělou inteligenci se pokusila i odborná skupina zřízená Evropskou komisí AI HLEG (2019), která ji vnímá jako „systémy vykazující inteligentní chování v podobě

vyhodnocování svého okolí a následného rozhodování či vykonávání kroků – s určitou mírou samostatnosti – k dosažení konkrétních cílů. Systémy založené na umělé inteligenci mohou být čistě softwarové a působící ve virtuálním světě (například chytří hlasoví asistenti, software k analýze obrazu, vyhledávací nástroje, systémy rozpoznávání hlasu a obličeje), nebo mohou být zabudovány v hardwarových zařízeních (například v pokročilých robotech, autonomních autech, dronech nebo aplikacích internetu věcí).“ (str. 3).

### **2.1.2. Historie umělé inteligence**

Ačkoliv samotný pojem umělé inteligence i vědní obor tak jak ho známe pochází z padesátých let 20. století, otázky týkající se umělé lidské mysli si kladli filozofové již od pradávna.

Kořeny vědeckého oboru logiky můžeme hledat v řecké filozofii. Prvním případem pokusu o kvantifikaci logiky se stal Aristotelův sylogismus, který stojí na odvození jednoho z výroků ze dvou různých předpokladů (Russell & Norvig, 2021). Aristoteles ale nepřipisoval stejný systém logiky jiným bytostem než lidem. Podobný pohled na věc měl i francouzský filozof Descartes, který se zaměřoval na rozum a inteligenci. Zvířata podle něho na rozdíl od lidí nedokážou rozumně přemýšlet a jsou ve své podstatě jen hmotou se schopností pohybu (Störig et al., 1991). V Rozpravě o metodě pak Descartes tuto myšlenku aplikuje na stroje a tvrdí, že nelze sestavit stroj, který by byl schopen stejného jednání jako člověk. Ačkoli připouští, že by stroj dokázal určité konkrétní úkony imitovat, ba dokonce provádět lépe než člověk, nebude podle jeho úvahy nikdy schopen reagovat na vnější podněty tak všestranně (Descartes, 1992).

Na tuto myšlenku v roce 1950 navázal britský matematik Alan Turing, který je považován za zakladatele moderní informatiky. Ve své eseji *Computing Machinery and Intelligence* položil Turing otázku „Can machines think?“ (Turing, 1950, str. 433) (česky „Mohou stroje přemýšlet?“), na jejímž základě dal vzniknout takzvané Imitační hře dnes známé jako Turingově testu, která se měla vyhnout filozofické vágnosti této otázky. Tento myšlenkový experiment byl postaven na konverzaci počítače a lidského tazatele prostřednictvím psaných zpráv. Podle Turinga by se počítač dal označit za inteligentní v případě, kdyby lidský tazatel ani po položení několika písemných otázek nedokázal

rozlišit, zda písemné odpovědi pocházejí od člověka, nebo od počítače (Russell & Norvig, 2021).

Hodnocení inteligence strojů těmito parametry se ale setkala i se svými kritiky. Jeden z nejnámějších protiargumentů položil filozof John Searle ve svém článku *Minds, Brains, and Programs*. Jeho takzvaný argument o čínském pokoji je postavený na myšlence, že i člověk, který neovládá čínský jazyk, může pomocí knihy pravidel a pokynů, psané v jeho rodném jazyce na čínsky psané vstupy, odpovídat čínskými výstupy. Zvenčí bychom viděli systém, který přijímá vstupní data ve formě čínských vět a generuje plynulé, inteligentní čínské odpovědi. Searle argumentuje, že ‚čínská místnost‘ dělá totéž, co dělá počítač, a proto počítače negenerují žádné reálné porozumění věci (Searle, 1980).

Za samotný vznik vědního oboru umělé inteligence se ale nejčastěji označuje Dartmouthská konference, která proběhla v létě roku 1956. Jednalo se o dvouměsíční workshop svolaný matematikem Johnem McCarthym, kterého se zúčastnili experti napříč odvětvími jako informatika, psychologie, filozofie, neurologie či lingvistika (Mařík et al., 1993) a v rámci které byl poprvé použit pojem umělá inteligence (v originálu Artificial Intelligence) (McCarthy et al., 1955, str. 1). Konference byla postavena na předpokladu, že každý proces učení, či jiný rys inteligence lze popsat tak přesně, že je možné vytvořit stroj, který daný úkon přesně simulovat. Dále byl vytyčen cíl zjistit, jak přimět stroje využívat jazyk, vytvářet abstraktivní koncepty, řešit problémy na lidské úrovni a zlepšovat se (McCarthy et al., 1955). I přes velká očekávání nepřinesla Dartmouthská konference žádné průlomové objevy ve vytyčených cílech (Russell & Norvig, 2021).

### **2.1.3. Strojové učení**

V očích lidí je pojem strojové učení (anglicky machine learning) často považován za synonymum pro umělou inteligenci i přesto, že se jedná o její podmnožinu. Některé systémy umělé inteligence k naplnění cílů využívají strojové učení, zatímco některé nikoli. Strojové učení se zabývá schopností strojů se učit a zlepšovat na základě zkušeností, a to bez následování explicitně naprogramovaných pravidel. Russell a Norvig (2021) ho vnímají jako systém, který na základě vložených dat sestaví model, který je

pak použit jako předpoklad o fungování světa a díky němu dokáže tento software řešit komplexní problémy. Díky těmto předpokladům se strojové učení se stalo nejrychleji se rozvíjející formou umělé inteligence, která má své významné využití také v byznysu a marketingu (Stanford Graduate School of Business, 2017). Podle metody, kterou jsou tato takzvaná tréninková data zpracována, je strojové učení rozděleno do třech základních tříd.

Učení s učitelem (anglicky supervised learning) je metoda založená na předem vytvořeném datovém setu obsahujícím vstupy a chtěné výstupy. Ty mohou být buďto v podobě různých tříd, jedná-li se o klasifikaci, nebo hodnot, pokud jde o regresi (Russell & Norvig, 2021). Tento datový set je poskytnut algoritmu, který na jeho základě vytvoří model vyhodnocující jakékoli další vstupy. V praxi by se mohlo jednat o program, jehož vstupem by byly e-maily a výstupem třídy jako spam, reklama a důležité. Algoritmu by se poskytl datový set se vstupy různých e-mailů, ke kterým by již byly správně přiřazeny jednotlivé třídy. Na základě těchto dat si strojové učení vytvoří model, který pak využívá jako referenci při klasifikaci vstupů.

Učení bez učitele (anglicky unsupervised learning) funguje na metodě poskytování tréninkových dat bez specifických výstupních tříd či hodnot. Algoritmus pak sám v datových bodech hledá vzorce, podobnosti a vztahy, které následovně vykazuje jako výstup. Jedno z nejčastějších využití tohoto typu strojového učení je takzvané shlukování (anglicky clustering), které ve vstupních datech hledá podobnosti, na základě kterých tyto datové body shlukuje do stejných kategorií (Russell & Norvig, 2021).

Třetí základní metodou je zpětnovazebné učení (anglicky reinforcement learning), která funguje na základě odměn a trestů. Pomocí nich dostává algoritmus při konání jeho úkolu zpětnou vazbu, která poskytuje určitý ukazatel kvality jeho chování. Jeho cílem je pak optimalizovat součet budoucích odměn (Russell & Norvig, 2021). Na rozdíl od dvou předešlých metod, zpětnovazebné učení nefunguje na systému tréninkových dat, ale namísto toho je algoritmus ponechán v prostředí, kde si svá vstupní data analyzuje sám a na jejich základě volí takové výstupy, aby co možná nejvíce zvýšil pravděpodobnost úspěchu v daném úkolu (Cannella, 2018). Tento styl strojového učení a jeho odnože se i díky skokovému vývoji ve výpočetní síle počítačů ukázaly jako velice efektivní v hraní her jako šachy, či Go.

#### **2.1.4. Hluboké učení**

Hluboké učení (anglicky deep learning) je kategorie metod spadající pod strojové učení, která funguje na základě výpočetních řetězců seřazených do mnoha vrstev, z čehož je odvozen i název. Algoritmy hlubokého učení zpravidla využívají umělých neuronových sítí (anglicky artificial neural networks / ANN), které simulují funkci neuronů v lidském mozku. To umožňuje algoritmu analyzovat data nelineárním způsobem a zpracovávat tak komplexnější koncepty, než programy klasického strojového učení využívající lineární regresi či klasifikaci (Cannella, 2018). Například při zpracovávání obrázků algoritmus rozdělí vstup na menší datové shluky, které se vloží do první vrstvy neuronové sítě. Poté, co jednotlivé neurony zpracují původní vstup, předají svůj výstup do druhé vrstvy. Tento proces se opakuje až do doby, kdy data nedosáhnou poslední neuronové vrstvy, která následovně předkládá finální výstup.

Samotná myšlenka hlubokého učení byla poprvé popsána už v roce 1943 (McCulloch & Pitts, 1943), ale v rámci své výpočetní komplexity hluboké učení mohlo naplnit svůj potenciál až 65 let později s nástupem výkonnějších počítačů. Největší pokrok v hlubokém učení přišel po roce 2010, kdy se pro trénování algoritmů začaly využívat velké sety dat označované také jako big data (viz. podkapitola Big Data). Průkopník této myšlenky byl stanfordský profesor Andrew Ng, který později v rámci Googlu spoluzaložil a vedl výzkumný projekt Google Brain v rámci kterého se podařilo naprogramovat algoritmus hlubokého učení, který se naučil rozpoznávat kočky pouze na základě prohlížení videí na YouTube, aniž by mu někdo specificky definoval co to ‚kočka‘ je (Le et al., 2012). Hluboké učení se časem ukázalo jako velmi efektivní řešení problémů jako rozpoznávání řeči či obrazu (Russell & Norvig, 2021) a dnes je základem pro mnohé produkty a služby v soukromého sektoru.

#### **2.1.5. Zpracování přirozeného jazyka**

Zpracování přirozeného jazyka (anglicky natural language processing / NLP) je nástrojem strojového učení zabývající se interakcí mezi počítačem a lidským jazykem, zejména tím, jak naprogramovat počítače pro zpracování a analýzu velkého množství dat v přirozeném jazyce. Podle Russella a Norviga (2021) existují tři hlavní důvody pro výzkum v tomto odvětví: komunikace stroje a člověka, čerpaní informací a hlubší porozumění jazyků.

Historicky byla schopnost oboustranné komunikace se strojem považována za jednu z klíčových v dosažení pravé umělé inteligence. Její funkcí je mimo jiné také podmíněn již zmíněný Turingův test. K výzkumu zpracování přirozeného jazyka se pojí i další dílčí úlohy, které jsou v praxi často provázány do větších celků lépe využitelných v produktech a službách.

Jednou z nich je rozpoznání řeči (anglicky speech recognition), které se zabývá převodem mluveného slova na text. Tato úloha využívá metody hlubokých neuronových sítí, které jsou vhodným řešením kvůli komplexnosti jazyka. Díky této metodě může algoritmus v různých vrstvách analyzovat jak elementární stavební díly řeči jako formy akustického vlnění, tak i složitější celky jako slova a věty (Russell & Norvig, 2021). V roce 2017 společnost Microsoft zveřejnila výsledky jejího algoritmu rozpoznání řeči, který dosáhl chybovosti 5,1 %, což je číslo odpovídající lidskému výkonu v přepisu mluveného slova (Xiong et al., 2018). Rozpoznání řeči má v praxi široké využití od překladačů, přes hlasové asistenty až po automatické generování titulků pro lepší indexování audiovizuálního obsahu.

Další úlohou je porozumění přirozenému jazyku (anglicky natural language understanding / NLU), která se ukázala jako daleko více komplexní, než se předpokládalo na počátku vzniku oboru umělé inteligence (Russell & Norvig, 2021). Tato úloha se zabývá strojovému porozumění významu a kontextu v jazyce. To hraje důležitou roli ve vytváření technologií, které umožňují přímou interakci člověka a stroje. NLU zároveň umožňuje přesnější a hlubší analýzu dat z textů, či jiných jazykových vstupů. To také představuje hlavní rozdíl mezi NLP a NLU, kdy algoritmy na zpracování přirozeného jazyka řeší, jak text zpracovat do datových bodů, zatímco algoritmy porozumění přirozenému jazyku se zaměřují na to, co textem bylo myšleno. K praktickým využitím patří například analýza sentimentu, která je často využívána v monitoringu médií, nebo v zákaznické podpoře kde pomáhá vyvozovat postoje určité skupiny lidí k dané problematice.

Poslední významnou součástí NLP je generace přirozeného jazyka (anglicky natural language generation / NLG). Reiter a Dale (1997) jí definují jako podobor umělé inteligence a počítačové lingvistiky zabývající se konstrukcí počítačových systémů, které mohou vytvářet srozumitelné texty v angličtině nebo jiných lidských jazycích na základě

nejazykových dat. Generace přirozeného jazyka je mimo jiné součástí chatbotů a chytrých asistentů, díky kterým mohou tyto systémy odpovídat přirozeně a koherentně (Cannella, 2018).

### **2.1.6. Počítačové vidění**

Počítačové vidění (anglicky computer vision) je obor zabývající se schopností počítačů zpracovávat a hluboce porozumět vizuálním vstupům jako fotografií, videu či 3D modelům, a na základě nich pak činit rozhodnutí. Podle Huanga (1996) si počítačové vidění klade za cíl vytvořit systémy, které by dokázali automatizovat a vylepšovat úkony typické lidskému zraku. Ačkoli se zdá, že zpracovávání obrazových vjemů je pro člověka činnost bez námahy, její simulace počítačovým programem vyžaduje značné množství sofistikovaných výpočtů. Počítačové vidění a jeho dílčí oblasti si našly své využití v řešení mnoha úloh jako například spojování slov a obrazu, rekonstrukce obrazu, generování obrazu, nebo řízení pohybu pomocí vidění.

Jedna ze známých a často využívaných oblastí tohoto oboru je například detekce objektů, tedy schopnost algoritmu najít, klasifikovat a prostorově zasadit objekt v rámci libovolného vizuálního vstupu (Russell & Norvig, 2021). Ta ku příkladu v rámci programů autonomního řízení umožňuje detekci dopravních značek, jízdních pruhů a celkovou analýzu prostoru kolem vozidla na jejímž základě pak provádí rozhodnutí.

## **2.2. Data**

Data hrají kritickou roli jak ve světě umělé inteligence, tak i personalizace a marketingu samotného. Britský matematik Clive Humby, který mimo jiné přišel s jedním z prvních věrnostních programů Tesco Clubcard, je označován za otce fráze „data jsou novou ropou“, kterou v roce 2006 předpověděl potenciál a hodnotu dat v budoucnu (Arthur, 2013). Toto přirovnání se nesoustředilo jen na hodnotu obou komodit, ale také na nutnosti jejich správného zpracování k praktickému využití. Stejně jako ropa nabývá svého pravého potenciálu až po přeměně na plyn, plast či jiné produkty, i data musí být před využitím správně rozdělena a analyzována, aby se její hodnota naplnila.



Získávání marketingového vhledu na základě dat nepředstavuje žádný nový fenomén. I přesto, že druh, kvalita a kvantita dat se jen za poslední dekádu změnila k nepoznání (Neslin & Winer, 2014), obchodníci data do jisté míry sbírají a vyhodnocují již od samotných začátků podnikání. Původní funkce sběru dat byla čistě ekonomická, tedy měla za úkol informovat, jak se subjektu obchodně daří. Později se ale začala data využívat i pro modelování spotřebitelského chování. Hlavní změna jak v objemu, tak v jejich dostupnosti přišla s rozvojem internetu věcí, sociálních sítí a mobilních telefonů. Větším datovým setům pocházejících z různých zdrojů se později začalo říkat big data (česky velká data / veledata).

### **2.2.1. Big Data**

Big data (česky velká data / veledata) je pojem, který začal být využíván koncem 90. let minulého století, ale jeho vývoj byl definován až rozvojem aplikací umělé inteligence. Za jedny z prvních, kdo použil termín big data v jeho dnešním významu, se považují vědečtí pracovníci NASA Cox a Ellsworth, kteří ho zmínili při popisu využití většího objemu vědeckých dat k vizualizaci (1997). Big data jsou často definována jako soubor dat tak velkých a složitých, že se s nimi pomocí standardního statistického softwaru pracuje obtížně (Snijders et al., 2012). Tato definice je ale nepříliš jasná a nedokáže vyhovět rychlým změnám v tomto oboru. Proto se množství autorů přiklání k charakterizaci big data navrženou IBM (Zikopoulos et al., 2012), podle které se big data vyznačují třemi ‚V‘ a to volume (česky objem), variety (česky různorodost) a velocity (česky rychlost).

Volume odkazuje na různé velikosti objemu přichozích dat, která mají být uložena a analyzována (Gentsch, 2018). Někteří autoři mezi big data řadí datové sety přesahující hranici terabitů, nebo petabitů (Sagiroglu & Sinanc, 2013). Efektivní uchování a analýza těchto data setů mohou pro společnosti stále představovat výzvu.

Variety odkazuje na využití různých zdrojů a typů dat k provedení analýzy. Na počátcích datové analýzy byla pozornost upřena převážně na strukturovaná data, která byla zpracovatelná pomocí tradičnějších nástrojů fungujících na principu tabulek. Změna typu a povahy dat ze strukturovaných na polostrukturovaná a nestrukturovaná ale zpochybnila efektivitu těchto nástrojů, a vyvolala poptávku po nových technologických řešeních. V dnešní době polostrukturovaná a nestrukturovaná data podle Gentsche (2018) tvoří až

85 % všech dat. Tyto typy dat mnohdy pocházejí z obsahu jako souvislých textů, obrázků nebo videí, volně generovanými uživateli internetu. Zejména oblast sociálních médií představuje obrovský potenciál v rámci nestrukturovaných dat, který se s nástroji umělé inteligence daří využívat.

Velocity pak představuje dva aspekty: na jedné straně rychlost generování dat a na druhé pak rychlost jejich zpracování a analýzy (Gentsch, 2018). Díky technologickému pokroku posledních let se v dnešní době nároky na rychlost analýzy dat posunuly až do okamžitých reakcí. V praxi to můžeme pozorovat například u autonomních vozidel, které instantně vyhodnocují obří datové sety z různorodých senzorů na základě kterých, nepřetržitě činí rozhodnutí. Dalším příkladem můžou být i automatizované bidovací strategie, které na základě dat z webových prohlížečů umožňují inzerentům instantně nakupovat on-line reklamní prostor specificky určený pro jednotlivé uživatele.

### **2.2.2. Data mining**

K termínu big data se často pojí i termín data mining (česky vytěžování dat), který popisuje proces získávání a zpracování datových setů. Kučerová termín definuje jako „technologie vyhledávání, modelování a prezentace předem neznámých informací, případně znalostí a vztahů mezi daty v rozsáhlých databázích a datových skladech. [...] Využívají se techniky umělé inteligence (neuronové sítě, rozpoznávání, samoučící se algoritmy), jež mohou být kombinovány s technikami statistického a matematického modelování (klasifikační pravidla nebo stromy, regrese, shluková analýza) a s nástroji OLAP.“ (2003). Tento proces našel své využití v různých odvětvích od analýzy dat ve zdravotnictví po obchodování s cennými papíry na burze.

Data mining umožňuje také pomocí kombinace dat zkoumat korelaci nejrůznějších informací napříč datovými sety, která by jinak nikdy nebyla nalezena. K tomuto často využívá i již existující strukturalizované a nestrukturalizované datové sety, které byly vytvořeny za jiným účelem (Margoni & Kretschmer, 2018). S tímto se také pojí otázky ohledně datového soukromí uživatelů na internetu.

