

Strojový překlad: zamyšlení nad účelností hloubkových jazykových analýz*

Ondřej Bojar
obo@cuni.cz

22. května 2006

Abstrakt

Příspěvek stručně uvádí dva protipóly přístupu ke strojovému překladu: lingvisticky motivovaný a ryze statistický. Po předvedení výsledků série experimentů s pokročilým systémem strojového překladu ukazují, jakým způsobem lze nejučinněji dosáhnout zlepšení kvality překladu, se svá pozorování pokusím zobecnit a vysvětlit, proč mne lingvistický styl výzkumu metod automatického zpracování přirozeného jazyka ve srovnání se statistickým přístupem částečně naplňuje skepsí. Rád bych tak upozornil na atributy metodiky práce, které mohou výrazně zvýšit produktivitu a aplikovatelnost výzkumu.

1 Úvod: modelový lingvista a modelový statistik

Pro snazší vysvětlování úvodem charakterizuji „statistický“ a „nestatistický“ přístup ke zpracování přirozeného jazyka pomocí dvou modelových extrémů.

Modelový lingvista svou prací usiluje o „popis jazyka“. Jazyk je konstrukt, myšlený objekt, zahrnující to společné něco, díky čemuž se lidé mezi sebou dohodnou. Popsat jazyk znamená ten myšlený objekt rozložit na součásti a charakterizovat vztahy mezi těmi součástmi. Popsat jazyk tedy znamená nějak vysvětlit, co se děje, když si lidé rozumějí. Modelový lingvista chce rozumět tomu, jak si lidé rozumějí.

Modelový statistik nepotřebuje ničemu rozumět. Svou prací usiluje o řešení úlohy s co nejmenší chybou. Modelový statistik tedy vůbec nemůže zahájit práci, pokud mu někdo nedá nějakou úlohu k řešení. Statistikovi ovšem nestačí samotné zadání, ale potřebuje též hodnotící funkci (v nouzi je ochoten sám si takovou funkci navrhnout a vylepšovat). Hodnotící funkce pro danou úlohu a navržený výsledek řekne, jak moc dobrý či špatný ten výsledek je.

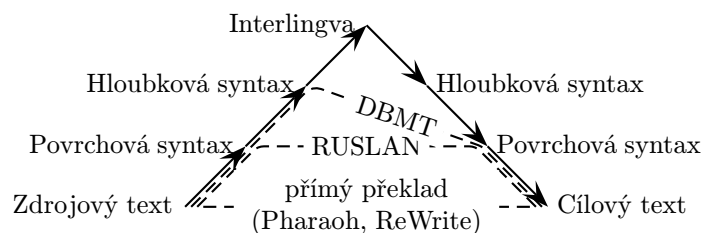
Strojový překlad je jedna z mnoha oblastí, kde modelový statistik a lingvista stojí na společné půdě: lingvista chce rozumět tomu, jak překládání funguje, a vedlejším efektem jeho pečlivé práce jsou pravidla, která chod překladu popisují. Statistik chce ze vstupního textu dostat takový výsledek, který má malou chybu překladu (např. výsledek, který je velmi podobný překladu, jaký by dodal profesionální překladatel). Lingvista je veden otázkou: rozumím (tj. umím sobě

*Práce na tomto projektu byla podporována granty GAUK 351/2005, GAAV ČR 1ET201120505 a GAČR 201/05/H014.

a ostatním vysvětlit), jak se dělá překlad. Statistik je veden otázkou: je můj překlad dostatečně dobrý?

2 Úvod do strojového překladu

Strojový překlad se obvykle zakresluje do trojúhelníka zdrojový text – interlingva – cílový text, viz obrázek 1. Ideálem modelového lingvisty je popsat interlingvu i cestu k ní a od ní. Ideálem modelového statistika je, jak víme, prostě překlad s nejmenší chybou. Statistik na trojúhelník nehledí a zkouší nejprostší možné metody, které ze zdrojového textu vyrobí cílový.



Obrázek 1: Trojúhelník strojového překladu s ilustracemi existujících systémů.

