

Выбор аспекта в модальной конструкции: приходиться/прийтись + инфинитив

Садкова Елена

2024-06-03

Цели исследования:

- Определить, какие грамматические признаки влияют на выбор аспекта инфинитива в конструкции “приходиться/прийтись” + инфинитив.
- Проверить, являются ли эти признаки исключительно грамматическими или включают также другие.

Грамматические признаки, которые рассматриваются как возможно влияющие на выбор аспекта инфинитива:

1. Время модального глагола (Tense of the Modal Verb):

- Прошедшее время (Past).
- Непрошедшее время (Non-Past).

2. Позиция прямого объекта (Direct Object Position):

- Постпозиция (POST).
- Препозиция (PRE).
- Нейтральная позиция (NA).

3. Прямой объект (Direct Object):

- Существительное в единственном числе (SG).
- Существительное во множественном числе (PL).
- Местоимение (PRON).
- Отсутствие прямого объекта (NO).

4. Наличие дательного объекта (Dative Object):

- Да (YES).
- Нет (NO).

5. Модификатор (Modifier):

- Присутствие модификатора (CLAUSE, YES).
- Отсутствие модификатора (NO).

6. Отрицание (Negation):

- Присутствие отрицания (YES).
- Отсутствие отрицания (NO).

Гипотезы:

- H0: в конструкции “приходиться/прийтись” + инфинитив выбор аспекта инфинитива не определяется одним и/или набором из следующих грамматических признаков: время модального глагола, прямой объект и его позиция, наличие дательного объекта, модификатор и отрицание.
- H1: в конструкции “приходиться/прийтись” + инфинитив выбор аспекта инфинитива определяется одним и/или набором из следующих грамматических признаков: время модального глагола, прямой объект и его позиция, наличие дательного объекта, модификатор и отрицание.

Исходные данные:

1. Корпусные данные.

Источник: Национальный корпус русского языка (НКРЯ).

Размер датасета: 447 примеров.

Переменные:

- **Aspect of the Infinitive (ASPINF)**: аспект инфинитива (IPF - несовершенный, PF - совершенный).
- **Tense of the Modal Verb (TENSEPRI)**: время модального глагола (NON-PAST - непросроченное, PAST - прошедшее).
- **Direct Object (DO)**: прямой объект (NO - отсутствует прямой объект, PL - множественное число, PRON - местоимение, SG - единственное число).
- **Dative (DATIVE)**: наличие дательного объекта (YES - есть, NO - отсутствует).
- **Modifier (MODIFIER)**: наличие модификатора (CLAUSE - предложение (клаузула), NO - отсутствует, YES - есть).
- **Negation (NEGATION)**: наличие отрицания (YES - есть, NO - отсутствует).
- **Direct Object Position (ORDER)**: позиция прямого объекта (NO - отсутствует, POST - постпозиция, PRE - препозиция).

2. Данные из опросника.

Источник: опрос носителей русского языка от Roma Tre University - Sapienza University of Rome.

Количество участников: 110.

Переменные:

- **Answer**: ответ респондента (N - Невозможно, D - Допустимо, O - Отлично).
- **Person ID**: уникальный идентификатор участника. Например, A, B, BB.
- **Direct Object (DO)**: прямой объект (S - шаг, V - вид, VB - выбор).*
- **Original Aspect (ORASP)**: оригинальный аспект инфинитива (IPF - несовершенный, PF - совершенный).
- **Matches Original (MATCHOR)**: соответствует ли пример оригиналу (YES - соответствует, NO - не соответствует).
- **Aspect of приходится/прийтись (ASPPRI)**: аспект модального глагола (IPF - несовершенный, PF - совершенный).

*Шаг - моментальное и завершённое действие. Вид - двойственная природа действия, которое может быть как продолжающимся, так и завершённым. Выбор - возможность длительного принятия решения или завершённого выбора.

