Univerzita Hradec Králové Fakulta informatiky a managementu

Semestrální projekt BIN

Bc. Adéla Leppeltová

Obsah

Nastavení cílů	3
Popis dat	3
Základní charakteristiky dat	4
Metodika procesu	5
Úpravy dat	5
Výběr modelu	5
Vyhodnocení výstupů	6
Model lineární regrese	6
Model C&R Tree	7
Model Random Forest	7
Model Neural Net	7
Kombinovaný model	ε
Vyhodnocení modelu vzhledem k cílům	8
Možná omezení a jejich řešení	8
7droje	g

Nastavení cílů

Cílem je provést predikci počtu půjčených kol na základě enviromentálních (počasí, teplota, pocitová teplota, vlhkost vzduchu a vítr) a časových proměnných (rok, roční období, měsíc, den v týdnu, pracovní den/víkend).

Popis dat

Dataset obsahuje dva soubory – hour.csv, který obsahuje počty vypůjčených kol za hodinu a day.csv, který obsahuje počty vypůjčených kol za den. Oba soubory dále obsahují enviromentální a časové proměnné. Pro práci byl vybrán pouze soubor hour.csv.

Odkaz na data: https://archive.ics.uci.edu/dataset/275/bike+sharing+dataset

Oba soubory (hour.csv, day.csv) obsahují následující sloupce, kromě atributu *hr*, který se nenachází v souboru day.csv,

instant: index záznamu

dteday: datum

season: roční období (1:jaro, 2:léto, 3:podzim, 4:zima)

yr: rok (0: 2011, 1:2012)mnth: měsíc (od 1 do 12)hr: hodina (od 0 do 23)

holiday: údaj, zda jsou prázdniny, nebo ne

weekday: den v týdnu

workingday: pokud den není víkend ani svátek, je hodnota 1, jinak je 0

weathersit : údaj o počasí

1: Jasno, částečně zataženo

- 2: Mlha + zataženo, mlha + roztrhaná oblačnost, mlha + pár mraků, mlha
- 3: Slabé sněžení, slabý déšť + bouřka + mlha, sněžení + mlha
- 4: Silný déšť + kroupy + bouřka + mlha, sněžení + mlha

temp: normalizovaná teplota ve stupních Celsia, hodnoty jsou rozděleny na 41

atemp: normalizovaná pocitová teplota ve stupních Celsia, hodnoty jsou rozděleny na 50

hum: normalizovaná vlhkost vzduchu, hodnoty jsou rozděleny na 100 **windspeed**: normalizovaná rychlost větru, hodnoty jsou rozděleny na 67

casual: počet občasných (neregistrovaných) uživatelů

registered: počet registrovaných uživatelů

cnt: celkový počet vypůjčených kol (registrovanými i neregistrovanými uživateli) (1)

	instant d	teday	season	yr	mnth	hr	holiday	weekday	workingday	weathersit	temp	atemp	hum	windspeed	casual	registered	cnt
1	1 20	011-01-01	1	0	1	0	0	6	0	1	0.240	0.288	0.810	0.000	3	13	16
2	2 20	011-01-01	1	0	1	1	0	6	0	1	0.220	0.273	0.800	0.000	8	32	40
3	3 20	011-01-01	1	0	1	2	0	6	0	1	0.220	0.273	0.800	0.000	5	27	32
4	4 20	011-01-01	1	0	1	3	0	6	0	1	0.240	0.288	0.750	0.000	3	10	13
5	5 20	011-01-01	1	0	1	4	0	6	0	1	0.240	0.288	0.750	0.000	0	1	. 1
6	6 20	011-01-01	1	0	1	5	0	6	0	2	0.240	0.258	0.750	0.090	0	1	1
7	7 20	011-01-01	1	0	1	6	0	6	0	1	0.220	0.273	0.800	0.000	2	0	2
8	8 20	011-01-01	1	0	1	7	0	6	0	1	0.200	0.258	0.860	0.000	1	2	. 3
9	9 20	011-01-01	1	0	1	8	0	6	0	1	0.240	0.288	0.750	0.000	1	7	8
10	10 20	011-01-01	1	0	1	9	0	6	0	1	0.320	0.348	0.760	0.000	8	6	14