### 2.2.3. Datové soukromí

Soukromí je často diskutovaným aspektem data miningu a to hlavně z důvodu, že množství informací, které je v rámci data miningu analyzováno, je využíváno v odvětvích jako sociální sítě, spotřebitelské a obchodní analytiky a vládní sledovací programy (Boyd & Crawford, 2011). Jak již bylo zmíněno, analyzovaná data jsou často generována proaktivně uživateli v rámci sociálních sítí a dalších médií, nebo je stránky o zákaznících sbírají pasivně na základě jejich chování na internetu. Tato data, která obsahují informace vztažitelné k jednotlivým uživatelům, mohou být v některých případech sbírána a využívána způsobem, který překračuje hranu soukromí, etiky či přímo zákona.

Jako nejvlivnější z definic práva na soukromí se považuje ta z knihy *Privacy and Freedom* od Alana Westina (1968), který v ní definoval soukromí jako nárok jednotlivců, skupin nebo institucí na to, aby si sami určovali kdy, jak a v jakém rozsahu budou informace o nich sdělovány ostatním. Tato definice se měla výrazný vliv na formování legislativy pokrývající právo na datové soukromí v mnoha zemích. Současný legislativní stav ošetřující ochranu osobních údajů v Evropské unii má za cíl učinit jejich zpracování zákonné, spravedlivé a transparentní. To v rámci obecné ochrany osobních údajů (neboli GDPR) znamená například nutnost výslovného souhlasu uživatelů se zpracováním a použitím osobních údajů, nebo právo uživatelů ke přístupu a spravování dat svázaných s jejich osobou. Při aplikování GDPR na algoritmy umělé inteligence ale vznikají i nejasné šedé zóny. Například dokument norský úřad pro ochranu údajů upozorňuje na obtížnost splnění zásady transparentnosti při vývoji a využívání algoritmů umělé inteligence. Důvodem je podle něho obtížné vysvětlení a pochopení použité pokročilé technologie a také fakt, že některé algoritmy strojového učení prakticky znemožňují vysvětlit, jak jsou data v konkrétním procesu korelovány a váženy (Datatilsynet, 2018).

Dalším zákonem ovlivňujícím datové soukromí v rámci EU je takzvaný Cookie zákon, v rámci kterého webové stránky musí od svých uživatelů nejprve získat souhlas s využíváním souborů cookies před jejich aktivací. Soubory cookies jsou malé balíčky kódu, které jsou webovou stránkou odesílány do prohlížečného zařízení uživatele a které jsou schopny monitorovat chování spotřebitele na internetu (např. nákup produktu) a jeho historii prohlížení (Cannella, 2018).

I přes tato legislativní opatření podle výzkumu většina lidí při registraci na sociální síť ignoruje zásady ochrany osobních údajů (Obar & Oeldorf-Hirsch, 2020). Zajímavý vhled do této problematiky přinesla také studie z Nizozemska, která v při zavedení zákona o souborech cookies měřila jeho dopad efektivitu personalizované reklamy. Podle výsledků mělo zavedení negativní vliv na efektivitu reklamy prvních devět týdnů. Po uplynutí tohoto času začala efektivita znovu stoupat a překročila dokonce původní hranici před zavedení tohoto zákona. Autoři tento efekt vysvětlují tím, že lidé si na sběr dat zvykli a začali zřejmě oceňovat i transparentnost sběru dat (Aguirre et al., 2015). Zároveň ale poukazují na takzvaný paradox soukromí (anglicky privacy paradox). Paradox soukromí se používá jako pojem popisující nesoulad mezi deklarovanými preferencemi spotřebitelů v oblasti soukromí a jejich skutečným chováním. Vědci zjistili, že jednotlivci běžně uvádějí, že mají velké obavy o své soukromí, a přesto v praxi poměrně volně poskytují své citlivé osobní informace (Fulton, 2021).

### **2.3. Personalizace**

Personalizace je často považována za klíčový aspekt marketingové komunikace a za poslední dvě dekády se dostala do popředí marketingových strategií napříč odvětvími. Personalizace už jen ze své podstaty zahrnuje přizpůsobení reklamy potřebám spotřebitelů na individuální úrovni, nicméně v literatuře najdeme několik definic tohoto pojmu. Například definice od Arora a spol. (Obar & Oeldorf-Hirsch, 2020) odkazuje na přístup firmy, která na základě dříve nasbíraných zákaznických dat upravuje svůj marketingový mix tak, aby byl vhodný pro jednotlivce. Pro účely této práce se budu opírat o definici od Aguirre a spol. (2015), kteří personalizaci popisují jako zákaznický orientovanou marketingovou strategii, jejíž cílem je poskytnout správné sdělení správné osobě ve správný čas. Jednou z klíčových výhod této strategie je, že proces personalizace, tedy identifikace a uspokojení potřeby zákazníků, probíhá v zásadě s minimálním vynaloženým úsilím ze strany zákazníka (Tam & Ho, 2006). Tímto se personalizace koncepčně liší od customizace (customization), která k úpravě marketingového mixu vyžaduje proaktivní zapojení zákazníka (Arora et al., 2008).

I když tento fenomén provází komunikaci v rámci obchodních vztahů od pradávna, nástup digitálních technologií, díky zvýšení efektivitu a snížení ceny, adopci zásadně

urychlil. Prvků personalizace v marketingové strategii mohly začít využívat i velké značky, které byly do té doby upnuté především na hromadný marketing. Hlavní motivací za implementací personalizované komunikace jsou výhody vycházející z vyšší relevantnosti reklamního sdělení pro přijímací stranu. Ačkoli personalizace za pomoci digitálních technologií se v komerčním prostoru, ve formě cílení kupónů a letáků, začala objevovat již v 90. letech 20. století, adopce sofistikovanějších algoritmů přišla až s novým tisíciletím. V roce 2003 byl zaměstnanci Amazonu v časopise *Internet Computing* publikován článek, který popisoval vývoj algoritmu zajišťující doporučení produktů na základě chování a preferencí (Linden et al., 2003). V roce 2006 pak vyhlásila společnost Netflix soutěž o navržení algoritmu na doporučování filmů, který by svou efektivitou předčil v té době využívaný algoritmus Cinematch. To, že si již v této době společnost Netflix uvědomovala cenu personalizace dokazuje i fakt, že výherní cena za nejpreciznější algoritmus byla 1 milion amerických dolarů (Bennett et al., 2007). V roce 2016 pak ve studii zveřejněné vysokými představiteli Netflixu vyšlo najevo, že systém umělé inteligence zajišťující personalizaci obsahu každoročně ušetří Netflixu na 1 miliardu dolarů (Gomez-Urbe & Hunt, 2016).

Účinky a přínosy personalizovaných strategií v marketingu popisují studie jak ze soukromé, tak akademické sféry. Například podle výzkum, provedeným společností McKinsey, vede investice do personalizace průměrně k 10 až 15 procentnímu nárůstu v tržbách a také k rychlejšímu růstu firem samotných. Zajímavým vzhledem vycházejícím ze studie je fakt, že sedmdesát jedna procent spotřebitelů očekává, že jim společnosti budou poskytovat personalizované interakce a sedmdesát šest procent je frustrováno, když se tak neděje (Arora et al., 2021).

Vědci v několika případech také porovnávali účinnost personalizované a nepersonalizované reklamy, přičemž byla ve většině případů zjištěna výrazně vyšší účinnost právě u personalizovaných reklam. Například Grbovic a spol (2015) ve svém experimentu porovnávali míru prokliku a konverzní poměr u reklamních e-mailů založených na populárních a na personalizovaných nabídkách produktů. Zatímco míra prokliku u personalizovaný nabídek vzrostla jen lehce, její konverzní poměr byl výrazně vyšší v porovnání s nabídkou populárních produktů. Pozitivní efekt vůči personalizaci popsala také Fulton (2021), která v rámci svého experimentu účastníkům prezentovala scénář, na základě kterého hodnotili dvě reklamní sdělení s prvky a bez prvků

personalizace. Z výsledků studie vyplývá, že personalizované sdělení v porovnání se sděleními generickým vedlo k pozitivnější vnímání reklamy, větší relevantnosti sdělení a k lepšímu úmyslu prokliku. Walrave a spol. (2018) se ve své studii zaměřili na to, jaký dopad mají různé míry personalizace reklamy na chování mladistvých spotřebitelů, na jejich postoj k reklamě a na ochotu reklamu sdílet. Experiment, který probíhal v rámci sociálních sítí, ukázal jasný pozitivní efekt nejsilněji personalizované reklamy na všechny měřené proměnné.

Jak ale ukázal například Aguirre a spol. (2015), i personalizace má své limity. Na základě jejich výzkumu vyšlo najevo, že pokud firmy skrytě shromažďují údaje od zákazníků a využívají je k poskytování vysoce personalizované reklamy, má to na efektivitu negativní účinky projevující se například nižším úmyslem prokliku. Tento efekt se dá vysvětlit na základě teorie reaktance, která popisuje možné nežádoucí chování lidí v situacích, kdy mají pocit omezování jejich osobní svobody (Vaculík, 2006). Otazníky přináší i studie zabývající se dopady silnější a přesnější personalizace na zákazníky (viz. podkapitola Hyper-personalizace). Ku příkladu Pfiffelmann a spol. (2020) zkoumali rozdíl mezi vnímáním a účinností hyper-personifikované reklamy, obsahující jméno a fotografii zákazníka, a reklamy generické. Ukázalo se, že ačkoli hyper-personifikovaná reklama zvýšila zrakovou pozornost zákazníků, přinesla také negativní postoj lidí k reklamě, protože její obsah vnímají jako vtíravý.

### **2.3.1. Psychologie personalizace**

Důvody za fungováním personalizace můžeme hledat v lidské psychice. Jedním z faktorů, které k tomuto efektu přispívají, je skutečnost, že lidé s větší pravděpodobností věnují pozornost marketingovému sdělení, pokud je jim výslovně adresováno. K tomu dochází díky funkci lidského mozku, která se nazývá retikulární aktivační systém (RAS) (Stevens & Henning, 2007). RAS funguje jako filtr, který udává váhu jednotlivým datovým vstupům a podvědomě vyhodnocuje, kterým z nich má věnovat pozornost a které jsou nepodstatné či repetitivní. Typickou ilustrací této myšlenky je efekt koktejlové párty, který byl poprvé popsán v klasické studii Colina Cherryho (1953). Efekt koktejlové párty, neboli schopnost soustředit se na jeden konkrétní, relevantní podnět a současně do vědomí nepropouštět mnoho jiných nepodstatných podnětů, demonstruje schopnost mozku selektivního výběru informací. Původní výzkum znázorňuje tento efekt na

schopnosti člověka zachytit své jméno v rušné místnosti plné lidí. I když se efekt koktejlové párty týká sluchových podnětů, myšlenka, která za ním stojí, se vztahuje na sklon lidí věnovat větší pozornost personalizovanému obsahu než obsahu obecnému. Podobně vysvětluje účinnost personalizace i efekt autoreference, podle kterého si lidé dokáží lépe zapamatovat informace, které pro sebe vnímají jako relevantní (Rogers et al., 1977).

Autoři také diskutují o dopadu personalizace jako takové na psychiku jednotlivců. V této souvislosti někteří argumentují, že personalizace pomáhá snižovat informační přetížení čímž tím posiluje lidskou kognici, podporuje lepší rozhodování a v konečném důsledku zvyšuje blahobyt jednotlivce (Saeb et al., 2015). Jiní oponují, že personalizace řízená algoritmy může podle polarizační teorie vést k posilování postojů a názorů uvnitř skupin. Personalizační algoritmy fungují na principu doporučování obsahu již ověřeného uživatelem, čímž se snaží zmenšit pravděpodobnost toho, že pro uživatele obsah nebude relevantní. Tento přístup má ale také svá rizika. Funguje totiž na premise, že zájem uživatelů je nekriticky prohlubovat své dosavadní přesvědčení a názory. Tato funkce může být neškodná a užitečná v případě doporučování filmů na Netflixu, ale například u sociálních sítích či webových vyhledávačů může tato funkce vést k informační a názorové izolovanosti uživatelů. Tyto takzvané informační či názorové bubliny byly pozorovány v různé míře na sociálních sítích, fórech a blozích (Cinelli et al., 2021).

### **2.3.2. Hyper-personalizace**

Za pomyslný ideál, ke kterému se personalizace snaží přiblížit, by se dal považovat takzvaný marketing 1:1, také známý pod pojmem hyper-personalizace. Ta představuje extrémní formu segmentace, ve které je samotný segment redukován na jediného unikátního zákazníka, jehož potřebám, zájmům a přáním se přizpůsobují aspekty marketingového mixu firmy (Arora et al., 2008). Capgemini Consulting a ESSEC (2016) definují hyper-personalizaci jako pokročilé přizpůsobení nabídek, obsahu a zákaznické zkušenosti v reálném čase na individuální úrovni. Zároveň upozorňují na důležitou roli Big Data v této strategii. Rozvoj hyper-personalizace je také silně ovlivněn rozmachem digitálních médií a technologickým pokrokem v systémech strojového učení. Nástup těchto nástrojů umožnil společnostem, kteří do té doby neměly prostředky na udržování 1:1 kontaktu se zákazníky, zúžit jejich segmentaci na menší skupiny ba dokonce na

jednotlivce, a to i ve velkém měřítku. V praxi je hyper-personalizace složena z více elementů, které reklamní sdělení činí relevantním pro konkrétního zákazníka. Z datové stopy, vztažené k jeho osobě, se lze vydestilovat informace o zákazníkově předešlém nákupním chování, jeho zájmech, přesvědčeních, osobnostních rysech či konkrétní datové body jako jméno, věk nebo fotografie. Tato data pak mohou být využita jak explicitně, tak implicitně při generování obsahu na základě zákazníkova osobnostního profilu.

Explicitní využití dat může představovat například přímé využití datových bodů jako jména či fotografie pro personalizované oslovení zákazníka. Tento způsob personalizace se hojně využívá například v e-mail marketingu, kde je do textu často zakomponováno přímo jméno zákazníka. Podobnou funkcionalitu nabízí i sociální síť LinkedIn, která inzerentům umožňuje vkládat do reklamy křestní jména a profilové fotografie za účelem propagace firemních stránek, či nabídky dostupných pracovních míst (Pfiffelmann et al., 2020).

Implicitní přístup pak zahrnuje spíše generování personalizovaných sdělení na základě psychografické segmentace, tedy zákazníkova předešlém nákupním chování, na jeho zájmech, přesvědčeních, nebo osobnostních rysech. Právě implicitním využitím osobnostních rysů uživatelů v marketingové kampani se nechvalně proslavila britská společnost Cambridge Analytica. Té se v rámci prezidentské kampaně v roce 2016 podařilo skrze Facebook a další datové zdroje vytvořit okolo 5000 datových bodů na každého jedince ze 230 miliónů amerických voličů (Concordia, 2016). Tato databáze byla následovně analyzována a pomocí nástrojů jako strojové učení byly vytvořeny osobnostní profily založené na pětifaktorového osobnostního modelu v psychologii známém jako Big 5 nebo OCEAN. Ten zjednodušeně popisuje lidskou osobnost na základě pěti faktorů – extraverte (extraversion), neboli míra, do jaké jsou lidé společenší a komunikativní, přívětivost (agreeableness) označující míru kooperace a soucitu s ostatními, svědomitost (conscientiousness) charakterizovaná sebekázní, vysokou efektivitou a cílevědomostí, neuroticismus (neuroticism) míra, do jaké jsou lidé náchylní k prožívání negativních a nepříjemných emocí a otevřenost (openness) či sklon k radosti z dobrodružství a neobvyklých nápadů (Costa & McCrae, 1992). Cambridge Analytica uvedla, že v amerických prezidentských volbách v roce 2016 spustila 10 000 odlišných reklamních kreativ, které byly založené na odlišných osobnostních rysech. Každá z nich vytvořená



tak, aby co nejlépe ovlivnila voliče k hlasování pro jejich klienta, nebo je odradila od hlasování pro jeho oponenta (OMR, 2017). Ačkoliv měla tato kauza velký dopad na vnímání datového soukromí, o efektivitě psychografické segmentace na reálném trhu stále není jasno. Většina výzkumů zaměřujících se na dopad personalizace probíhá totiž v laboratorních podmínkách, kde jsou osobnostní profily založeny na závěrech dotazníkových šetřeních, a ne na datech dostupných na internetu. Například Winter a spol. (2021) ve svém experimentu sice potvrdil pozitivní vliv některých specifitějších psychografických rysů, jako je náchylnost k přesvědčovacími strategií, na úmysl prokliku, ale v rámci zkoumání efektu pětisložkového osobnostního modelu Big 5 došel k nejasným výsledkům. S nejrozsáhlejším výzkumem odehrávajícím se na reálném trhu přišel Matz a spol. (2017), kteří na základě dat získaných skrze sociální síť Facebook vytvořili osobnostní profil 3,5 miliónům uživatelů na základě kterého jim byly doručovány různé typy reklamních sdělení. Výsledky tohoto experimentu ukázaly, že reklamní sdělení se znaky extravertizace a otevřenosti, které byly doručeny lidem s totožným osobnostním profilem, vedly až k 40% nárůstu v kliknutí na reklamu a k 50% zvýšení nákupů v porovnání s jejich nepersonalizovanými a osobnostně odlišnými protějšky.

## **2.4. Umělá inteligence v marketingu**

### **2.4.1. Umělá inteligence v dnešním světě marketingu**

Umělá inteligence a datová analýza jsou pojmy, které byly za poslední roky v rámci marketingu a byznysu jako takového velmi často zmiňovanými a vyzdvihovanými. V dřívějších letech jsme mohli pozorovat výrazný rozdíl mezi nadšením z myšlenky zapojení nástrojů umělé do firemních procesů a reality. Například studie z roku 2017 ukázala, že i mezi firmami, které jsou si vědomy výhod umělé inteligence, jich ji do podnikového procesu implementovalo jen asi 20 % (Bughin, McCarthy, et al., 2017). Ve srovnání s tím studie od McKinsey z roku 2021 ukázala, že implementace umělé inteligence se od roku 2017 více než zdvojnásobila a dále pokračuje ve svém růstu. 56 % všech respondentů uvedlo, že v podnikovém procesu využívá alespoň jednu funkci umělé inteligence, oproti 50% adopci v roce 2020 (Chui et al., 2021).

Podle výzkumu Oxford Insights (Oxford Insights, 2021) hraje roli v implementaci umělé inteligence také připravenost státu. V žebříčku nejpřípravenějších států, který Oxford

Insights každoročně publikuje, se na prvním místě umístily Spojené státy americké, následovány Singapurem a Velkou Británií. Tento index hodnotí země na základě 42 ukazatelů ve třech pilířích: data a infrastruktura, vláda a technologický sektor. Podobný systém s mírnými úpravami můžeme využít i jako ukazatel připravenosti samotných firem. Kvalita a kvantita relevantních dat je základní předpoklad k efektivní adopci nástrojů umělé inteligence. Důležitá nejsou jen data samotná, ale také infrastruktura pro jejich sběr a uchovávání. Technologický sektor v prostředí firem označuje technologickou inovativnost a konkurenceschopnost podpořenou kvalitním lidským kapitálem. Tyto kvality mohou být v dnešní době již do jisté míry suplovány externími nástroji od specializovaných firem. Analogií pro pilíř vlády by v soukromém sektoru dalo označit silné vedení společnosti s technologicky pozitivní vizí a cíli. Právě nejasné očekávání od implementace nástrojů umělé inteligence je hlavním důvodem, proč firmy nakonec tyto technologie neadoptují (Bughin et al., 2017).