2.1 Lingvisticky motivované metody překladu

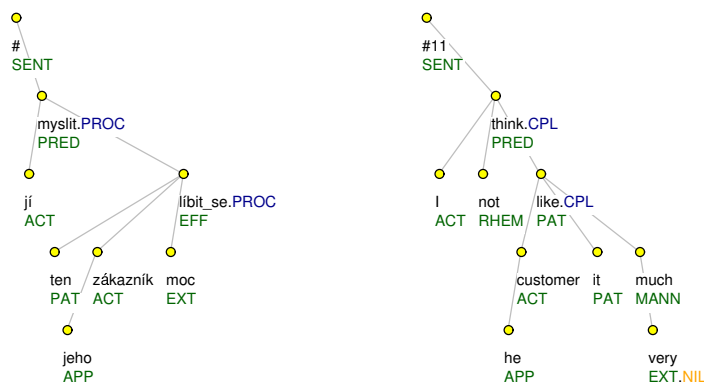
Lingvisticky motivované metody strojového překladu sledují postup převodu vstupní věty na další roviny reprezentace, přičemž reprezentace zdrojové a cílové věty by si měly na hlubších rovinách být podobnější. Pro češtinu viz zejm. teorii Funkčního generativního popisu, FGP (Sgall, Hajičová, and Panevová, 1986). V rámci této teorie byly vybudovány např. systémy RUSLAN (Hajič, 1987) pro překlad z češtiny do ruštiny a DBMT (Čmejrek, Cuřín, and Havelka, 2003) pro překlad z češtiny do angličtiny.

Nejhlubší rovinou definovanou ve FGP je rovina tektogramatická (hloubkově syntaktická), v obr. 2 uvádím příklad věty a jejího překladu spolu s tektogramatickým rozbořem. Jak je z ilustrace patrné, řadu problémů (zejm. složené tvary slovesných časů a česká zamlčená zájmena či anglické členy) se reprezentací daří uspokojivě řešit – překlad je možné provádět „uzel po uzlu“ a dosáhnout přesto přirozených formulací; překlad slovo od slova to neumožňuje.

Obrázek 3 ilustruje jinou větu z trénovacích dat. Lidský překladatel zde volil mírně jiné vyjádření a přímé přiřazení uzlů již nelze najít. Obrázek tedy dokládá, že ani hloubková syntax není pro zachycení všech odlišností dostačující.

2.2 Statistický strojový překlad

Na rozdíl od lingvistických metod se pro systémy statistického strojového překladu (SMT) budují co nejprostší reprezentace vstupu a výstupu. Donedávna systémy překládaly po jednotlivých slovech byť s možností prohozování slov (např. ReWrite (Germann, 2003)). Současné neúspěšnější systémy překládají



” Nemyslím , že by se to jejich zákaz-
 níkům moc líbilo . ” “ I do n't think their customers would
 like it very much . ”

Obrázek 2: Ukázka pěkné hloubkové korespondence mezi českou a anglickou větou.

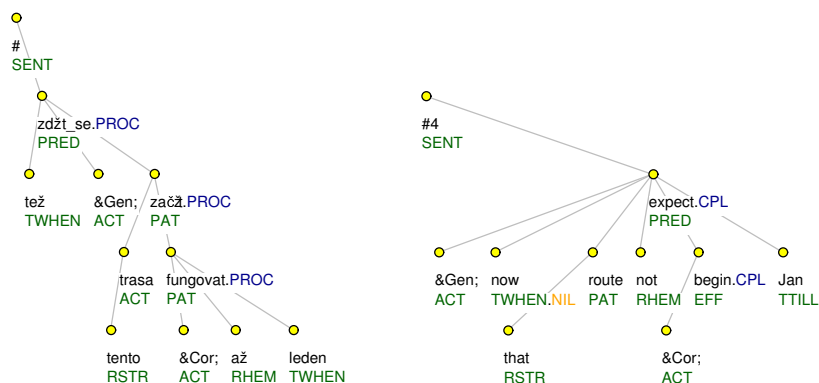
po tzv. „frázích“, tj. dále nedělitelných víceslovných jednotkách. Jako příklady lze uvést Pharaoh (Koehn, Och, and Marcu, 2003) nebo systém RWTH (Zens et al., 2005).

V obou variantách SMT je prvním krokem algoritmus zarovnání trénovacích vět po slovech, typicky v implementaci GIZA++ (Och and Ney, 2003). Příklad věty s odhadem korespondence po slovech společně s ukázkou extrahovaných „frází“ je uveden v obr. 4.

