# Travail de session (FAS-1001)

Apolline Tritz (20206538)

# Introduction et problématique

La pénologie est une discipline qui s'intéresse aux peines données par un juge à une personne ayant commis un crime. Dans une conception classique du droit pénal, le rôle du juge, en contexte de la détermination de la peine, est de punir un accusé de façon équitable selon un objectif visé à l'article 718 du Code criminel (Pires 1987). La peine imposée équitablement par le juge peut être différente si un autre juge avait dû l'imposer. En effet, cela génère un déséquilibre auquel les Cours font face : la disparité de la peine Schmit et Kaminski (2022). Le concept de disparité soulève « des écarts injustifiés entre les sentences » (Pires 1987) (p.12) et ce sur des cas similaires, qui pourrait s'expliquer par un manque d'unité, d'accord commun ou de convergence dans la manière de penser et théoriser la peine (Schmit et Kaminski 2022). Certains auteurs sont d'accords pour dire que cette disparité est due au pouvoir discrétionnaire laissé aux juges Vanhamme\* et Beyens\*\* (2007). Le pouvoir discrétionnaire du juge va être influencé par plusieurs facteurs légaux, sociaux ou encore biologiques (Schmit et Kaminski 2022).

Le droit pénal au Canada a évolué à la suite de plusieurs rapports, afin d'encadrer le travail des juges dans la détermination de la peine. Tout d'abord, les législateurs ont indiqué les objectifs et les principes de la peine (Jodouin et Sylvestre 2009). Ensuite, a été intégré dans le système judiciaire des principes à suivre lorsqu'un juge doit déterminer une peine, comme le principe de proportionnalité, d'individualisation de la peine et l'harmonisation des peines et de modération (Al-Ballouz 2019). Le principe d'individualisation de la peine est à contrecourant de l'encadrement du travail des juges, car c'est en prenant en considération différents facteurs situationnels, personnels et entourant l'accusé, que les juges usent de leur pouvoir discrétionnaire pouvant amener dans certains cas à une disparité. Finalement, pour certains crimes, des articles du Code Criminel viennent imposer des peines minimales obligatoires et des peines maximales, ce qui oblige le juge à imposer une peine se situant dans cette fourchette (Al-Ballouz 2019).

Plusieurs théories en détermination de la peine vont se concentrer sur une catégorie de facteurs, cependant un facteur n'amène pas une causalité directe (Schmit et Kaminski 2022). La première théorie, « the formal legal theory », va se concentrer sur les facteurs que la

loi peut déterminer, afin de choisir une peine. Ces facteurs sont la gravité des faits et les antécédents judiciaires (Al-Ballouz 2019). La deuxième théorie, « the substantive political theory », comparativement à la première va mettre l'emphase sur une rationalité extérieure à la loi, notamment les caractéristiques et perceptions de l'accusé et du juge (Al-Ballouz 2019). Les caractéristiques relatives aux juges sont l'âge, le sexe, les antécédents familiaux, les antécédents professionnels, l'expérience professionnelle, la charge de travail, la région de travail, etc. (Schmit et Kaminski 2022). Quant à l'accusé, ses caractéristiques qui peuvent être prises en compte dans la détermination de sa peine sont son passé judiciaire, son sexe, sa position sociale et son origine ethnique (Schmit et Kaminski 2022). Enfin, « the organizational maintenance theory » permet d'expliquer la disparité des peines entre tribunaux, car elle prône que les peines vont variées dépendamment du contexte politique, social et organisationnel du tribunal (Dixon 1989). En conclusion, il serait intéressant d'intégrer dans une théorie les différents facteurs à prendre en compte et leur influence sur eux-mêmes et sur la peine (Schmit et Kaminski 2022).

Historiquement, plusieurs vagues de recherches ont porté sur les différences des peines entre les hommes et les femmes. La première vague, dans les années 1960 à 1975, les juges étaient plus cléments avec les femmes criminelles (Al-Ballouz 2019). La deuxième vague de 1975 à 1980, dévoile que le traitement plus clément pour les femmes accusées, serait en vigueur seulement pour les crimes moins graves (Pope 1975). En effet, si une femme avait commis un crime considéré d'homme, elles seront punies davantage que les hommes (Al-Ballouz 2019). Lors de la troisième couvrant les années de 1980 à 1990, les chercheurs démontrent que lorsque les facteurs légaux (antécédents, gravité) et les circonstances familiales sont pris en compte dans la détermination de la peine, l'effet du genre est négligeable. Cependant, les devis méthodologiques diffèrent entre tous les chercheurs. Certains prennent en compte, les conséquences sur la victime dans les facteurs légaux, alors que d'autres non, ou encore prennent en considération l'ethnie de l'accusé pouvant influencer les décisions. Par conséquent, on ne trouve pas de résultats clairs et généralisables (Schmit et Kaminski 2022). Johnston et al., ont trouvé que les femmes sont moins susceptibles d'êtres incarcérés que les hommes, tandis que Kruttschnitt et Green, trouve aucune différence entre les sanctions des hommes et celles des femmes Kruttschnitt et Green (1984). Aussi Young, précise que ce ne sont pas toutes les femmes qui bénéficient de cette clémence, car elle a trouvé que les femmes noires reçoivent des peines plus sévères que les femmes blanches (Young 1986). La quatrième et dernière vague, débutant en 1990, démontre que les femmes sont encore privilégiées, au niveau des peines, par rapport aux hommes (Bontrager, Barrick, et Stupi 2013) et qu'elles auront plus de chances de ne pas être incarcérées ou d'avoir des peines plus courtes, notamment pour les crimes tels que l'homicide, l'agression sexuelle, la possession, fabrication et vente de stupéfiant, etc. (Holland et Prohaska 2021). Contrairement aux recherches de la troisième vague, Steffensmeier et al, en 1998 ou encore Spohn et Brennan, en 2011, trouvent que les femmes noires comme les femmes blanches bénéficient de la même clémence Spohn et Brennan (2011). D'autres études révèlent que les femmes ayant un emploi et une éducation supérieures n'auront pas la clémence des juges, contrairement aux femmes sans emploi Freiburger (2011). Concernant les enfants, des auteurs ont trouvé qu'une femme avec des enfants est souvent moins incarcérée qu'un homme avec enfants (Koons-Witt 2002). Finalement, on remarque que ce n'est pas seulement un facteur unique, comme le genre, qui va influencer la décision sur la peine, mais bien l'influence de plusieurs.

Il existe une multitude d'études se concentrant sur le potentiel effet du genre de l'accusé sur la détermination de la peine. Actuellement la réponse à la question si le genre de l'accusé joue un rôle dans la détermination de la peine est encore sujette à un certain débat. Même si la tendance générale se tourne vers l'hypothèse que le genre seul n'est pas un indicateur qui va influencer la détermination de la peine de façon significative. Cependant, peu d'étude porte sur le genre du juge en relation avec l'imposition d'une sentence. Celles existantes vont être principalement descriptives, en mettant de l'avant plusieurs facteurs potentiels pouvant être pris en considération, mais peu font des analyses quant à savoir l'impact réel de ces derniers. C'est pourquoi mon étude va se concentrer sur l'effet potentiel du genre des juges sur l'imposition d'une peine en contexte d'infraction relative au trafic de drogues.

Cette étude va répondre à une question générale : est-ce que le genre du juge influence la détermination de la peine? Pour ce faire, plusieurs sous-questions vont être posées et les réponses seront obtenues grâce à plusieurs analyses : - Est-ce que le genre du juge influence la justification d'une peine ? - Est-ce que le genre du juge influence la gravité d'une peine ? - Quels autres facteurs représentés dans mes variables peuvent avoir une influence sur l'imposition d'une peine de prison ?

Selon moi, je retouverai des résultats similaires aux études sur le genre de l'accusé, c'est-à-dire que seul le genre du juge n'aura pas une influence statistiquement significative sur l'imposition d'une certaine peine.

Après avoir présenté la méthodologie de cette étude, comprenant le nettoyage de mes données et les choix des méthodes d'analyses, les résultats seront présentés, afin de pouvoir en discuter et répondre aux plusieurs questions posées.

# Méthodologie

Mon étude se basant principalement sur le genre et les possibles disparités qu'il peut provoquer au niveau des peines, je m'intéresse à la deuxième théorie présentée ci-haut, c'est-à-dire « the substantive political theory ». Cependant, un attribut pouvant avoir beaucoup d'influence sur un juge peut avoir un impact minime chez un autre magistrat. Par conséquent, on peut dire que cette variable exerce une influence sur la décision, mais il est plus dur d'expliquer pourquoi. Étant donné que plusieurs auteurs ont fait la remarque et que je suis d'accord avec cela, je vais rajouter d'autres variables à l'analyse, comme la présence d'antécédents judiciaires, qui est un facteur de « the formal legal theory » ; la date du jugement ; les circonstances aggravantes et atténuantes ; la situation professionnelle et la situation familiale entre autres.