#### **2.4.2. Aplikace umělé inteligence v personalizaci marketingu**

Pro strukturu této kapitoly bylo zvoleno rozdělení dovedností umělé inteligence podle Puntoniho a spol. (2021), kteří na tuto klasifikaci nahlíželi v kontextu různých kontaktních bodů umělé inteligence se zákazníkem. V rámci jejich studie představili 3 základní kategorie schopností algoritmů, a to sice naslouchání, předpovídání, vytváření.

##### **2.4.2.1. Naslouchání**

Naslouchání představuje první kontaktní bod algoritmu se zákazníkem. V tomto bodě má algoritmus za úkol shromáždění relevantních dat, která jsou následovně využita v dalších krocích jako předpovídání a vytváření. Propojenost kanálů v online prostředí zvýšilo nároky na komplexitu komunikace značek. Od těch se v dnešní době stále více vyžaduje, aby jejich marketingové aktivity byly provázané a koherentní napříč mnoha různými kanály, které jejich zákazníci používají (Cannella, 2018). Podle studie Googlu se roce 2018 průměrný zákazník před samotným nákupem dostal do kontaktu se značkou a její komunikací 2,8krát (*4 Lessons to Understand the Purchase Path*, 2018). K úspěšnému zavedení takzvané omnichannel komunikace, tedy propojené a zákaznický relevantní komunikace napříč kanály, je potřeba z těchto kanálů získat velké množství dat. Právě

vývoj nástrojů umělé inteligence umožnil analyzovat data z doposud nevyužívaných zdrojů jako řeči, psaného textu, obrázků, nebo ukazatelů chování uživatelů na internetu.

Jednou z aplikací umělé inteligence pro tyto účely je rozpoznávání řeči a NLU. Ty se využívají například k analýze zvukových souborů sbíraných v rámci telefonátů a hlasových asistentů jako Amazon Alexa, Google Home či Siri. Algoritmy z těchto dat mohou extrahovat informace o charakteristice řeči, náladě a postojích, které jsou pak využity ke tvorbě ucelenějšího pohledu na jednotlivé zákazníky. Například Alexa, která je s více než 46 milióny zařízeními v USA nejvyužívanějším hlasovým asistentem (*Smart Speaker Devices Installed Base in the United States from 2017 to 2020*, 2020), je Amazonem aktivně využívána ke sběru dat za účelem lepšího poznání potřeb uživatelů. Nedávná studie ukázala, že údaje o interakci s chytrými asistenty neshromažďuje jen Amazon, ale také aplikace třetí strany, které se na tato zařízení dají nainstalovat. Analýzy z těchto zpracovaných hlasových údajů jsou pak dále využívány jak k cílení reklamy na webu, tak i na samotné platformě (Iqbal et al., 2022).

Nástroje jako NLP, NLU a počítačové vidění jsou hojně využívány také k efektivnějšímu a přesnějšímu monitoringu médií. Ten probíhá jak skrze analýzu sentimentu komentářů, příspěvků a článků, tak skrze rozeznávání obrazového obsahu vytvářeného uživateli napříč různými kanály. Tyto metody významně proměňují způsob marketingu na sociálních sítích tím, že nabízejí způsob, jak sledovat a analyzovat chování zákazníků ve velkém měřítku. Před příchodem technologií počítačového vidění bylo obtížné kvantifikovat působení značky na sociálních sítích v rámci organického obsahu. V dnešní době ale externí analytické nástroje dokáží automaticky skenovat vizuální obsah na sociálních médiích pro objekty, produkty či grafické prvky značek (Cannella, 2018).

#### **2.4.2.2. Předpovídání**

Předpovídání představuje další z kontaktních bodů zákazníka s nástroji umělé inteligence. Společnosti využívají predikční schopnosti umělé inteligence k vytváření relevantních personalizovaných nabídek a ke zvyšování spokojenosti a aktivity zákazníků. Ačkoli je velká část pozornosti upřena na umělou inteligenci a personalizaci v digitálním prostředí, jejich aplikace nejsou prostředím omezeny a často se vykytují i v nedigitálním světě. Klasickým příkladem využití predikčních schopností strojového

učení jsou doporučující systémy. Tyto algoritmy detailně segmentují zákazníky na základě široké škály dat zahrnující jejich předešlé chování, preference, demografické údaje a další ukazatele. Klasickým příkladem je systém společnosti Netflix, fungující na strojovém učení k nabízení personalizovaných doporučení filmů na základě minulé historie sledování jednotlivců a ostatních diváků (Yu et al., 2019). Předpovídání ale můžeme pozorovat také v mimo digitální média. Například výzkumný článek od Sümer a spol. (2018) popisuje predikční systém pro chytré venkovní bannery, které segmentují lidi na základě počítačového vidění a předpovídají jejich preference.

### **2.4.2.3. Vytváření**

Vytváření obsahu je vychází z kombinace NLP a computer vision, kde algoritmy na základě datového vstupu dokážou vygenerovat obsah složením více vizuálních dat získaných většinou z volného webu. Jedním z příkladů této technologie je nový systém umělé inteligence DAL-E 2 od společnosti OpenAI, který dokáže na základě popisu v přirozeném jazyce vytvořit realistické obrázky a umělecká díla (Ramesh et al., 2022). Využití takto sofistikovaných programů pro vytváření reklamního obsahu je sice věc blízké budoucnosti, ale podobné jednodušší systémy založené na vybírání správných kombinací titulků a vizuálního pozadí funguje opět u Netflixu. Ten Netflix dokonce využívá umělou inteligenci k výběru miniatur videoklipů, které mohou zvýšit pravděpodobnost, že předplatitelé kliknou na konkrétní pořad (Yu et al., 2019).

## **3. Empirická část**

V předešlých částech práce byla rozebrána problematika personalizace pomocí umělé inteligence nejprve čistě z teoretického hlediska a následovně byly tyto teoretické koncepty zasazeny a prezentovány v praktickém kontextu. V rámci empirické části této práce navážu na teoretický základ a budu simulovat personalizaci reklamního sdělení pomocí psychografické segmentace (viz. podkapitola Hyper-personalizace), jehož principu je často využíváno algoritmy umělé inteligence. Na základě této simulace budu zkoumat a porovnávat, zda personalizované reklamní sdělení, založené na testu

osobnosti, ve srovnání se sdělením generickým a se sdělením založeným na nejméně zastoupeném osobnostním rysu, přináší větší efektivitu a pozitivnější vnímání reklamy, či zda je rozdíl zanedbatelný, ba dokonce opačný. Zároveň se zaměřím na to, jak zakomponování explicitních hyper-personalizovaných prvků jako jména a bydliště do reklamy ovlivní její efektivitu a vnímání. Na základě přístupu k datovému soukromí získaných z dotazníku pak budu vyhodnocovat, zda se u účastníků studie projeví takzvaný paradox soukromí (viz. podkapitola Datové soukromí), či zda bude přístup k poskytování osobních údajů kladně korelovat se třemi dimenzemi – vnímáním reklamy, úmyslem prokliku a relevancí sdělení. Pro tuto práci jsem zvolil kvantitativní výzkum s využitím metody vnitrosubjektového experimentu.

### **3.1. Definice výzkumného problému**

V tomto výzkumu se budu zabývat tím, jak míra personalizace komunikace ovlivňuje vnímání a chování zákazníků, jaká je závislost mezi právě těmito indikátory a citlivostí na datové soukromí ze strany zákazníků a také efektem explicitních hyper-personalizovaných prvků jako jména a bydliště zakomponovaných v reklamním sdělení.

Otázky ohledně využití a dopadu personalizovaného marketingu na spotřebitele byly kladené již mnohokrát, ale jako u každého odvětví, na které působí silné komerční vlivy, i personalizace v reklamě čelí závalu zbarvených a různě motivovaných zpráv o její efektivitě a pozitivních dopadech. Většina aktuálních vhledů do této problematiky přichází právě ze soukromého sektoru, a to ze zpráv komunikačních a poradenských společností. Relevance těchto dokumentů je ale často zpochybnitelná, a to především kvůli nevhodné metodologii výzkumů a nedostatečné hloubce výzkumných otázek. Klíčové poznatky v těchto zprávách jsou založené převážně na povrchové korelaci investic do personalizace komunikace a procentuálním růstem obratu společnosti. Ačkoliv se korelace investic do personalizace a růstu obratu společnosti nevyklučuje, nepřináší nám žádné detailní vhledy do problému a přehlíží i možné limitace personalizované reklamy, na které upozorňuje řada autorů (viz. kapitola Personalizace). V akademické sféře bylo na toto téma v provedeno množství výzkumů, které na rozdíl od zpráv ze soukromého sektoru šly ve výzkumných otázkách dopadu personalizace na spotřebitele do větší hloubky (Fulton, 2021; Grbovic et al., 2015; Walrave et al., 2018).

Většina výzkumů zabývajících se stejnou problematikou se ale datuje před rok 2018 (Matz et al., 2017; Song et al., 2016), což, v rychle se měnícím prostředí personalizované reklamy a umělé inteligence v marketingu, může znamenat zcela odlišné podmínky pro výzkum. Samotný rok 2018 byl z hlediska vnímání personalizované reklamy a datového soukromí přelomový hned z několika důvodů. Již zmiňovaný skandál britské firmy Cambridge Analytica, která zneužila data uživatelů sociální sítě Facebook k marketingové kampani pro prezidentské volby v USA. Ve stejný rok také v Evropské unii vzešlo v platnost Obecné nařízení o ochraně osobních údajů známé pod zkratkou GDPR. Proto nelze s jistotou předpokládat, že postoje a chování zákazníků k personalizované reklamě a datovému soukromí neprošlo za posledních 5 let výraznou změnou.

### **3.2. Cíle výzkumu a stanovení hypotéz**

Výzkum si klade za cíl změřit vliv personalizace reklamního sdělení na chování a vnímání zákazníků. Zároveň nám umožní pozorovat, jak se bude lišit efektivita generického reklamního sdělení od personalizovaného, které je založené na shodě s pětifaktorovým modelem osobnosti známého jako Big 5, a od reklamního sdělení založeném na nejméně zastoupeném osobnostním rysu účastníka. Dalším cílem výzkumu je zjistit, zda obavy o sběr soukromých dat ze strany firem mají na zákazníka měřitelný dopad ve formě změny vnímání reklamy, úmyslu prokliku a relevance. Tedy jestli lze mezi citlivostí k datovému soukromí uživatele a jeho vnímáním personalizované reklamy objevit kladnou nebo zápornou korelaci. Na závěr bude cílem prozkoumat efekt explicitních hyper-personalizovaných prvků jako jména a bydliště zákazníků na vnímání reklamy.

Ačkoliv studie potvrzují efektivitu personalizace založené na psychografii (Matz et al., 2017; Winter et al., 2021). Několik studií zaměřujících se na účinky personalizace ukázalo, že obavy o soukromí jsou faktorem, který ovlivňuje záměr chování spotřebitelů, přičemž pocit narušeného soukromí vede k negativní reakci a snížení záměru prokliku (Aguirre et al., 2015). Z výzkumu zaměřeném na vnímání hyper-personalizované reklamy s využitím jména a fotografie zákazníka vyšlo najevo, že je taková reklama, na rozdíl od generické verze, vnímána jako vtíravá (Pfißelmann et al., 2020). Jelikož je v rámci tohoto experimentu v personalizované verzi reklamního sdělení použito křestní jméno a bydliště účastníků, byly na základě výše uvedeného stanoveny první dvě hypotézy:

**H1:** Personalizovaná reklama, založená na nejsilnějších osobnostních rysech pěti faktorového osobnostního modelu, má ve srovnání s reklamou generickou a s reklamou s prvky opačných osobnostních rysů, silnější pozitivní efekt na (H1a) vnímání reklamy, (H1b) úmysl prokliku i vnímanou (H1c) relevanci reklamy.

**H2:** Využití prvků explicitní hyper-personalizace, jako je jméno a bydliště, má negativní vliv na (H2a) úmyslu prokliku a na (H2b) vnímání reklamy, ale pozitivní efekt na (H2c) relevanci reklamy.

Jung (2017) ve své studii došel k závěru, že spotřebitelé, kteří jsou uvědomělí a mají obavy z toho, že inzerenti shromažďují jejich osobní údaje, budou s větší pravděpodobností vykazovat vyhýbavé chování vůči reklamám na sociálních sítích, jako je nezapojení se do reklamy nebo nekliknutí na ni. Na tomto základě byla stanovena třetí hypotéza, která v rámci tohoto výzkumu pokrývá prvek citlivosti vůči datovému soukromí:

**H3:** Obavy o soukromí na internetu ovlivňují dopad personalizace na (H3a) úmysl prokliku a (H3b) vnímání reklamy, přičemž vyšší úroveň obav o soukromí na internetu má negativní účinky na tyto indikátory.

Výzkum se také bude snažit zodpovědět otázku, zda síla jednotlivých faktorů v osobnostním modelu jedince nesouvisí s přístupem k reklamě jako takové. Tedy zda někteří lidé s výraznými osobnostními rysy nemají obecně pozitivnější či negativnější přístup k reklamním sdělením.

**VO1:** Má síla jednotlivých osobnostních faktorů v osobnostním modelu vliv na obecný přístup k reklamě?

### **3.3. Metodologie**

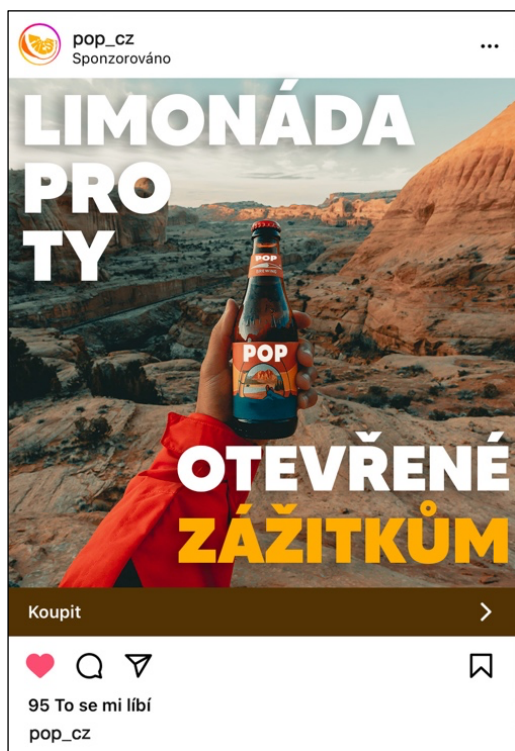
#### **3.3.1. Design výzkumu a stimulační materiály**

K ověření hypotéz byl navržen vnitrosubjektový experiment, který pracoval se třemi různými typy obsahu, z čehož jeden z nich byl generické marketingové sdělení bez prvků personalizace, druhý typ byl personalizován pro každého účastníka zvlášť na základě nejsilnějšího osobnostního rysu a třetí obsahoval prvky nejslabšího osobnostního rysu účastníků. Dále byly ke kladně a záporně personalizovaným reklamám náhodně přiřazované prvky explicitní hyper-personalizace v podobě popisku se jménem a bydlištěm účastníků. Pořadí personalizovaného sdělení, generického sdělení a sdělení se zápornou personalizací bylo generováno náhodně, aby se předešlo jeho možnému vlivu na výsledky experimentu.

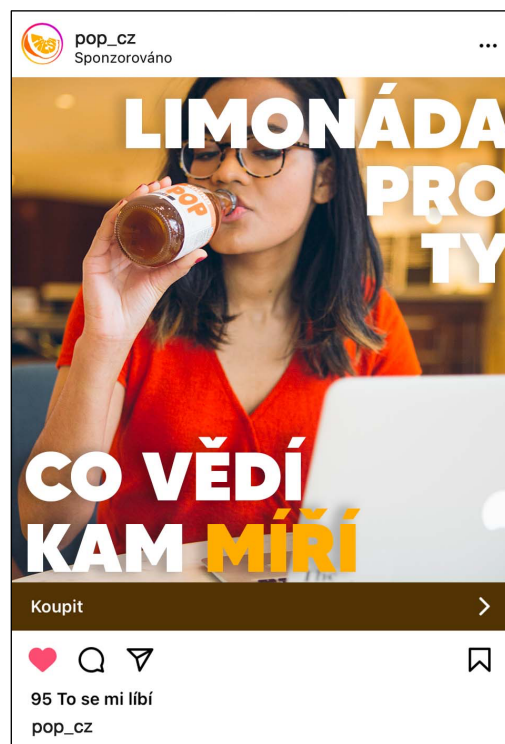
Hlavním činitelem, na jehož základě byla provedena personalizace, byl pětifaktorový model osobnosti zavedený Costou & McCraem (1992) známý především jako Big Five či OCEAN (viz. podkapitola Hyper-personalizace). Tyto faktory byly v rámci experimentu měřeny pomocí 44 položkového dotazníku (John & Srivastava, 1999), na který účastníci odpovídali pomocí 5 bodové Likertovy škály. Dotazník byl uveden větou „Považuji se za člověka co:“ za kterou následovaly náhodně rozřazené výroky spojené s jednotlivými osobnostními rysy, jejichž trefnost měli respondenti za úkol bodově ohodnotit. Z celkových 44 výroků bylo 10 zaměřených na rys otevřenosti, 9 na svědomitost, 8 extraverci, 9 na přívětivost a 8 na neuroticismus. Každá z kategorií měla určitý počet převrácených tvrzení, jejichž bodování se počítalo opačně. Například pro bodování osobnostního rysu přívětivosti byly použity výrazy jako „Je vstřícný a není sobecký vůči ostatním“, „Snadno odpouští druhým“, nebo „Obvykle důvěřuje lidem“. Jako převrácené tvrzení pak sloužilo „Všímá si slabých stránek ostatních lidí“. Po obodování všech výrazů byly sečteny a zprůměrovány body k jednotlivým osobnostním rysům, na základě kterých se účastníkům zobrazil stimulační materiál odpovídající osobnostnímu rysu s nejvyšším dosaženým skóre.