Описательная статистика распределений в данных и визуализации

1. Корпусные данные

График демонстрирует распределение аспектов инфинитива (IPF - несовершенный, PF - совершенный) в зависимости от двух переменных: позиции прямого объекта (ORDER) и времени модального глагола (TENSEPRI). График использует столбчатую диаграмму для представления количества каждого аспекта инфинитива для различных значений этих переменных.

```
library(ggplot2)
library(tidyr)

file_path <- "C:/Users/          /OneDrive/Desktop/R          / /Database_Corpus.csv"
data <- read.csv(file_path, sep=";", fileEncoding = "UTF-8-BOM")

# Data conversion for use with facet_wrap
data_long <- data %>%
  gather(key="variable", value="value", TENSEPRI, ORDER)

# Creating graphs using facet_wrap
ggplot(data_long, aes(x=value, fill=ASPINF)) +
  geom_bar(position="dodge") +
  facet_wrap(~ variable, scales="free", ncol=2) +
  theme_minimal() +
  labs(
    title = "Distribution of aspects of the infinitive across different variables",
    x = "Values",
    y = "Count",
    fill = "The infinitive aspect"
  )
)
```

Distribution of aspects of the infinitive across different variables



Описание:

1. Позиция прямого объекта (ORDER):

- NO (Отсутствие прямого объекта) IPF(несовершенный): Минимальное количество, практически незначительное. PF(совершенный): Минимальное количество, практически незначительное.
- POST (Постпозиция) IPF(несовершенный): Около 140 случаев. PF(совершенный): Около 160 случаев. Вывод: Аспект PF слегка преобладает в случаях с постпозицией.
- PRE (Препозиция) IPF(несовершенный): Около 70 случаев. PF(совершенный): Около 30 случаев. Вывод: Аспект IPF более распространен, когда прямой объект стоит перед инфинитивом.

2. Время модального глагола (TENSEPRI)

- NON-PAST (Непрошедшее время) IPF(несовершенный): Около 120 случаев. PF(совершенный): Около 90 случаев. Вывод: Аспект IPF более распространен в непрошедшем времени.
- PAST (Прошедшее время) IPF(несовершенный): Около 120 случаев. PF(совершенный): Около 130 случаев. Вывод: Аспект PF слегка преобладает в прошедшем времени.

Полученные данные свидетельствуют о том, что на выбор аспекта инфинитива в конструкции “приходиться/прийтись” + инфинитив зависит от позиции прямого объекта (ORDER) и времени модального глагола (TENSEPRI). В частности, аспект PF (совершенный) чаще встречается с прямыми объектами в постпозиции (ORDER-POST) и в контекстах прошедшего времени (PAST), в то время как аспект IPF (несовершенный) чаще встречается с прямыми объектами в препозиции (ORDER-PRE) и в контекстах непрошедшего времени (NON-PAST).

