

Lista 1

Mikołaj Langner, Marcin Kostrzewa
255716, 255749

31.3.2021

1 Wstęp

W niniejszym sprawozdaniu będziemy się zajmować danymi dotyczącymi klientów pewnej sieci telefonii komórkowej. Naszym zadaniem będzie odkrycie zależności między zmiennymi, które mogą mieć wpływ na rezygnację klientów z oferty (churn analysis).

2 Wczytanie i identyfikacja danych

Wczytajmy dane z pliku i przeprowadźmy ich wstępna analizę i obróbkę:

```
df <- read.csv('churn.txt', stringsAsFactors = TRUE)
```

- Poznajmy rozmiar naszych danych:

```
dim(df)  
  
## [1] 3333 21
```

— jest 21 zmiennych i 3333 obserwacji;

- Sprawdźmy typy zmiennych:

Tabela 1: Typy zmiennych

	State	Account.Length	Area.Code	Phone	Int.l.Plan	VMail.Plan	VMail.Message	Day.Mins	Day.Calls	Day.Charge	Eve.Mins
Typ zmiennej	factor	integer	integer	factor	factor	factor	integer	numeric	integer	numeric	numeric

	Eve.Calls	Eve.Charge	Night.Mins	Night.Calls	Night.Charge	Intl.Mins	Intl.Calls	Intl.Charge	CustServ.Calls	Churn.
Typ zmiennej	integer	numeric	numeric	integer	numeric	numeric	integer	numeric	integer	factor

Zmienna `Area.Code` powinna być interpretowana jako zmienna jakościowa.

```
df$Area.Code <- as.factor(df$Area.Code)
```

- Sprawdźmy czy pojawiają się wartości brakujące:

```
sum(is.na(df))  
  
## [1] 0
```

— nie ma takich obserwacji.

- Usuńmy teraz kolumnę pełniąą rola identyfikatora (numer telefonu):

```
df <- subset(df, select=-Phone)
```

3 Wstępna analiza zmiennych i szukanie zależności

3.1 Wskaźniki sumaryczne

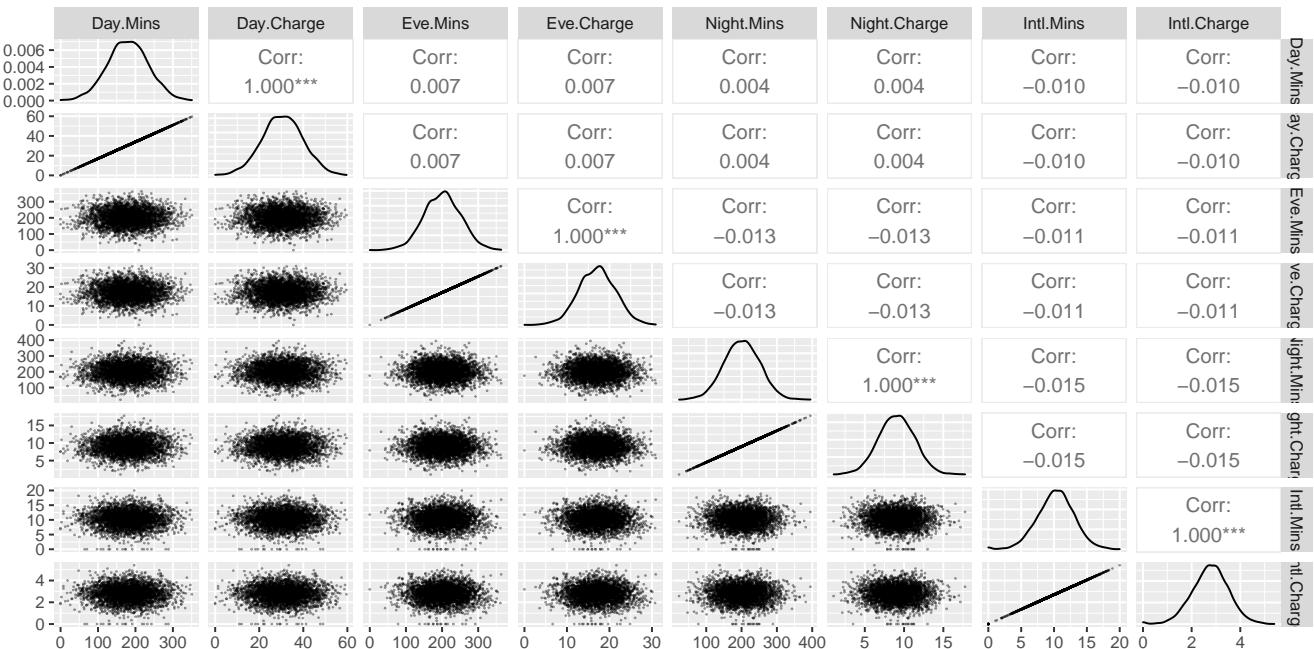
```
library(ggplot2)
library(GGally)
library(tidyr)
library(dplyr)
library(EnvStats)
library(DescTools)
```