Obrázek 1: Náhled dat

Základní charakteristiky dat

Celkový počet záznamů v souboru hour.csv je 17 379. Soubor neobsahuje chybějící ani nulové hodnoty. Některé proměnné mají odlehlé hodnoty, jejich konkrétní počty jsou vyobrazeny v obrázku 3.

Field -	Sample Graph	Measurement	Min	Max	Mean	Std. Dev	Skewness	Unique	Valid
instant			1	17379	8690	5017.029	0		17379
dteday	╊╇╫┸ ┼ ╟┦╟┸┩┩┢╬	& Continuous	2011-01-01	2012-12-31					17379
		Continuous	1	4	2.502	1.107	-0.005		17379
⇔ yr			0	1	0.503	0.500	-0.010		17379
mnth			1	12	6.538	3.439	-0.009		17379
⇔ hr		Continuous	0	23	11.547	6.914	-0.011		17379
⇔ holiday			0	1	0.029	0.167	5.639		17379
⇔ weekday			0	6	3.004	2.006	-0.003		17379
⇔ workingday			0	1	0.683	0.465	-0.785		17379
weathersit		& Continuous	1	4	1.425	0.639	1.228		17379
temp 🌓		& Continuous	0.020	1.000	0.497	0.193	-0.006		17379
atemp			0.000	1.000	0.476	0.172	-0.090		17379
♠ hum		Continuous	0.000	1.000	0.627	0.193	-0.111		17379
windspeed		Continuous	0.000	0.851	0.190	0.122	0.575		17379
	MINO	Continuous	0	367	35.676	49.305	2.499		17379
□ registered		Continuous	0	886	153.787	151.357	1.558		17379
⇔ cnt		& Continuous	1	977	189.463	181.388	1.277		17379

Obrázek 2: Základní statistiky souboru hour.csv

Complete fields (%): 100 % Complete records (%): 100 %												
Field -	Measurement	Outliers	Extremes	Action	Impute Missing	Method	% Complete	Valid Records	Null Value	Empty String	White Space	Blank Value
instant		0	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
dteday		0	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
season		0	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
		0	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
mnth		0	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
◇ hr		0	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
		0	500	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
		0	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
		0	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
weathersit		3	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
temp		0	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
atemp		1	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
hum		22	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
windspeed		102	5	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
		411	56	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0
		371	0	None	Never	Fixed	100	17379		0	0	0
cnt		244	0	None	Never	Fixed	100	17379	0	0	0	0

Obrázek 3: Základní charakteristiky neupravených dat

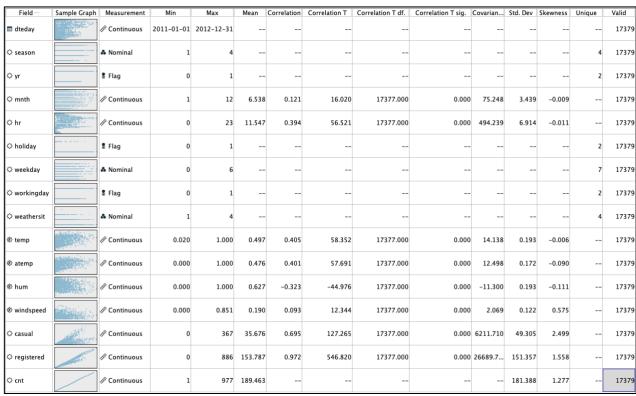
Metodika procesu

Úpravy dat

Po načtení dat byly data upraveny pomocí uzlu "Type". Aby nedošlo k chybné interpretaci proměnných byly proměnné season, weekday a weathersit převedeny na nominální typ. A proměnné yr, holiday a workingday byly převedeny na typ "Flag", obsahují pouze hodnoty 0 nebo 1.