2. Данные из опросника

График состоит из трех отдельных визуализаций, каждая из которых показывает распределение аспектов инфинитива (IPF - несовершенный, PF - совершенный) в зависимости от различных переменных: соответствие оригиналу (MATCHOR), аспект модального глагола (ASPPRI) и прямой объект (DO). График использует столбчатую диаграмму для представления количества каждого уровня приемлемости для различных значений этих переменных.

```
library(gridExtra)
library(ggplot2)

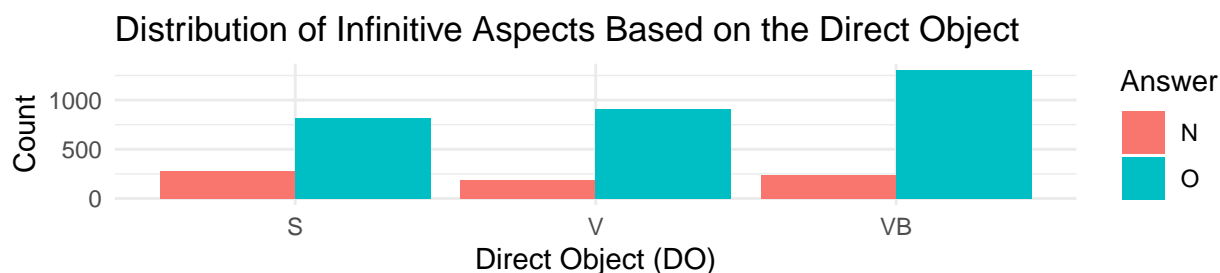
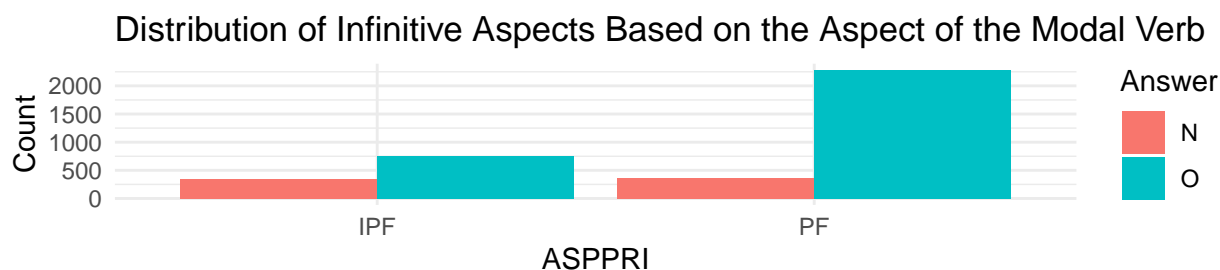
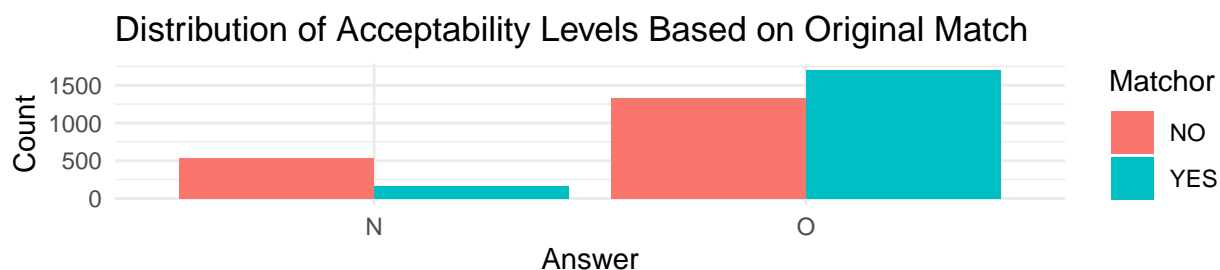
survey_file_path <- "C:/Users/      /OneDrive/Desktop/R      /      /Database_Questionnaire.csv"
survey_data <- read.csv(survey_file_path, sep=";", fileEncoding = "UTF-8-BOM")

# Visualization of the distribution of the acceptance level depending on the compliance with the origin
p1 <- ggplot(survey_data, aes(x=ANSWER, fill=MATCHOR)) +
  geom_bar(position="dodge") +
  theme_minimal() +
  labs(
    title = "Distribution of Acceptability Levels Based on Original Match",
    x = "Answer",
    y = "Count",
    fill = "Matchor"
  )

# Visualization of the acceptability level distribution based on the aspect of the modal verb
p2 <- ggplot(survey_data, aes(x=ASPPRI, fill=ANSWER)) +
  geom_bar(position="dodge") +
  theme_minimal() +
  labs(
    title = "Distribution of Infinitive Aspects Based on the Aspect of the Modal Verb",
    x = "ASPPRI",
    y = "Count",
    fill = "Answer"
  )

# Visualization of the acceptability level distribution based on the direct object
p3 <- ggplot(survey_data, aes(x=DO, fill=ANSWER)) +
  geom_bar(position="dodge") +
  theme_minimal() +
  labs(
    title = "Distribution of Infinitive Aspects Based on the Direct Object",
    x = "Direct Object (DO)",
    y = "Count",
    fill = "Answer"
  )

grid.arrange(p1, p2, p3, ncol=1)
```



Описание:

1. Соответствие оригиналу (Matchor)

- N (Невозможно) NO (Не соответствует): около 500 случаев. YES (Соответствует): около 100 случаев. Вывод: Примеры, не соответствующие оригиналу, значительно менее приемлемы.
- O (Отлично) NO (Не соответствует): около 600 случаев. YES (Соответствует): около 1500 случаев. Вывод: Примеры, соответствующие оригиналу, значительно более приемлемы.

2. Аспект модального глагола (ASPPRI)

- IPF (Несовершенный) N (Невозможно): около 300 случаев. O (Отлично): около 1200 случаев. Вывод: Несовершенный аспект встречается чаще, но распределение приемлемости довольно сбалансировано.
- PF (Совершенный) N (Невозможно): около 100 случаев. O (Отлично): около 2200 случаев. Вывод: Совершенный аспект значительно более приемлем по сравнению с несовершенным.

3. Прямой объект (DO)

- S (Шаг) N (Невозможно): около 100 случаев. O (Отлично): около 700 случаев. Вывод: Прямой объект “шаг” более приемлем, но встречается реже.
- V (Вид) N (Невозможно): около 50 случаев. O (Отлично): около 500 случаев. Вывод: Прямой объект “вид” имеет высокий уровень приемлемости.
- VB (Выбор) N (Невозможно): около 50 случаев. O (Отлично): около 1000 случаев. Вывод: Прямой объект “выбор” является наиболее приемлемым.

