# WUM PD6

Wojciech Celej

### 1. Załadowanie danych, budowa modelu

```
# Załadowanie danych
data <- read_dta("HCMST 2017 fresh sample for public sharing draft v1.1.dta")
features <- c("time_from_rel_to_cohab",</pre>
              "w6_q24_length",
              "hcm2017q24_church",
               "hcm2017q24 btwn I sig other", "S1")
train df <- data %>%
  select(features) %>%
  mutate(hcm2017q24_church = as.numeric(hcm2017q24_church),
         hcm2017q24_btwn_I_sig_other = as.numeric(hcm2017q24_btwn_I_sig_other),
         S1 = as.numeric(S1-1)) \%>\%
  na.omit() %>%
  unique() %>%
  as.data.frame()
X_train <- as.matrix(select(train_df, -S1))</pre>
y_train <- pull(train_df, S1)</pre>
# Dobór nrounds metodą CV
params = list("objective" = "binary:logistic",
              "eta" = 0.05,
              \max depth'' = 4
# dtrain <- xgb.DMatrix(data = X_train, label = y_train)
#
# cv <- xgb.cv(params = params,
               data = dtrain,
#
               nrounds = 200,
#
               nfold = 5,
#
               showsd = TRUE,
#
               eval_metric = "auc",
#
               print_every_n = 5,
#
               early_stopping_rounds = 20)
# print(cv$best_iteration)
nrounds <- 40
xgb_model <- xgboost(data = X_train,</pre>
                      label = y_train,
                      params = params,
                      nrounds = nrounds,
                      verbose = 0)
```

```
## AUC modelu dla zbioru uczącego

y_pred <- predict(xgb_model, X_train)
auc <- performance(prediction(y_pred, y_train), measure = "auc")
auc@y.values

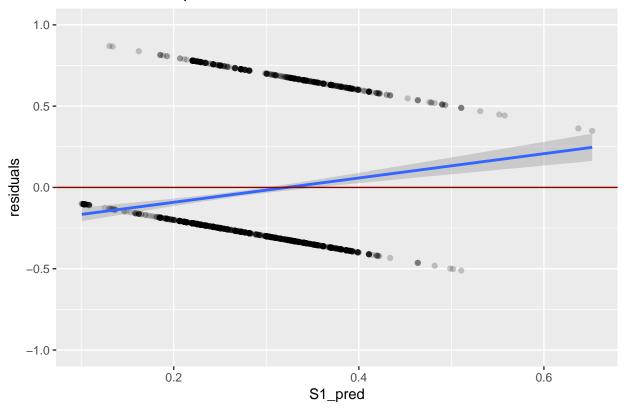
## [[1]]
## [1] 0.6923084</pre>
```

#### 2. Wyznaczenie reszt na zbiorze uczącym

### 3. Zależność między resztą a wynikiem modelu

```
plot_residuals(train_df_ext, "S1_pred", "residuals")
```

## residuals vs S1\_pred

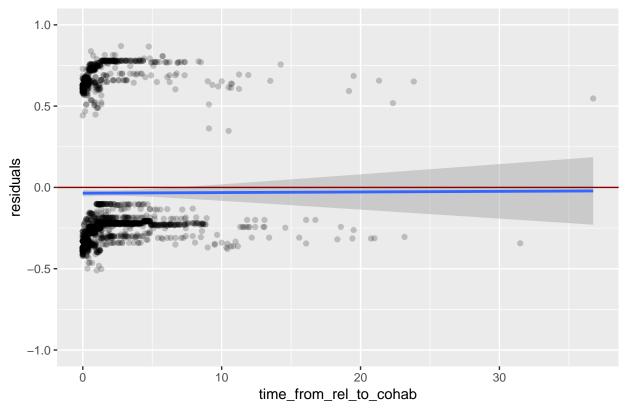


Krzywa lokalnego trendu różni się od funkcji stale równej 0 - jest rosnąca. Jest to zgodne z intuicją - obserwacji z wartościami predykcji mniejszymi od 0.5 i należącymi do klasy 0 (wartość residuals <= 0) powinno być więcej niż tych należących do klasy 1. Z kolei obserwacji z wartościami predykcji nie mniejszymi od 0.5 i należącymi do klasy 1 (wartość residuals >= 0) powinno być więcj niż tych z klasy 0, co powoduje trend rosnący.