Teraz podzielimy zmienne ze względu na ich typ (jakościowe — **factors**, ilościowe — **numerics**) oraz wykonamy kilka wykresów, które pomogą nam zauważać zależności i wybrać najistotniejsze pod względem naszej analizy atrybuty.

```
factors <- subset(df, select=sapply(df, is.factor))
numerics <- subset(df, select=sapply(df, function(x) !is.factor(x)))
```

Sprawdźmy zależności pomiędzy zmiennymi ciągłymi.

```
continuous <- subset(numerics, select=sapply(numerics, function(x) !is.integer(x)))
ggpairs(continuous,
        lower=list(continuous=wrap("points", alpha=.4, size=.01)))
```



Możemy zauważać, że zmienne z przyrostkami **.Mins** oraz **.Charge** są ze sobą idealnie skorelowane. Odrzućmy zatem od razu np. kolumny z **.Charge** dla ułatwienia dalszej analizy. Nie ma natomiast korelacji pomiędzy pozostałymi atrybutami.

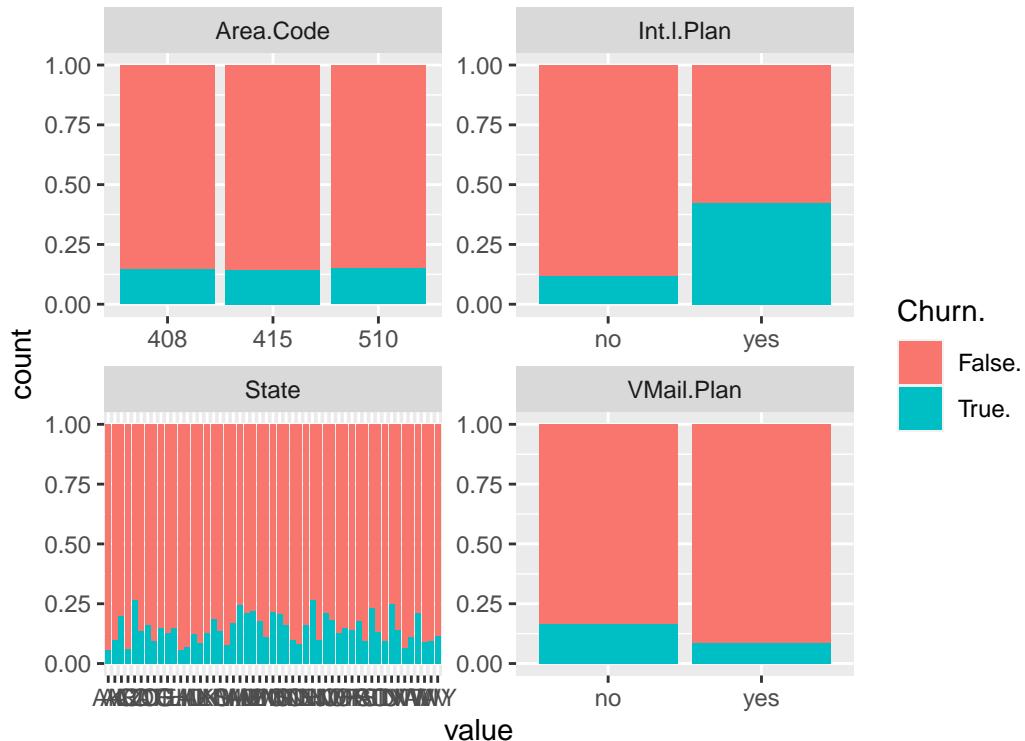
```
numerics <- subset(numerics, select=-c(Day.Charge, Eve.Charge, Night.Charge, Intl.Charge))
```

Wykonamy teraz wykresy zmiennych ilościowych, dzieląc klientów na dwie grupy:

- tych, którzy zrezygnowali — `Churn. == TRUE`,
- tych, którzy pozostali lojalni — `Churn. == FALSE`.

Poniżej znajdują się wykresy słupkowe dla danych jakościowych.