Данные свидетельствуют о том, что уровень приемлемости примеров (ANSWER) сильно зависит от соответствия оригиналу (MATCHOR), аспекта модального глагола (ASPPRI) и типа прямого объекта (DO). В частности, примеры, соответствующие оригиналу (MATCHOR-YES), более приемлемы, совершенный аспект модального глагола (ASPPRI-PF) предпочтителен, а прямой объект (DO) “выбор” (VB) является наиболее приемлемым среди рассмотренных вариантов.

Методы анализа и их применимости

1. НКРЯ

- Логистическая регрессия с stepwise regression

Логистическая регрессия была выбрана для анализа, поскольку она позволяет моделировать бинарную зависимую переменную (в данном случае аспект инфинитива (ASPINF) - несовершенный (IPF) или совершенный (PF)) в зависимости от набора независимых переменных (грамматических признаков). Пошаговый анализ (stepwise regression) проводит последовательное добавление и удаление переменных для оптимизации модели на основе критериев информационного критерия Акаике (AIC). Этот процесс направлен на улучшение модели путем исключения незначимых переменных и сохранения только тех, которые существенно влияют на зависимую переменную.

```
library(dplyr)

##
##           : 'dplyr'

##           'package:gridExtra':
##
##     combine

##           'package:stats':
##
##     filter, lag

##           'package:base':
##
##     intersect, setdiff, setequal, union

file_path <- "C:/Users/          /OneDrive/Desktop/R          / /Database_Corpus.csv"
data <- read.csv(file_path, sep=";", fileEncoding = "UTF-8-BOM")

# Converting columns to factor type
data <- data %>%
  mutate(
    ASPINF = factor(ASPINF, levels = c("IPF", "PF")),
    TENSEPRI = factor(TENSEPRI, levels = c("PAST", "NON-PAST")),
    DO = factor(DO, levels = c("NO", "SG", "PL", "PRON")),
    DATIVE = factor(DATIVE, levels = c("NO", "YES")),
    MODIFIER = factor(MODIFIER, levels = c("NO", "YES", "CLAUSE")),
    NEGATION = factor(NEGATION, levels = c("NO", "YES")),
    ORDER = factor(ORDER, levels = c("NO", "POST", "PRE"))
  )
```

```

# Removing rows with missing values
data <- na.omit(data)

# Building the full model
full_model <- glm(ASPINF ~ TENSEPRI + DO + DATIVE + MODIFIER + NEGATION + ORDER,
                  data = data,
                  family = binomial(link = "logit"))

# Applying stepwise analysis
step_model <- step(full_model, direction = "both")

```

```

## Start:  AIC=581.45
## ASPINF ~ TENSEPRI + DO + DATIVE + MODIFIER + NEGATION + ORDER
##
##           Df Deviance    AIC
## - DO       2   561.66 577.66
## - MODIFIER  2   562.64 578.64
## - TENSEPRI  1   561.74 579.74
## <none>      0   561.45 581.45
## - DATIVE    1   564.98 582.98
## - NEGATION  1   570.87 588.87
## - ORDER     1   579.86 597.86
##
## Step:  AIC=577.66
## ASPINF ~ TENSEPRI + DATIVE + MODIFIER + NEGATION + ORDER
##
##           Df Deviance    AIC
## - MODIFIER  2   562.89 574.89
## - TENSEPRI  1   561.95 575.95
## <none>      0   561.66 577.66
## - DATIVE    1   565.28 579.28
## + DO        2   561.45 581.45
## - NEGATION  1   571.11 585.11
## - ORDER     2   589.30 601.30
##
## Step:  AIC=574.89
## ASPINF ~ TENSEPRI + DATIVE + NEGATION + ORDER
##
##           Df Deviance    AIC
## - TENSEPRI  1   563.14 573.14
## <none>      0   562.89 574.89
## - DATIVE    1   566.17 576.17
## + MODIFIER  2   561.66 577.66
## + DO        2   562.64 578.64
## - NEGATION  1   572.02 582.02
## - ORDER     2   590.18 598.18
##
## Step:  AIC=573.14
## ASPINF ~ DATIVE + NEGATION + ORDER
##
##           Df Deviance    AIC
## <none>      0   563.14 573.14
## - DATIVE    1   566.57 574.57