## Données

La base de données utilisée pour cette étude a été créé par moi-même en assemblant plusieurs jugements provenant du site internet « SOQUIJ », qui est la société québécoise d'information juridique. On peut trouver sur cette page toutes les décisions de justice, que ce soit pénales, civiles, etc., qui ont été numérisées. J'ai dû créer la base de données, car je n'arrivais pas à trouver une base de données sur un site internet qui me permettait de couvrir mon sujet d'étude.

La base de données comporte des décisions de la chambre criminelle et pénale de la Cour du Québec de 2002 à 2023, comprenant un seul accusé, qu'il soit masculin ou féminin, pour une infraction relative à la drogue (vente, possession, trafic). Les décisions de justice ont été remises en page par mes soins. En effet, j'ai sélectionné seulement les parties « Analyse » ou « Détermination de la peine », car c'est sur ces points-là que le juge exerce une réflexion menant à une détermination de la peine tout en réfléchissant sur plusieurs facteurs. Dans cette partie, j'ai aussi supprimé toutes les notes de fin de page et les parties où la décision faisait juste citer d'autre arrêt, car je voulais seulement capter la réflexion du juge de l'affaire.

Les variables de la base de données sont au nombre de 8 :

- text = les textes importés en PDF, sur lesquels va porter l'analyse. Chaque texte est nommé selon ce format : text\_A1. La lettre suivant le tiret correspond à la période du jugement (A pour 2000, B pour 2010 et C pour 2020) et le chiffre à la suite de la lettre permet juste de les ordonner entre eux.
- date = la date du jugement.
- Période = j'ai divisé tous les jugements en trois périodes, c'est-à-dire 2000, 2010 et 2020. Cela me permettra de voir s'il y a une évolution dans la réflexion des juges.
- accusé = cette variable est dichotomisée en soit homme ou soit femme, en fonction du genre de l'accusé.
- jugeT = cette variable est dichotomisée en soit homme ou soit femme, en fonction du genre du juge.
- peine\_prison = il s'agit du nombre en mois de prison que le juge a donné pour l'accusé.
- peine\_prison\_collectivité = il s'agit du nombre de mois de prison que le juge a donné à l'accusé, mais cette sentence doit se purger dans la société.
- antécédents = la valeur 1 correspond au fait que l'accusé a quelconques antécédents judiciaires, alors que la valeur 0 signifie qu'il n'en n'a pas. Je prends en compte tous les antécédents possibles et non seulement les antécédents en relation avec le domaine de la drogue. Seront pris en compte, seulement les antécédents à l'âge adulte, car d'une part les jugements ne relatent pas toujours les antécédents judiciaires juvéniles et d'autre part, un adolescent n'a pas terminé son développement cognitif comparé à un adulte.

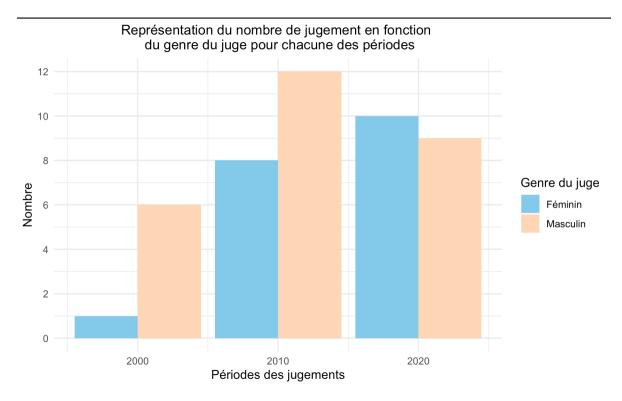


Figure 1: Graphique présentant le nombre de jugements en fonction du genre du juge sur chacune des périodes à l'étude

Ce graphique montre la répartition des données en fonction du genre du juge. Concernant les jugements de la période année 2000, seul un jugement a été produit par une femme contre six par un homme. En 2010, huit jugements ont été rendus par une femme et douze par un homme. Enfin, pour la période de 2020, dix ont été rédigés par une femme et neuf par un homme.

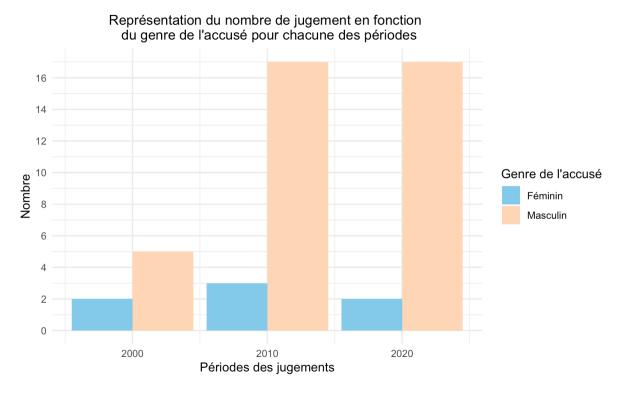


Figure 2: Graphique présentant le nombre de jugements en fonction du genre de l'accusé sur chacune des périodes à l'étude

Ce deuxième graphique permet de constater que la majorité des jugements ont été rendus à l'encontre d'un accusé de genre masculin. En effet, pour les périodes de 2000, 2010 et 2020, on retrouve cinq, dix-sept et dix-sept jugements lorsque l'accusé est un homme. Finalement, pour la totalité des trois périodes, il y a sept jugements rendus à l'encontre d'une femme, ce qui reste assez faible. Ce graphique est présent, même si je m'intéresse plus particulièrement au genre du juge, car j'effectuerai une régression logitistique avec l'ensemble de mes variables, dont le genre de l'accusé.

### Procédure

# Analyse textuelle

Tout d'abord dans le but de créer un dictionnaire couvrant le plus possible la réalité du sujet de la détermination de la peine, j'ai fait une procédure d'embedding sur les textes de ma base de données, qui m'a permis de sortir les 10 mots les plus fréquents se retrouvant autour des mots « aggravantes », « atténuantes », « objectif », « travail » que je considérais comme pouvant faire partie des catégories de mon dictionnaire. Par la suite, afin de le rendre plus consistant,

j'ai ajouté d'autres catégories et j'ai rajouté dans chaque catégorie des mots que j'ai retrouvé dans la littérature, dans certains jugements ainsi que certains synonymes, afin d'être sûre que mon analyse textuelle couvrirait la majorité des thèmes souhaités.

Au final, le dictionnaire comporte 6 grands thèmes :

- Objectifs\_peine = cette variable permet de comprendre à quel point le juge se réfère aux lois, donc à la première théorie : the formal legal theory/ Pour rappel le travail du juge est encadré par la loi, notamment dans les objectifs de la peine, afin d'apporter une certaine vision commune de la peine, afin d'éviter une certaine disparité entre les peines.
- Situation\_pro = cette variable permet de voir si le juge prend en considération que l'accusé a un travail et plus généralement une vie sociale proactive.
- Aucune\_situation\_pro = cette variable permet de voir si le juge prend en considération que l'accusé n'a pas de travail, ce qui peut être représentatif de son rapport avec la société et de son cheminement vers un objectif de réinsertion.
- Situation\_fam = cette variable permet de voir si le juge prend en compte la situation familiale de l'accusé dans sa réflexion pour déterminer une peine.
- Circ\_aggravantes = cette variable permet de comprendre dans quelle proportion les circonstances aggravantes d'une infraction sont prises en compte par le juge au moment de la détermination de la peine.
- Circ\_atténuantes = cette variable permet de comprendre si les circonstances atténuantes exercent une influence sur le prononcé d'une peine.

Une fois mon dictionnaire finalisé, je compte faire une analyse de dictionnaire, afin de voir quels thèmes sont les plus employés par le juge dans la détermination d'une peine. Cela permet d'évaluer si le genre du juge influence sa façon de justifier une peine donnée

## Test de Wilcoxon-Mann-Whitney

Le test de Wilcoxon-Mann-Whitney est un test statistique non-paramétrique qui se base sur les rangs de chaque valeur. J'ai choisi ce dernier, car mes données ne suivaient pas une distribution normale (p-value de 0.05 pour la distribution des juges féminines et p-value de 0.0003 pour la distribution des juges masculins au test de shapirov) et je n'avais pas assez d'observations dans chacun des groupes (juge femme : N=9 et juge homme : N=18) pour violer le postulat de normalté présent pour un test de T.

Pour ce test, les variables qui me sont utiles sont le genre du juge (jugeT) et la peine de prison (peine\_prison).

Ce test va permettre d'évaluer l'influence du genre du juge dans la sévérité d'une peine donnée, c'est-à-dire le nombre de mois à purger pour un crime de nature similaire.

### Test de Khi carré

Le test de Khi carré est un test statistique non-paramétrique permettant d'évaluer le niveau de relation entre deux variables catégorielles.

Pour ce test, les variables qui me sont utiles sont le genre du juge (jugeT), la peine de prion (peine\_prison) et la perine en collectivité (peine\_prison\_collectivité). Afin de rendre catégorielle ma variable peine, j'ai dichotomisé cette dernière en ayant comme observation 1 s'il s'agissait d'une peine de prison et 0 s'il s'agissait d'une peine à purger en collectivité.

Ce test va permettre d'évaluer l'influence du genre du juge dans la gravité de la peine donnée, c'est-à-dire le type de peine donné pour un crime de nature similaire.