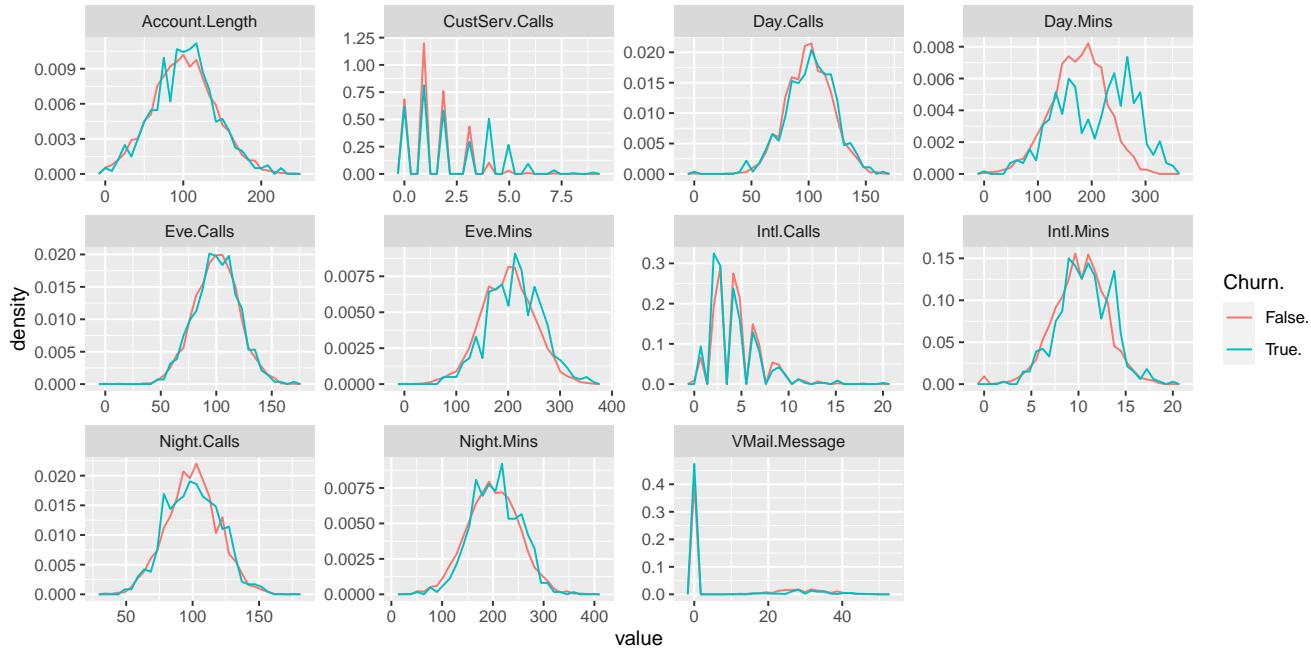
```
ggplot(gather(factors, "key", "value", -Churn.), aes(value, fill=Churn.)) +  
  geom_bar(position="fill") +  
  facet_wrap(~key, scales='free')
```



Możemy zauważyc, że osoby, które posiadały plan międzynarodowy, jak i te, które nie posiadały planu skrzynki głosowej, częściej rezygnowały z usług. Zmienne `Area.Code` i `State` nie wykazują żadnych istotnych różnic pomiędzy tymi grupami.

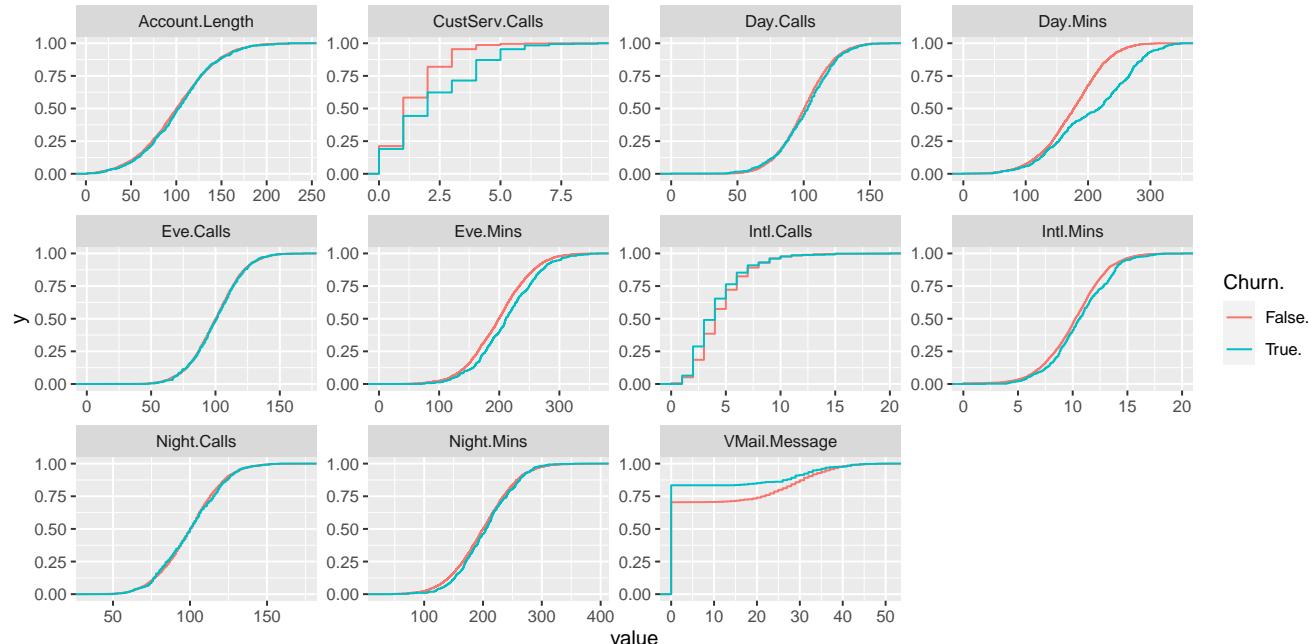
Poniżej znajdują się wykresy empirycznych gęstości.

```
ggplot(gather(numerics, "key", "value", -Churn.), aes(x=value, color=Churn.)) +  
  geom_freqpoly(aes(y=..density..), position="identity") +  
  facet_wrap(~key, scales='free')
```