Pro potřeby toho výzkumu bylo vytvořeno 5 personalizovaných a 1 generické reklamní sdělení fiktivní značky POP limonády (viz. Obrázky 1-6). Ta také posloužila jako nosný prvek ve všech typech obsahu. Důvodem pro tento výběr byla snaha zvolit produkt, ke kterému má většina populace neutrální postoj a který je zároveň cenově dostupný. Právě dostupnost by u dražších produktů mohla mít u části souboru nežádoucí vliv na úmysl prokliku. Každý obsah byl navržen jako reklamní sdělení na sociální síti Instagram a účastníci studie byli vyzváni, aby k němu přistupovali tak, jako by na něj narazili



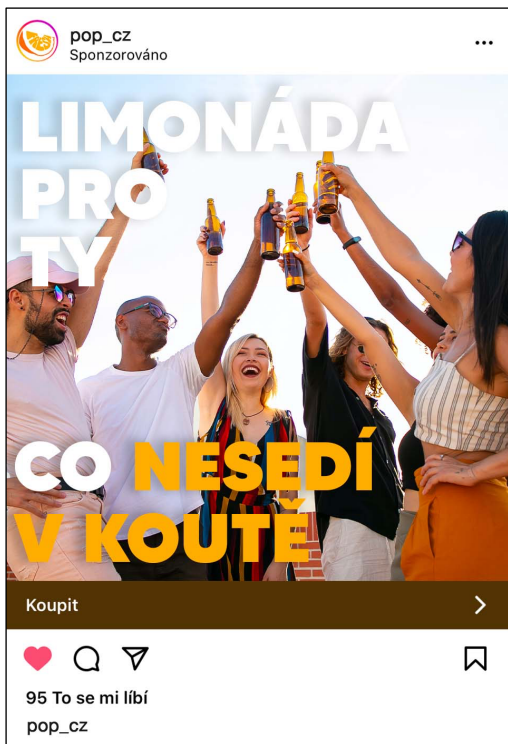


Obrázek 1: Stimulační obsah pro otevřenost (openness)

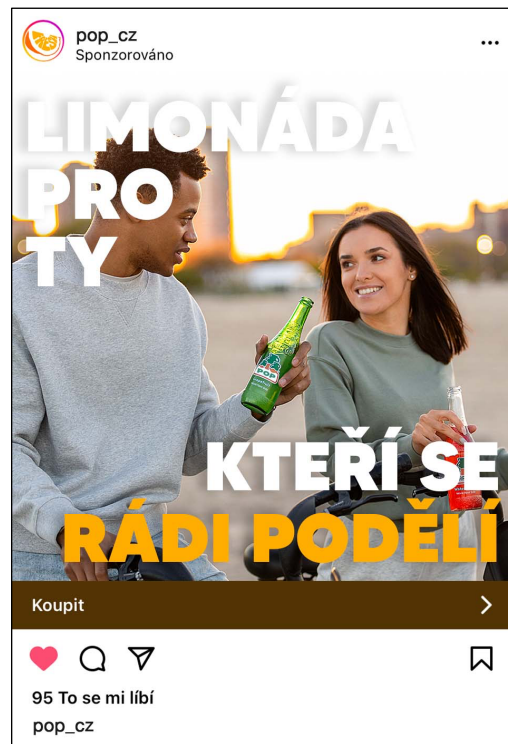


Obrázek 2: Stimulační obsah pro svědomitost (conscientiousness)

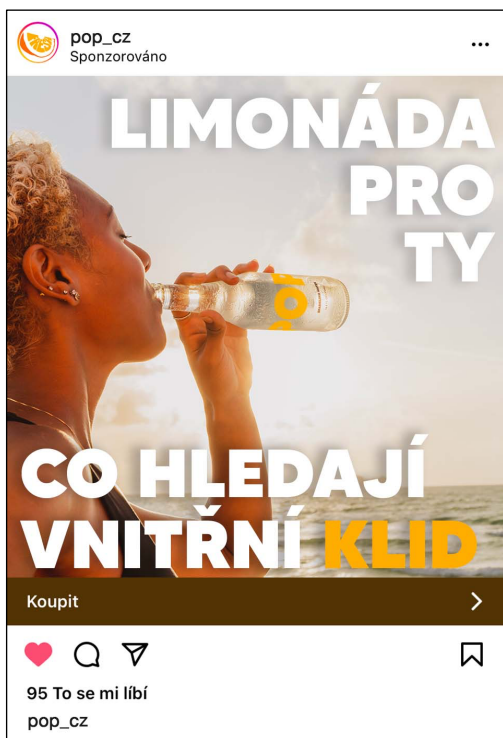
organicky při využívání sítě. Samotná vizuální stránka reklamních sdělení obsahuje dva prvky personalizace, které jsou specifické pro každý osobnostní rys, a to fotka na pozadí a reklamní text v popředí. Například fotografie u obsahu s nejvýraznějším osobnostním rysem extravertů (viz. obr. 3) ukazuje skupinu společně si připíjejících usměvavých lidí a reklamní text „limonáda pro ty co nesedí v koutě“. Oba tyto prvky se vztahují k atributům jako sociální aktivita, energičnost či nadšenost, které jsou v literatuře spojované s extroverzí (Costa & McCrae, 1992; Hajnik, 2014). Obdobným způsobem bylo postupováno při tvorbě ostatních reklamních sdělení.



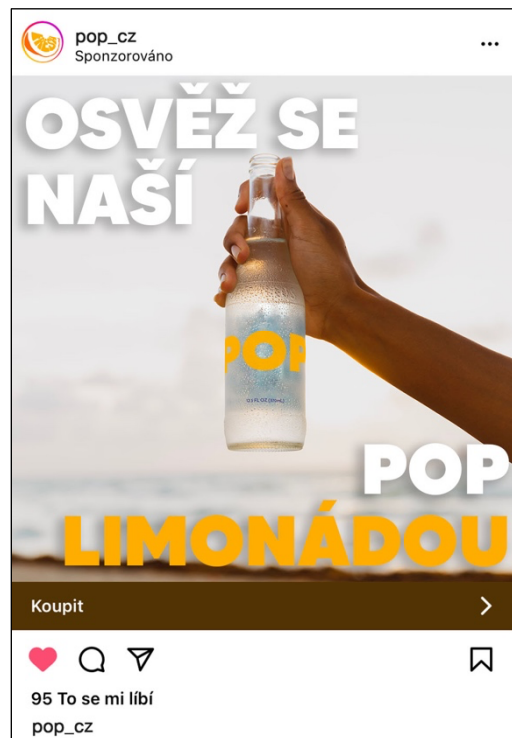
Obrázek 3: Stimulační obsah pro extraverci (extraversion)



Obrázek 4: Stimulační obsah pro přívětivost (agreeableness)



Obrázek 5: Stimulační obsah pro neuroticismus (neuroticismus)



Obrázek 6: Generický stimulační obsah

Druhou úrovní personalizace, která byla využita vždy náhodně buď u reklam založených na nejsilnějším osobnostním rysu účastníka, nebo naopak u záporně personalizovaných reklam, byl text pod samotnou reklamou, který představoval popisek pod příspěvkem na sociální síti Instagram. V rámci něho byly opět využity atributy vztahující se k jednotlivým osobnostním rysům, ale zároveň s nimi byly do textu zapojeny i prvky hyper-personalizace, a to sice křestní jméno a přibližné bydliště účastníků experimentu. Tyto informace byly vyextrahovány z úvodní stránky výzkumu a využity v hlavní části experimentu právě jako další elementy personalizace reklamního sdělení. Všechny texty měly stejnou strukturu, která se skládala z úvodního oslovení, popisu založeného na nejvýraznějším osobnostním rysu a geografické kotvě.

U úvodního oslovení bylo využito účastníkově křestní jméno, které sděloval v rámci povinné otázky na první straně výzkumu. Jméno muselo být kvůli limitacím výzkumné platformy použito v prvním pádě, a proto byla zvolena fráze „Haló, je tam <jméno>?“ která tento požadavek uspokojila. Reklamní text, vyplňující prostor mezi úvodním oslovením a geografickou kotvou, opět využívá atributů, které jsou v literatuře spojovány s jednotlivými osobnostními rysy (Costa & McCrae, 1992; Hajnik, 2014). Například v popisku pod obsahem pro rys otevřenosti (viz. obr. 7) bylo zvoleno sdělení „Naše POP limonáda je navržena pro ty, co se nebojí zkusit něco nového.“ To se zaměřuje na tendenci užívat si dobrodružství a neobvyklých nápadů u lidí se silným zastoupením otevřenosti v osobnostním profilu. Pro geografickou kotvu, stojící na konci popisku, byly opět využity vstupy z první strany výzkumu, kde účastníci odpovídali na uzavřenou otázku ohledně místa jejich bydliště. Na výběr bylo ze 14 krajů České republiky s tím, že ostatní možnosti pokrývala odpověď ‚zahraničí‘. U generického reklamního sdělení opět nebyly v popisku použity prvky personalizace a text byl vztažen spíše k obecným vlastnostem produktu (viz. obr. 8).

Haló, je tam **Josef?** Máme tady novinku přímo pro tebe!  
Naše POP limonáda je navržena pro ty, co se nebojí zkusit  
něco nového. Již nyní ji najdeš v regálech - a to i v **Libereckém kraji!**

Obrázek 7: Ukázka personalizovaného textu pod stimulačním obsahem pro otevřenost (openness)

Představujeme vám naši neodolatelně svěží limonádu.  
 Ochutnejte jednu za našich POP limonád a užijte si  
 léto naplno! Již nyní ji najdeš v regálech u dobrých prodejců.

Obrázek 8: Ukázka generického textu pod nepersonalizovanou reklamou

### 3.3.1.1. Dotazník

Po vyplnění základních demografických informací v rámci první strany výzkumu, jako například věková skupina, pohlaví či kraj trvalého pobytu, se účastníci dostali na stranu druhou, kde jim byla prezentována první kategorie dotazníku zaměřená na jejich postoj k datovému soukromí a k poskytování osobních údajů. Tato část dotazníku se skládala ze tří výroků (viz. tabulka 1), které účastníci hodnotili na základě 5 bodové Likertovy škály kdy 1 bod představoval ‚rozhodně nesouhlasím‘ a 5 bodů ‚rozhodně souhlasím‘. Výroky vztahující se k postoji k datovému soukromí byly odvozeny na základě práce Smitha a spol. (1996). Výsledky vycházející z tohoto oddílu budou využité ke zkoumání souvztažnosti mezi citlivostí na datové soukromí a vnímání personalizované reklamy.

Kategorie	Výroky*
Postoj k datovému soukromí	Obávám se, že o mně společnosti shromažďují příliš mnoho osobních údajů. Nerad poskytuji osobní údaje společností. Často se rozhoduji, zda a komu poskytnu své osobní údaje či potvrdím cookies.
Vnímání reklamy	Tato reklama mě oslovila. Z této reklamy mám dobrý pocit. Tato reklama mě nijak neoslovila.**
Relevance reklamy	Reklama pro mě byla velmi relevantní. Reklama promluvila k mým vnitřním potřebám. Produkt ani reklama pro mě nebyly vhodné.**
Úmysl prokliku	S velkou pravděpodobností bych na tuto reklamu klikl. Mám nutkání s reklamou interagovat. Tuto reklamu bych pravděpodobně ignoroval.**

\* Všechny výroky byly měřeny pomocí 5 bodové Likertovy škály.

---

**\*\* Odpovědi byly zaznamenány s obrácenou hodnotou.**

---

*Tabulka 1: Výroky použité v dotazníku*

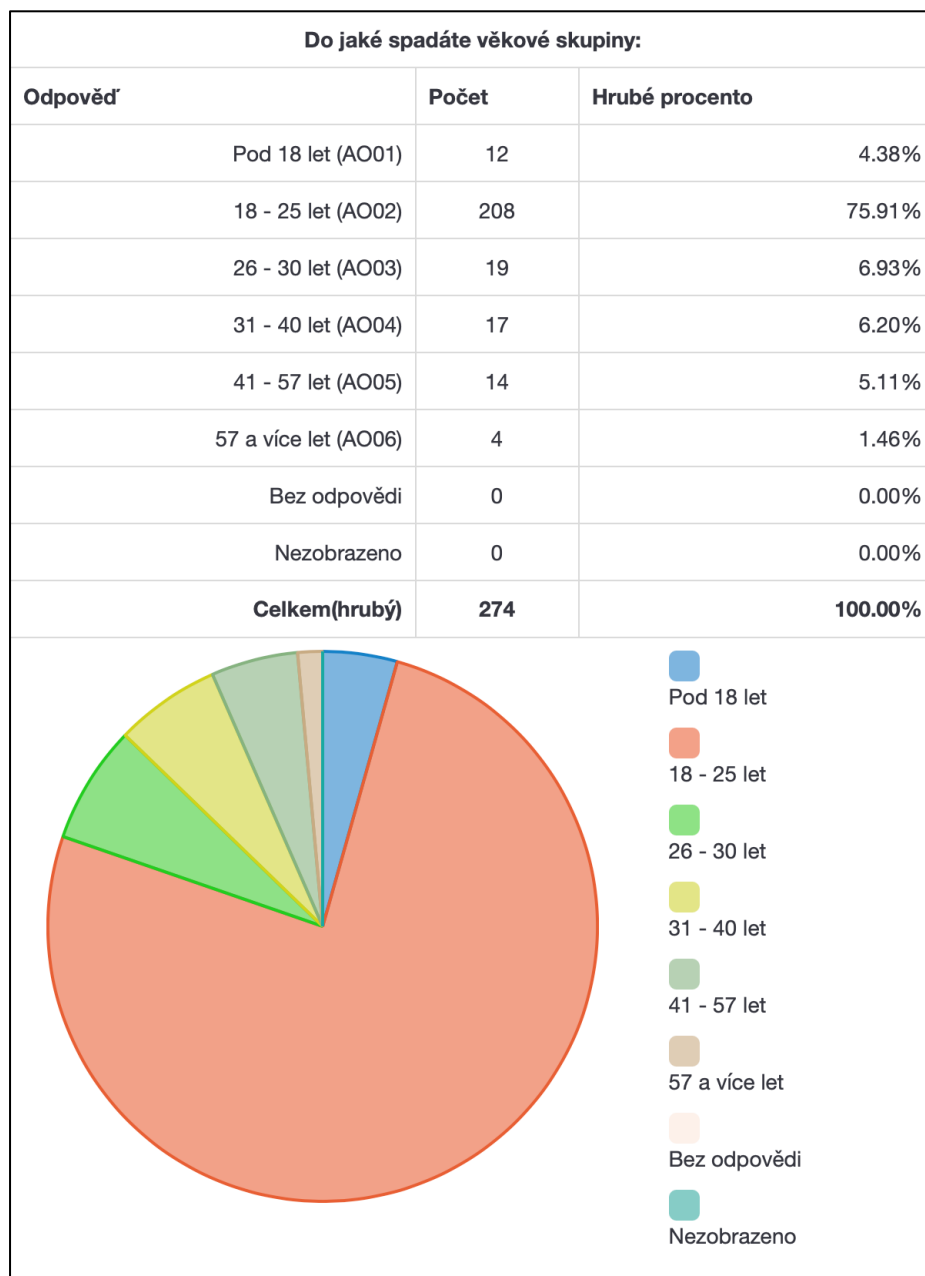
V hlavní části výzkumu dostali účastníci tři identické dotazníky vždy po vystavení obsahu. Cílem dotazníku bylo vyhodnotit do jaké míry účastníci souhlasí s výroky ohledně vnímání reklamy, její relevance a úmyslu prokliku. Každá z těchto dimenzí opět zahrnovala tři výroky (viz. tabulka 1), kdy vždy jeden z nich byl v opačném významu, aby pomohl kompenzovat nejisté odpovědi. Výroky k vnímání reklamy a její relevance byly odvozené z výzkumu Chen a spol. (2016), který byl zaměřen na dopady kreativních reklam na zákazníky. Výroky v kategorii vyhodnocující úmysl prokliku účastníků byly založeny na studii na vliv strategií sběru informací a budování důvěry na účinnost online reklamy od Aguirre a spol. (2015). Celý dotazník lze najít v kapitole Přílohy.

### **3.3.2. Popis výzkumného souboru**

V rámci výzkumu se podařilo získat 279 účastníků, ze kterých 5 bylo vyřazeno z výsledků z toho důvodu, že jejich odpovědi v rámci 44 položkového dotazníku k vyhodnocení účastníkovy osobnostních rysů měly všechny stejnou hodnotu, a tudíž znemožnili následující část experimentu založenou na hodnocení osobnostně nejbližší a nejvzdálenější reklamy. Finální stav tedy činil 274 plnohodnotných odpovědí. Respondenti pak byli v rámci experimentu náhodně rozřazeni do dvou skupin, z níž skupina o 148 lidech dostala popisek s prvky hyper-personalizace u reklamy založené na jejich nejsilnějším osobnostním rysu a skupina druhá čítající 126 lidí dostala tento popisek u reklamy založené na nejslabším osobnostním rysu.

Z tohoto celkového počtu bylo 214 žen, 53 mužů a 7 účastníků se rozhodlo pohlaví neuvádět. Tento rozdíl v pohlaví respondentů se dá vysvětlit větším podílem ženských sledovatelů v rámci Instagramového účtu, který byl využit jako distribuční kanál pro šíření tohoto dotazníku. Dalším vysvětlením by mohl být i obecně větší zájem žen o dotazníky týkající se vyhodnocení osobnostních rysů a vlastností. Věková distribuce respondentů byla opět s největší pravděpodobností ovlivněna demografií průměrného uživatele sociální sítě Instagram. Nejvýraznější podíl představovala věková skupina respondentů mezi 18 a 25 lety, která tvořila necelých 76 % všech účastníků experimentu.

Ostatní účastníci byli poměrně rovnoměrně rozmístěni ve zbývajících věkových skupinách. Účast v experimentu nebyla nijak věkově omezena.



Obrázek 9: Distribuce respondentů podle věkové skupiny

### 3.4. Metody analýzy

Data sesbíraná v rámci experimentu byla vyhodnocována za pomoci různých nástrojů statistické analýzy. Prvním krokem analýzy bylo přepočítání hodnot jednotlivých tvrzení popisující postoje k datovému soukromí, úmyslu prokliku, vnímání reklamy a vnímání relevance na jednu průměrnou hodnotu. To umožnilo v další analýze počítat s jedním datovým údajem vystihujícím celou dimenzi. Toto zprůměrování třech odpovědí proběhlo na základě korelační matice, která u všech dimenzí potvrdila statisticky signifikantní vztah mezi jejich výroky (viz. přílohy 11-14).

K určení efektu různých úrovní personalizace na úmysl prokliku, vnímání reklamy a vnímání relevance sdělení byla použita analýza rozptylu (ANOVA) s opakovaným měřením s následovným post-hoc testem v rámci zkoumání vztahu mezi jednotlivými faktory. Metodou ANOVA byly také analyzovány dopady prvků hyper-personalizované reklamy na všechny tři dimenze hodnocení reklamy. V tomto případě byla hyper-personalizace použita jako mezisubjektový faktor, pomocí kterého se nechalo porovnávat hodnocení v dimenzích u klasicky personalizované reklamy a hyper-personalizované reklamy.

Závislost hodnocení hyper-personalizované reklamy na obavách o soukromí na internetu a hodnocení generické reklamy byla analyzována pomocí lineární regrese, která byla provedena zvlášť pro každou dimenze úmysl prokliku a vnímání reklamy vždy v rámci negativní a pozitivní hyper-personalizované reklamy. Lineární regrese a korelační matice byla použita i u analýzy vlivu jednotlivých osobnostních rysů na obecné hodnocení reklamy napříč třemi dimenzemi.

K určení statistické signifikace zamítnutím nulové hypotézy byla použita obvyklá hranice  $p < 0,05$ . K měření velikosti efektu u ANOVA s opakovaným měřením byl využit  $\eta_p^2$  (parciální eta-kvadrát), který jehož velikost je obvykle interpretována podle takzvaných Cohenových pravidel znázorněné na stupnici (Miles & Shevlin, 2000):

- $\eta_p^2 > 0.14$  představuje velký efekt
- $0.14 > \eta_p^2 > 0.06$  představuje střední efekt
- $0.06 > \eta_p^2 > 0.01$  představuje malý efekt

V rámci analýzy byly k popisování skupin použity následující zkratky:

- **P+** / **pozitivní personalizace** = personalizovaná reklama založená na nejsilněji zastoupeném osobnostním rysu
- **P-** / **negativní personalizace** = personalizovaná reklama založená na nejméně zastoupeném osobnostním rysu
- **P++** / **pozitivní hyper-personalizace** = personalizovaná reklama založená na nejsilněji zastoupeném osobnostním rysu s prvky hyper-personalizace
- **P--** / **negativní hyper-personalizace** = personalizovaná reklama založená na nejméně zastoupeném osobnostním rysu s prvky hyper-personalizace
- **G** = generická reklama
- **Hodnota O** = skóre osobnostního rysu otevřenosti (openness)
- **Hodnota C** = skóre osobnostního rysu svědomitosti (conscientiousness)
- **Hodnota E** = skóre osobnostního rysu extraverze (extraversion)
- **Hodnota A** = skóre osobnostního rysu přívětivosti (agreeableness)
- **Hodnota N** = skóre osobnostního rysu neuroticismu (neuroticism)

### 3.5. Vyhodnocení výzkumu

#### 3.5.1. Efekt míry personalizace reklamy

ANOVA – Vnímání reklamy

	SS	df	MS	F	p	$\eta^2_p$
Personalizace	19.6	2	9.81	9.77	<.001	0.035
Residual	548.2	546	1.00			

Tabulka 2: ANOVA míry personalizace a vnímání reklamy

ANOVA – Úmysl prokliku

	SS	df	MS	F	p	$\eta^2_p$
Personalizace	15.6	2	7.814	9.44	<.001	0.033
Residual	452.1	546	0.828			

Tabulka 3: ANOVA míry personalizace a úmyslu prokliku



## ANOVA – Relevance reklamy

	SS	df	MS	F	p	$\eta^2_p$
Personalizace	9.75	2	4.876	7.01	<.001	0.025
Residual	379.95	546	0.696			

Tabulka 4: ANOVA míry personalizace a relevance reklamy

Efekt různé míry personalizace reklamy byl měřen na základě hodnocení v negativně personalizované reklamy, generické reklamy a pozitivně personalizované reklamy skrze všechny 3 dimenze. ANOVA ve všech případech ukázala statisticky signifikantní rozdíl mezi mírou personalizace a hodnocením reklamy a bylo proto přistoupeno k post-hoc testu. Nejvýznamnější efekt byl naměřen u dimenze vnímání reklamy ( $F_{(2-546)} = 9.77$ ,  $p < 0.001$ ,  $\eta^2_p = 0.035$ ), následován úmyslem prokliku ( $F_{(2-546)} = 9.44$ ,  $p < 0.001$ ,  $\eta^2_p = 0.033$ ) a relevancí sdělení ( $F_{(2-546)} = 7.01$ ,  $p < 0.001$ ,  $\eta^2_p = 0.025$ ).