```



```
## + TENSEPRI 1 562.89 574.89
## + MODIFIER 2 561.95 575.95
## + DO 2 562.86 576.86
## - NEGATION 1 572.07 580.07
## - ORDER 2 591.42 597.42
```

```
summary(step_model)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = ASPINF ~ DATIVE + NEGATION + ORDER, family = binomial(link = "logit"),
##      data = data)
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)   0.4626     0.4784   0.967  0.33363
## DATIVEYES      0.3795     0.2051   1.850  0.06429 .
## NEGATIONYES  -1.6928     0.6510  -2.600  0.00931 **
## ORDERPOST    -0.3130     0.4938  -0.634  0.52618
## ORDERPRE     -1.5411     0.5265  -2.927  0.00342 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
##      Null deviance: 607.11  on 437  degrees of freedom
## Residual deviance: 563.14  on 433  degrees of freedom
## AIC: 573.14
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

В результатах stepwise regression можно заметить, что модель выбрала переменные **DATIVE** (наличие дательного объекта), **NEGATION** (наличие отрицания) и **ORDER** (позиция прямого объекта) на основе их вклада в минимизацию AIC модели. Переменные **TENSEPRI**, **DO** и **MODIFIER** были исключены.

- **DATIVE-YES**: Наличие дательного объекта увеличивает вероятность выбора совершенного аспекта (PF). Это означает, что когда присутствует дательный объект, вероятность использования совершенного аспекта выше.
- **NEGATION-YES**: Наличие отрицания значительно уменьшает вероятность выбора совершенного аспекта (PF). Отрицание имеет сильное негативное влияние на выбор совершенного аспекта.
- **ORDER-PRE**: Препозиция прямого объекта значительно уменьшает вероятность выбора совершенного аспекта (PF). Прямой объект, стоящий перед инфинитивом, способствует выбору несовершенного аспекта (IPF).

Однако **ORDER-POST** (постпозиция прямого объекта) не оказывает значимого влияния на выбор аспекта, поскольку p-value равен 0.52618, что больше 0.05.

Таким образом, только переменные **DATIVE** (наличие дательного объекта), **NEGATION** (наличие отрицания) и **ORDER** (позиция прямого объекта) значимо влияют на выбор аспекта инфинитива в модальной конструкции “приходиться/притись” + инфинитив, что подтверждает гипотезу H1 о том, что выбор аспекта инфинитива определяется одним и/или набором из следующих грамматических признаков: время модального глагола, прямой объект и его позиция, наличие дательного объекта, модификатор и отрицание.

- CART-мечм

CART (Classification and Regression Trees) — это метод анализа данных, который позволяет создавать модели предсказания на основе древовидной структуры. Это удобный метод для интерпретации и визуализации сложных данных, особенно когда зависимая переменная категориальная, как в данном случае (аспект инфинитива - IPF или PF).

```
library(rpart)
library(rpart.plot)
library(party)

##           : grid

##           : mvtnorm

##           : modeltools

##           : stats4

##           : strucchange

##           : zoo

##
##           : 'zoo'

##           'package:base':
##
##           as.Date, as.Date.numeric

##           : sandwich

##
##           : 'party'

##           'package:dplyr':
##
##           where

# for estimating the importance of variables
if (!requireNamespace("caret", quietly = TRUE)) {
  install.packages("caret")
}
library(caret)

##           : lattice
```

```

file_path <- "C:/Users/      /OneDrive/Desktop/R      / /Database_Corpus.csv"
data <- read.csv(file_path, sep=";", fileEncoding = "UTF-8-BOM")