Při samotném překládání systém hledá, jakým způsobem zdrojovou větu rozdělit na fráze, které je možné podle tabulky frází přeložit. Upřednostněny jsou přitom fráze viděné v trénovacích datech častěji. Fráze na cílové straně jsou po případném mírném přeuspořádání spojeny a výsledná hypotéza věty je prověřena tzv. jazykovým modelem, který kontroluje „hladkost“ výsledné formulace. Poměr mezi důrazem kladeným na překladovou část a na závěrečný jazykový model je typicky zvolen tak, aby bylo na pomocných trénovacích datech dosaženo nejlepšího skóre.

3 Experimenty s frázovým statistickým překladem

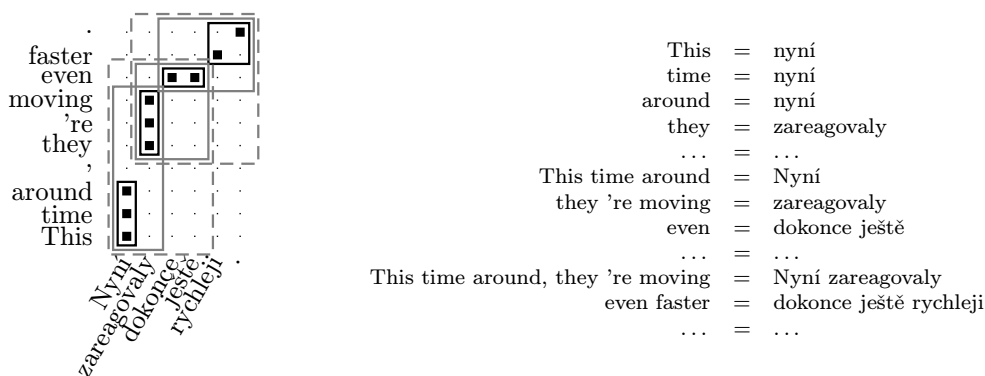
Během dvouměsíčního pobytu na univerzitě RWTH v Cáchách jsem měl možnost pracovat s velmi vyspělým systémem statistického strojového překladu (Zens et al., 2005). K experimentům jsem použil korpus Prague Czech-English Dependency Treebank (PCEDT, (Čmejrek et al., 2004)), překládal jsem výhradně ve



Teď se zdá , že tyto trasy začnou fungovat až v lednu .

Now , those routes are n't expected to begin until Jan .

Obrázek 3: Překlad je často příliš volný a syntaktická korespondence není možná.



Obrázek 4: Ukázkové zarovnání po slovech a příklady „frází“ konzistentních s daným zarovnáním. (V obrázku nejsou vyznačeny všechny možné fráze.)

směru z češtiny do angličtiny.¹

Systém překladu je plně automatický, na základě trénovacích dat paralelních (věty a jejich překlady) a jednojazyčného souboru textů na cílové straně (tzv. jazykového modelu, který charakterizuje „jak pěkná je navržená věta v cílovém jazyce“) systém pro dané testovací věty najde nejlepší dostupnou hypotézu překladu.

Ve svých experimentech jsem systém používal jako černou skříňku a manipuloval pouze s množstvím a tvarem trénovacích dat a jazykového modelu.

¹Je třeba poznamenat, že způsob, jakým byl PCEDT vytvořen, mírně usnadňuje překlad v uvedeném směru. Trénovací texty pocházejí totiž původně z angličtiny a do češtiny byly přeloženy po jednotlivých větách. Je tedy možné, že jsou získané české věty stylem podobnější angličtině, než kdyby byl tentýž text napsán rovnou česky nebo překládán bez uvedeného omezení.

Pro vyhodnocování kvality různých získaných překladů jsem použil standardní metriku BLEU (Papineni et al., 2002). Metrika BLEU neumožňuje absolutní srovnání kvality překladu mezi různými jazyky a různými systémy (pokud není experiment proveden s přesně identickými referenčními překlady a ideálně identickou implementací metriky). Je však dobře možné porovnat mezi sebou přínos dílčích zlepšení jednoho systému.