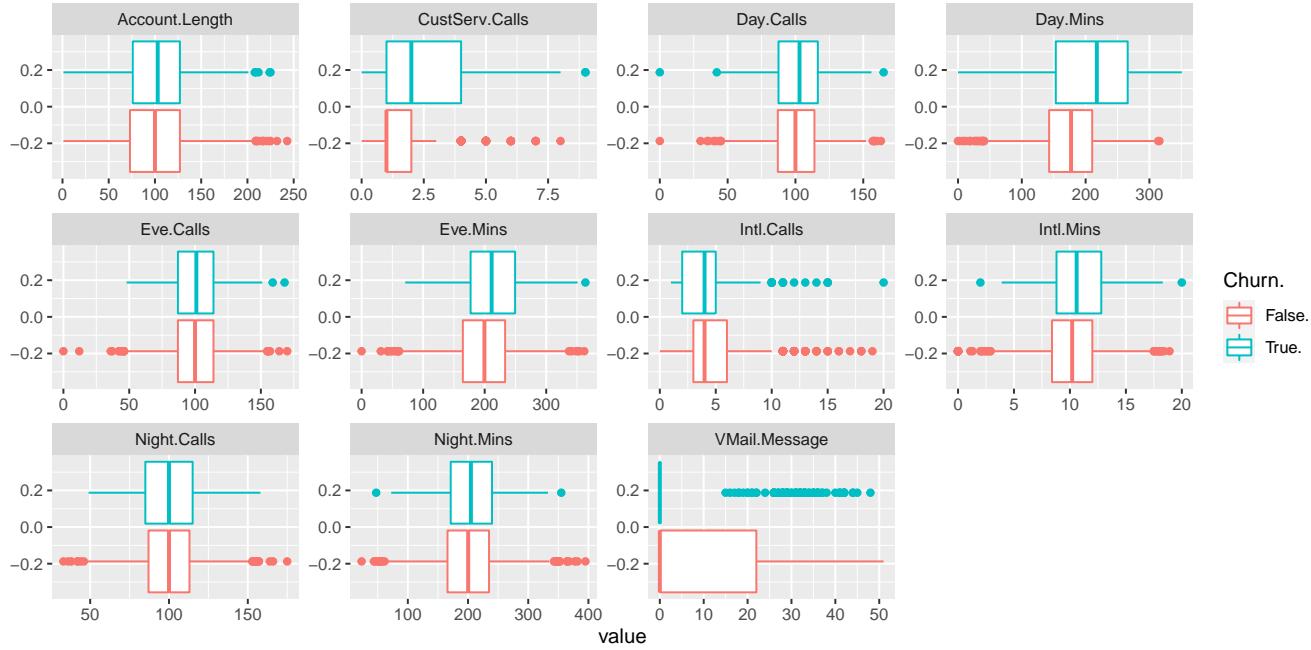
Stworzymy również wykresy empirycznych dystrybuant.

```
ggplot(gather(numerics, "key", "value", -Churn.), aes(value, color=Churn.)) +
  stat_ecdf() +
  facet_wrap(~key, scales='free')
```



Gołym okiem są widoczne różnice dla zmiennych: Day.Mins, CustServ.Calls, Eve.Mins. Poniżej generujemy wykresy pudełkowe.

```
ggplot(gather(numerics, "key", "value", -Churn.), aes(value, color=Churn.)) +
  geom_boxplot(aes(x=value)) +
  facet_wrap(~key, scales='free')
```



Ponownie, duże różnice uwidaczniają się dla zmiennych: **Day.Mins**, **CustServ.Calls**, **Eve.Mins**.

By wykryć, dla których zmiennych następują najważniejsze różnice pomiędzy klientami lojalnymi, a tymi którzy zrezygnowali z usług, posłużymy się również testem Kołmogorova-Smirnova.

Tabela poniżej zbiera wyniki przeprowadzonych testów statystycznych.