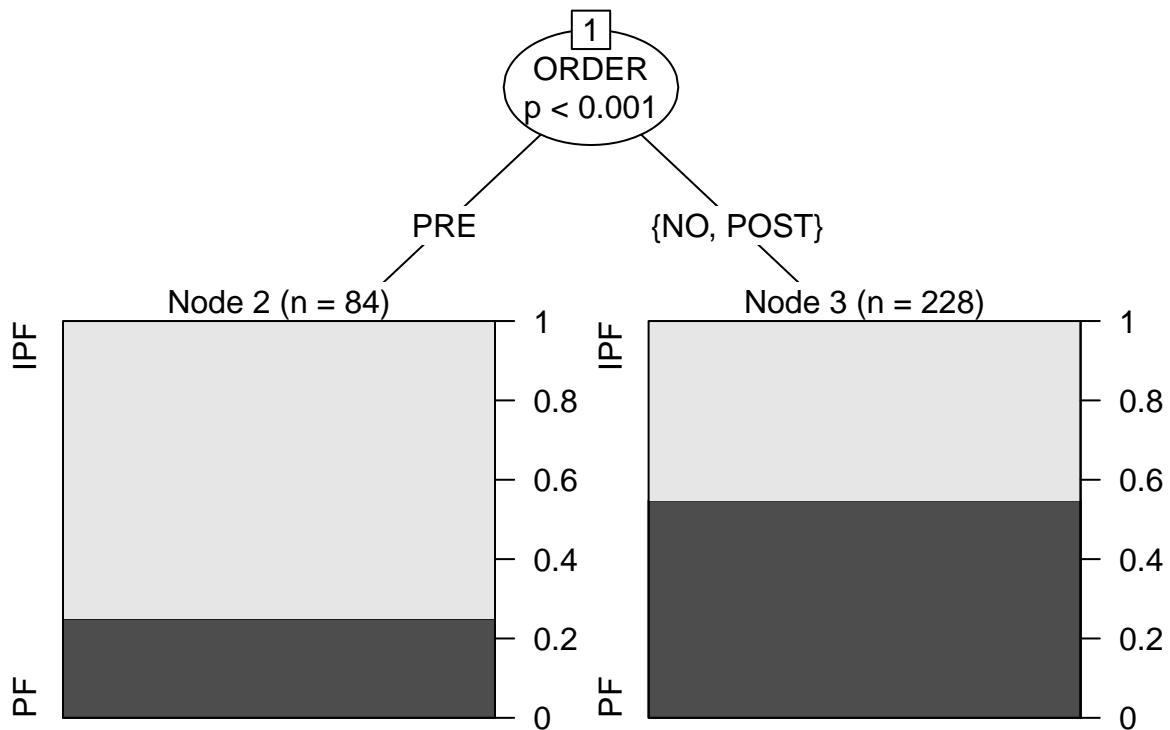
# Renaming columns for ease of use
names(data) <- gsub("\\.", "_", names(data))

# Data preparation: converting columns to factor type
data$ASPINF <- as.factor(data$ASPINF)
data$TENSEPRI <- as.factor(data$TENSEPRI)
data$DO <- as.factor(data$DO)
data$DATIVE <- as.factor(data$DATIVE)
data$MODIFIER <- as.factor(data$MODIFIER)
data$NEGATION <- as.factor(data$NEGATION)
data$ORDER <- as.factor(data$ORDER)

# Separation of data into training and test samples
set.seed(123) #
train_index <- sample(seq_len(nrow(data)), size = 0.7 * nrow(data))
train_data <- data[train_index, ]
test_data <- data[-train_index, ]

# Building a CART model using training data
dat.ctree <- ctree(ASPINF ~ TENSEPRI + DO + DATIVE + MODIFIER + NEGATION + ORDER, data = train_data)
plot(dat.ctree)

```



```

# Building models with different parameters
models <- list()
cp_values <- c(0.01, 0.05, 0.1)
minsplit_values <- c(10, 20, 30)

# Searching for different parameter values and building models
for (cp in cp_values) {
  for (minsplit in minsplit_values) {
    model_name <- paste("cp", cp, "minsplit", minsplit, sep="_")
    models[[model_name]] <- rpart(ASPINF ~ TENSEPRI + DO + DATIVE + MODIFIER + NEGATION + ORDER,
                                data = train_data,
                                method = "class",
                                control = rpart.control(minsplit = minsplit, cp = cp))
  }
}

# Estimation of models on test data
accuracy <- function(model, test_data) {
  preds <- predict(model, test_data, type = "class")
  mean(preds == test_data$ASPINF)
}

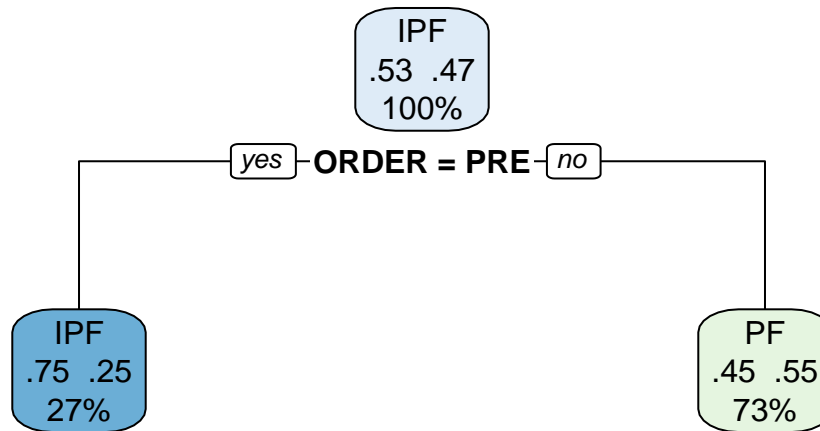
model_accuracies <- sapply(models, accuracy, test_data = test_data)