3.1 Přehled o provedených experimentech, výsledky

Provedené experimenty zahrnují volbu algoritmu konstrukce zarovnání trénovacích vět po slovech (které slovo je překladem kterého, je-li dána dvojice věta a její překlad) a morfologické předzpracování trénovacích českých vět v paralelních datech. Ukázka různých variant zjednodušení od plné morfologické analýzy (lematizace) přes lematizaci a nahrazení singletonů (slov s jediným výskytem) symbolem vyjadřujícím pouze slovní druh až k prostému stemmingu (ponechání pouze prvních čtyř písmen z každého slova) je uvedena v obr. 5. Tabulka dokládá, jak významně morfologické předzpracování umožní zmenšit počet slovních tvarů a přiblížit tak tvarově velmi bohatou češtinu angličtině.

Vstup do automatického zarovnání po slovech		Počet slovních tvarů	
		CZ	EN
Formy	Produkce malých vozů se více než ztrojnásobila .	57k	31k
Stem4	Prod malý vozů se více než ztro .	17k	14k
Lem+Sing	produkce malý vůz se hodně než-2 UNK-verb .	15k	13k
Lemata	produkce malý vůz se hodně než-2 ztrojnásobit .	28k	25k

Obrázek 5: Varianty morfologického předzpracování českých trénovacích vět.

Dále jsem testoval přínos dodatečného objemu použitých trénovacích dat v několika formách (morfologicky nezpracovaný česko-anglický slovník, dodatečné paralelní texty ovšem mimo doménu překládaných textů, větší soubor jednojazyčných textů pro cílový jazykový model a kombinace).

Rovněž jsem implementoval a testoval novou metodu umělého zvětšování množství trénovacích dat na základě syntaktické struktury vět a testoval jsem rovněž možnost odděleného zpracování číselných výrazů pomocí pravidel. Podrobnosti lze nalézt v publikaci (Bojar, Matusov, and Ney, 2006).

Výsledky shrnuje tabulka 1, uspořádaná dle přínosu dané metody ke kvalitě překladu podle BLEU. Celkově se hodnoty BLEU pohybují v řádu 30 až 40, dosažená zlepšení tedy představují nejvýše 20 % absolutní hodnoty.

3.2 Diskuse

Jak je z tabulky 1 patrné, nejvýraznějšího zlepšení lze dosáhnout prostým přidáním trénovacích dat. Přitom platí, že je cennější získat dodatečná trénovací data třeba jen na cílové straně překladu (pro použití v jazykovém modelu), pokud jde o texty z dané tématické domény. Dodatečné paralelní texty kvalitě překladu nijak výrazně nepomohou, jsou-li z jiné tématické oblasti než překládané texty.

Experiment	Zlepšení skóre BLEU
přidání nepředzpracovaného slovníku	+0.2
pravidlové zpracování číselných výrazů	+0.5
umělé zvětšování trénovacích dat na základě syntaktické struktury	+0.5
dodatečné paralelní texty, použity i v jazykovém modelu	+0.7 až +1.7
morfologické předzpracování (stemming)	+1.0
oprava evidentních prohřešků proti referenčním překladům	+1.0 až +1.5
morfologické předzpracování (plná lemmatizace)	+1.5
vhodné zarovnání po slovech	+1.5 až +2.0
větší jazykový model v doméně	+2.1 až +3.4
ještě větší, ale obecný jazykový model	+4.6
dodatečné paralelní texty, ale jazykový model (větší) v doméně	+5.0 až +6.0

Tabulka 1: Souhrn dosažených zlepšení kvality překladu.

Nejvhodnější je oba zdroje nakombinovat: přidat paralelní texty i ze zcela jiné oblasti, ale v jazykovém modelu použít pouze texty z dané domény. Touto kombinací významně rozšíříme „slovní zásobu“ (tj. bohatost tabulky frází) systému, ale současně zajistíme, že výstupní věty budou pokud možno ctít styl formulací charakteristických pro danou doménu.

Dále výsledky dokládají, že morfologické předzpracování textu má význam. Při použití plné morfologické analýzy bylo dosaženo zlepšení o 1,5 bodu BLEU, při použití neporovnatelně primitivnější metody stemmingu (prosté smazání konce slova od pátého písmene dále) je ovšem zlepšení rovněž významné, 1,0 bodu BLEU. Užitečnost budování slovníku a algoritmů pro morfologickou analýzu nechci zpochybňovat, ačkoli srovnání přínosu této pracné metody s přínosem její velmi primitivní aproximace přirozeně tuto otázku navozuje.