### 4. Zależność między reszą a wybranymi zmiennymi zależnymi

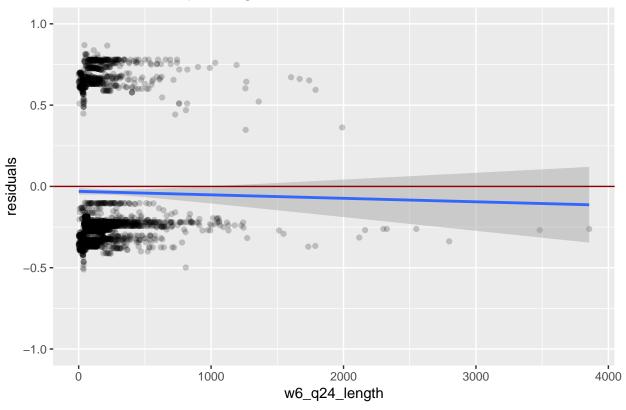
plot\_residuals(train\_df\_ext, "time\_from\_rel\_to\_cohab", "residuals")

residuals vs time\_from\_rel\_to\_cohab



plot\_residuals(train\_df\_ext, "w6\_q24\_length", "residuals")

### residuals vs w6\_q24\_length

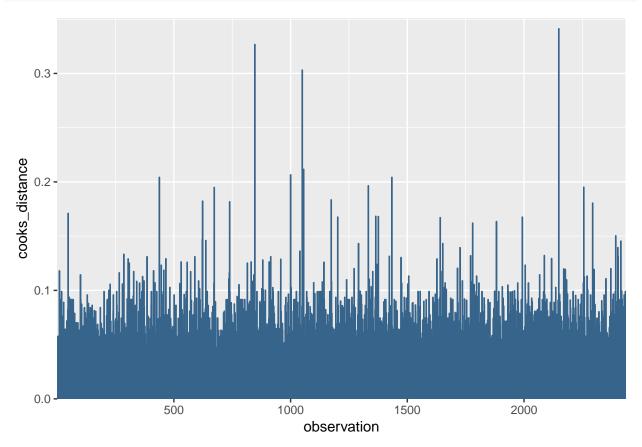


Krzywe lokalnego trendu w obu przypadkach nieznacznie różnią się od funkcji stale równej 0. W przypadku zmiennej w6\_q24\_length krzywa lokalnego trednu nieznacznie maleje, i dla dużych wartości x leży o ok. 0.1 poniżej 0, czyli przeszacowuje prawdopodobieństwo.

### 5. Obliczenie wartości Cooka dla obserwacji

```
cooks_dist <- numeric(nrow(X_train))</pre>
for (i in seq(nrow(X_train))) {
  X_train_mod <- X_train[-i,]</pre>
  y_train_mod <- y_train[-i]</pre>
  xgb_model_mod <- xgboost(data = X_train_mod,</pre>
                             label = y_train_mod,
                             params = params,
                             nrounds = nrounds,
                             verbose = 0)
  y_pred_mod <- predict(xgb_model_mod, X_train_mod)</pre>
  cooks_dist[i] <- sum((y_pred[-i] - y_pred_mod)^2)</pre>
train_df_ext <- train_df_ext %>%
  mutate(cooks_distance = cooks_dist)
ggplot(data = train_df_ext, aes(x = seq(nrow(train_df_ext)), y = cooks_distance)) +
  geom_bar(width = 1, stat = "identity", color = "steelblue4") +
  labs(x = "observation") +
```

```
scale_x_continuous(expand = expand_scale(add = c(0, 0))) +
scale_y_continuous(expand = expand_scale(add = c(0, 0.01))) +
theme_grey()
```



Obserwacja z największą wartością Cooka

max\_cooks\_dist <- train\_df\_ext[which.max(train\_df\_ext[["cooks\_distance"]]),]
kable(max\_cooks\_dist)</pre>

	time_from_rel_to_cohab	$w6\_q24\_length$	hcm2017q24_church	$hcm2017q24\_btwn\_I\_sig\_other$	S1	S1_
2149	0.083374	1604	0	0	1	0.328