Tabela 2: Wyniki testu Kolmogorova-Smirnova

Zmienna	Account.Length	VMail.Message	Day.Mins	Day.Calls	Eve.Mins	Eve.Calls	Night.Mins	Night.Calls	Intl.Mins	Intl.Calls	CustServ.Calls
statistic	0.0389430	0.1298071	0.3172082	0.0556326	0.1166198	0.0192285	0.0551378	0.0401351	0.1007606	0.1054201	0.2404511
pvalue	0.5581609	0.0000018	0.0000000	0.1550801	0.0000264	0.9980118	0.1622501	0.5189055	0.0004560	0.0002062	0.0000000

Możemy zauważyc, że testy wykazują największe różnice (duża wartość zmiennej **statistic**, małe **pvalue**) w przypadku zmiennych: **CustServ.Calls**, **Day.Mins**, **Eve.Mins**, **VMail.Message**.

Po dogłębnym przeanalizowaniu wykresów i wyników testów Kołmogorova-Smirnova, zauważamy, że istotne dla naszej analizy są zmienne:

- ilościowych:
 - CustServ.Calls,
 - Day.Mins,
 - Eve.Mins,
 - VMail.Message;
- jakościowych
 - Int.l.Plan,
 - VMail.Plan

4 Analiza wybranych zmiennych

4.1 Analiza całosciowa

Skupmy się jedynie na wybranych zmiennych:

```
important <- subset(df, select=c(CustServ.Calls, Day.Mins, Eve.Mins, Int.l.Plan,
                                VMail.Plan, VMail.Message, Churn.))
```

Wyznaczmy dla nich wskaźniki sumaryczne.

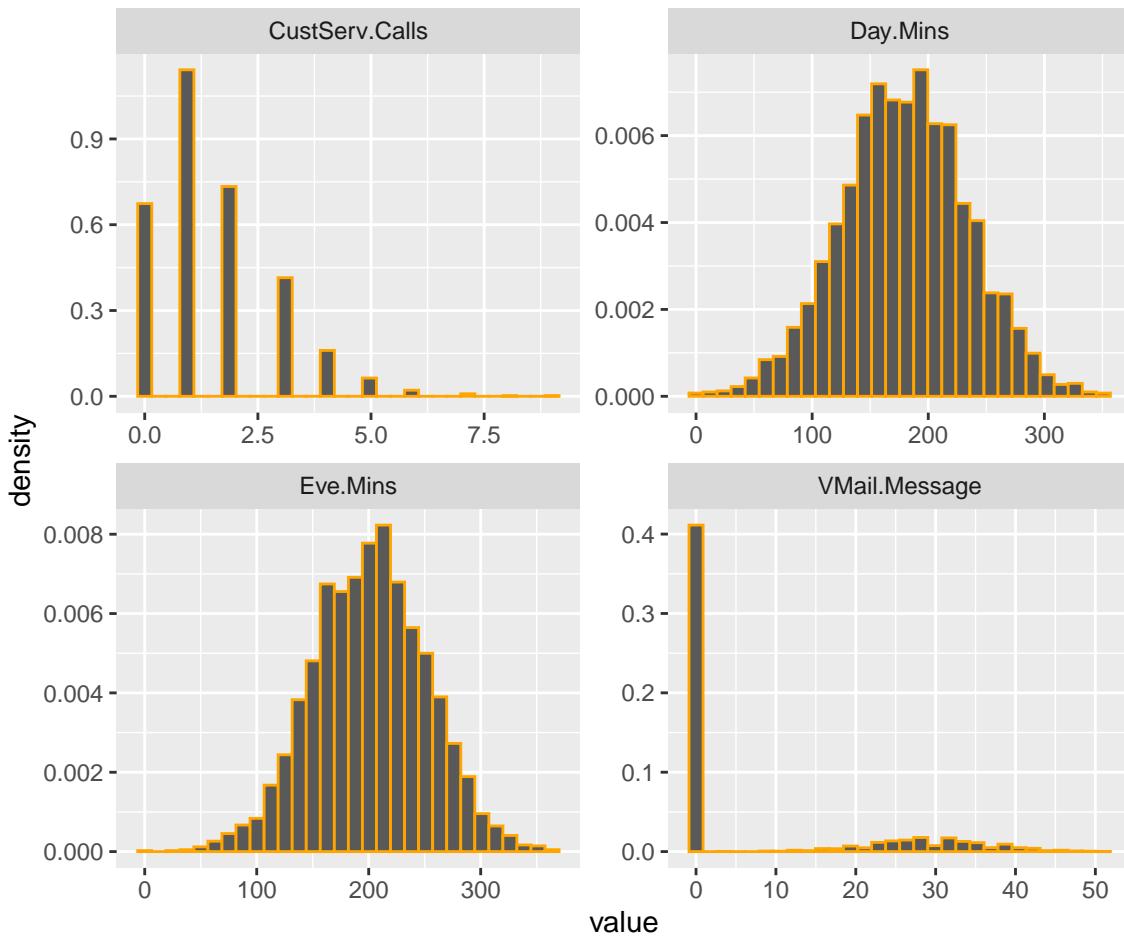
```
my_summary <- function(x) {
  statistics <- c(mean(x), quantile(x, 0.25), median(x), quantile(x, 0.75),
                 IQR(x), min(x), max(x), var(x), sd(x), sd(x) / mean(x),
                 kurtosis(x), skewness(x))
  names(statistics) <- c("Srednia", "Q1", "Mediana", "Q3", "IQR", "Min", "Max",
                         "Wariancja", "Odchylenie standardowe", "Wspolczynnik zmiennosci",
                         "Kurtoza", "Skosnosc")
  return(statistics)
}
```