Přidání nepředzpracovaného překladového slovníku nemá prakticky žádný kladný význam, protože slova v textech se vyskytují v jiných než základních tvarech.

Zejména deprimující je však výsledek dvou nejpracnějších metod: pravidlového zpracování číselných výrazů a umělého zvětšování trénovacích dat na základě syntaktické struktury. Obě metody přinesly zlepšení pouze 0,5 bodu BLEU, což představuje asi desetinu přínosu, jaký lze získat vhodným nakombinováním dodatečných trénovacích dat.

Výsledek pravidlového zpracování číselných výrazů dokládá, že nejpalcivější problémy současné úrovně statistického překladu jsou jinde, než v oblasti, kde by stačilo připsat několik jednoznačných ručních pravidel. Výsledek malého přínosu uměle dogenerovaných dat je pak dokladem toho, že prostý frázový přístup (systém sleduje, které dvojice až trojice slov se za sebou vyskytují) zachycuje již téměř stejné množství informace, jakého lze dosáhnout závislostní syntaktickou analýzou textu (při stejném objemu dat). Děje se tak zejména díky přirozené lokálnosti výrazů (co spolu gramaticky souvisí, to se ve větě také většinou vyskytne bezprostředně u sebe; viz též (Holan, 2003)). Jeden z hlavních argumentů podporujících požadavek překročení bezkontextovosti formální gramatiky tak tváří v tvář reálným datům ztrácí na významu.

Shrnutí provedených experimentů lze formulovat takto: největší slabina systémů statistického strojového překladu stále spočívá v nedostatku trénovacích dat. Při daném množství trénovacích dat lze dosáhnout zlepšení spíše nevýrazných. Jak naznačují pozorování autorů aktuálně nejlepšího systému strojového překladu (NIST evaluation²), ani při použití textů z celého webu se růst kvality překladu podle BLEU nezpomaluje více než logaritmicky (Och, 2005) a k efektu nasycení tedy zatím nedošlo. Výsledná kvalita překladu dosažená nejlepším systémem je však již vynikající a v praxi plně použitelná (odhlédneme-li od výpočetní náročnosti).

4 Zobecnění: Occamova břitva, automatická metrika a „zákon klesajícího zisku“

Princip Occamovy břitvy praví: nikdy nezaváděj rozlišení případů, které není pro vyřešení úlohy nutné. Náš modelový statistik ví, co je jeho úloha, ví (díky metrice), kdy je odpověď špatná, a tedy ví, zda musí nějakou distinkci do svého modelu přidat, aby chybovost nepřekročila přijatelnou mez. Modelový lingvista ví, že musí umět dobře vysvětlit. Má nebo nemá své vysvětlení rozvádět a distinkci přidávat? Má upřednostnit kratší popis, který ale není úplný? Modelový lingvista není povahou své práce veden k tomu, aby ctil princip Occamovy břitvy. Z určitého pohledu se dá dokonce říct, že modelový lingvista je veden k porušování principu Occamovy břitvy, protože neúplné/nepřesné vysvětlení přece není dobré vysvětlení. I v případě, že lingvista začne v určité chvíli upřednostňovat stručnost před přesností, bez předem definované úlohy a metriky těžko zvolí přesně potřebnou úroveň hrubosti popisu.

Hodnotící funkce (metrika) je nutnou podmínkou pro práci modelového statistika. Modelový lingvista metriku přímo nepotřebuje, stačí mu pocit uspokojení z pečlivě prostudovaného problému nebo ještě lépe z dobře předneseného vysvětlení a poučených posluchačů. Nelze se divit, že modelový statistik dosáhne při stejném úsilí kvalitnějšího (z hlediska kvality výstupu, tj. z hlediska metriky) strojového překladu dříve než modelový lingvista. Modelový lingvista svůj úspěch podle metriky totiž vůbec neposuzuje a spoustu času věnuje úkonům, které výsledek systému neovlivňují (např. příprava přednášek).

Je-li metrika navíc konstruována tak, aby nepotřebovala vstup od člověka, umožňuje provádět řádově větší množství experimentů za jednotku času. Statistik vybavený automatickou metrikou tak může po sebemenší úpravě systému poměrně zodpovědně posoudit, zda změna celkové úloze pomáhá a zda se daným směrem pustit dále, nebo zda změna spolehlivě zlepšení spíše nepřináší. Vývoj systému je tak mnohem lépe cílen na kvalitní výstup (soudě podle metriky).