Proměnné *temp*, *atemp*, *hum* a *windspeed* jsou již normalizovány, úpravy nebyly třeba. Ostatní proměnné byly ponechány v původním stavu.

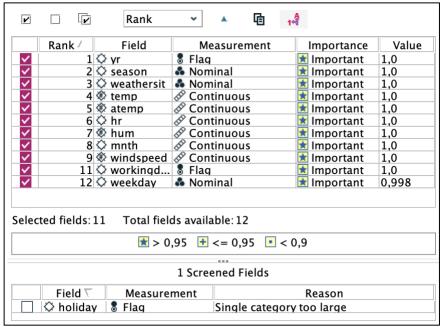
V tomto uzlu byla také určena cílová proměnná cnt.



Obrázek 4: Základní statistiky upravených dat

Výběr modelu

Před výběrem modelu byly data rozděleny na trénovací a testovací část v poměru 70:30. Dále byl proveden výběr příznaků (feature selection), kde jako cílová proměnná (target) byl zvolen celkový počet vypůjčených kol (proměnná *cnt*) a jako vstupní proměnné byly použity všechny zbylé proměnné (*season, yr, mnth, hr, holiday, weekday, workingday, weathersit, temp, atemp, hum, windspeed*) kromě těch, které přímo souvisely s cílovou proměnnou (casual, registered) a proměnné *instant* a *dteday*. Výstup je vyobrazen na následujícím obrázku.



Obrázek 5: Výstup výběru příznaků

Poté bylo pomocí uzlu Auto Numeric porovnáno více modelů. Nastavení proměnných bylo totožné s výstupem z předchozího kroku. Nejvyšší korelace (0,973) a nejnižší relativní chyby (0,053) dosáhl model Random Forest. Dobrých výsledků také dosáhly modely XGBoost Tree a Neural Net. Nejméně úspěšné byly modely CHAID a C&R Tree.

Pro další modelování byly vybrány modely lineární regrese, C&R Tree, Random Forest a Neural Net. Nastavení proměnných bylo totožné s výstupem z výběru příznaků. Sloučením jednotlivých modelů byl vytvořen kombinovaný model.

Vyhodnocení výstupů

Model lineární regrese

Tento model dosáhl na trénovací sadě korelace 0,628 a střední absolutní chyby (MAE) 105,31. Na testovací sadě dosáhl korelace 0,637 a MAE 104,845. V porovnání s ostatními modely se tento jeví jako nejméně úspěšný.

'Partition'	1_Training	2_Testing
Minimum Error	-339,66	-324,313
Maximum Error	649,478	624,964
Mean Error	-0,0	-0,287
Mean Absolute Error	105,31	104,845
Standard Deviation	140,991	140,118
Linear Correlation	0,628	0,637
Occurrences	12 204	5 175

Obrázek 6: Výsledky modelu lineární regrese

Model C&R Tree

Model C&R Tree na trénovací sadě dosáhl korelace 0,802 a MAE 72,24. Na testovací sadě dosáhl korelace 0,807 a MAE 71,964. V porovnání s ostatními modely je tento průměrný.

Comparing \$R-cnt with cnt		
'Partition'	1_Training	2_Testing
Minimum Error	-484,712	-484,712
Maximum Error	506,322	467,322
Mean Error	-0,361	-1,613
Mean Absolute Error	72,24	71,964
Standard Deviation	108,222	107,361
Linear Correlation	0,802	0,807
Occurrences	12 204	5 175

Obrázek 7: Výsledky modelu C&R Tree

Model Random Forest

Tento model se v porovnání s ostatními jeví jako nejúspěšnější. Na trénovací sadě dosáhl korelace 0,996 a MAE 9,872. Na testovací sadě dosáhl korelace 0,973 a MAE 25,523.