Tabela 3: Wskazniki sumaryczne dla wybranych zmiennych

	Srednia	Q1	Mediana	Q3	IQR	Min	Max	Wariancja	Odchylenie standardowe	Wspolczynnik zmiennosci	Kurtoza	Skosnosc
CustServ.Calls	1.562856	1.0	1.0	2.0	1.0	0	9.0	1.730517	1.315491	0.841723	1.7309137	1.0913595
Day.Mins	179.775097	143.7	179.4	216.4	72.7	0	350.8	2966.696486	54.467389	0.3029752	-0.0199404	-0.0290771
Eve.Mins	200.980348	166.6	201.4	235.3	68.7	0	363.7	2571.894016	50.713844	0.2523324	0.0256298	-0.0238775
VMail.Message	8.099010	0.0	0.0	20.0	20.0	0	51.0	187.371347	13.688365	1.6901282	-0.0511285	1.2648236

Przedstawimy również wartości tych zmiennych na histogramach.

```
subset = subset(important, select=-c(Churn., Int.l.Plan, VMail.Plan))
ggplot(gather(subset, 'key', 'value'), aes(x=value)) +
  geom_histogram(aes(y=..density..), position="identity", color="orange") +
  facet_wrap(~key, scales='free')
```



Day.Mins i Eve.Mins mają rozkład symetryczny, natomiast pozostałe CustServ.Calls i VMail.Message mają rozkład prawostronnie skośny. Dodatkowo, te dwie zmienne charakteryzują się one dużą zmiennością.

Teraz przyjrzyjmy się bliżej wybranym zmiennym jakościowym poprzez tabele licznosci.

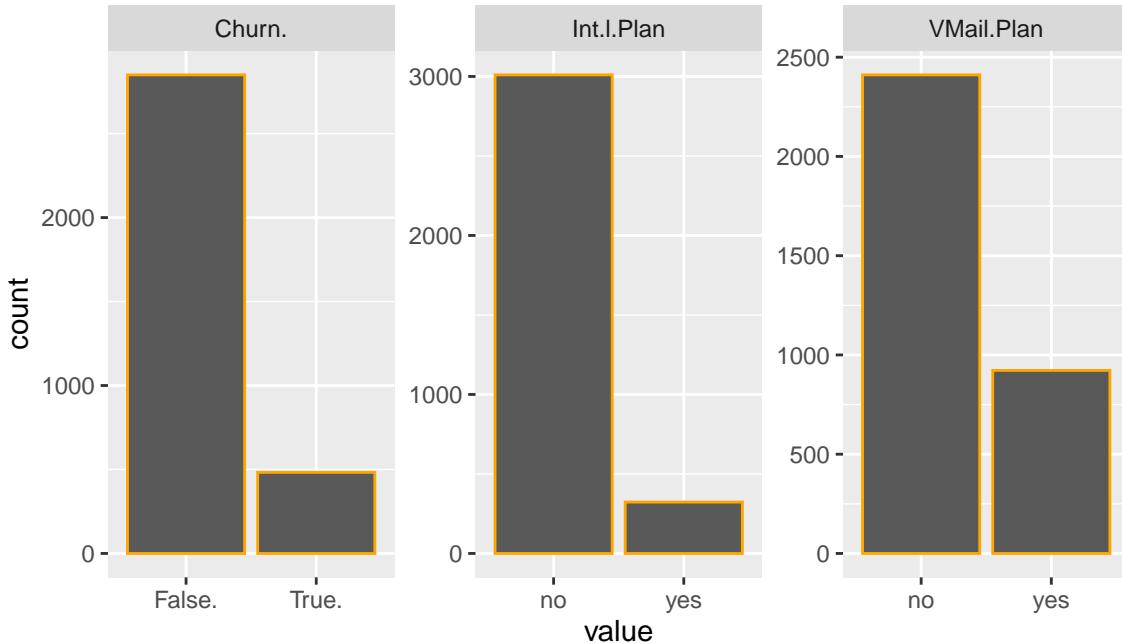
Churn	Count
False.	2850
True.	483

Int.l.Plan	Count
no	3010
yes	323

VMail.Plan	Count
no	2411
yes	922

Stworzymy dla tych zmiennych wykresy słupkowe.

```
ggplot(gather(important, "key", "value",
              -c(CustServ.Calls, Day.Mins, Eve.Mins, VMail.Message)), aes(value)) +
  geom_bar(position="dodge", color='orange') +
  facet_wrap(~key, scales='free')
```



Łatwo stwierdzić, że większość klientów była lojalna ($\approx 86\%$), nie miała wykupionego planu międzynarodowego ($\approx 90\%$) oraz nie miała dostępu do planu poczty głosowej ($\approx 72\%$).