## Deskripce

Dimenze	Míra personalizace	Průměr	$\sigma$
Vnímání reklamy	P-	2.95	1.16
	G	3.22	1.02
	P+	3.31	1.12
Úmysl prokliku	P-	1.95	1.02
	G	2.05	0.983
	P+	2.28	1.11
Relevance reklamy	P-	2.61	1.03
	G	2.79	0.911
	P+	2.87	1

Tabulka 5: Deskripce výsledků pro dimenze v různých personalizacích

Post-hoc testy - Efektivita personalizace reklamy

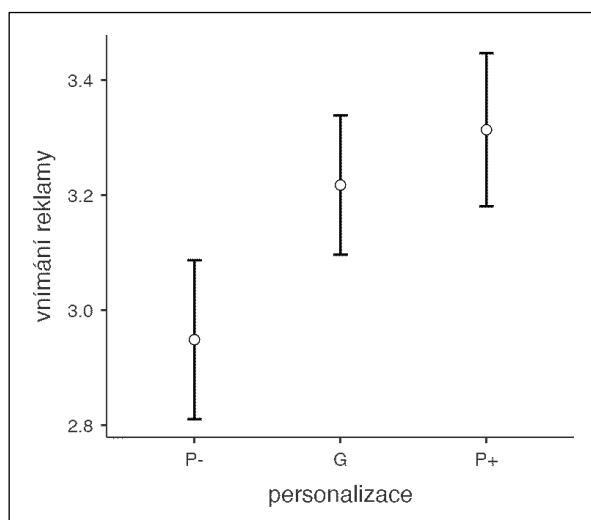
	Srovnání			Rozdíl v průměru	df	t	p <sub>Tukey</sub>
	Míra personalizace						
Vnímání reklamy	P-	-	G	-0.2689	273	-3.11	0.006
		-	P+	-0.3650	273	-4.37	< .001
	G	-	P+	-0.0961	273	-1.11	0.510
Úmysl prokliku	P-	-	G	-0.0912	273	-1.27	0.415
		-	P+	-0.3273	273	-4.02	< .001
	G	-	P+	-0.2360	273	-2.97	0.009
Relevance reklamy	P-	-	G	-0.1764	273	-2.50	0.035
		-	P+	-0.2616	273	-3.53	0.001
	G	-	P+	-0.0852	273	-1.24	0.433

Tabulka 6: Post-Hoc testy na efektivitu personalizované reklamy v různých dimenzích

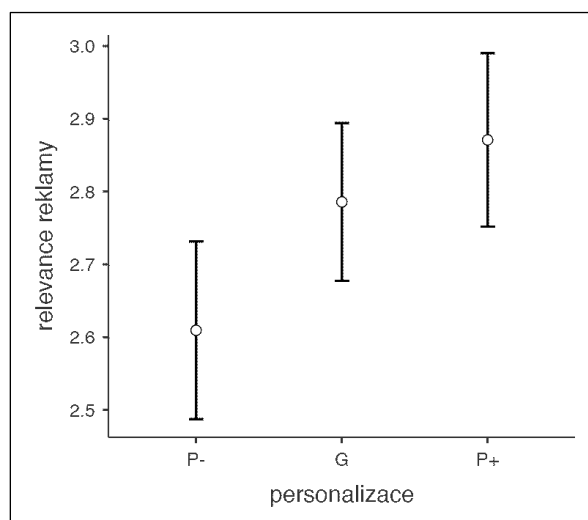
Post-hoc test pro ověření hypotézy H1a u vykázal signifikantní rozdíl mezi vnímáním reklamy u negativní personalizace (Průměr = 2.95,  $\sigma = 1.16$ ) a pozitivní personalizace (Průměr 3.31,  $\sigma = 1.12$ ) ( $t(273) = -4.37$ ,  $p_{\text{Tukey}} < 0.001$ ). Statisticky signifikantní rozdíl byl také spatřen mezi vnímáním negativní personalizace a generické reklamy (Průměr = 3.22,  $\sigma = 1.02$ ) ( $t(273) = -3.11$ ,  $p_{\text{Tukey}} = 0.006$ ). I přesto, že se mírný rozdíl mezi průměrným hodnocením generické a pozitivní personalizované reklamy projevil (viz. Graf 1), nebyl dostatečně výrazný na označení efektu za statisticky signifikantní. Z tohoto důvodu nelze v plné míře potvrdit hypotézu H1a, byť z části se to podařilo.

Pro hypotézu H1b spojenou s efektem personalizace reklamy na úmysl prokliku ukázal post-hoc test statisticky signifikantní rozdíl opět mezi negativní personalizací (Průměr = 1.95,  $\sigma = 1.02$ ) a pozitivní personalizací (Průměr 2.28,  $\sigma = 1.11$ ) ( $t(273) = -4.02$ ,  $p_{\text{Tukey}} < 0.001$ ), ale na rozdíl od předešlé hypotézy se statisticky výrazný rozdíl projevil mezi generickou reklamou ( Průměr = 2.05,  $\sigma = 0.983$ ) a pozitivní personalizací ( $t(273) = -2.97$ ,  $p_{\text{Tukey}} = 0.009$ ). Třetí část post-hoc testu, tedy rozdíl v úmyslu prokliku mezi negativní personalizací a generickou reklamou, ale neposkytla výsledky naplňující statistickou signifikanci. Na základě těchto výsledků nelze opět plně podpořit hypotézu H1b, která počítá s výrazným efektem mezi všemi úrovněmi personalizace.

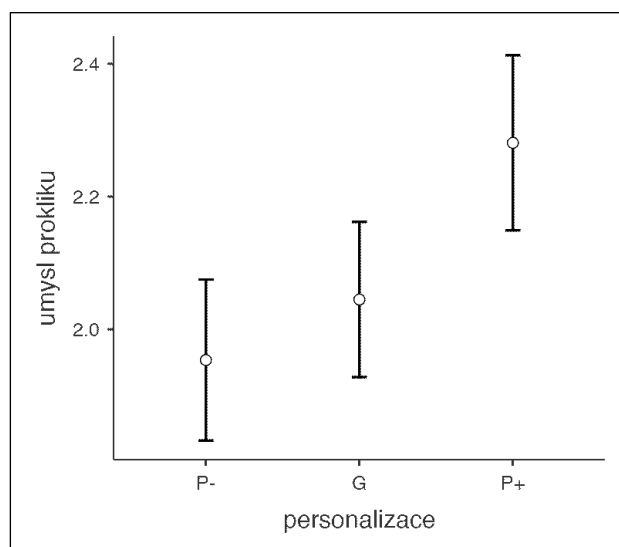
Co se týče dopadu personalizace na relevanci reklamy, která je diskutována v rámci hypotézy H1c, post-hoc test vykázal opět dvě statisticky signifikantní dvojice a to negativní personalizace (Průměr = 2.61,  $\sigma = 1.03$ ) a pozitivní personalizace (Průměr 2.87,  $\sigma = 1$ ) ( $t(273) = -3.53$ ,  $p_{\text{tukey}} < 0.001$ ) a zároveň generické reklamy (Průměr 2.79,  $\sigma = 0.911$ ) a negativní personalizace ( $t(273) = -2.50$ ,  $p_{\text{tukey}} = 0.035$ ). I přesto, že mezi generickou a pozitivně personalizovanou reklamou byl pozorován rozdíl mezi průměrným hodnocením relevance reklamy (viz. Graf 3), její efekt není statisticky dostatečně výrazný, a proto ani hypotéza H1c nemůže být v celém jejím znění potvrzena.



Graf 1: Průměry vnímání reklamy v různých mírách personalizace



Graf 2: Průměry relevance reklamy v různých mírách personalizace

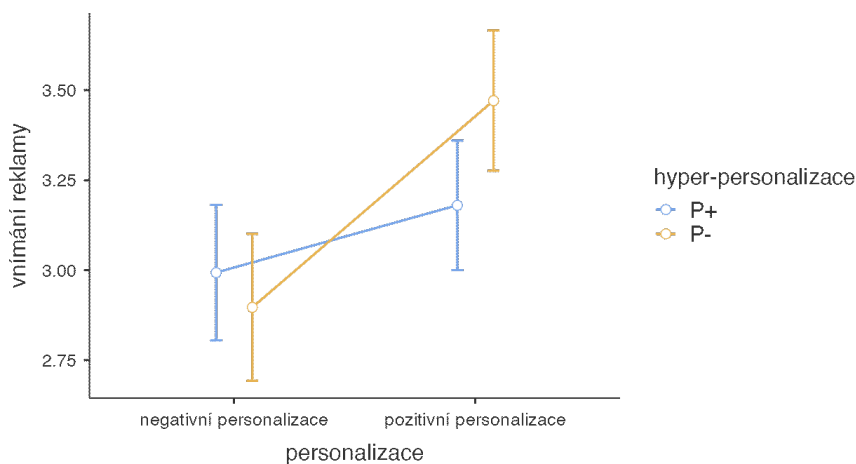


Graf 3: Průměry úmyslu prokliku v různých mírách personalizace

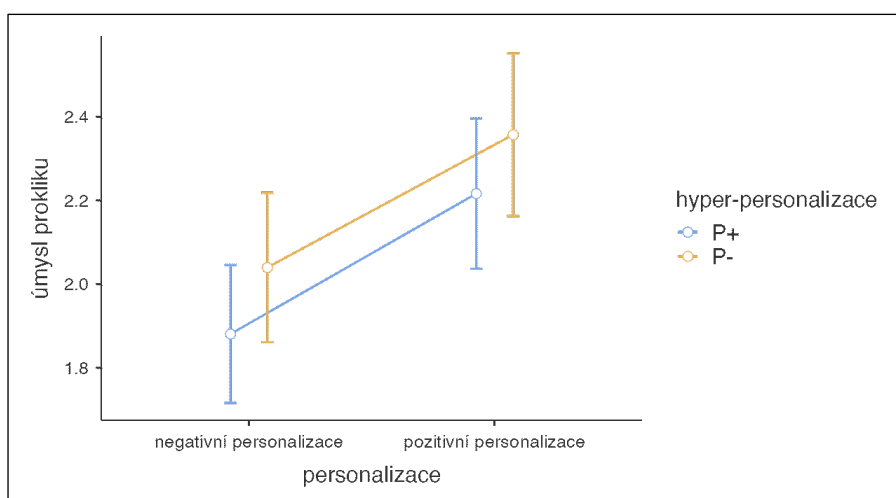
### 3.5.2. Efekt hyper-personalizace v reklamě

V rámci ověřování hypotézy H2 byla pomocí třech analýz rozptylu (ANOVA) zkoumána míra efektu hyper-personalizace na chování a vnímání zákazníků. Každá analýza byla zaměřena na rozdíl v negativní a pozitivní personalizaci vždy u jedné z dimenzí, tedy vnímání reklamy, úmysl prokliku a relevance reklamy. Aby byla analýza schopna porovnávat efekt mezi klasicky personalizovanou a hyper-personalizovanou reklamou, byl zaveden mezisubjektový faktor pro hyper-personalizaci. U statisticky signifikantních výsledků byl formou F-testu analyzován vnitrosubjektový efekt pro pozitivní a negativní personalizaci. Mezi třemi dimenzemi ANOVA odhalila statisticky významný efekt hyper-personalizace jen u vnímání reklamy ( $F_{(1-272)} = 5.42$ ,  $p = 0.021$ ,  $\eta^2_p = 0.020$ ). U úmyslu prokliku ( $p=0.912$ ) ani relevance reklamy ( $p=0.391$ ) se neprokázaly statisticky signifikantní efekty (viz. přílohy 16–18) a proto nemohly být podpořeny ani hypotézy H2a a H2c.

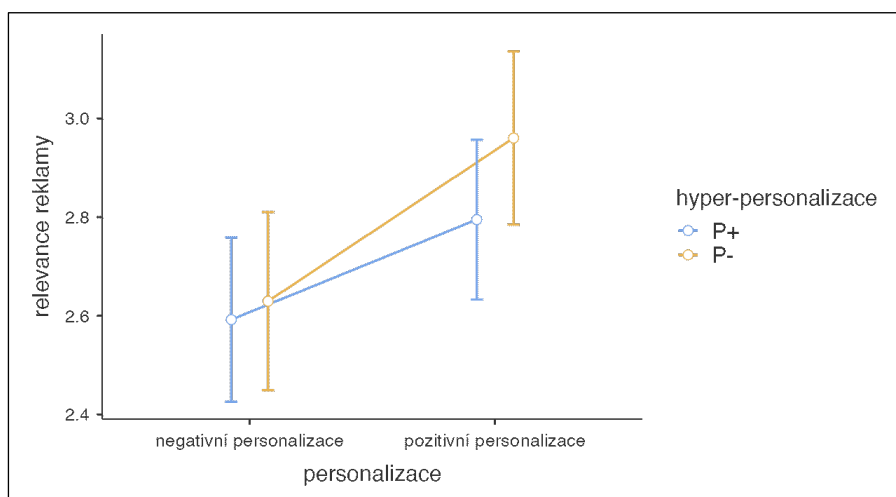
Podle grafů (viz graf 4-6) založených na rozdílech mezi průměry u jednotlivých dimenzí lze pozorovat, že reklamy s pozitivní hyper-personalizací vykazují oproti klasickým pozitivně personalizovaným reklamám konzistentně nižší hodnocení napříč všemi dimenzemi. U grafů jsou modře značené reklamy s prvky hyper-personalizace u reklam s pozitivní personalizací (hyper-personalizace: P+) a žlutě jsou označeny reklamy s prvky hyper-personalizace u reklam s negativní personalizací (hyper-personalizace: P-).



Graf 4: Rozdíl mezi průměry vnímání reklamy u hyper-personalizované reklamy



Graf 5: Rozdíl mezi průměry úmyslu prokliku u hyper-personalizované reklamy



Graf 6: Rozdíl mezi průměry relevance reklamy u hyper-personalizované reklamy

U vnímání reklamy byl v rámci testování hypotézy H2b analyzován vnitrosubjektový efekt pro pozitivní a negativní personalizaci (viz. příloha 19-20), který ukázal statisticky signifikantní vliv přidáním prvků hyper-personalizace k pozitivně personalizované reklamě ( $F_{(1-125)}=20.9$ ,  $p < 0.001$ ). Druhý zkoumaný efekt mezi prvky negativní hyper-personalizace a pozitivní personalizace nesplnil stanovenou hodnotu pro statistickou signifikanci ( $F_{(1-147)}= 2.88$ ,  $p < 0.092$ ). Hypotéza H2b, předpovídající negativní efekt prvků hyper-personalizace na vnímání reklamy, byla tak na základě výsledků analýzy částečně podpořena, a to u vlivu pozitivní hyper-personalizované reklamy.

### 3.5.3. Dopady obav o datové soukromí na efektivitu reklamy

Cílem této analýzy bylo zjistit, zda míra obav o soukromí na internetu ovlivňuje dopad personalizace na (H3a) úmysl prokliku a (H3b) vnímání hyper-personalizované reklamy. Přičemž podle hypotézy H3 má vyšší úroveň obav o soukromí na internetu negativní účinky na tyto dvě dimenze. V rámci ověřování hypotéz byly provedeny 4 lineární regrese pro dimenzi vnímání reklamy a úmyslu prokliku a to vždy v pozitivní i negativní hyper-personalizaci. Regrese pro hypotézu H3a, tedy efekt obav o soukromí na internetu a úmyslu prokliku u generické reklamy na úmysl prokliku u hyper-personalizované reklamy, prokázala statisticky signifikantní efekt jak u pozitivní, tak negativní hyper-personalizované reklamy.

Shoda modelu

Model	R	R <sup>2</sup>	F-test modelu			
			F	df1	df2	p
P--	0.267	0.0710	4.70	2	123	0.011
P++	0.231	0.0535	4.10	2	145	0.019

Tabulka 7: shoda modelů lineární regrese pro dimenzi úmysl prokliku v P-- a P++

Koeficienty modelu – P-- úmysl prokliku

Prediktor	Odhad	SE	t	p
Intercept	1.3819	0.4492	3.077	0.003
Obavy o soukromí na internetu	0.0131	0.1134	0.116	0.908
G – úmysl prokliku	0.2826	0.0925	3.054	0.003

Tabulka 8: koeficienty modelu lineární regrese pro dimenzi úmysl prokliku v P--

Koeficienty modelu – P++ úmysl prokliku

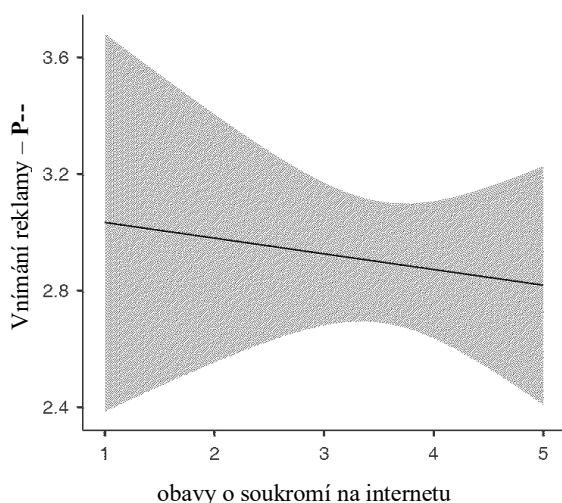
Prediktor	Odhad	SE	t	p
Intercept	2.462	0.3940	6.25	< .001
Obavy o soukromí na internetu	-0.181	0.0954	-1.90	0.059
G – úmysl prokliku	0.191	0.0954	2.00	0.047

Tabulka 9: koeficienty modelu lineární regrese pro dimenzi úmysl prokliku v P++

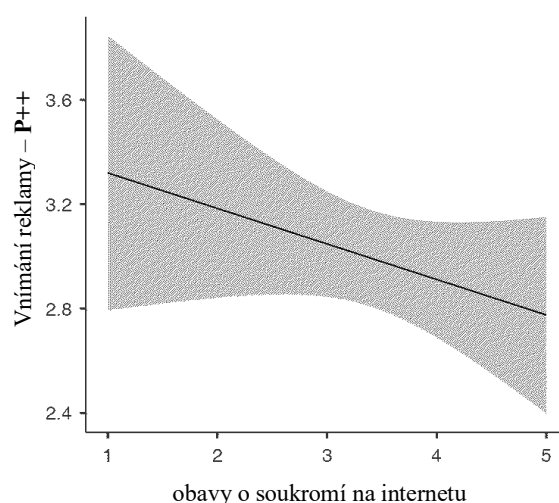
Podle analýzy obavy o soukromí na internetu a úmysl prokliku u generické reklamy vysvětlují 5,35 % rozptylu v datech o úmyslu prokliku u pozitivní hyper-personalizované reklamy ( $F_{(2-145)} = 4.10$ ,  $p = 0.019$ ) a 7,1 % rozptylu u negativní hyper-personalizované reklamy ( $F_{(2-123)} = 4.70$ ,  $p = 0.011$ ). Pokud se ale podíváme na konkrétní nezávislé proměnné zjistíme, že efekt míry obavy o soukromí na internetu je za hranou stanovené statistické signifikance jak u pozitivní hyper-personalizace ( $p = 0.059$ ), tak negativní hyper-personalizace ( $p = 0.908$ ) a nepodporuje tak hypotézu H3a. Srovnáme-li mezi sebou grafy mezních hodnot u úmyslu prokliku u pozitivní a negativní hyper-personalizace (viz. graf 9 a 10), vidíme výrazný rozdíl mezi chováním účastníků.