Comparing \$RL-cnt with cnt		
'Partition'	1_Training	2_Testing
Minimum Error	-151,35	-513,78
Maximum Error	174,87	309,08
Mean Error	-0,488	-1,413
Mean Absolute Error	9,872	25,523
Standard Deviation	16,532	41,856
Linear Correlation	0,996	0,973
Occurrences	12 204	5 175

Obrázek 8: Výsledky modelu Random Forest

Model Neural Net

Model Neural Net na trénovací sadě dosáhl korelace 0,904 a MAE 53,745. Na testovací sadě dosáhl korelace 0,906 a MAE 54,023. V porovnání s ostatními je model Neural Net třetí nejúspěšnější.

□ Co	omparing \$N-cnt with cnt		
	'Partition'	1_Training	2_Testing
	Minimum Error	-385,608	-368,073
	Maximum Error	500,487	401,294
	Mean Error	-2,502	-4,186
	Mean Absolute Error	53,745	54,023
	Standard Deviation	77,358	76,888
	Linear Correlation	0,904	0,906
	Occurrences	12 204	5 175

Obrázek 9: Výsledky modelu Neural Net

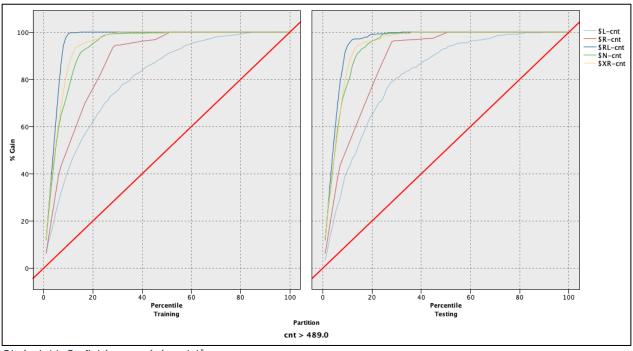
Kombinovaný model

Kombinovaný model ve srovnání s ostatními se jeví jako druhý nejúspěšnější, na trénovací sadě dosáhl korelace 0,932 a MAE 50,451. Na testovací sadě dosáhl korelace 0,925 a MAE 52,659.

□ Co	Comparing \$XR-cnt with cnt						
	'Partition'	1_Training	2_Testing				
	Minimum Error	-270,651	-308,41				
	Maximum Error	399,054	387,346				
	Mean Error	-0,838	-1,875				
i	Mean Absolute Error	50,451	52,659				
	Standard Deviation	72,757	75,299				
	Linear Correlation	0,932	0,925				
	Occurrences	12 204	5 175				

Obrázek 10: Výsledky kombinovaného modelu

V grafickém porovnání všech modelů je patrné, že model Random Forest je nejúspěšnější., naopak model lineární regrese si vedl nejhůře.



Obrázek 11: Grafické porovnání modelů

Vyhodnocení modelu vzhledem k cílům

Modely úspěšně predikují počty půjčených kol na základě zvolených proměnných. Nejúspěšnějšími byl model Random Forest a kombinovaný model, oba dosáhly vysoké úspěšnosti. Lze tedy stanovit, že cíl práce byl naplněn.

Možná omezení a jejich řešení

Jedním z možných omezení je, že není zohledněna situace, kdy kola nebyla ve stanicích dostupná. Nižší počty půjčených kol nemusí odrážet skutečnou poptávku. Přidání dat

o dostupnosti kol v jednotlivých stanicích by mohlo zlepšit přesnost predikce a dále také přispět k optimalizaci rozmístění kol.

Další zajímavé poznatky by mohlo přinést přidání proměnných sledující jednotlivá kola (například počet vypůjčení, ujetá vzdálenost, průměrná rychlost). Pomocí těchto informací by bylo možné predikovat servis kola.

Zdroje

1. **Fanaee-T, H.** Bike Sharing [Dataset]. *UCI Machine Learning Repository*. [Online] 2013. https://doi.org/10.24432/C5W894.