# Selecting the model with the best accuracy
best_model_name <- names(which.max(model_accuracies))
best_model <- models[[best_model_name]]

# Visualization of the best model
rpart.plot(best_model, main = "The Best Decision Tree for Infinitive Aspect", extra = 104)

```

The Best Decision Tree for Infinitive Aspect



```
# The importance of variables using the caret package
importance <- varImp(best_model, scale = FALSE)
print(importance)
```

```
##           Overall
## DATIVE      1.970742
## DO          5.009689
## NEGATION    2.652893
## ORDER      10.920378
## TENSEPRI    1.006305
## MODIFIER    0.000000
```

На основании результатов CART-теста можно сделать следующие выводы:

1. Позиция прямого объекта (ORDER) Переменная ORDER имеет наибольшее влияние, что подтверждается её значимостью в дереве решений и высоким значением (10.920378). p-value < 0.001: Это указывает на высокую статистическую значимость этой переменной.
2. Наличие прямого объекта (DO) и отрицание (NEGATION) DO: Важно учитывать тип прямого объекта, так как он значительно влияет на выбор аспекта (5.009689). NEGATION: Наличие отрицания также существенно влияет на выбор аспекта (2.652893).
3. Наличие дательного объекта (DATIVE) и время модального глагола (TENSEPRI) DATIVE: Хотя наличие дательного объекта оказывает влияние (1.970742), его значимость меньше по сравнению с ORDER (наличие прямого объекта) и DO (наличие прямого объекта). TENSEPRI: Время модального глагола имеет наименьшую значимость среди значимых переменных, что подтверждается его значением (1.006305).

4. Наличие модификатора (MODIFIER) MODIFIER: Модификатор не оказывает значимого влияния на выбор аспекта инфинитива, что подтверждается нулевым значением (0.000000).

Результаты CART: подчеркивают значимость переменной ORDER в выборе аспекта инфинитива. **ORDER (Позиция прямого объекта), DO (Наличие прямого объекта) и NEGATION (Наличие отрицания)** имеют значительное влияние на зависимую переменную, в то время как DATIVE (Наличие дательного объекта) и TENSEPRI (Время модального глагола) оказывают меньшее влияние. Переменная MODIFIER (Наличие модификатора) оказалась незначимой. **Эти результаты не совсем согласуются с результатами пошаговой регрессии**, где значимыми переменными были ORDER (Позиция прямого объекта), DATIVE (Наличие дательного объекта) и NEGATION (Наличие отрицания), но также **подтверждают гипотезу H1** (в конструкции “приходиться/прийтись” + инфинитив выбор аспекта инфинитива определяется одним и/или набором из следующих грамматических признаков: время модального глагола, прямой объект и его позиция, наличие дательного объекта, модификатор и отрицание)

2. Опросник

- Логистическая регрессия со смешанными эффектами

В модели со смешанными эффектами случайные эффекты позволяют учитывать вариации между группами (в данном случае между участниками опроса, представленных через PERSONID). Если вариация случайных эффектов велика, это может указывать на влияние неграмматических факторов, связанных с индивидуальными различиями между участниками.

```
if(!require(lme4)){
  install.packages("lme4", dependencies = TRUE)
  library(lme4)
}
```

```
##           : lme4
```

```
##           : Matrix
```

```
##
```

```
##           : 'Matrix'
```

```
##           'package:tidyr':
```

```
##
```

```
## expand, pack, unpack
```

```
##
```

```
##           : 'lme4'
```

```
##           'package:modeltools':
```

```
##
```

```
## refit
```

```
file_path <- "C:/Users/      /OneDrive/Desktop/R      /      /Database_Questionnaire.csv"
```

```
data <- read.csv(file_path, sep=";", fileEncoding = "UTF-8-BOM")
```

```
# Data conversion
```

```
data$ANSWER <- ifelse(data$ANSWER == "0", 1, 0)
```

```
data$ASPPRI <- as.factor(data$ASPPRI)
```

```

data$MATCHOR <- as.factor(data$MATCHOR)
data$DO <- as.factor(data$DO)
data$PERSONID <- as.factor(data$PERSONID)

