

Vliv výsledků vzdělání a předchozí pracovní zkušenosti na získání zaměstnání

Teoretické ukotvení

Výzkumy ukazují, že několik faktorů ovlivňuje úspěšnost absolventů při hledání zaměstnání (Becker, 1964; Cedefop, 2010). Mezi hlavní faktory patří akademické výsledky, pracovní zkušenosti, specializace během studia a další osobní vlastnosti (Kociánová, 2013). Model logistické regrese je užitečný pro analýzu těchto faktorů, protože umožňuje zkoumat vztahy mezi proměnnými a predikovat pravděpodobnost určitého výsledku (v tomto případě získání zaměstnání).

Tato práce se zaměřuje na analýzu faktorů, které ovlivňují úspěšnost získání zaměstnání po absolvování vysokoškolského studia. Cílem je pomocí binomické logistické regrese zjistit, jak jednotlivé faktory, jako jsou akademické výsledky, pracovní zkušenosti a specializace, přispívají k pravděpodobnosti, že absolvent získá práci. Níže popsáný model bude identifikovat klíčové prediktory, které mají vliv na úspěšnost studentů při nástupu na pracovní trh.

Popis datového souboru a proměnných

Náš datový soubor tvoří celkem 215 osob, z toho 76 žen a 139 mužů.

Závislá proměnná:

- výsledek, zda uchazeč/ka získal/a práci, o kterou se ucházel/a
kódujeme: 0 = nezískal/a práci
1 = získal/a práci

Regresory:

- výsledky v magisterském studiu: souvislá proměnná
- výsledky v bakalářském studiu: souvislá proměnná
- předchozí pracovní zkušenost: přítomnost zkušenosti kódujeme 1, nepřítomnost 0

V provedení analýzy jsme použili statistický program Jamovi.

Výsledky analýzy

Nejprve se podíváme na **fit modelu**, tedy na to, jak dobře náš model vyhovuje datům. To vyjadřuje hodnota „deviance“ a „AIC“. V logistické regresi se tento ukazatel využívá k porovnání modelu s nulovým modelem (tedy modelem, který neobsahuje žádné prediktory). Hodnoty 101 a 109 ukazují, že model je dobrý, nicméně není ideální. Dalším důležitým ukazatelem je McFadden's R^2 , což je specifická verze pseudo R^2 pro logistickou regresi. Tato metrika se používá jako alternativa k tradičnímu R^2 a poskytuje způsob, jak posoudit kvalitu modelu. McFadden's $R^2 = 0.389$ znamená, že model vysvětluje přibližně 39 % variability ve výsledcích. Obecně platí, že hodnoty McFadden's R^2 mezi 0,2 a 0,4 se považují za dobré. Náš model není ideální, ale svou prediktivní hodnotu má. Přehledně v tabulce níže.

Tabulka 1: Ukazatel kvality modelu:

Data a další informace o této zprávě jsou dostupné na adrese <https://dostal.vyzkum-psychologie.cz/stat4?i=453>

Model	Deviance	AIC	R ² _{McF}
1	101	109	0.389

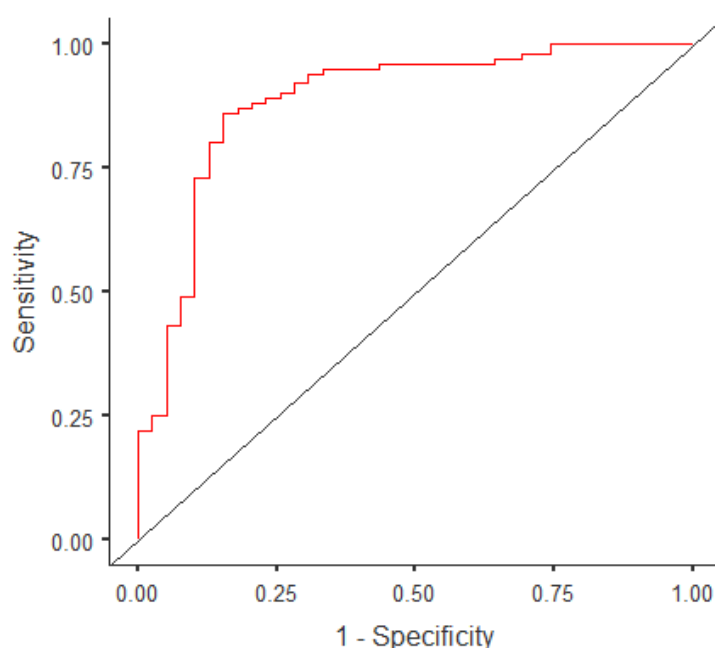
Dále se budeme soustředit na **vliv jednotlivých regresorů** na námi sledovanou proměnnou, tedy na to, zda výsledkem je zisk zaměstnání nebo ne. V tabulce níže lze vidět, že pokud vliv má především předchozí pracovní zkušenost, uchazeč s pracovní zkušeností má téměř 4x vyšší šanci na získání zaměstnání. Vliv mají dále výsledky v Bc. studiu, naopak s výsledky v magisterském studiu nemají statisticky významný vliv.