# Régression logistique

La régression logistique est une méthode statistique utilisée pour estimer la probabilité qu'un événement se produise par rapport à son non-occurrence, en fonction de plusieurs variables explicatives et lorsque la variable dépendante du modèle est binaire.

Pour ce test, les variables qui me sont utiles sont le genre du juge, le genre de l'accusé, les antécédents et la variable peine, avec pour valeur 1 une peine en prison et pour valeur 0 une peine en collectivité.

Ce test va permettre d'évaluer la ou les variable(s) explicative(s) qui a/ont le plus d'influence dans mon modèle et qui est/sont la ou les plus probable(s) d'influencer l'imposition d'une peine de prison.

# Présentation des résultats

# Analyse textuelle : emploi du dictionnaire

Cette analyse présente les proportions en pourcentage, dans l'ensemble des jugements rendus par un juge homme ou un juge femme, des thèmes prédéfinis.

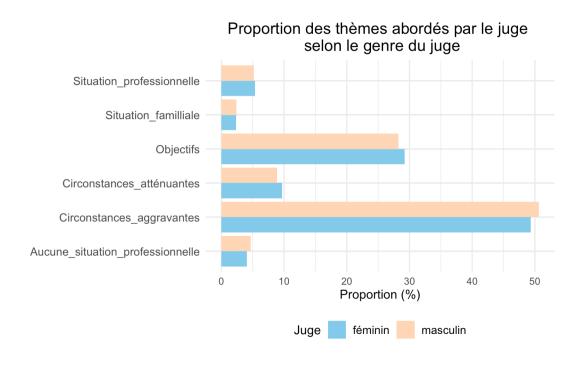


Figure 3: Graphique présentant la proportion des thèmes abordés par le juge selon son genre

Pour chaque thème, les résultats sont similaires entre les juges masculins et féminins. La plus grande différence entre les juges est pour les circonstances aggravantes, les juges hommes justifient la peine pour 50.62%, alors que les femmes justifient pour 49.33%. Par conséquent, il n'y a pas de différence significative à présenter selon cette analyse. Le genre du juge n'influence pas la justification d'une peine, dans cette étude.

# Test de Wilcoxon-Mann-Whitney

Cette analyse me permet de regarder si les médianes de chaque groupe sont différentes de manière statistiquement significative, selon le genre du juge et ce même si mes distributions de chaque groupe ne sont pas normales.

Diagramme en forme de violon représentant la distribution des peines de prison selon le genre du juge

Les points correspondent aux données

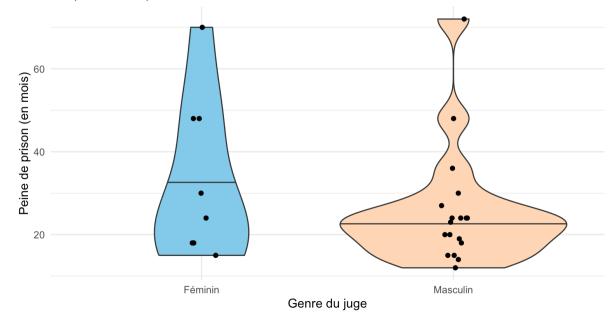


Figure 4: Graphique présentant la distribution des peines de prison données selon le genre du juge

Comme nous pouvons le voir sur les diagrammes en forme de violons avec la position des médianes, le test de wilcoxon-mann-whitney confirme l'absence de différence significative dans la distribution des peines de prison selon le genre du juge (W=92, p-value =0.59). Le nombre de mois donné à passer en prison ne diffère pas de manière significative entre les juges hommes ou les juges femmes.

# Test de khi carré

Cette analyse statistique permet de déterminer s'il existe une relation entre le genre du juge et le type de peine donné, deux variables catégorielles.

	Prison		Communauté		Total
	Effectifs observés	Effectifs théoriques	Effectifs observés	Effectifs théoriques	
Féminin	9	11.16	10	7.85	19
Masculin	18	15.85	9	11.16	27
	27		19		46

Figure 5: Tableau de contingence représentant les types de peine selon le genre du juge

Le test de khi carré met en évidence, dans le cadre de cette étude, une absence de relation significative entre le genre du juge et le type de peine données ( $X^2 = 1.0096$ , p-value = 0.315). Les différences constatées dans le tableau de contingence sont probablement dû au hasard plutôt qu'à une relation entre les deux variables.

# Régression logistique

Cette analyse permet de déterminer l'influence de chacune des variables dans un modèle composé de plusieurs de ces dernières, dans l'imposition d'une peine en prison.

# Prédictions de peine de prison pour différentes combinaisons de variables



Cette analyse permet d'obtenir des coefficients, mais étant difficilement interprétables, j'ai

également présenté les prédictions de mon modèle. Ces prédictions sont représentés visuellement dans la figue ci-haut, où à chaque ligne, seule une variable diffère. Visuellement, on voit une plus grande différence entre les barres du graphique seulement pour quand on fait varier la variable antécédent. Les résultats de la régression logistique viennent confirmer ce qui a été vu, car ils mettent en évidence que la variable antécédent a une influence sur l'imposition d'une peine de prison (p-value = 0.0073), tandis que le genre du juge (p-value = 0.1806) et le genre de l'accusé (p-value = 0.1384) n'ont aucune influence sur le type de peine donné.

# Conclusion et limites de mon étude

Les résultats de cette étude apportent des éclairages importants sur l'influence du genre du juge dans la détermination des peines (justification, sévérité de la peine de prison, et gravité des peines), mettant en évidence une absence d'effet significatif du genre du juge sur ce processus.

Les analyses statistiques, notamment le test de Wilcoxon-Mann-Whitney, le test du chicarré et la régression logistique, ont tous confirmé l'absence de différence significative dans la détermination de la peine entre les juges hommes et femmes. De plus, la régression logistique a mis en évidence que la variable antécédent était le seul facteur ayant une influence significative sur l'imposition des peines de prison, tandis que le genre du juge et le genre de l'accusé n'avaient aucun impact discernable.

Ces résultats sont cohérents avec les tendances générales observées dans la littérature sur la justice pénale, qui mettent en lumière l'importance d'autres variables.

Cependant, il convient de noter certaines limites inhérentes à cette recherche.

Tout d'abord, les données analysées ne représentent pas nécessairement une répartition équilibrée des jugements en fonction des critères prédéfinis, ce qui peut introduire des déséquilibres dans les proportions de jugements selon chaque genre. De plus, les données se limitent aux jugements de la chambre criminelle et pénale du Québec, limitant ainsi la généralisation des résultats à d'autres contextes juridiques.

En outre, plusieurs facteurs sociaux et biologiques abordés dans la revue de littérature n'ont pas pu être inclus dans cette étude en raison de contraintes de données. Une analyse plus approfondie aurait nécessité l'inclusion d'autres sources de données, telles que des entretiens avec les juges pour comprendre leur expérience professionnelle, leurs antécédents familiaux ou professionnels, etc.

Enfin, la non-sélection aléatoire des jugements préalablement présélectionnés peut introduire un certain cherry-picking, malgré le respect des critères établis à l'avance lors de la sélection des jugements. Pour pallier ces limites et améliorer la généralisation des résultats, une sélection aléatoire des jugements préalablement présélectionnés ou l'inclusion de l'ensemble des jugements répondant aux critères pourraient être envisagées dans de futures analyses.

Malgré ces limites, cette étude contribue de manière significative à la compréhension des facteurs influençant la justice pénale, en soulignant le rôle prépondérant d'autres variables que le genre du juge dans la détermination des peines de prison. De plus, elle apporte une contribution relative (cf. paragraphe sur les limites) à la littérature, car elle vient combler un manque d'études se concentrant sur le genre du juge dans la détermination de la peine, se basant sur des résultats quantitatifs.

Ces résultats ouvrent la voie à des recherches plus approfondies et diversifiées pour mieux appréhender les dynamiques complexes de la prise de décision judiciaire, en fonction de diverses facteurs.

# Annexe code

```
library(pkgbuild)
Warning: package 'pkgbuild' was built under R version 4.3.2
library(pdftools)
Using poppler version 23.04.0
library(tidyverse)
Warning: package 'ggplot2' was built under R version 4.3.2
Warning: package 'tidyr' was built under R version 4.3.2
-- Attaching core tidyverse packages ----- tidyverse 2.0.0 --
v dplyr 1.1.4 v readr 2.1.5
v purrr 1.0.2
-- Conflicts ----- tidyverse_conflicts() --
x dplyr::filter() masks stats::filter()
x dplyr::lag() masks stats::lag()
i Use the conflicted package (<a href="http://conflicted.r-lib.org/">http://conflicted.r-lib.org/</a>) to force all conflicts to become
library(SnowballC)
library(tidytext)
Warning: package 'tidytext' was built under R version 4.3.2
library(clessnverse)
```

Warning in .recacheSubclasses(def@className, def, env): undefined subclass "ndiMatrix" of class "replValueSp"; definition not updated

DISCLAIMER: As of July 2023, `clessnverse` is no longer under active development.