# Building a Mixed-Effects Logistic Regression Model
model <- glmer(ANSWER ~ ASPPRI + MATCHOR + DO + (1|PERSONID), family = binomial, data = data)

summary(model)

```

```

## Generalized linear mixed model fit by maximum likelihood (Laplace
##   Approximation) [glmerMod]
## Family: binomial ( logit )
## Formula: ANSWER ~ ASPPRI + MATCHOR + DO + (1 | PERSONID)
## Data: data
##
##      AIC      BIC    logLik deviance df.resid
##  3123.2   3160.5  -1555.6   3111.2     3734
##
## Scaled residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -6.3779  0.1710  0.3004  0.4726  1.8920
##
## Random effects:
## Groups Name Variance Std.Dev.
## PERSONID (Intercept) 0.4307  0.6563
## Number of obs: 3740, groups: PERSONID, 108
##
## Fixed effects:
##              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept) -0.10924    0.11739  -0.931  0.35205
## ASPPRIPF     1.15965    0.09584  12.100 < 2e-16 ***
## MATCHORYES   1.54988    0.10147  15.275 < 2e-16 ***
## DOV          0.37114    0.11726   3.165  0.00155 **
## DOVB         0.62446    0.10847   5.757 8.56e-09 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Correlation of Fixed Effects:
##              (Intr) ASPPRI MATCHO DOV
## ASPPRIPF    -0.437
## MATCHORYES  -0.338  0.135
## DOV          -0.369 -0.152  0.037
## DOVB         -0.449 -0.053  0.063  0.475

```

1. Вариация случайных эффектов (PERSONID):

Variance: 0.4307 и Std.Dev.: 0.6563 указывают на наличие небольшой вариации между участниками, так как значения чуть больше нуля. Это говорит о том, что есть индивидуальные различия в ответах участников, которые не объясняются фиксированными эффектами (грамматическими признаками).

2. Direct Object (DO): прямой объект (S - шаг, V - вид, VB - выбор).

В модели логистической регрессии переменная “шаг” используется как базовый уровень для сравнения с другими уровнями переменной DO (прямой объект). Коэффициенты для “вид” и “выбор” интерпретируются относительно “шаг”.

“V” (вид): увеличивает вероятность ответа “О” (Отлично), поскольку:

- Положительный коэффициент (0.37114) указывает на то, что прямой объект “вид” увеличивает вероятность получения ответа “О”.
- Значимый p-value (0.00155) указывает о статистической значимости.

“VB” (выбор): значительно увеличивает вероятность ответа “О” (Отлично).

- Положительный коэффициент (0.62446) указывает на то, что прямой объект “выбор” значительно увеличивает вероятность получения ответа “О”.
- Очень низкий p-value ($8.56e-09$) указывает на высокую статистическую значимость.

Эти результаты подчеркивают важность семантических особенностей прямых объектов в интерпретации модальной конструкции “приходиться/прийтись + инфинитив” и их влияние на оценку приемлемости. Таким образом респонденты чаще воспринимают инфинитив в контексте “выбора”.

Полученные **результаты логистической модели со смешанными данными частично подтверждают гипотезу Н0** о том, что в конструкции “приходиться/прийтись” + инфинитив выбор аспекта инфинитива не определяется одним и/или набором из следующих грамматических признаков: время модального глагола, прямой объект и его позиция, наличие дательного объекта, модификатор и отрицание).

Заключение

Выбор аспекта инфинитива в конструкции “приходиться/прийтись” + инфинитив **зависит как от грамматических признаков** (позиция прямого объекта, наличие дательного объекта, наличие отрицания), **так и от семантических особенностей** (интерпретаций носителей) и **индивидуальных различий между участниками**.

Таким образом, **гипотеза Н0** (в конструкции “приходиться/прийтись” + инфинитив выбор аспекта инфинитива не определяется одним и/или набором из следующих грамматических признаков: время модального глагола, прямой объект и его позиция, наличие дательного объекта, модификатор и отрицание) **частично подтверждается**, но большее влияние на выбор аспекта инфинитива оказывают грамматические признаки, что **подтверждает гипотезу Н1** (в конструкции “приходиться/прийтись” + инфинитив выбор аспекта инфинитива определяется одним и/или набором из следующих грамматических признаков: время модального глагола, прямой объект и его позиция, наличие дательного объекта, модификатор и отрицание).