V neposlední řadě zejména standardizovaná automatická metrika umožňuje spravedlivé srovnání systémů z různých pracovišť a tím podporuje konkurenční napětí a rychlejší vývoj.

„Zákon klesajícího zisku“ (law of diminishing returns) popisuje situaci, kdy úsilí investované do zlepšování systému přináší stále menší a menší zlepšení.

²http://www.nist.gov/speech/tests/mt/mt05eval_official_results_release_20050801_v3.html

Modelový statistik o existenci tohoto zákona dobře ví a umí jej pro svou práci využít: nejprve se věnuje takovým úpravám systému, která přinesou největší zlepšení (podle metriky). Od určitého bodu vývoje pak statistik ví, že další úsilí s tímto systémem se prostě nevyplatí a je třeba systém radikálně upravit. Modelový lingvista nemá pevnou metriku, takže si často ani nepovšimne, že investuje úsilí do neplodné (z hlediska přínosu v hodnotící funkci) oblasti.

Cílem předchozích odstavců v žádném případě nebylo znevážit význam teoretického lingvistického poznání. Snažil jsem se pouze upozornit na to, že lingvisté mohou mít vážné problémy aplikovat výsledky svého výzkumu v konkrétních úlohách. Na úloze strojového překladu se podle mých zkušeností ukazuje, že k jejímu řešení stačí relativně velmi málo lingvistických znalostí a že účelnější je soustředit se na technické aspekty úlohy. Lingvistický výzkum však vždy bude velmi cenným zdrojem inspirace pro statistické modelování.

5 Shrnutí

Popsal jsem výsledky svých pokusů a ilustroval na česko-anglických datech výhody statistického přístupu k úloze překladu. Striktní orientace na výsledek vede k uplatnění vhodnější metodiky výzkumu (je pečlivěji dbáno na zásadu Occamovy břitvy a postup je veden tak, aby „zákon klesajícího zisku“ zaútočil co nejpozději). Zároveň statistické metody vyžadují definovat automatickou metriku kvality výsledku, a ta na druhou stranu významně urychluje vývoj, neboť dává výzkumníkům obratem odpovědi, které postupy jsou nadějně a které méně. V neposlední řadě standardizovaná automatická metrika podporuje konkurenci mezi pracovišti. Pokládám za žádoucí podobné metodické postupy uplatňovat i na teoretičtěji zaměřeném poli výzkumů.

Literatura

- Bojar, Ondřej, Evgeny Matusov, and Hermann Ney. 2006. Czech-English Phrase-Based Machine Translation. In *FinTAL 2006*, volume LNAI, Turku, Finland, August. Springer. (in print).
- Čmejrek, Martin, Jan Cuřín, and Jiří Havelka. 2003. Czech-English Dependency-based Machine Translation. In *EACL 2003 Proceedings of the Conference*, pages 83–90. Association for Computational Linguistics, April.
- Čmejrek, Martin, Jan Cuřín, Jiří Havelka, Jan Hajič, and Vladislav Kuboň. 2004. Prague Czech-English Dependency Treebank: Syntactically Annotated Resources for Machine Translation. In *Proceedings of LREC 2004*, Lisbon, May 26–28.
- Germann, Ulrich. 2003. Greedy decoding for statistical machine translation in almost linear time. In *HLT-NAACL*.
- Hajič, Jan. 1987. RUSLAN: an MT system between closely related languages. In *Proceedings of the third conference on European chapter of the*

Zdrojový text:

Konsorcium soukromých investorů fungující jako LJH Funding Co. sdělilo, že dalo nabídku za 409 milionů dolarů v hotovosti na většinu holdingů v oblasti realit a nákupních center firmy L. J. Hooker Corp. Tato 409 milionová nabídka zahrnuje také odhadovaných 300 milionů dolarů v zaručených závazcích na tyto nemovitosti, jak uvádí nabízející strana. Skupinu vede Jay Shidler, výkonný ředitel Shidler Investment Corp. na Honolulu, a A. Boyd Simpson, výkonný ředitel Simpson Organization Inc. v Atlantě. Firma pana Shidlera se specializuje na investice do obchodních realit a chlubí se majetkem v hodnotě 1 miliardy dolarů; pan Simpson je developer a bývalý vedoucí pracovník ve firmě L. J. Hooker. "Aktiva jsou dobrá, ale vyžadují více peněz a řízení" než může L. J. Hooker v současné situaci nabídnout, řekl pan Simpson v jednom rozhovoru. "Filozofie firmy Hooker byla postavit a prodat. My chceme postavit a ponechat si. L. J. Hooker se sídlem v Atlantě funguje s ochranou proti svým věřitelům podle kapitoly 11 amerického zákona o bankrotu.