To avoid breaking dependencies, the package remains available "as is" with no warranty of any

```
library(ggplot2)
library(wordcloud)
```

Loading required package: RColorBrewer

```
library(RColorBrewer)
library(wordcloud2)
library(dplyr)
library(quanteda)
```

Warning: package 'quanteda' was built under R version 4.3.2

Package version: 4.0.1 Unicode version: 14.0 ICU version: 71.1

Parallel computing: disabled

See https://quanteda.io for tutorials and examples.

```
library(tinytex)
library(word2vec)
# install.packages("text2vec")
library(text2vec)
library(broom)
library(car)
```

Loading required package: carData

Attaching package: 'car'

The following object is masked from 'package:clessnverse':

logit

The following object is masked from 'package:dplyr':

recode

```
some
#install.packages("vcd")
library(grid)
library(vcd)
#install.packages("marginaleffects")
library(marginaleffects)
Warning: package 'marginaleffects' was built under R version 4.3.2
library(patchwork)
devtools::install_github("clessn/clessnverse", force = T)
Downloading GitHub repo clessn/clessnverse@HEAD
-- R CMD build -----
* checking for file '/private/var/folders/nq/wwk4ptv91ml5g3w28m4kvhq00000gn/T/RtmpfoXlbL/rem
* preparing 'clessnverse':
* checking DESCRIPTION meta-information ... OK
* checking for LF line-endings in source and make files and shell scripts
* checking for empty or unneeded directories
Omitted 'LazyData' from DESCRIPTION
* building 'clessnverse_0.6.2.tar.gz'
# Importation des jugements provenant de SOQUIJ, retravaillés
text_A1 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2001-2004/AUDET(h)_juge(h).pdf"), collapse :
text_A2 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2001-2004/GIRARD(f)_juge(h).pdf"), collapse
text_A3 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2001-2004/DUFOUR(h)_juge(h).pdf"), collapse
text_A4 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2001-2004/LAROUCHE(f)_juge(h).pdf"), collap.</pre>
text_A5 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2001-2004/LAVIGNE(h)_juge(h).pdf"), collapse
```

The following object is masked from 'package:purrr':

```
text_A6 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2001-2004/PATOINE(h)_juge(h).pdf"), collapse
text A7 <- str squish(paste0(pdf text("Décisions 2001-2004/ROY (h) Juge(f).pdf"), collapse =
text B1 <- str squish(paste0(pdf text("Décisions 2010-2013/BEAUDIN(h)-juge(h)2011.pdf"), col
text_B2 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/BERNIER(h)-juge(h)2011.pdf"), col
text_B3 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/BILODEAU(h)-juge(h)2012.pdf"), co
text_B4 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/BOUDREAULT(h)-juge(f)2010.pdf"),</pre>
text_B5 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/BOULIANE(h)-juge(h)2011.pdf"), co
text_B6 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/CIMON(h)-juge(h)2011.pdf"), colla
text_B7 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/CORTEZ(h)-juge(h)2010.pdf"), coll
text_B8 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/DOSTIE5h)-juge(h)2012.pdf"), coll
text_B9 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/FL(f)-juge(f)2011.pdf"), collapse
text_B10 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/FORTIN (h) - juge (F) 2013.pdf")
text_B11 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/FRAPPIER(h)-juge(h)2010.pdf"), c
text_B12 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/GAGNON(h)-juge(h)-2013.pdf"), co
text_B13 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/GINGRAS(h)-juge(h)2010.pdf"), co
text_B14 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/LANTHIER(h)-juge(f)2011.pdf"), c
text B15 <- str squish(paste0(pdf text("Décisions 2010-2013/LAVOIE(h--juge(f)2013.pdf"), col
text_B16 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/LEONARD(f)-juge(h)2012.pdf"), co
text_B17 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/MERCIER(h)-juge(f)2011.pdf"), co
text_B18 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/ST(f)-juge(h)2011.pdf"), collapse
text_B19 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/TETU(h)-juge(f)2012.pdf"), colla
```

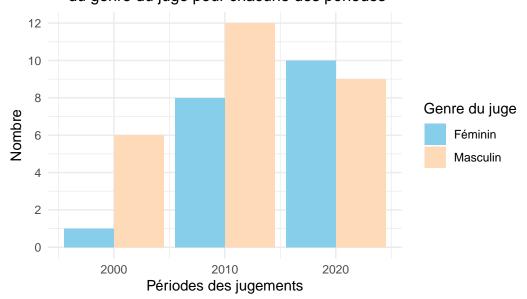
```
text_B20 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2010-2013/TREMBLAY(h)-juge(f)2011.pdf"), c
text C1 <- str squish(paste0(pdf text("Décisions 2020-2023 /BABIN(h)-juge(f)2020.pdf"), coll
text C2 <- str squish(paste0(pdf text("Décisions 2020-2023 /BOISJOLY(h)-juge(h)2022.pdf"), c
text_C3 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /CARDIN(h)-juge(f)2020.pdf"), col
text_C4 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /DUBOIS(h)-juge(f)2022.pdf"), col</pre>
text_C5 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /FIORITA(h)-juge(h)2020.pdf"), co
text_C6 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /FORTIER(f)-juge(f)2022.pdf"), co
text_C7 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /MARTINET(h)-juge(h)2021.pdf"), c
text_C8 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /Méthot(h)-juge(f)2023.pdf"), col
text_C9 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /NOLET(h)-juge(f)2023.pdf"), coll
text_C10 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /OUELLETTE(h)-juge(h)2021.pdf"),</pre>
text_C11 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /PARE(h)-juge(f)2021.pdf"), coll
text_C12 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /RACICOT(h)-juge(f)2022.pdf"), c
text_C13 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /SAINVILLUS(h)-juge(h)2021.pdf")
text_C14 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /SIMARD(h)-juge(h)2020.pdf"), co
text_C15 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /SIMON(h)-juge(h)2023.pdf"), col
text C16 <- str squish(paste0(pdf text("Décisions 2020-2023 /STJEAN(h)-juge(f)2022.pdf"), co
text_C17 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /TRUDEL(f)-juge(h)2021.pdf"), co
text_C18 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /VEILLEUX(h)-juge(h)2023.pdf"),</pre>
text_C19 <- str_squish(paste0(pdf_text("Décisions 2020-2023 /VOS(h)-juge(f)2021.pdf"), colla</pre>
```

# Création de ma base de données

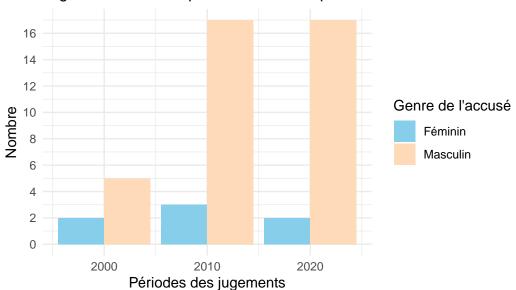
```
Data jug \leftarrow data frame(date = c(2003, 2004, 2003, 2003, 2003, 2003, 2002, 2011, 2011, 20
                                                       période = c(2000, 2000, 2000, 2000, 2000, 2000, 2000, 2010, 2010, 2010,
                                                                              = c("Masculin", "Féminin", "Masculin", "Féminin", "Masculin",
                                                   jugeT = c("Masculin", "Masculin", "Ma
                                                   peine_prison = c(0, 24, 15, 0, 19, 24, 18, 36, 14, 0, 24, 15, 23, 20, 0,
                                                   peine_prison_collectivité = c(18, 0, 0, 24, 0, 0, 0, 0, 0, 24, 0, 0, 0
                                                   antécédents = c(1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 1,
                                                                          = c(text_A1, text_A2, text_A3, text_A4, text_A5, text_A6, text_A
     mutate(text = tolower(text))
Warning: `data_frame()` was deprecated in tibble 1.1.0.
i Please use `tibble()` instead.
# Visualisation de ma base de données selon les genres des juges et des accusés
G <- ggplot(data = Data_jug, aes(x = période, fill= jugeT)) +
     geom_bar(position = "dodge") +
     ggtitle("Représentation du nombre de jugement en fonction \n du genre du juge pour chacune
     labs(x = "Périodes des jugements",
                  y = "Nombre",
                  fill = "Genre du juge") +
     scale_y_continuous(breaks = seq(0, 12, by = 2)) +
     scale_fill_manual(values = c("Féminin" = "#87CEEB", "Masculin" = "#FFDAB9")) +
     theme_minimal() +
```

theme(plot.title = element\_text(size = 12, hjust = 0.5))