Regrese pro hypotézu H3b, tedy efekt obavy o soukromí na internetu a vnímání generické reklamy na vnímání hyper-personalizované reklamy, neprokázala signifikantní statistický efekt míry obavy o soukromí na internetu na vnímání pozitivní hyper-personalizace ( $p = 0.067$ ), ani negativní hyper-personalizace ( $p = 0.341$ ) a nepodporuje tak hypotézu H3b (viz. graf 7 a 8).

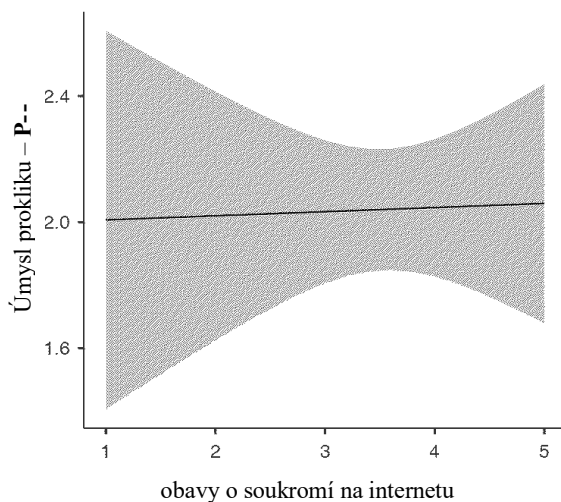
Úplné výsledky lineární regrese této hypotézy lze najít v přílohách k práci (viz. přílohy 8-10).



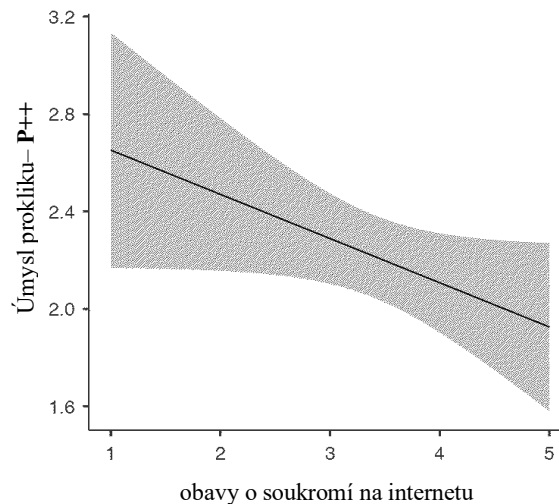
Graf 7: mezní hodnoty lineární regrese obav o soukromí a vnímání reklamy P--



Graf 8: mezní hodnoty lineární regrese obav o soukromí a vnímání reklamy P++



Graf 9: mezní hodnoty lineární regrese obav o soukromí a úmysl prokliku P--



Graf 10: mezní hodnoty lineární regrese obav o soukromí a úmysl prokliku P++

### 3.5.4. Vliv osobnostních rysů na efektivitu reklamy

V rámci výzkumné otázky VO1, která se zabývá vlivem jednotlivých faktorů v osobnostním modelu na obecný přístup k reklamě, byla provedena korelační matice skládající se ze skóre jednotlivých osobnostních faktorů naměřeného v dotazníku a z hodnot všech dimenzí, tedy vnímání reklamy, relevance reklamy a úmyslu prokliku. Pro posouzení lineárního vztahu mezi proměnnými byly vypočteny Pearsonův korelační koeficient  $r$  a  $p$ -hodnota.

Matice ukázala statisticky signifikantní korelaci ve dvou případech a to mezi úmyslem prokliku u generické reklamy a hodnotou osobnostního rysu svědomitosti (conscientiousness)  $r(272) = 0.135$ ,  $p = 0.025$  a úmyslem prokliku u generické reklamy a hodnotou osobnostního rysu extravertze (extraversion)  $r(272) = 0.131$ ,  $p = 0.030$ . V obou těchto případech se jednalo o pozitivní korelaci.



### Korelační matice – osobnostních rysů a dimenzí v generické reklamě

		Hodnota O	Hodnota C	Hodnota E	Hodnota A	Hodnota N	G – vnímání reklamy	G – relevance reklamy	G – úmysl prokliku
Hodnota O	Pearsonovo r	—							
	p-hodnota	—							
Hodnota C	Pearsonovo r	0.021	—						
	p-hodnota	0.727	—						
Hodnota E	Pearsonovo r	-0.054	0.133 *	—					
	p-hodnota	0.369	0.028	—					
Hodnota A	Pearsonovo r	0.117	-0.230 ***	-0.080	—				
	p-hodnota	0.053	< .001	0.188	—				
Hodnota N	Pearsonovo r	0.023	-0.164 **	-0.344 ***	0.344 ***	—			
	p-hodnota	0.706	0.007	< .001	< .001	—			
G – vnímání reklamy	Pearsonovo r	0.079	0.047	-0.026	-0.009	0.062	—		
	p-Hodnota	0.192	0.440	0.664	0.880	0.303	—		
G – relevance reklamy	Pearsonovo r	0.058	0.088	0.031	-0.057	-0.046	0.681 ***	—	
	p-hodnota	0.341	0.145	0.605	0.345	0.445	< .001	—	
G – úmysl prokliku	Pearsonovo r	0.050	0.135 *	0.131 *	-0.116	-0.078	0.612 ***	0.642 ***	—
	p-hodnota	0.411	0.025	0.030	0.056	0.195	< .001	< .001	—

Poznámka: \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$ , \*\*\*  $p < .001$

Tabulka 10: Korelační matice osobnostních rysů a dimenzí v generické reklamě

## 3.6. Diskuse a shrnutí

Cílem tohoto výzkumu bylo na základě psychografických dat, které byly pomocí pětifaktorového osobnostního modelu v rámci experimentu o účastnících nasbírány, simulovat reklamní personalizaci, která je obvykle doručována pomocí nástrojů umělé inteligence a analyzovat její dopady na účastníky.

V rámci měření efektu personalizovaných reklamních sdělení na úmysl prokliku, vnímání reklamy a její relevance, se u všech dimenzí projevil signifikantní rozdíl mezi pozitivně a negativně personalizovanou reklamou, kdy hodnocení dimenzí u negativní personalizace bylo nižší než u té pozitivní. Zatímco tento rozdíl byl výrazný u vnímání reklamy a u úmyslu prokliku, hodnocení relevance reklamy na rozdíl od nich neukázalo tak patrnou bodovou odchylku. To mohlo být způsobeno samotným produktem obsaženým v reklamních kreativách. Ačkoliv byla limonáda vybrána proto, aby byla

neutrálním stimulem pro co možná největší okruh lidí, je pravděpodobné, že některé hodnocení relevance bylo zkresleno subjektivním vnímáním produktu u účastníků a promítlo se tak jak do hodnocení pozitivní, tak negativní personalizace.

Detailnější analýza odhalila, že u hodnocení dimenzí vnímání reklamy a relevance reklamy se ukázal také statisticky signifikantní rozdíl mezi negativně personalizovanou reklamou a generickou reklamou. To přináší zajímavý vhled do procesu vyhodnocování reklamy ze stran uživatelů, kteří jsou podle výsledků analýzy v těchto dimenzích citlivější na reklamu se špatně provedenou personalizací než na správně personalizovanou reklamu. Tento jev se ale neobjevil u úmyslu prokliku, kde se naopak signifikantní rozdíl v hodnocení ukázal mezi generickou a pozitivně personalizovanou reklamou. Důvodem pro tento rozdíl může být, že samotný proklik představuje v on-line reklamě zúžený konec konverzního trychtýře, k jehož aktivaci potřebuje zákazník zpravidla silnější stimuly. Ty mají v tomto případě podobu pozitivní personalizace.

U měření dopadu hyper-personalizace na různé dimenze se ukázal statisticky významný efekt jen u vnímání reklamy. Tam se prvky hyper-personalizace použité v reklamním sdělení projeví na vnímání reklamy, oproti klasicky personalizované reklamě, negativním způsobem. U ostatních měřených dimenzí nevykázala hyper-personalizace statisticky signifikantní efekt. Omezený až negativní efekt hyper-personalizace v reklamě, vycházející z výsledků této studie, vznáší otázky ohledně různých faktorů, které mohou vnímání hyper-personalizace v reklamě pozitivně či negativně ovlivňovat. V praxi mohou tyto faktory například znamenat, zda jsou uživatelé na prvky hyper-personalizace v konkrétním médiu zvyklí, a proto pro ně může být personalizace méně překvapivá, nebo zda v rámci transparentních pravidel ochrany osobních údajů vědomě poskytnou souhlas s využitím jejich osobních dat pro personalizaci reklamy.

Hypotéza, že míra obav o soukromí na internetu ovlivňuje dopad personalizace na úmysl prokliku a vnímání reklamy, se ukázala jako lichá. U žádné z těchto dimenzí nebyl naměřen statisticky signifikantní efekt mezi těmito proměnnými. I přesto ale lze z analýzy získat zajímavý vhled do chování účastníků. Pokud srovnáme míru shody mezi dimenzemi a hyper-personalizovanou reklamou, můžeme pozorovat výrazný rozdíl v tom, zda se jedná o hyper-personalizaci založenou na nejsilnějším osobnostním rysu, či o tu založenou na nejslabším z osobnostních rysů (viz. graf 7-10). V rámci této hypotézy by

se také dalo diskutovat o výskytu paradoxu soukromí (viz. podkapitola Datové soukromí) popisující nesoulad mezi deklarovanými preferencemi spotřebitelů v oblasti datového soukromí a jejich skutečným chováním.

V rámci závěrečné korelační matice bylo zkoumáno, zda mají jednotlivé faktory v osobnostním modelu signifikantní vliv na obecný přístup k reklamě. Výsledky ukázaly pozitivní korelaci mezi úmyslem prokliku u generické reklamy a hodnotou osobnostního rysu svědomitosti a mezi úmyslem prokliku u generické reklamy a hodnotou osobnostního rysu extravertze. Zda se jedná o inherentní vliv osobnostních rysů, či zda byl například návrh a obsah generického reklamního sdělení atraktivnější zrovna pro tyto dva osobnostní rysy, je na základě jednoho experimentu nemožné s jistotou říct.

### **3.7. Limity práce a doporučení pro další výzkum**

Podobně jako většina výzkumů má i tento své limity a s jeho výsledky by tak mělo být nakládáno obezřetně a ve správném kontextu.

První možnou limitací práce, bránící generalizaci výsledků, je věkové rozložení účastníků. Nejrozsáhlejší věková skupina byla kategorie 18 až 25 let, která představovala 76 % celkového počtu účastníků experimentu. Druhou největší byla skupina respondentů spadající věkově mezi 26 a 30 lety. Ta tvořila necelých 7 % celku. Věková skupina od 41 po 57 let, na jejímž základě by se dalo predikovat chování Generace X, byla zastoupena 5 %. Právě starší věkové skupiny mohou mít v rámci vnímání datového soukromí a pohybu na sociálních sítích jiné návyky a hodnoty než generace mladší, a proto jejich početní absence mohla vést ke zkresleným výsledkům v porovnání s průměrem populace.

Za další limitaci by mohla být označena i klasický rozpor u dotazníků vyplňovanými samotnými respondenty. U této metody je často diskutována upřímnost, schopnost sebereflexe a zkreslenost odpovědí, které mohou být vědomě i podvědomě formulovány tak, aby byly společensky přijatelnější čímž ztrácí svou výpovědní hodnotu. Tento efekt mohl být částečně zažehnán tím, že respondenti vyplňovali anonymní dotazník s vidinou získání analýzy jejich osobnostního profilu, což mohlo vést k upřímnějším odpovědím na otázky. V rámci budoucích výzkumů by bylo zajímavé provést podobné experimenty

s přirozeném prostředí sociálních sítí na základě datových setů získaných nástroji data miningu.

Výrazný prostor pro další bádání spočívá také ve výzkumu faktorů ovlivňujících rozdílné vnímání hyper-personalizace v reklamě a také hranic mezi negativně vnímanou hyper-personalizací a kladně přijímanou personalizací.

#### **4. Závěr**

Předmětem této bakalářské práce byly nástroje umělé inteligence využívané pro personalizaci reklamy. Hlavním cílem práce bylo hlubší popsání základních konceptů a pojmů spojených s personalizací reklamy s nástroji umělé inteligence, jejich zasazení do marketingové praxe a demonstrace možných dopadů na zákazníky. Základním kamenem této práce byla její teoretická část, v rámci které byly definovány všechny stěžejní pojmy a koncepty vztahující se k personalizaci reklamy za použití umělé inteligence. Ty byly pak v druhém celku teoretické části aplikovány do reálných příkladů v marketingové praxi.

Cílem empirické části bylo mimo jiné demonstrovat možné dopady personalizace pomocí nástrojů umělé inteligence na vnímání a chování zákazníků. To bylo provedeno v rámci experimentu, který s využitím psychografické segmentace simuloval principy algoritmů umělé inteligence. Analýza výsledků experimentu ukázala signifikantní rozdíl mezi reklamou personalizovanou na základě silného osobnostního rysu a reklamou personalizovanou na základě slabého osobnostního rysu. Tento jev byl měřitelný u vnímání reklamy, relevance reklamy i úmysl prokliku. Zajímavý výsledek přineslo měření vnímání reklamy s prvky hyper-personalizace, kde oproti klasicky personalizované reklamě vyšlo jako negativní. V rámci hyper-personalizace a hodnoty citlivosti na datové soukromí, nebyl prokázán žádný statisticky signifikantní efekt. Ten se ale projevil u korelační matice zkoumající, zda některé konkrétní osobnostní rysy nemají vrozenou citlivost na obecné reklamní sdělení. Tato analýza vykazovala pozitivní korelaci mezi úmyslem prokliku u generické reklamy a hodnotou osobnostního rysu svědomitosti a mezi úmyslem prokliku u generické reklamy a hodnotou osobnostního rysu extravertze. Motivace za touto prací bylo poskytnout hlubší pohled do efektů těchto

technik a nástrojů na chování a lidí. Výsledky tohoto výzkumu nelze brát jako zobecnitelné, ale mohou sloužit jako stavební kámen pro komplexnější výzkumy stejné problematiky.

## **5. Summary**

The topic of this bachelor thesis was artificial intelligence tools used for advertising personalization. The main objective of the thesis was to describe in depth the basic concepts and terms related to personalization of advertising with artificial intelligence tools, their insertion into marketing practice and demonstration of possible impacts on customers. The cornerstone of this thesis was its theoretical part, in which all the key terms and concepts related to advertising personalization using artificial intelligence were defined. These were then applied to real examples in marketing practice in the second part of the theoretical part.

The aim of the empirical part was, among other things, to demonstrate the possible effects of personalisation using AI tools on customer perception and behaviour. This was done in an experiment that simulated the principles of artificial intelligence algorithms using psychographic segmentation. Analysis of the results of the experiment showed a significant difference between advertising personalized based on a strong personality trait and advertising personalized based on a weak personality trait. This phenomenon was measurable for ad perception, ad relevance, and click-through intent. An interesting result was obtained by measuring the perception of advertising with hyper-personalization features, where it came out as negative compared to the classically personalized advertising. Within the hyper-personalization and data privacy sensitivity values, no statistically significant effect was found. However, one did emerge for the correlation matrix examining whether some specific personality traits have an innate sensitivity to general advertising messages. This analysis showed a positive correlation between click-through intention for generic advertising and the value of the personality trait conscientiousness, and between click-through intention for generic advertising and the value of the personality trait extraversion. The motivation behind this work was to provide deeper insight into the effects of these techniques and tools on behavior and people. The results of this research cannot be taken as generalizable, but can serve as a building block for more comprehensive research on the same topic.