4.2 Analiza wybranych zmiennych z podziałem na grupy

Poniższe tabele zawierają informacje o wartościach wskaźników sumarycznych dla zmiennych ilościowych, tym razem uwzględniają one podział klientów na grupy.

Tabela 4: Day.Mins

	Srednia	Q1	Mediana	Q3	IQR	Min	Max	Wariancja	Odchylenie standardowe	Wspolczynnik zmienności	Kurtoza	Skosnosc
False.	175.18	142.83	177.2	210.30	67.47	0	315.6	2518.2	50.18	0.29	0.00	-0.23
True.	206.91	153.25	217.6	265.95	112.70	0	350.8	4760.7	69.00	0.33	-0.81	-0.20

Tabela 5: Eve.Mins

	Srednia	Q1	Mediana	Q3	IQR	Min	Max	Wariancja	Odchylenie standardowe	Wspolczynnik zmienności	Kurtoza	Skosnosc
False.	199.04	164.5	199.6	233.20	68.70	0.0	361.8	2529.30	50.29	0.25	0.03	-0.04
True.	212.41	177.1	211.3	249.45	72.35	70.9	363.7	2675.88	51.73	0.24	-0.09	0.03

Tabela 6: CustServ.Calls

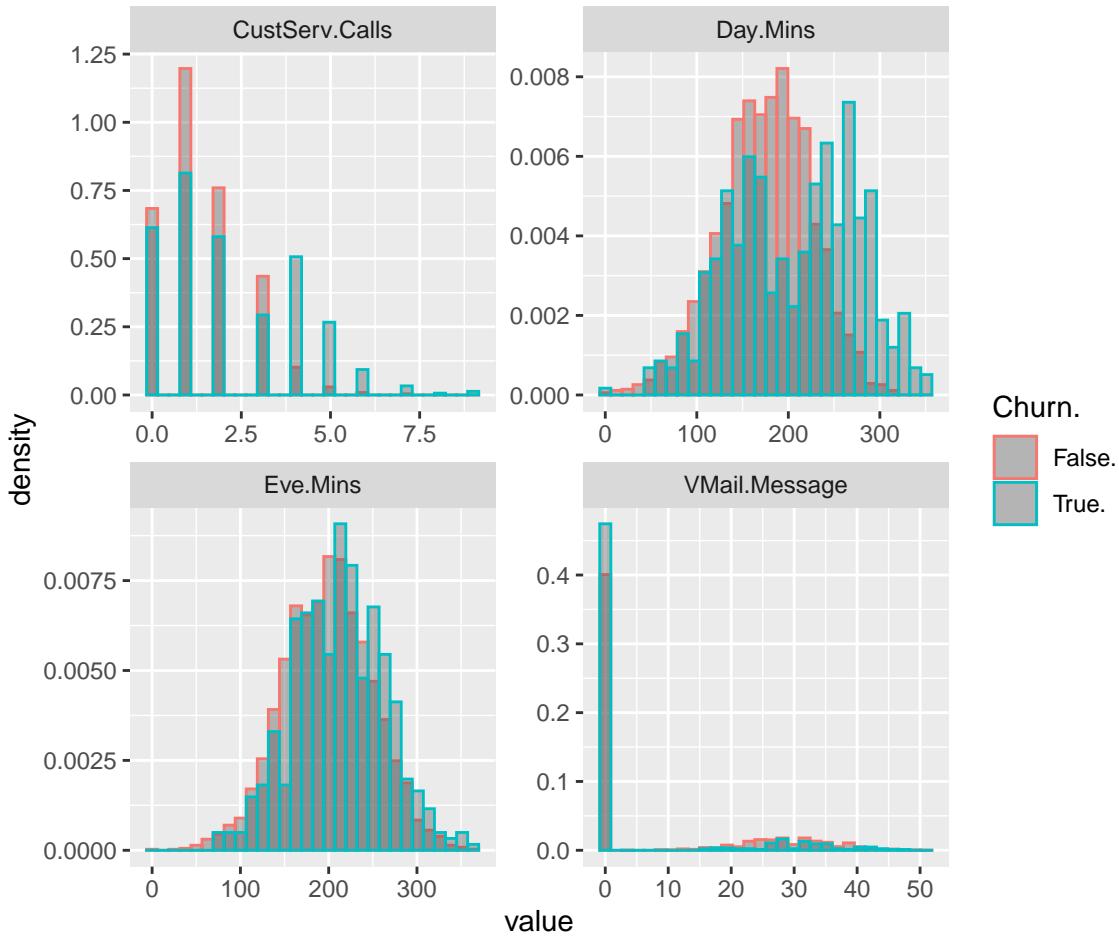
	Srednia	Q1	Mediana	Q3	IQR	Min	Max	Wariancja	Odchylenie standardowe	Wspolczynnik zmienności	Kurtoza	Skosnosc
False.	1.45	1	1	2	1	0	8	1.35	1.16	0.80	1.21	0.89
True.	2.23	1	2	4	3	0	9	3.43	1.85	0.83	-0.10	0.70