# Représentation du nombre de jugement en fonction du genre du juge pour chacune des périodes



# Représentation du nombre de jugement en fonction du genre de l'accusé pour chacune des périodes



# \$aggravantes

	terml	term2	similarity	rank
1	aggravantes	atténuantes	0.9646221	1
2	aggravantes	adaptée	0.9559231	2
3	aggravantes	liées	0.9547309	3
4	aggravantes	perpétration	0.9542096	4

```
5
 aggravantes circonstances 0.9390696
                                          5
                  situation 0.9168463
                                          6
6 aggravantes
7 aggravantes
                                          7
                    soupeser 0.9097721
8 aggravantes
                 établissent 0.8966132
                                          8
                                          9
  aggravantes
                    adapter 0.8793039
10 aggravantes
                   analyser 0.8788165
                                          10
                 considérées 0.8775855
11 aggravantes
                                          11
                      tenir 0.8665609
12 aggravantes
                                          12
13 aggravantes
                  entourant 0.8633806
                                          13
14 aggravantes
                  infraction 0.8542114
                                          14
15 aggravantes contraignante 0.8531798
                                          15
16 aggravantes
                     guider 0.8488563
                                          16
                    examiner 0.8440033
                                          17
17 aggravantes
                     compte 0.8438529
                                          18
18 aggravantes
                  qualifiés
19 aggravantes
                             0.8415427
                                          19
20 aggravantes
                       doit
                             0.8401490
                                          20
```

## \$atténuantes

		term1	term2	similarity	rank
1	L	$\verb"atténuantes"$	aggravantes	0.9646221	1
2	2	$\verb atténuantes  $	${\tt circonstances}$	0.9498997	2
3	3	$\verb"atténuantes"$	perpétration	0.9404060	3
4	1	$\verb atténuantes  $	liées	0.9274634	4
Ę	5	$\verb atténuantes  $	adaptée	0.9227657	5
6	3	$\verb atténuantes  $	situation	0.8994007	6
7	7	$\verb"atténuantes"$	considérées	0.8806391	7
8	3	$\verb"atténuantes"$	soupeser	0.8775347	8
ç	)	$\verb"atténuantes"$	établissent	0.8658725	9
1	LO	$\verb atténuantes  $	adapter	0.8528902	10
1	l 1	$\verb atténuantes  $	${\tt contraignante}$	0.8522425	11
1	<b>L</b> 2	$\verb atténuantes  $	qualifiés	0.8454245	12
1	L3	$\verb atténuantes  $	chapitre	0.8438937	13
1	L4	$\verb atténuantes  $	analyser	0.8362014	14
1	L5	$\verb atténuantes  $	tiennent	0.8359577	15
1	L6	$\verb atténuantes  $	quoique	0.8313026	16
1	۱7	$\verb atténuantes  $	$\verb"substitutives"$	0.8267280	17
1	18	$\verb"atténuantes"$	infraction	0.8243024	18
1	L9	$\verb atténuantes  $	entourant	0.8211670	19
2	20	$\verb"atténuantes"$	délinquant	0.8192181	20

# \$objectif

term1 term2 similarity rank
1 objectif essentiel 0.8852772 1

2	objectif	imposition	0.8773171	2
3	objectif	protéger	0.8697132	3
4	objectif	prévention	0.8627849	4
5	objectif	initiatives	0.8555321	5
6	objectif	énoncés	0.8551835	6
7	objectif	contribuer	0.8548971	7
8	objectif	prononcé	0.8514430	8
9	objectif	favoriser	0.8419756	9
10	objectif	isoler	0.8399063	10
11	objectif	réinsertion	0.8396139	11
12	objectif	718	0.8392409	12
13	objectif	quiconque	0.8392237	13
14	objectif	société	0.8355901	14
15	objectif	visent	0.8338227	15
16	objectif	atteint	0.8323078	16
17	objectif	sociale	0.8312528	17
18	objectif	maintien	0.8258830	18
19	objectif	paisible	0.8257813	19
20	objectif	collective	0.8256959	20

# \$situation

	term1	term2	similarity	rank
1	situation	perpétration	0.9389730	1
2	situation	liées	0.9184927	2
3	situation	aggravantes	0.9168463	3
4	situation	atténuantes	0.8994007	4
5	situation	circonstances	0.8975975	5
6	situation	adaptée	0.8901592	6
7	situation	qualifiés	0.8626622	7
8	situation	compte	0.8575429	8
9	situation	analyser	0.8557814	9
10	situation	${\tt n\'ecessairement}$	0.8548263	10
11	situation	établissent	0.8513171	11
12	situation	toutefois	0.8498419	12
13	situation	tempéré	0.8471867	13
14	situation	tenant	0.8457966	14
15	situation	infraction	0.8451946	15
16	situation	harmoniser	0.8449504	16
17	situation	personnelle	0.8447441	17
18	situation	soupeser	0.8445042	18
19	situation	commande	0.8397421	19
20	situation	seulement	0.8370800	20

# \$peine

	term1	term2	similarity	rank
1	peine	appropriée	0.9404523	1
2	peine	exige	0.9243791	2
3	peine	provinciale	0.9031567	3
4	peine	sanction	0.9000357	4
5	peine	doit	0.8967528	5
6	peine	juste	0.8937037	6
7	peine	imposée	0.8916537	7
8	peine	ferme	0.8874316	8
9	peine	fixer	0.8838499	9
10	peine	imposer	0.8837097	10
11	peine	emprisonnement	0.8819522	11
12	peine	châtiment	0.8759079	12
13	peine	envisagée	0.8714038	13
14	peine	offense	0.8704163	14
15	peine	détermination	0.8678008	15
16	peine	imposition	0.8643356	16
17	peine	réside	0.8637628	17
18	peine	${\tt proportionnelle}$	0.8629745	18
19	peine	détermine	0.8627434	19
20	peine	15	0.8622512	20

# \$travail

	term1	term2	similarity	rank
1	travail	revenir	0.9226094	1
2	travail	soin	0.9200147	2
3	travail	légitime	0.8994933	3
4	travail	rencontres	0.8946808	4
5	travail	collègues	0.8896059	5
6	travail	rémunéré	0.8891386	6
7	travail	épicerie	0.8783205	7
8	travail	ex	0.8743833	8
9	travail	rendez	0.8739098	9
10	travail	choses	0.8700485	10
11	travail	famille	0.8686339	11
12	travail	sauf	0.8676043	12
13	travail	études	0.8667142	13
14	travail	motif	0.8660221	14
15	travail	exécuter	0.8656824	15
16	travail	occupant	0.8648720	16
17	travail	besoins	0.8642991	17
18	travail	accident	0.8614042	18

19 travail consommant 0.8559890 19 20 travail médicales 0.8548565 20

# \$principe

	term1	term2	similarity	rank
1	${\tt principe}$	proportionnalité	0.9428733	1
2	principe	fondamental	0.9325334	2
3	principe	${\tt individualisation}$	0.9247729	3
4	principe	commande	0.9119467	4
5	principe	respectant	0.9073462	5
6	principe	harmonisation	0.9066240	6
7	principe	proportionnelle	0.8996474	7
8	principe	réside	0.8951488	8
9	principe	détermination	0.8931510	9
10	principe	718.1	0.8753472	10
11	principe	guider	0.8725621	11
12	principe	infligées	0.8663788	12
13	principe	spécifiquement	0.8644480	13
14	principe	signifie	0.8631477	14
15	principe	doit	0.8629825	15
16	principe	718.2	0.8620735	16
17	principe	individualisée	0.8618230	17
18	principe	sollicités	0.8588334	18
19	principe	individualisé	0.8548409	19
20	principe	énoncé	0.8547136	20

# \$enfants

	term1	term2	similarity	rank
1	${\tt enfants}$	obtenu	0.9026951	1
2	${\tt enfants}$	âgés	0.8943543	2
3	${\tt enfants}$	union	0.8902683	3
4	${\tt enfants}$	adultes	0.8901759	4
5	${\tt enfants}$	filles	0.8838885	5
6	${\tt enfants}$	véhiculant	0.8834433	6
7	${\tt enfants}$	accident	0.8822291	7
8	${\tt enfants}$	besoins	0.8793902	8
9	${\tt enfants}$	pension	0.8748827	9
10	${\tt enfants}$	mineur	0.8682946	10
11	${\tt enfants}$	père	0.8669504	11
12	${\tt enfants}$	conjointe	0.8662050	12
13	${\tt enfants}$	parents	0.8632092	13
14	${\tt enfants}$	mère	0.8594817	14
15	${\tt enfants}$	jeunes	0.8571264	15

```
17 enfants
                              habite 0.8559533
                                                                            17
18 enfants
                                 chargé 0.8550396
                                                                             18
                                                                              19
19 enfants
                                          né 0.8536063
20 enfants regrette 0.8532759
                                                                              20
# Création de mon dictionnaire
Dico_Tribunal <- list( objectifs_peine = c("dissua*", "dénonc*", "réinser*", "réparation d*
                                                 circ_attenuantes = c("absence d'antécédent* judiciaire*", "circonstance")
                                                 circ_aggravantes = c("circonstance* aggravante*", "drogue*", "mort*",
                                                 situation_fam = c("enfants", "jeune* enfant*", "proche* aidant*"),
                                                  situation_pro = c("travail", "job*", "bénévolat", "buisness", "entrepr
                                                  aucune_situation_pro = c("aide sociale", "social", "sociale", "sociale"
    dictionary()
Data1 <- Data_jug |>
     select(text, jugeT) |>
    group_by(jugeT) |>
    distinct()
# Analyse du dictionnaire
Data2 <- run_dictionary(data = Data1, text = text, dictionary = Dico_Tribunal) |>
     select(-c(doc_id))|>
    bind cols(Data1) |>
    pivot_longer(!c(text, jugeT), names_to = "categorie", values_to="n") |>
    ungroup() |>
    group_by(jugeT, categorie) |>
    summarise(n=sum(n)) |>
    mutate(prop = round(n/sum(n), 6)*100,
                    juge = case_when(jugeT == "Féminin" ~ "féminin",
                                                               jugeT == "Masculin" ~ "masculin"),
                    categorie = case_when(categorie == "objectifs_peine" ~ "Objectifs",
                                                                      categorie == "situation_pro" ~ "Situation_professionnelle",
                                                                      categorie == "aucune_situation_pro" ~ "Aucune_situation_profe
                                                                      categorie == "circ_attenuantes" ~ "Circonstances_atténuantes"
                                                                      categorie == "circ_aggravantes" ~ "Circonstances_aggravantes"
                                                                      categorie == "situation_fam" ~ "Situation_familliale",
                                                                      T ~ as.character(categorie))) |>
    filter(categorie %in% c("Objectifs", "Situation_professionnelle", "Aucune_situation_professionnelle", "Aucune_situation_professionnelle",
```