## 6. Použité zdroje

- 4 lessons to understand the purchase path.* (2018). Think with Google. <https://www.thinkwithgoogle.com/intl/en-CEE/consumer-insights/consumer-journey/study-reveals-complexity-modern-consumer-paths-purchase-and-how-brands-can-make-inroads/>
- Aguirre, E., Mahr, D., Grewal, D., de Ruyter, K., & Wetzels, M. (2015). Unraveling the Personalization Paradox: The Effect of Information Collection and Trust-Building Strategies on Online Advertisement Effectiveness. *Journal of Retailing*, 91(1), 34–49. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2014.09.005>
- AI HLEG. (2019). Definice UI: hlavní schopnosti a obory. In *Ethics guidelines for trustworthy AI*. European Commission. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai>
- Arora, N., Dreze, X., Ghose, A., Hess, J. D., Iyengar, R., Jing, B., Joshi, Y., Kumar, V., Lurie, N., Neslin, S., Sajeesh, S., Su, M., Syam, N., Thomas, J., & Zhang, Z. J. (2008). Putting one-to-one marketing to work: Personalization, customization, and choice. *Marketing Letters*, 19(3), 305. <https://doi.org/10.1007/s11002-008-9056-z>
- Arora, N., Ensslen, D., Fiedler, L., Liu, W. W., Robinson, K., Stein, E., & Schüler, G. (2021, 11). *The value of getting personalization right—Or wrong—Is multiplying*.
- McKinsey & Company. <https://www.mckinsey.com/business-functions/marketing-and-sales/our-insights/the-value-of-getting-personalization-right-or-wrong-is-multiplying>
- Arthur, C. (2013, srpen 23). Tech giants may be huge, but nothing matches big data. *The Guardian*. <https://www.theguardian.com/technology/2013/aug/23/tech-giants-data>
- Bennett, J., Lanning, S., & Netflix, N. (2007). The Netflix Prize. In *KDD Cup and Workshop in conjunction with KDD*.
- Boyd, D., & Crawford, K. (2011). Six provocations for big data. *A decade in internet time: Symposium on the dynamics of the internet and society*.
- Bughin, J., Hazan, E., Ramaswamy, S., Chui, M., Allas, T., Dahlstrom, P., Henke, N., & Trench, M. (2017). *Artificial intelligence: The next digital frontier?* McKinsey Global Institute. <https://www.mckinsey.com/~/media/McKinsey/Industries/Advanced%20Electronics/Our%20Insights/How%20artificial%20intelligence%20can%20deliver%20real%20value%20to%20companies/MGI-Artificial-Intelligence-Discussion-paper.ashx>
- Bughin, J., McCarthy, B., & Chui, M. (2017). A survey of 3,000 executives reveals how businesses succeed with AI. *Harvard Business Review*, 28. <https://hbr.org/2017/08/a-survey-of-3000-executives-reveals-how-businesses-succeed-with-ai>

- Cannella, J. (2018). *Artificial Intelligence in Marketing* [Arizona State University]. <https://keep.lib.asu.edu/items/133393>
- Capgemini Consulting & ESSEC. (2016). *Hyper-personalization vs. Segmentation: Has Big Data Made Customer Segmentation Redundant?* ESSEC Business School Cergy-Pontoise.
- Cinelli, M., De Francisci Morales, G., Galeazzi, A., Quattrociocchi, W., & Starnini, M. (2021). The echo chamber effect on social media. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(9), e2023301118. <https://doi.org/10.1073/pnas.2023301118>
- Concordia. (2016, září 27). *The Power of Big Data and Psychographics | 2016 Concordia Annual Summit* [YouTube Video]. <https://www.youtube.com/watch?v=n8Dd5aVXLCc>
- Costa, P. T., & McCrae, R. R. (1992). Normal personality assessment in clinical practice: The NEO Personality Inventory. *Psychological Assessment*, 4(1), 5–13. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.4.1.5>
- Cox, M., & Ellsworth, D. (1997). Managing big data for scientific visualization. *ACM siggraph*, 97(1), 21–38.
- Datatilsynet. (2018). *Artificial intelligence and privacy*. <https://www.datatilsynet.no/globalassets/global/english/ai-and-privacy.pdf>
- Descartes, R. (1992). *Rozprava o metodě* (V. Szathmáryová-Vlčková, Přel.; 3.). Svoboda.
- Fulton, M. A. (2021, březen 26). *To click or not to click? : An experimental study into the effects of personalization, marketing channel, and product type on consumers' attitudes, perceived relevance, and click through intentions towards online advertisements*. [Info:eu-repo/semantics/masterThesis]. University of Twente. <http://essay.utwente.nl/85998/>
- Gentsch, P. (2018). *AI in Marketing, Sales and Service: How Marketers without a Data Science Degree can use AI, Big Data and Bots*. Springer.
- Gomez-Uribe, C. A., & Hunt, N. (2016). The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value, and Innovation. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 6(4), 1–19. <https://doi.org/10.1145/2843948>
- Grbovic, M., Radosavljevic, V., Djuric, N., Bhamidipati, N., Savla, J., Bhagwan, V., & Sharp, D. (2015). E-commerce in Your Inbox: Product Recommendations at Scale. *Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1809–1818. <https://doi.org/10.1145/2783258.2788627>.
- Hajnik, Z. (2014). *The Big Five Personality Trait in Marketing: A Literature Review*. [https://www.academia.edu/11421239/The\\_Big\\_Five\\_Personality\\_Trait\\_in\\_Marketing\\_A\\_Literature\\_Review](https://www.academia.edu/11421239/The_Big_Five_Personality_Trait_in_Marketing_A_Literature_Review)

- Huang, T. (1996). *Computer vision: Evolution and promise*. Cern. <https://cds.cern.ch/record/400313/files/p21.pdf>
- Chen, J., Yang, X., & Smith, R. E. (2016). The effects of creativity on advertising wear-in and wear-out. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 44(3), 334–349. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0414-5>
- Cherry, E. C. (1953). Some experiments on the recognition of speech, with one and with two ears. *The Journal of the acoustical society of America*, 25(5), 975–979.
- Chui, M., Hall, B., Singla, A., & Sukharevsky, A. (2021). *McKinsey Analytics—The state of AI in 2021*. <https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Business%20Functions/McKinsey%20Analytics/Our%20Insights/Global%20survey%20The%20state%20of%20AI%20in%202021/Global-survey-The-state-of-AI-in-2021.pdf>
- Iqbal, U., Bahrami, P. N., Trimananda, R., Cui, H., Gamero-Garrido, A., Dubois, D., Choffnes, D., Markopoulou, A., Roesner, F., & Shafiq, Z. (2022). Your Echos are Heard: Tracking, Profiling, and Ad Targeting in the Amazon Smart Speaker Ecosystem. *arXiv preprint arXiv:2204.10920*.
- John, O. P., & Srivastava, S. (1999). *The Big-Five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives*.
- Jung, A.-R. (2017). The influence of perceived ad relevance on social media advertising: An empirical examination of a mediating role of privacy concern. *Computers in Human Behavior*, 70, 303–309. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.01.008>
- Kučerová, H. (2003, únor 10). *Vytěžování dat*. Databáze Národní knihovny ČR. [https://aleph.nkp.cz/F/56TAGMFYYPBBJFA22RJK7QB244XCBJIV4X25PJ8I9RRGRTL2CF1-03100?func=full-set-set&set\\_number=223524&set\\_entry=000001&format=999](https://aleph.nkp.cz/F/56TAGMFYYPBBJFA22RJK7QB244XCBJIV4X25PJ8I9RRGRTL2CF1-03100?func=full-set-set&set_number=223524&set_entry=000001&format=999)
- Le, Q. V., Ranzato, M., Monga, R., Devin, M., Chen, K., Corrado, G. S., Dean, J., & Ng, A. Y. (2012). *Building High-level Features Using Large Scale Unsupervised Learning*.
- Linden, G., Smith, B., & York, J. (2003). Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet Computing*, 7(1), 76–80. <https://doi.org/10.1109/MIC.2003.1167344>
- Margoni, T., & Kretschmer, M. (2018). The Text and Data Mining exception in the Proposal for a Directive on Copyright in the Digital Single Market: Why it is not what EU copyright law needs. *UK Copyright and Creative Economy Centre University of Glasgow Technical Report*.
- Mařík, V., Štěpánková, O., & Lažanský, J. (1993). *Umělá inteligence*. Academia.
- Matz, S., Kosinski, M., Nave, G., & Stillwell, D. (2017). Psychological targeting as an effective approach to digital mass persuasion. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114, 201710966. <https://doi.org/10.1073/pnas.1710966114>



- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1955). *A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*. <http://raysolomonoff.com/dartmouth/boxa/dart564props.pdf>
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 5(4), 115–133.
- Miles, J., & Shevlin, M. (2000). *Applying Regression and Correlation: A Guide for Students and Researchers*. SAGE.
- Neslin, S. A., & Winer, R. S. (2014). The History of Marketing Science: Beginnings. *The History of Marketing Science*, 1.
- Neurazitelny.cz (Ředitel). (2019, září 13). *Umělá inteligence a život zítřka—Michal Pěchouček | Neurazitelny.cz | Večery na FF UK [YouTube Video]*. [https://www.youtube.com/watch?v=ziY4Q7\\_LnQ8](https://www.youtube.com/watch?v=ziY4Q7_LnQ8)
- Obar, J. A., & Oeldorf-Hirsch, A. (2020). The biggest lie on the internet: Ignoring the privacy policies and terms of service policies of social networking services. *Information, Communication & Society*, 23(1), 128–147.
- OMR. (3. říjen 2017,). *Alexander Nix: From Mad Men to Math Men | OMR Festival 2017—Hamburg, Germany | #OMR17 [YouTube Video]*. <https://www.youtube.com/watch?v=6bG5ps5KdDo>
- Oxford Insights. (2021). *Government AI Readiness Index 2021*. <https://www.oxfordinsights.com/government-ai-readiness-index2021>
- Pfiffelmann, J., Dens, N., & Soulez, S. (2020). Personalized advertisements with integration of names and photographs: An eye-tracking experiment. *Journal of Business Research*, 111, 196–207. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.08.017>
- Puntoni, S., Reczek, R. W., Giesler, M., & Botti, S. (2021). Consumers and artificial intelligence: An experiential perspective. *Journal of Marketing*, 85(1), 131–151.
- Ramesh, A., Dhariwal, P., Nichol, A., Chu, C., & Chen, M. (2022). *Hierarchical Text-Conditional Image Generation with CLIP Latents* (arXiv:2204.06125). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.06125>
- Reiter, E., & Dale, R. (1997). Building applied natural language generation systems. *Natural Language Engineering*, 3(1), 57–87. <https://doi.org/10.1017/S1351324997001502>
- Rogers, T. B., Kuiper, N. A., & Kirker, W. S. (1977). Self-reference and the encoding of personal information. *Journal of Personality and Social Psychology*, 35(9), 677–688. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.35.9.677>
- Russell, S., & Norvig, P. (2021, květen 13). *Artificial Intelligence, Modern Approach*. Pearson Deutschland. <https://elibrary.pearson.de/book/99.150005/9781292401171>

- Saeb, S., Zhang, M., Kwasny, M., Karr, C. J., Kording, K., & Mohr, D. C. (2015). The relationship between clinical, momentary, and sensor-based assessment of depression. *2015 9th International Conference on Pervasive Computing Technologies for Healthcare (PervasiveHealth)*, 229–232.
- Sagiroglu, S., & Sinanc, D. (2013). Big data: A review. *2013 International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS)*, 42–47. <https://doi.org/10.1109/CTS.2013.6567202>
- Searle, J. R. (1980). Minds, brains, and programs. *Behavioral and brain sciences*, 3(3), 417–424.
- Smart speaker devices installed base in the United States from 2017 to 2020.* (2020). Statista. <https://www.statista.com/statistics/794480/us-amazon-echo-google-home-installed-base/>
- Smith, H. J., Milberg, S. J., & Burke, S. J. (1996). Information privacy: Measuring individuals' concerns about organizational practices. *MIS quarterly*, 167–196.
- Snijders, C., Matzat, U., & Reips, U.-D. (2012). „ Big Data“: Big gaps of knowledge in the field of internet science. *International journal of internet science*, 7(1), 1–5.
- Song, J. H., Kim, H. Y., Kim, S., Lee, S. W., & Lee, J.-H. (2016). Effects of personalized e-mail messages on privacy risk: Moderating roles of control and intimacy. *Marketing Letters*, 27(1), 89–101. <https://doi.org/10.1007/s11002-014-9315-0>
- Stanford Graduate School of Business (Ředitel). (2017). *Andrew Ng: Artificial Intelligence is the New Electricity*. <https://www.youtube.com/watch?v=21EiKfQYZXc>
- Stevens, S., & Hening, W. A. (2007). Chapter 2—Sleep and Wakefulness. In C. G. Goetz (Ed.), *Textbook of Clinical Neurology (Third Edition)* (s. 21–33). W.B. Saunders. <https://doi.org/10.1016/B978-141603618-0.10002-5>
- Störig, H. J., Šprunk, K., Petříček, M., & Rezek, P. (1991). *Malé dějiny filozofie*. Zvon.
- Sümer, E., Sümer, S. I., & Oğul, H. (2018). A Novel Computer Vision-Based Advertisement System for Individual Marketing. *Tehnički vjesnik*, 25(5), 1485–1491.
- Tam, K. Y., & Ho, S. Y. (2006). Understanding the Impact of Web Personalization on User Information Processing and Decision Outcomes. *MIS Quarterly*, 30(4), 865–890. <https://doi.org/10.2307/25148757>
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433.
- Vaculík, M. (2006). Vybrané pojmy ze sociální psychologie. *Elportál*. [https://is.muni.cz/elportal/estud/fss/js06/psy108/Vybrane\\_pojmy\\_ze\\_socialni\\_psychologie.pdf](https://is.muni.cz/elportal/estud/fss/js06/psy108/Vybrane_pojmy_ze_socialni_psychologie.pdf)
- Walrave, M., Poels, K., Antheunis, M. L., Van den Broeck, E., & van Noort, G. (2018). Like or dislike? Adolescents' responses to personalized social network site advertising.

*Journal of Marketing Communications*, 24(6), 599–616.  
<https://doi.org/10.1080/13527266.2016.1182938>

Westin, A. F. (1968). Privacy and freedom. *Washington and Lee Law Review*, 25(1), 166.

Winter, S., Maslowska, E., & Vos, A. L. (2021). The effects of trait-based personalization in social media advertising. *Computers in Human Behavior*, 114, 106525. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106525>

Xiong, W., Wu, L., Alleva, F., Droppo, J., Huang, X., & Stolcke, A. (2018). The Microsoft 2017 Conversational Speech Recognition System. *2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 5934–5938. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2018.8461870>

Yu, S., Yang, M., Qu, Q., & Shen, Y. (2019). Contextual-boosted deep neural collaborative filtering model for interpretable recommendation. *Expert Systems with Applications*, 136, 365–375. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.06.051>

Zikopoulos, P., deRoos, D., Parasuraman, K., Deutsch, T., Giles, J., & Corrigan, D. (2012). *Harness the Power of Big Data The IBM Big Data Platform*. McGraw Hill Professional.

# Teze bakalářské práce

**SCHVÁLENO**

Institut komunikačních studií a žurnalistiky FSV UK Teze BAKALÁŘSKÉ diplomové práce	
<b>TUTO ČÁST VYPLŇUJE STUDENT/KA:</b>	
<b>Příjmení a jméno diplomantky/diplomanta:</b> Josef Němeček	<b>Razítko podatelny:</b> 
<b>Imatrikulací ročník diplomantky/diplomanta:</b> 2019	
<b>E-mail diplomantky/diplomanta:</b> joseph.nemecek07@gmail.com	
<b>Studijní obor/forma studia:</b> Marketingová komunikace a public relations / prezenční studium	
<b>Název práce v češtině:</b> Umělá inteligence jako nástroj pro personalizaci reklamy	
<b>Název práce v angličtině:</b> Artificial Intelligence as a tool for an ad personalisation	
<b>Předpokládaný termín dokončení</b> (semestr, akademický rok – vzor: ZS 2012/2013): (diplomovou práci je možné odevzdat nejdříve po dvou semestrech od schválení tezi) LS 2021/2022	
<b>Základní charakteristika tématu a předpokládaný cíl práce</b> (max. 1000 znaků): Tato bakalářská práce se bude zabývat trendem využití umělé inteligence jako nástroje k personalizaci reklamy, jejími etickými otázkami a dopady na zákazníky. V teoretické části budou popsány a definovány pojmy vztahující se k umělé inteligenci, personalizaci a datům. Dále pak autor představí a rozdělí možnosti využití umělé inteligence k personalizaci reklamy. Pro empirickou část byl zvolen design experimentu, který má za úkol zjistit, zda hyper-personalizované reklamy působí na zákaznický zážitek pozitivně a jaký mají dopad na vnímání datového soukromí. Cílem této práce je zmapovat a popsat současné možnosti využití umělé inteligence v prostředí personalizované reklamy a pomocí experimentu ověřit její dopady na zákazníky.	
<b>Předpokládaná struktura práce</b> (rozdělení do jednotlivých kapitol a podkapitol se stručnou charakteristikou jejich obsahu): <ul style="list-style-type: none"><li>• Úvod</li><li>• Teoretická část<ul style="list-style-type: none"><li>○ Umělá inteligence<ul style="list-style-type: none"><li>▪ Strojové učení</li><li>▪ Hluboké učení</li><li>▪ Natural Language Processing (NLP)</li></ul></li><li>○ Data<ul style="list-style-type: none"><li>▪ Big Data</li><li>▪ Data Mining</li></ul></li><li>○ Personalizace</li><li>○ Aplikace v marketingu<ul style="list-style-type: none"><li>▪ Rozdělení možností využití umělé inteligence k personalizaci reklamy</li></ul></li></ul></li><li>• Empirická část<ul style="list-style-type: none"><li>○ Metodologie</li><li>○ Popis výzkumného souboru</li><li>○ Popis průběhu studie</li><li>○ Výsledky, diskuze a interpretace</li></ul></li><li>• Závěr</li></ul>	

<p><b>Vymezení zpracovávaného materiálu</b> (např. konkrétní titul periodika a období jeho analýzy):</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Odborné a akademické články na téma umělé inteligence, dat či personalizace</li> <li>• Internetové články publikované na marketingově a technologicky zaměřených portálech</li> </ul>
<p><b>Postup (technika) při zpracování materiálu:</b> Studium odborných materiálů, experiment</p>
<p><b>Základní literatura</b> (nejméně 5 nejdůležitějších titulů k tématu a způsobu jeho zpracování; u všech titulů je nutné uvést stručnou anotaci na 2-5 řádků):</p> <p>1) The ethics of artificial intelligence: Issues and initiatives. <i>Directorate-General for Parliamentary Research Services (European Parliament)</i> [online]. 2020. Dostupné z: doi:10.2861/6644 Studie vydaná Evropským parlamentem, zabývající se zabývá etickými implikacemi a morálními otázkami, které vyplývají z vývoje a implementace technologií umělé inteligence.</p> <p>2) PUNTONI, Stefano, RECZEK, Rebecca W., GIESLER, Markus, &amp; BOTTI, Simona. (2020). Consumers and Artificial Intelligence: An Experiential Perspective. <i>Journal of Marketing</i> [online]. V tomto výzkumu autoři vytyčily 4 základní dovednosti umělé inteligence, které jsou využívány mimo jiné i k personalizaci reklamy. Jsou jimi listening, predicting, producing a interacting.</p> <p>3) RUSSELL, Stuart J. Artificial intelligence: a modern approach / Stuart J. Russell and Peter Norvig. 2016. ISBN 9781292153964. Artificial intelligence: a modern approach je nejznámější vysokoškolská učebnice umělé inteligence. Autoři v této knize dávají umělou inteligenci do historického kontextu, definují ji a následně rozebírají její funkcionalitu.</p> <p>4) ZANKER, Markus, Laurens ROOK a Dietmar JANNACH. Measuring the impact of online personalisation: Past, present and future. <i>International Journal of Human - Computer Studies</i> [online]. 2019, 131, 160-168. ISSN 10715819. Dostupné z: doi:10.1016/j.ijhcs.2019.06.006 Přínosem této práce je ucelený přehled poznatků o online personalizaci a to skrze odlišné obory jako umělá inteligence, nebo modelování vzorců chování za pomoci kognitivní psychologie.</p> <p>5) KOTLER, Philip. <i>Marketing management</i> / Philip Kotler, Kevin Lane Keller. 2016. ISBN 9781292092621. Tato kniha odráží nové trendy marketingové komunikace a věže je na nestárnoucí teoretické koncepty. Autoři knihy se zaměřují na řízení vztahů se zákazníky, využití internetu pro budování značky, nebo na strategické plánování.</p> <p><b>Diplomové práce k tématu</b> (seznam bakalářských, magisterských a doktorských prací, které byly k tématu obhájeny na UK, případně dalších oborově blízkých fakultách či vysokých školách za posledních pět let)</p> <p>RAYMANOVÁ, Lenka. Personalizovaná videa jako nový formát reklamy. <i>Personalizovaná videa jako nový formát reklamy / Lenka Raymanová ; vedoucí práce Petra Koudelková ; oponent práce David Klimeš</i> [online]. 2020. Dostupné z: <a href="https://dspace.cuni.cz/handle/20.500.11956/118591">https://dspace.cuni.cz/handle/20.500.11956/118591</a></p> <p>JAHN, Oliver. Umělá inteligence v žurnalistice a její využití na příkladech tiskových agentur Reuters a AP. <i>Umělá inteligence v žurnalistice a její využití na příkladech tiskových agentur Reuters a AP / Oliver Jahn ; vedoucí práce Václav Moravec ; oponent práce Filip Láb</i> [online]. 2019. Dostupné z: <a href="https://dspace.cuni.cz/handle/20.500.11956/107763">https://dspace.cuni.cz/handle/20.500.11956/107763</a></p>

Datum / Podpis studenta/ky
.. .. .