Tabela 7: VMail.Message

	Srednia	Q1	Median	Q3	IQR	Min	Max	Wariancja	Odchylenie standardowe	Wspolczynnik zmiennosci	Kurtoza	Skosnosc
False.	8.60	0	0	22	22	0	51	193.58	13.91	1.62	-0.29	1.17
True.	5.12	0	0	0	0	0	48	140.66	11.86	2.32	2.56	2.04

Dla `Churn.=True.` każda z powyższych zmiennych charakteryzuje się wyższą średnią oraz medianą niż dla `Churn.=False..` Podobnie jak powyżej, przedstawimy wartości zmiennych, korzystając z histogramów. Tym razem uwzględniamy podział na grupy.

```
subset = subset(important, select=-c(Int.1.Plan, VMail.Plan))
ggplot(gather(subset, 'key', 'value', -Churn.), aes(x=value, color=Churn.)) +
  geom_histogram(aes(y=..density..), position="identity", alpha=0.4) +
  facet_wrap(~key, scales='free')
```



Zauważmy, że dla zmiennej `Day.Mins` charakterystyka rozkładu zależy od zmiennej grupującej. Dla `Churn=True.` otrzymujemy rozkład dwumodalny. Zmienna `Eve.Mins` dla `Churn.=True.` wykazuje natomiast większą wartość modalną. Dla pozostałych zmiennych nie zauważa się istotnych różnic w typie rozkładu.

Przyjrzymy się teraz zmiennym jakościowym po podziale na grupy, korzystając z tabel częstości.

Tabela 8: Int.l.Plan

	False.	True.
no	0.89	0.11
yes	0.58	0.42

Warto zauważyć, że wśród osób, które zrezygnowały z oferty sieci, odsetek tych, które przystąpiły do planu międzynarodowego, jest znacznie większy niż odsetek osób, które do niego nie przystąpiły.

Tabela 9: VMail.Plan

	False.	True.
no	0.83	0.17
yes	0.91	0.09

W przypadku tej zmiennej także można zauważyć, że wśród osób, które zrezygnowały z oferty sieci, odsetek osób, które nie przystąpiły do planu poczty głosowej jest większy od tego dla tych, którzy do tego planu przystąpiła.

Wykonamy także wykresy rozrzutu, przedstawiające zależności między zmiennymi ilościowymi.

```
subset = subset(important, select=-c(Int.l.Plan, VMail.Plan))
subset %>% ggpairs(., 
mapping = ggplot2::aes(color=Churn.),
columns=1:4,
lower=list(continuous=wrap("points", alpha=.4, size=.01)),
upper=list(continuous="blank"),
diag=list(continuous="blank"))
```



Dla powyższych zmiennych możemy zaobserwować formujące się klastry:

CustServ.Calls~Day.Mins Zauważalne dwa klastry dla dużych wartości **CustServ.Calls** oraz dla dużych wartości **Day.Mins** i małych wartości **CustServ.Calls**.

Day.Mins~Eve.Mins Klaster dla dużych wartości **Eve.Mins** oraz **Day.Mins**.

VMail.Message~Day.Mins Mniej istotny klaster dla dużych wartości **Day.Mins** i małych wartości **VMail.Message**.

5 Podsumowanie

5.1 Co wpływa na rezygnacje klientów?

Klienci

- którzy mieli wykupiony plan międzynarodowy, odchodziły częściej od tych, którzy tego planu nie posiadali,
- z planem poczty głosowej odchodziły rzadziej od tych, którzy tego planu nie wykupili,
- którzy częściej dzwoniли do biura obsługi klienta odchodziły częściej,
- którzy zużywali dużo minut w ciągu dnia oraz wieczorem również częściej rezygnowali z usług,
- którzy nie łączyli się często z biurem obsługi, ale wykorzystywali dużo minut w ciągu dnia również częściej odchodziły,
- nieposiadający wiadomości w skrzynce głosowej i wykorzystujący dużo minut w ciągu dnia odchodziły częściej.

5.2 Wnioski dla sieci telefonii

Należy

1. poprawić plan międzynarodowy,
2. doprowadzić do jak najszerszego dostępu do planu poczty głosowej wśród klientów,
3. poświęcać szczególną uwagę klientom, którzy wielokrotnie dzwonią do biura obsługi,
4. zmniejszyć koszta rozmów w dzień i wieczorem.