100% expressions/words found

16 enfants

famille 0.8567628

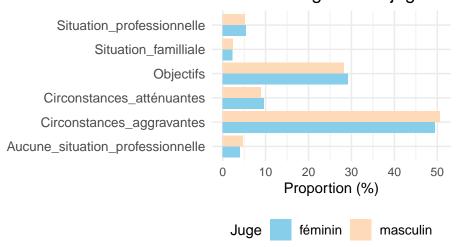
16

# 0.463 sec elapsed

`summarise()` has grouped output by 'jugeT'. You can override using the `.groups` argument.

Warning in geom\_col(stat = "identity", position = "dodge"): Ignoring unknown
parameters: `stat`

# Proportion des thèmes abordés par le juge selon le genre du juge



```
# Sélection de mes données

data_WMW <- Data_jug %>%
    filter(peine_prison != 0) %>%
    select(jugeT, peine_prison)

# Vérification de la normalité des données
shapiro_test <- data_WMW %>%
    group_by(jugeT) %>%
    summarise(shapiro_pvalue = shapiro.test(peine_prison)$p.value)

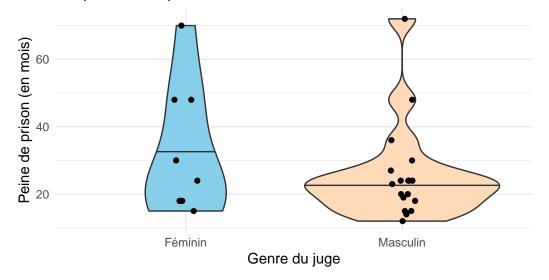
print(shapiro_test)
```

```
# Visualisation de la distribution
A <- ggplot(data_WMW, aes(x= jugeT, y= peine_prison, fill = jugeT)) +
geom_violin(draw_quantiles = c(0.5)) +</pre>
```

Warning: The `guide` argument in `scale\_\*()` cannot be `FALSE`. This was deprecated in ggplot2 3.3.4.
i Please use "none" instead.

# Diagramme en forme de violon représentant la distribution des selon le genre du juge

Les points correspondent aux données



```
# Test de Wilcoxon-Mann-Whitney
wilcox_result <- wilcox.test(peine_prison ~ jugeT, data = data_WMW, alternative = "two.sided
print(wilcox_result)</pre>
```

Wilcoxon rank sum test with continuity correction

```
W = 92, p-value = 0.5869
alternative hypothesis: true location shift is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -5.999977 22.000074
sample estimates:
difference in location
              2.999948
# Manipulation des données pour le khi carré
data_dispa <- Data_jug %>%
  select(jugeT, peine_prison, peine_prison_collectivité)
data_dispa1 <- data_dispa %>%
  mutate(peine = ifelse(peine_prison > 0, 1, 0))
# Sélection des variables nécessaires
data_analyse <- data_dispa1 %>%
  select(jugeT, peine)
# Test de chi-squared pour l'indépendance entre 'jugeT' et 'peine'
Khi_squared_test <- chisq.test(data_analyse$jugeT, data_analyse$peine)</pre>
# Affichage des résultats du test
print(Khi_squared_test)
    Pearson's Chi-squared test with Yates' continuity correction
data: data_analyse$jugeT and data_analyse$peine
X-squared = 1.0096, df = 1, p-value = 0.315
# Création d'un nouvel objet comprenant les valeurs dont j'ai besoin
Khi <- data.frame(</pre>
  jugeT = c(rep("Féminin", 2), rep("Masculin", 2)),
  peine = c(0, 1, 0, 1),
  effectifs_observés = c(10, 9, 9, 18),
  effectifs_théoriques = c(7.85, 11.16, 11.16, 15.85)
```

data: peine\_prison by jugeT

```
# Sélection des variables nécessaires pour la régression logistique
data_multivar <- Data_jug %>%
  select(jugeT, peine_prison, peine_prison_collectivité, antécédents, accusé)
data_multivar1 <- data_multivar %>%
  mutate(peine = ifelse(peine_prison > 0, 1, 0))
jugeT1 <- as.factor(data_multivar1$jugeT)</pre>
accuse1 <- as.factor(data_multivar1$accusé)</pre>
# Régression logistique
logistic_model <- glm(peine ~ jugeT1 + accuse1 + antécédents, data = data_multivar1, family =</pre>
summary(logistic_model)
Call:
glm(formula = peine ~ jugeT1 + accuse1 + antécédents, family = binomial,
    data = data_multivar1)
Coefficients:
                Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)
                -2.6326
                           1.1708 -2.249 0.02454 *
jugeT1Masculin
                  0.9619
                           0.7184 1.339 0.18055
accuse1Masculin 1.5027
                            1.0141 1.482 0.13842
antécédents
                 1.9268
                            0.7187 2.681 0.00734 **
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
    Null deviance: 62.371 on 45 degrees of freedom
Residual deviance: 48.929 on 42 degrees of freedom
AIC: 56.929
Number of Fisher Scoring iterations: 4
# Création des prédictions (Juge/Accusé/Antécédents)
```

marginal\_effects <- slopes(logistic\_model)</pre>

```
Warning: These variables were not found: jugeT1, accuse1. Try specifying the
  `newdata` argument explicitly and make sure the missing variable is
  included.
# Pour Masc/Masc/Antécédents
P1 <- data.frame(jugeT1 = "Masculin", accuse1 = "Masculin", antécédents = 1, peine = 1)
predictions1 <- predict(logistic_model, newdata = P1, type = "response")</pre>
print(predictions1)
        1
0.8530609
# Pour Fém/Masc/Antécédents
P2 <- data.frame(jugeT1 = "Féminin", accuse1 = "Masculin", antécédents = 1, peine = 1)
predictions2 <- predict(logistic_model, newdata = P2, type = "response")</pre>
print(predictions2)
        1
0.6893114
# Pour Masc/Fém/Antécédents
P3 <- data.frame(jugeT1 = "Masculin", accuse1 = "Féminin", antécédents = 1, peine = 1)
predictions3 <- predict(logistic_model, newdata = P3, type = "response")</pre>
print(predictions3)
```

1 0.5636882

```
# Pour Fém/Fém/Antécédents
P4 <- data.frame(jugeT1 = "Féminin", accuse1 = "Féminin", antécédents = 1, peine = 1)
predictions4 <- predict(logistic_model, newdata = P4, type = "response")
print(predictions4)</pre>
```

1 0.3305349

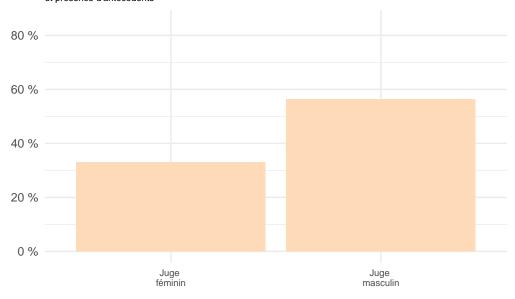
```
# Pour masc/masc/OAntécédent
P5 <- data.frame(jugeT1 = "Masculin", accuse1 = "Masculin", antécédents = 0, peine = 1)
predictions5 <- predict(logistic_model, newdata = P5, type = "response")</pre>
print(predictions5)
        1
0.4581054
# Pour masc/fém/OAntécédent
P6 <- data.frame(jugeT1 = "Masculin", accuse1 = "Féminin", antécédents = 0, peine = 1)
predictions6 <- predict(logistic_model, newdata = P6, type = "response")</pre>
print(predictions6)
        1
0.1583387
# Pour Fém/masc/OAntécédent
P7 <- data.frame(jugeT1 = "Féminin", accuse1 = "Masculin", antécédents = 0, peine = 1)
predictions7 <- predict(logistic_model, newdata = P7, type = "response")</pre>
print(predictions7)
0.2441827
# Pour Fém/fém/OAntécédent
P8 <- data.frame(jugeT1 = "Féminin", accuse1 = "Féminin", antécédents = 0, peine = 1)
predictions8 <- predict(logistic_model, newdata = P8, type = "response")</pre>
print(predictions8)
0.06707258
pourcent_fr <- scales::label_percent(</pre>
  decimal.mark = ",",
  suffix = " %"
```