Výstup ze systému překladu:

The private investors working as LJH Funding Co. said it could offer for \$409 million in cash for most holdingů in the area real-estate and shopping-center firm L.J. Hooker Corp. The 409 million offer includes also an estimated \$300 million of secured obligations on those real estate, according union-bidder party. Leading Jay Shidler, executive director Shidler Investment Corp. to Honolulu, and A. Boyd Simpson, executive director of Simpson Organization Inc. in Atlanta. The firm Mr. Shidlera specializes in investment in commercial real-estate and boasts property \$1 billion ; Mr. Simpson is the developer and former executive at the company L.J. Hooker. "Assets are good, but require more money and manage " than can L.J. Hooker in the current situation offer, said Mr. Simpson in an interview ". Philosophy Hooker's was to build and sell. We want to build and maintain. L.J. Hooker, based in Atlanta works with protection against their creditors under Chapter 11 of the United States bankruptcy law.

Jeden ze čtyř referenčních překladů od profesionálního překladatele:

A group of private investors operating under the name LJH Funding Co. has announced that they have submitted a bid of \$409 million in cash for the majority of L.J. Hooker Corp. holdings in the field of real-estate and shopping centers. This offer of \$409 million also includes a estimated \$300 million in secured bonds of this real estate, claimed the bidder. The leaders of the group are Jay Shidler, executive director of Shidler Investment Corp. in Honolulu, and A.Boyd Simpson, executive director of Simpson Organization Inc. in Atlanta. Shidler's company specializes in investments in commercial real estate, and boasts assets of \$1 billion; Simpson is a developer and former chief executive of L.J. Hooker. "The assets are sound but they require more money and management" than L.J. Hooker can offer at present, said Simpson in an interview. Hooker's philosophy has been to build and sell. We want to build and keep. L.J. Hooker, based in Atlanta, is protected against its creditors pursuant to chapter 11 of the American bankruptcy act.

Obrázek 6: Ukázka kvality překladu při použití většího množství paralelních textů a většího jazykového modelu v doméně.

- Association for Computational Linguistics*, pages 113–117. Association for Computational Linguistics.
- Holan, Tomáš. 2003. K syntaktické analýze českých(!) vět. In *MIS 2003*. MATFYZPRESS, January 18–25, 2003.
- Koehn, Philipp, Franz Joseph Och, and Daniel Marcu. 2003. Statistical phrase based translation. In *Proceedings of the Joint Conference on Human Language Technologies and the Annual Meeting of the North American Chapter of the Association of Computational Linguistics (HLT/NAACL)*.
- Och, Franz Josef and Hermann Ney. 2003. A systematic comparison of various statistical alignment models. *Computational Linguistics*, 29(1):19–51.
- Och, Franz Joseph. 2005. Statistical Machine Translation: Foundations and Recent Advances. Tutorial at MT Summit 2005, September.
- Papineni, Kishore, Salim Roukos, Todd Ward, and Wei-Jing Zhu. 2002. BLEU: a Method for Automatic Evaluation of Machine Translation. In *ACL 2002, Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 311–318, Philadelphia, Pennsylvania.
- Sgall, Petr, Eva Hajičová, and Jarmila Panevová. 1986. *The Meaning of the Sentence and Its Semantic and Pragmatic Aspects*. Academia/Reidel Publishing Company, Prague, Czech Republic/Dordrecht, Netherlands.
- Zens, R., O. Bender, S. Hasan, S. Khadivi, E. Matusov, J. Xu, Y. Zhang, and H. Ney. 2005. The RWTH Phrase-based Statistical Machine Translation System. In *Proceedings of the International Workshop on Spoken Language Translation (IWSLT)*, pages 155–162, Pittsburgh, PA, October.