Tabulka 2: Výsledky logistické regrese:

Regresor	Koeficient	SE	Waldova statistika	p-hodnota	Poměr šancí
Počátek	-16.967	4.164	-4.075	< .001	4.28e-8
Výsledky Mgr. Studiu	-0.0385	0.053	-0.727	0.467	0.962
Pracovní zkušenost	1.3858	0.583	2.376	0.017	3.998
Výsledky v Bc. studiu	0.3126	0.060	5.22	< .001	1.367

Pro lepší pochopení našich dat jsme využili vizualizaci pomocí **ROC křivky**. ROC křivka (Receiver Operating Characteristic Curve) je graf, který vyjadřuje hodnocení výkonnosti binárního klasifikačního modelu. Jde o závislost mezi true positive rate (TPR = sensitivita) a false positive rate (FPR = 1 - specifita) pro různé prahy pravděpodobnosti. Čím vyšší je plocha pod křivkou (AUC = Area Under Curve), tím lepší je náš model. Využijeme tedy křivku k zobrazení toho, jak dobře náš model rozlišuje mezi těmi, kdo práci získají a těmi, kdo ne.

Obrázek 1: ROC křivka:



Hodnoty v grafu ROC křivky popisuje také tabulka níže. **Přesnost** vyjadřuje, že náš model je schopen správně klasifikovat 86,3 % všech případů. **Specifičnost** udává, jak je model schopen rozpoznat negativní případy, kdy náš model má hodnotu 69,2 %. **Senzitivita** vyjadřuje, jak je schopen zachytit pozitivní případy. Náš model s hodnotou 93,0 % má vynikající schopnost, tedy zachytí skutečně většinu pozitivních případů.

ROC křivka s celkovou hodnotou AUC 0,886 vyjadřuje, že náš model rozpozná 88,6 % všech případů správně, tedy má velmi dobrou schopnost rozlišovat mezi jednotlivými kategoriemi.

Tabulka 3: popis ROC křivky:

Přesnost	Specifičnost	Senzitivita	AUC
0,863	0,692	0,930	0,886

Detailně lze klasifikaci vizualizuje ještě tabulka 4, kde je vidět, jak dobře model rozlišuje mezi pozitivními a negativními případy. 27 negativních případů bylo správně klasifikováno jako negativní predikce, jsou tedy pravdivě negativní; 12 negativních případů bylo označeno za pozitivní, jedná se tedy o falešně pozitivní. Stejně čteme i druhý řádek tabulky pouze s pozitivními případy.

Tabulka 4: Klasifikace případů:

Skutečná hodnota / Predikce	0 (pred. negativní)	1 (pred. pozitivní)	% správně
0 (Skutečně negativní)	27	12	69,2%
1 (Skutečně pozitivní)	7	93	93,0%

Závěr

Z naší analýzy vyplývá, že pracovní zkušenosti mají silný pozitivní vliv na pravděpodobnost získání práce – čím více pracovních zkušeností, tím vyšší šance na úspěch. Výsledky v bakalářském studiu významně zvyšuje pravděpodobnost získání práce, zatímco výsledky v magisterském studiu nemají statisticky významný vliv.

Literatura

Becker, G. S. (1964). *Human capital: A theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. University of Chicago Press.

Cedefop. (2010). *The future of vocational education and training*. European Centre for the Development of Vocational Training.

Kociánová, J., & Kuncová, J. (Eds.). (2013). *Vzdělání, dovednosti a mobilita*. Grada Publishing

The jamovi project. (2024). jamovi (verze 2.6) [Software]. Získáno 27. února 2025 z <https://www.jamovi.org>