# Accusé masculin et présence d'antécédents 80 % 60 % 40 % 20 % Juge féminin masculin

```
# Visualisation de la prédiction 2

predictions_df_2 <- data.frame(
   Cas = c("Juge \nmasculin", "Juge \nféminin"),</pre>
```

# Accusé féminin et présence d'antécédents



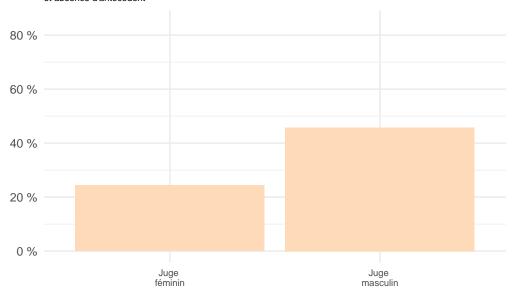
```
# Visualisation de la prédiction 3

predictions_df_3 <- data.frame(
   Cas = c("Juge \nmasculin", "Juge \nféminin"),
   Probabilité_Peine = c(predictions5, predictions7)
)

G3 <- ggplot(predictions_df_3, aes(x = Cas, y = Probabilité_Peine)) +</pre>
```

```
geom_bar(stat = "identity", fill = "#FFDAB9") +
labs(x = "", y = "", subtitle = "Accusé masculin \net absence d'antécédent") +
scale_y_continuous(labels = pourcent_fr) +
scale_x_discrete(labels = c("Juge Masculin" = "Juge Masculin", "Juge Féminin" = "Juge
```

# Accusé masculin et absence d'antécédent



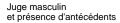
```
# Visualisation de la prédiction 4

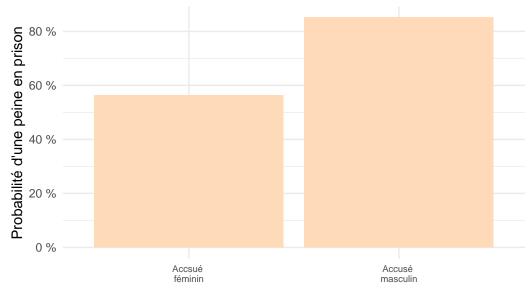
predictions_df_4 <- data.frame(
    Cas = c("Juge \nmasculin", "Juge \nféminin"),
    Probabilité_Peine = c(predictions6, predictions8)
)

G4 <- ggplot(predictions_df_4, aes(x = Cas, y = Probabilité_Peine)) +
    geom_bar(stat = "identity", fill = "#FFDAB9") +
    labs(x = "", y = "", subtitle = "Accusé féminin \net absence d'antécédent") +
    scale_y_continuous(labels = pourcent_fr) + scale_x_discrete(labels = c("Juge Masculin" = ".coord_cartesian(ylim = c(0, 0.85)) +</pre>
```

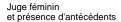
# Accusé féminin et absence d'antécédent 80 % 60 % 40 % 20 % Juge féminin masculin

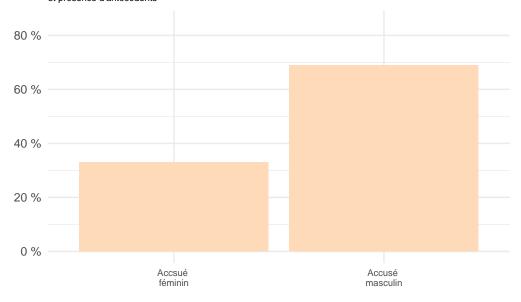
```
# Visualisation de la prédiction 5
predictions_df_5 <- data.frame(</pre>
  Cas = c("Accusé \nmasculin", "Accsué \nféminin"),
  Probabilité_Peine = c(predictions1, predictions3)
)
G5 <- ggplot(predictions_df_5, aes(x = Cas, y = Probabilité_Peine)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill = "#FFDAB9") +
  labs(x = " ", y = "Probabilité d'une peine en prison",
       subtitle = "Juge masculin \net présence d'antécédents") +
  scale_y_continuous(labels = pourcent_fr) +
  scale_x_discrete(labels = c("Accusé Masculin" = "Accusé Masculin", "Accusé Féminin" = "Acc
  coord_cartesian(ylim = c(0, 0.85)) +
  theme_minimal() +
  theme(plot.subtitle = element_text(size = 7),
        axis.text.x = element_text(size = 7))
G5
```





```
# Visualisation de la prédiction 6
predictions_df_6 <- data.frame(</pre>
  Cas = c("Accusé \nmasculin", "Accsué \nféminin"),
  Probabilité_Peine = c(predictions2, predictions4)
)
G6 <- ggplot(predictions_df_6, aes(x = Cas, y = Probabilité_Peine)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill = "#FFDAB9") +
  labs(x = " ", y = "",
       subtitle = "Juge féminin \net présence d'antécédents") +
  scale_y_continuous(labels = pourcent_fr) +
  scale_x_discrete(labels = c("Accusé Masculin" = "Accusé Masculin", "Accusé Féminin" = "Acc
  coord_cartesian(ylim = c(0, 0.85)) +
  theme_minimal() +
  theme(plot.subtitle = element_text(size = 7),
        axis.text.x = element_text(size = 7))
G6
```





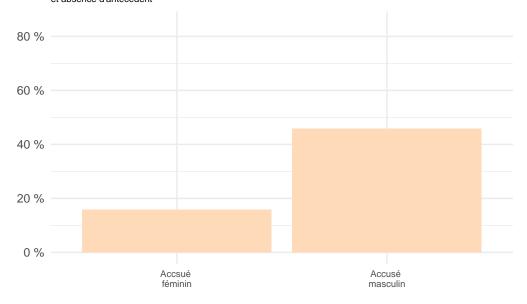
```
# Visualisation de la prédiction 7

predictions_df_7 <- data.frame(
   Cas = c("Accusé \nmasculin", "Accsué \nféminin"),
   Probabilité_Peine = c(predictions5, predictions6)
)

G7 <- ggplot(predictions_df_7, aes(x = Cas, y = Probabilité_Peine)) +
   geom_bar(stat = "identity", fill = "#FFDAB9") +
   labs(x = " ", y = "",
        subtitle = "Juge masculin \net absence d'antécédent") +
   scale_y_continuous(labels = pourcent_fr) + scale_x_discrete(labels = c("Accusé Masculin" =
   coord_cartesian(ylim = c(0, 0.85)) +
   theme_minimal() +
   theme(plot.subtitle = element_text(size = 7),
        axis.text.x = element_text(size = 7))

G7</pre>
```

# Juge masculin et absence d'antécédent



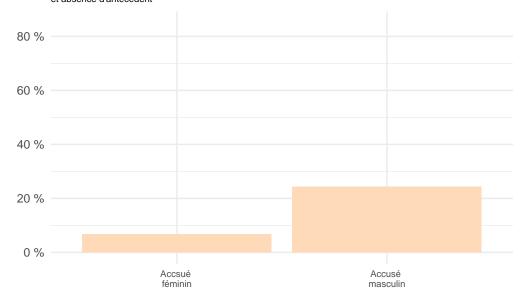
```
# Visualisation de la prédiction 8

predictions_df_8 <- data.frame(
   Cas = c("Accusé \nmasculin", "Accsué \nféminin"),
   Probabilité_Peine = c(predictions7, predictions8)
)

G8 <- ggplot(predictions_df_8, aes(x = Cas, y = Probabilité_Peine)) +
   geom_bar(stat = "identity", fill = "#FFDAB9") +
   labs(x = " ", y = "",
        subtitle = "Juge féminin \net absence d'antécédent") +
   scale_y_continuous(labels = pourcent_fr) + scale_x_discrete(labels = c("Accusé Masculin" =
   coord_cartesian(ylim = c(0, 0.85)) +
   theme_minimal() +
   theme(plot.subtitle = element_text(size = 7),
        axis.text.x = element_text(size = 7))

G8</pre>
```