<b>TUTO ČÁST VYPLŇUJE PEDAGOG/PEDAGOŽKA:</b>	
Doporučení k tématu, struktuře a technice zpracování materiálu:	
Případné doporučení dalších titulů literatury předepsané ke zpracování tématu:	
Potvrzuji, že výše uvedené teze jsem s jejich autorem/kou konzultoval(a) a že téma odpovídá mému oborovému zaměření a oblasti odborné práce, kterou na FSV UK vykonávám.	
Souhlasím s tím, že budu vedoucí(m) této práce.	
Příjmení a jméno pedagožky/pedagoga	..... Datum / Podpis pedagožky/pedagoga

TEZE JE NUTNO ODEVZDAT VYTIŠTĚNÉ, PODEPSANÉ A VE DVOU VYHOTOVENÍCH DO TERMÍNU UVEDENÉHO V HARMONOGRAMU PŘÍSLUŠNÉHO AKADEMICKÉHO ROKU, A TO PROSTŘEDNICTVÍM PODATELNÝ FSV UK. PŘIJATÉ TEZE JE NUTNÉ SI VYZVEDNOUT V SEKRETARIÁTU PŘÍSLUŠNÉ KATEDRY A NECHAT VEVÁZAT DO OBOU VÝTISKU DIPLOMOVÉ PRÁCE.

**TEZE SCHVALUJE GARANT PŘÍSLUŠNÉHO STUDIJNÍHO OBORU.**

## **Seznam příloh:**

- Příloha č. 1: seznam otázek v dotazníkových šetřeních**
- Příloha č. 2: Stimulační obsah pro osobnostní rys otevřenost (obrázek)**
- Příloha č. 3: Stimulační obsah pro osobnostní rys svědomitost (obrázek)**
- Příloha č. 4: Stimulační obsah pro osobnostní rys extraverze (obrázek)**
- Příloha č. 5: Stimulační obsah pro osobnostní rys přívětivost (obrázek)**
- Příloha č. 6: Stimulační obsah pro osobnostní rys neuroticismus (obrázek)**
- Příloha č. 7: Generický stimulační obsah (obrázek)**
- Příloha č. 8: Koeficienty modelu lineární regrese pro dimenzi vnímání reklamy v P- - (tabulka)**
- Příloha č. 9: Koeficienty modelu lineární regrese pro dimenzi vnímání reklamy v P++ (tabulka)**
- Příloha č. 10: Shoda modelů lineární regrese pro dimenzi vnímání reklamy v P++ a P- - (tabulka)**
- Příloha č. 11: Korelační matice výroků v dimenzi postoje k datovému soukromí (tabulka)**
- Příloha č. 12: Korelační matice výroků v dimenzi vnímání reklamy (tabulka)**
- Příloha č. 13: Korelační matice výroků v dimenzi relevance reklamy (tabulka)**
- Příloha č. 14: Korelační matice výroků v dimenzi úmyslu prokliku (tabulka)**
- Příloha č. 15: Korelační matice osobnostních rysů a dimenzí v generické reklamě (tabulka)**
- Příloha č. 16: ANOVA hyper-personalizované reklamy v dimenzi úmyslu prokliku (tabulka)**
- Příloha č. 17: ANOVA hyper-personalizované reklamy v dimenzi vnímání reklamy (tabulka)**
- Příloha č. 18: ANOVA hyper-personalizované reklamy v dimenzi relevance reklamy (tabulka)**
- Příloha č. 19: F-test P- - reklamy v dimenzi vnímání reklamy (tabulka)**
- Příloha č. 20: F-test P++ reklamy v dimenzi vnímání reklamy (tabulka)**

## **Seznam obrázků:**

- Obrázek 1: Stimulační obsah pro otevřenost (openness)**
- Obrázek 2: Stimulační obsah pro svědomitost (conscientiousness)**
- Obrázek 3: Stimulační obsah pro extraverci (extraversion)**
- Obrázek 4: Stimulační obsah pro přívětivost (agreeableness)**

**Obrázek 5: Stimulační obsah pro neuroticismus (neuroticismus)**

**Obrázek 6: Generický stimulační obsah**

**Obrázek 7: Ukázka personalizovaného textu pod stimulačním obsahem pro otevřenost (openness)**

**Obrázek 8: Ukázka generického textu pod nepersonalizovanou reklamou**

**Obrázek 9: Distribuce respondentů podle věkové skupiny**

## **Seznam grafů:**

**Graf 1: Průměry vnímání reklamy v různých mírách personalizace**

**Graf 2: Průměry relevance reklamy v různých mírách personalizace**

**Graf 3: Průměry úmyslu prokliku v různých mírách personalizace**

**Graf 4: Rozdíl mezi průměry vnímání reklamy u hyper-personalizované reklamy**

**Graf 5: Rozdíl mezi průměry úmyslu prokliku u hyper-personalizované reklamy**

**Graf 6: Rozdíl mezi průměry relevance reklamy u hyper-personalizované reklamy**

**Graf 7: mezní hodnoty lineární regrese obav o soukromí a vnímání reklamy P--**

**Graf 8: mezní hodnoty lineární regrese obav o soukromí a vnímání reklamy P++**

**Graf 9: mezní hodnoty lineární regrese obav o soukromí a úmysl prokliku P--**

**Graf 10: mezní hodnoty lineární regrese obav o soukromí a úmysl prokliku P++**

## **Seznam tabulek:**

**Tabulka 1: Výroky použité v dotazníku**

**Tabulka 2: ANOVA míry personalizace a vnímání reklamy**

**Tabulka 3: ANOVA míry personalizace a úmyslu prokliku**

**Tabulka 4: ANOVA míry personalizace a relevance reklamy**

**Tabulka 5: Deskripce výsledků pro dimenze v různých personalizacích**

**Tabulka 6: Post-Hoc testy na efektivitu personalizované reklamy v různých dimenzích**

**Tabulka 7: shoda modelů lineární regrese pro dimenzi úmysl prokliku v P--a P++**

**Tabulka 8: koeficienty modelu lineární regrese pro dimenzi úmysl prokliku v P--**

**Tabulka 9: koeficienty modelu lineární regrese pro dimenzi úmysl prokliku v P++**

**Tabulka 10: Korelační matice osobnostních rysů a dimenzí v generické reklamě**



## 7. Přílohy

Příloha č. 1: seznam otázek v dotazníkových šetřeních

### Základní otázky

1. Křestní jméno?
2. Pohlaví?
3. Do jaké spadáte věkové skupiny?
4. Bydlím v:

### Výroky k vyhodnocení postoje k datovému soukromí

1. Obávám se, že o mně společnosti shromažďují příliš mnoho osobních údajů.
2. Nerad poskytuji osobní údaje společnostem.
3. Často se rozhoduji, zda a komu poskytnu své osobní údaje, či potvrdím cookies.

### Výroky k vyhodnocení osobnostních rysů

1. Je upovídaný
2. Všimá si slabých stránek ostatních lidí
3. Dělá věci pečlivě a úplně
4. Je smutný a sklíčený
5. Je originální, přichází s novými nápady
6. Nechává si své myšlenky pro sebe
7. Je vstřícný a není sobecký vůči ostatním
8. Může být trochu nedbalý
9. Je uvolněný, dobře zvládá stres
10. Je zvědavý a zajímá ho spousta různých věcí
11. Je energetický
12. Vyvolává spory s ostatními
13. Je pracovitý
14. Umí být napjatý a nervózní
15. Je chytrý; hodně přemýšlí
16. Dělá vzrušující věci

17. Snadno odpouští druhým
18. Není příliš organizovaný
19. Je starostlivý
20. Má dobrou představivost
21. Má tendenci být tichý
22. Obvykle důvěřuje lidem
23. Bývá líný
24. Nenechá se snadno rozčítit
25. Je kreativní a vynalézavý
26. Má dobrou, silnou osobnost
27. Může být k ostatním chladný a odtažitý
28. Pracuje tak dlouho, dokud nejsou věci hotové
29. Může být náladový
30. Má rád umělecké a kreativní zážitky
31. Je trochu stydlivý
32. Je laskavý a ohleduplný téměř ke všem
33. Dělá věci rychle a opatrně
34. Zachovává klid v obtížných situacích
35. Má rád rutinní práci
36. Je společenský; je rád obklopen lidmi
37. Někdy je k ostatním hrubý
38. Dělá si plány a drží se jich
39. Snadno znervózní
40. Rád přemýšlí a prozkoumává nové nápady
41. Nemá rád umělecké věci (divadlo, hudbu, ...)
42. Rád spolupracuje; vychází vstříc ostatním
43. Má problémy s pozorností
44. Ví hodně o umění, hudbě a knihách

### **Výroky k vyhodnocení vnímání reklamy**

1. Tato reklama mě oslovila.
2. Z této reklamy mám dobrý pocit.
3. Tato reklama mě nijak neoslovila.

### **Výroky k vyhodnocení relevance reklamy**

1. Reklama pro mě byla velmi relevantní.
2. Reklama promluvila k mým vnitřním potřebám.
3. Produkt ani reklama pro mě nebyly vhodné.

### **Výroky k vyhodnocení úmyslu prokliku u reklamy**

1. S velkou pravděpodobností bych na tuto reklamu klikl.
2. Mám nutkání s reklamou interagovat.
3. Tuto reklamu bych pravděpodobně ignoroval.

Příloha č. 2: Stimulační obsah pro osobnostní rys otevřenost (obrázek)

The image shows a simulated Instagram post for 'pop\_cz'. At the top left is the profile picture (a lemon slice) and the name 'pop\_cz' with the text 'Sponzorováno' below it. A three-dot menu icon is at the top right. The main image features a hand in a red jacket holding a blue bottle of POP limonada against a desert canyon background. Large white text on the left reads 'LIMONÁDA PRO TY'. Large white and yellow text on the right reads 'OTEVŘENÉ ZÁŽITKŮM'. Below the image is a dark brown bar with the text 'Koupit' and a right-pointing arrow. At the bottom, there are icons for a heart, comment, share, and bookmark. Below these icons, it says '95 To se mi líbí' and 'pop\_cz'.

pop\_cz  
Sponzorováno

LIMONÁDA  
PRO  
TY

OTEVŘENÉ  
ZÁŽITKŮM

Koupit >

95 To se mi líbí  
pop\_cz

Příloha č. 3: Stimulační obsah pro osobnostní rys svědomitost (obrázek)

The image shows a simulated Instagram post for the brand 'pop\_cz'. At the top left is the brand logo, a stylized orange slice with the text 'pop\_cz' and 'Sponzorováno' below it. A three-dot menu icon is at the top right. The main image features a woman with glasses and a red top drinking from a 'pop' bottle while working on a laptop. Large white text 'LIMONÁDA PRO TY' is overlaid on the right side, and 'CO VĚDÍ KAM MÍŘÍ' is overlaid at the bottom. A dark brown bar at the bottom of the image contains the text 'Koupit' and a right-pointing arrow. Below the image is the Instagram interaction bar with icons for likes, comments, shares, and a bookmark. The text '95 To se mi líbí' and 'pop\_cz' is displayed below the icons.

pop\_cz  
Sponzorováno

LIMONÁDA  
PRO  
TY

CO VĚDÍ  
KAM MÍŘÍ

Koupit >

95 To se mi líbí  
pop\_cz

Příloha č. 4: Stimulační obsah pro osobnostní rys extraverze (obrázek)

pop\_cz  
Sponzorováno

# LIMONÁDA PRO TY

## CO NESEDÍ V KOUTĚ

Koupit

95 To se mi líbí  
pop\_cz

Příloha č. 5: Stimulační obsah pro osobnostní rys přívětivost (obrázek)

pop\_cz  
Sponzorováno

LIMONÁDA  
PRO  
TY

KTERÍ SE  
RÁDI PODĚLÍ

Koupit >

95 To se mi líbí  
pop\_cz

The image shows a social media post for POP limonáda. At the top left is the POP logo (a slice of orange) and the text 'pop\_cz Sponzorováno'. In the top right corner, there are three dots. The main image features a man in a grey sweater holding a green bottle of POP limonáda, and a woman in a green sweater holding a red bottle. They are outdoors at sunset. Large white text reads 'LIMONÁDA PRO TY' and 'KTERÍ SE RÁDI PODĚLÍ'. Below the image is a dark brown bar with the text 'Koupit' and a right-pointing arrow. At the bottom, there are icons for a heart, a comment bubble, a share icon, and a bookmark icon. Below these icons, it says '95 To se mi líbí' and 'pop\_cz'.

Příloha č. 6: Stimulační obsah pro osobnostní rys neuroticismus (obrázek)

pop\_cz  
Sponzorováno

LIMONÁDA  
PRO  
TY

CO HLEDAJÍ  
VNITŘNÍ KLID

Koupit >

95 To se mi líbí  
pop\_cz



Příloha č. 7: Generický stimulační obsah (obrázek)

pop\_cz  
Sponzorováno

OSVĚŽ SE  
NAŠÍ

POP

POP  
LIMONÁDOU

Koupit >

95 To se mi líbí  
pop\_cz

The image shows a hand holding a clear glass bottle of POP Limonádou. The bottle is condensation-covered and has the word 'POP' printed on it in yellow. The background is a blurred beach scene with waves and a sandy shore. The text 'OSVĚŽ SE NAŠÍ' is overlaid in large white letters, and 'POP LIMONÁDOU' is at the bottom in white and yellow. The post includes a 'Koupit' button, a heart icon, a comment icon, a share icon, and a bookmark icon.

Příloha č. 8: Koeficienty modelu lineární regrese pro dimenzi vnímání reklamy v P-- (tabulka)

Koeficienty modelu – P-- vnímání reklamy

Prediktor	Odhad	SE	t	p
Intercept	2.6154	0.589	4.439	< .001
Obavy o soukromí na internetu	-0.0538	0.122	-0.439	0.661
G – vnímání reklamy	0.1457	0.107	1.359	0.177

Příloha č. 9: Koeficienty modelu lineární regrese pro dimenzi vnímání reklamy v P++ (tabulka)

Koeficienty modelu – P++ vnímání reklamy

Prediktor	Odhad	SE	t	p
Intercept	2.936	0.4884	6.01	< .001
Obavy o soukromí na internetu	-0.136	0.1041	-1.31	0.193
G – vnímání reklamy	0.163	0.0901	1.80	0.073

Příloha č. 10: Shoda modelů lineární regrese pro dimenzi vnímání reklamy v P++ a P-- (tabulka)

Shoda modelu

Model	R	R <sup>2</sup>	F-test modelu			
			F	df1	df2	p
P--	0.132	0.0173	1.09	2	123	0.341
P++	0.191	0.0366	2.76	2	145	0.067

Tabulka 5: shoda modelů lineární regrese pro dimenzi vnímání reklamy v P++ a P--

Příloha č. 11: Korelační matice výroků v dimenzi postoje k datovému soukromí (tabulka)

Korelační matice – Postoj k datovému soukromí

		Výrok 1	Výrok 2	Výrok 3
Výrok 1	Pearsonovo r	—		
	p-hodnota	—		
Výrok 2	Pearsonovo r	0.514 ***	—	
	p-hodnota	< .001	—	
Výrok 3	Pearsonovo r	0.281 ***	0.511 ***	—
	p-hodnota	< .001	< .001	—

Poznámka: \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$ , \*\*\*  $p < .001$

Příloha č. 12: Korelační matice výroků v dimenzi vnímání reklamy (tabulka)

Korelační matice – Vnímání reklamy

		Výrok 1	Výrok 2	Výrok 3
Výrok 1	Pearsonovo r	—		
	p-hodnota	—		
Výrok 2	Pearsonovo r	0.662 ***	—	
	p-hodnota	< .001	—	
Výrok 3	Pearsonovo r	0.754 ***	0.621 ***	—
	p-hodnota	< .001	< .001	—

Poznámka: \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$ , \*\*\*  $p < .001$

Příloha č. 13: Korelační matice výroků v dimenzi relevance reklamy (tabulka)

Korelační matice – Relevance reklamy

		Výrok 1	Výrok 2	Výrok 3
Výrok 1	Pearsonovo r	—		
	p-hodnota	—		
Výrok 2	Pearsonovo r	0.592 ***	—	
	p-hodnota	< .001	—	
Výrok 3	Pearsonovo r	0.445 ***	0.462 ***	—
	p-hodnota	< .001	< .001	—

Poznámka: \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$ , \*\*\*  $p < .001$

Příloha č. 14: Korelační matice výroků v dimenzi úmyslu prokliku (tabulka)

Korelační matice – Úmysl prokliku

		Výrok 1	Výrok 2	Výrok 3
Výrok 1	Pearsonovo r	—		
	p-hodnota	—		
Výrok 2	Pearsonovo r	0.718 ***	—	
	p-hodnota	< .001	—	
Výrok 3	Pearsonovo r	0.752 ***	0.676 ***	—
	p-hodnota	< .001	< .001	—

Poznámka: \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$ , \*\*\*  $p < .001$

Příloha č. 15: Korelační matice osobnostních rysů a dimenzí v generické reklamě (tabulka)

Korelační matice – osobnostní rysy a dimenze v generické reklamě

		Hodnota O	Hodnota C	Hodnota E	Hodnota A	Hodnota N	G – vnímání reklamy	G – relevance reklamy	G – úmysl prokliku
Hodnota O	Pearsonovo r	—							
	p-hodnota	—							
Hodnota C	Pearsonovo r	0.021	—						
	p-hodnota	0.727	—						
Hodnota E	Pearsonovo r	-0.054	0.133 *	—					
	p-hodnota	0.369	0.028	—					
Hodnota A	Pearsonovo r	0.117	-0.230 ***	-0.080	—				
	p-hodnota	0.053	< .001	0.188	—				
Hodnota N	Pearsonovo r	0.023	-0.164 **	-0.344 ***	0.344 ***	—			
	p-hodnota	0.706	0.007	< .001	< .001	—			
G - vnímání reklamy	Pearsonovo r	0.079	0.047	-0.026	-0.009	0.062	—		
	p-hodnota	0.192	0.440	0.664	0.880	0.303	—		
G - relevance reklamy	Pearsonovo r	0.058	0.088	0.031	-0.057	-0.046	0.681 ***	—	
	p-hodnota	0.341	0.145	0.605	0.345	0.445	< .001	—	
G - úmysl prokliku	Pearsonovo r	0.050	0.135 *	0.131 *	-0.116	-0.078	0.612 ***	0.642 ***	—
	p-hodnota	0.411	0.025	0.030	0.056	0.195	< .001	< .001	—

Poznámka: \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$ , \*\*\*  $p < .001$

Příloha č. 16: ANOVA hyper-personalizované reklamy v dimenzi úmyslu prokliku (tabulka)

ANOVA – Úmysl prokliku

	SS	df	MS	F	p	$\eta^2_p$
Personalizace	14.5124	1	14.5124	15.9286	< .001	0.055
Personalizace * Hyper-personalizace	0.0112	1	0.0112	0.0123	0.912	0
Residual	247.8171	272	0.9111			

Příloha č. 17: ANOVA hyper-personalizované reklamy v dimenzi vnímání reklamy (tabulka)

ANOVA – Vnímání reklamy

	SS	df	MS	F	p	$\eta^2_p$
Personalizace	19.71	1	19.708	20.94	< .001	0.071
Personalizace * Hyper-personalizace	5.10	1	5.100	5.42	0.021	0.020
Residual	255.99	272	0.941			

Příloha č. 18: ANOVA hyper-personalizované reklamy v dimenzi relevance reklamy (tabulka)

ANOVA – Relevance reklamy

	SS	df	MS	F	p	$\eta^2_p$
Personalizace	9.681	1	9.681	12.838	< .001	0.045
Personalizace * Hyper-personalizace	0.557	1	0.557	0.739	0.391	0.003
Residual	205.126	272	0.754			

Příloha č. 19: F-test P-- reklamy v dimenzi vnímání reklamy (tabulka)

Within Subjects Effects

	SS	df	MS	F	p
Personalizace	20.8	1	20.762	20.9	< .001
Residual	124.0	125	0.992		

Příloha č. 20: F-test P++ reklamy v dimenzi vnímání reklamy (tabulka)

Within Subjects Effects					
	<b>SS</b>	<b>df</b>	<b>MS</b>	<b>F</b>	<b>p</b>
Personalizace	2.59	1	2.586	2.88	0.092
Residual	132.03	147	0.898		