## Juge féminin et absence d'antécédent

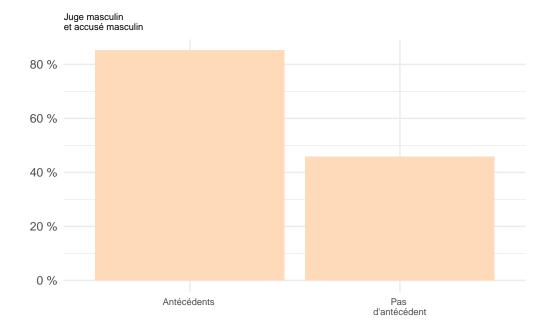


```
# Visualisation de la prédiction 9

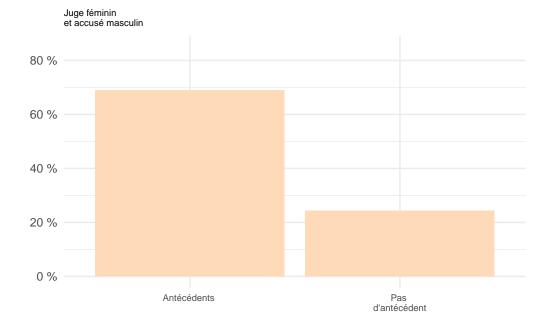
predictions_df_9 <- data.frame(
    Cas = c("Antécédents", "Pas \nd'antécédent"),
    Probabilité_Peine = c(predictions1, predictions5)
)

G9 <- ggplot(predictions_df_9, aes(x = Cas, y = Probabilité_Peine)) +
    geom_bar(stat = "identity", fill = "#FFDAB9") +
    labs(x = "", y = "",
        subtitle = "Juge masculin \net accusé masculin") +
    scale_y_continuous(labels = pourcent_fr) + scale_x_discrete(labels = c("Antécédents" = "Ancoord_cartesian(ylim = c(0, 0.85)) +
    theme_minimal() +
    theme(plot.subtitle = element_text(size = 7),
        axis.text.x = element_text(size = 7))

G9</pre>
```



```
# Visualisation de la prédiction 10
predictions_df_10 <- data.frame(</pre>
        Cas = c("Antécédents", "Pas \nd'antécédent"),
        Probabilité_Peine = c(predictions2, predictions7)
 )
G10 <- ggplot(predictions_df_10, aes(x = Cas, y = Probabilité_Peine)) +
        geom_bar(stat = "identity", fill = "#FFDAB9") +
        labs(x = "", y = "",
                             subtitle = "Juge féminin \net accusé masculin") +
        scale_y_continuous(labels = pourcent_fr) +
        scale_x_discrete(labels = c("Antécédents" = "Antécédents ", "Pas d'antécédent" = "Pas d'antécédent = "Pas d'antécédent
        coord_cartesian(ylim = c(0, 0.85)) +
        theme_minimal() +
        theme(plot.subtitle = element_text(size = 7),
                                 axis.text.x = element_text(size = 7))
 G10
```



```
# Visualisation de la prédiction 11
predictions_df_11 <- data.frame(</pre>
  Cas = c("Antécédents", "Pas \nd'antécédent"),
  Probabilité_Peine = c(predictions3, predictions6)
)
G11 <- ggplot(predictions_df_11, aes(x = Cas, y = Probabilité_Peine)) +
  geom_bar(stat = "identity", fill = "#FFDAB9") +
  labs(x = "", y = "",
       subtitle = "Juge masculin \net accusé féminin") +
  scale_y_continuous(labels = pourcent_fr) +
   scale_x_discrete(labels = c("Antécédents" = "Antécédents", "Pas d'antécédent" = "Pas d'a
  coord_cartesian(ylim = c(0, 0.85)) +
  theme_minimal() +
  theme(plot.subtitle = element_text(size = 7),
        axis.text.x = element_text(size = 7))
G11
```

# Juge masculin et accusé féminin 80 % 60 % 20 %

Antécédents

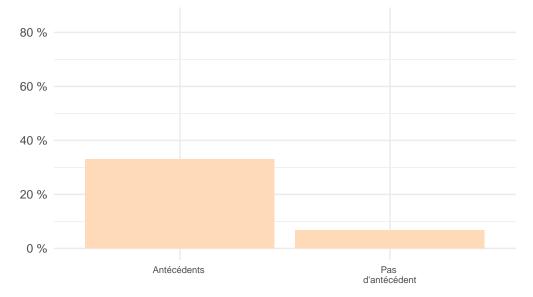
```
# Visualisation de la prédiction 12

predictions_df_12 <- data.frame(
    Cas = c("Antécédents", "Pas \nd'antécédent"),
    Probabilité_Peine = c(predictions4, predictions8)
)

G12 <- ggplot(predictions_df_12, aes(x = Cas, y = Probabilité_Peine)) +
    geom_bar(stat = "identity", fill = "#FFDAB9") +
    labs(x = "", y = "",
        subtitle = "Juge féminin \net accusé féminin") +
    scale_y_continuous(labels = pourcent_fr) + scale_x_discrete(labels = c("Antécédents" = "Antecedents" = "Antecedents") +
    theme_minimal() +
    theme(plot.subtitle = element_text(size = 7),
        axis.text.x = element_text(size = 7))</pre>
```

Pas d'antécédent

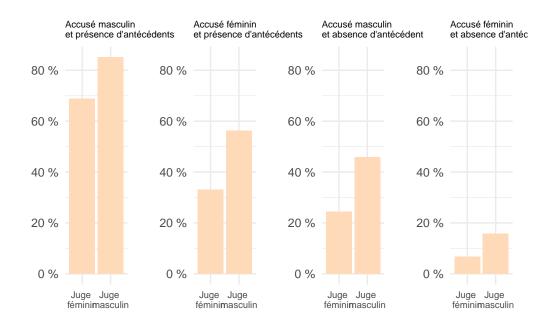




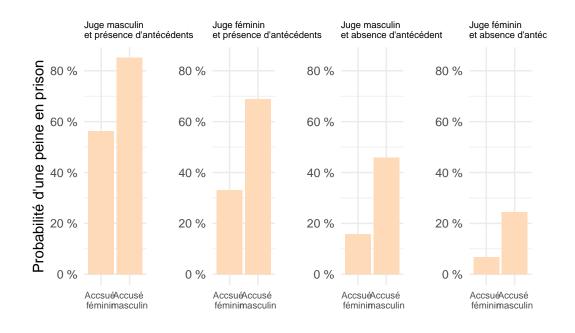
# Groupement des visualisations des prédictions

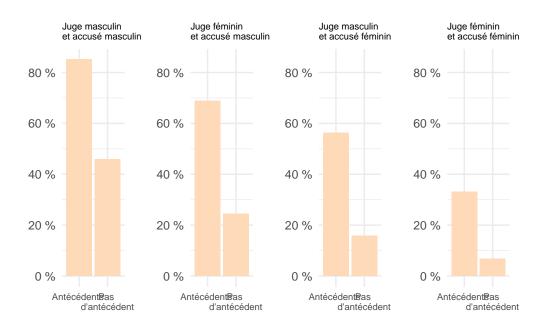
P1 <- G1|G2|G3|G4

P1



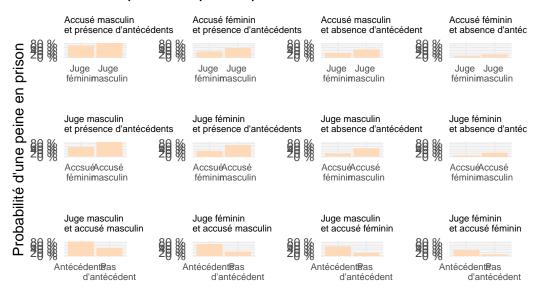
### P2 <- G5|G6|G7|G8 P2





P4 <- P1 / P2 / P3 + plot\_annotation(title = "Prédictions de peine de prison pour différente P4

## Prédictions de peine de prison pour différentes combinaisons de va



## **Bibliographie**

- Al-Ballouz, Fatima. 2019. « La perception des juges à l'égard des hommes et des femmes trafiquants de drogue au Québec ».
- Bontrager, Stephanie, Kelle Barrick, et Elizabeth Stupi. 2013. « Gender and sentencing: A meta-analysis of contemporary research ». J. Gender Race & Just. 16: 349.
- Crew, B Keith. 1991. « Sex differences in criminal sentencing: Chivalry or patriarchy? »
- Dixon, Jo. 1989. The organizational context of criminal sentencing. Indiana University.
- Fogel, David. 1975. « We are the living proof ». Cincinnati: Anderson.
- Freiburger, Tina L. 2011. « The impact of gender, offense type, and familial role on the decision to incarcerate ». *Social Justice Research* 24: 143-67.
- Hirsch, A von et al. 1976. « Doing justice: the choice of punishments ». New York: Hill and Wana.
- Holland, Melanie M, et Ariane Prohaska. 2021. « Gender effects across place: A multilevel investigation of gender, race/ethnicity, and region in sentencing ». Race and Justice 11 (1): 91-112.
- Jodouin, André, et Marie-Ève Sylvestre. 2009. « Changer les lois, les idées, les pratiques: réflexions sur l'échec de la réforme de la détermination de la peine ». Les Cahiers de droit 50 (3): 519-84.
- Johnston, Janet B, Thomas D Kennedy, et I Gayle Shuman. 1987. « Gender differences in the sentencing of felony offenders ». Fed. Probation 51: 49.
- Koons-Witt, Barbara A. 2002. « The effect of gender on the decision to incarcerate before and after the introduction of sentencing guidelines ». *Criminology* 40 (2): 297-328.
- Kruttschnitt, Candace, et Donald E Green. 1984. « The sex-sanctioning issue: Is it history? » American Sociological Review, 541-51.
- Pires, Alvaro. 1987. « La réforme pénale au Canada: l'apport de la Commission canadienne sur la détermination de la peine ». *Criminologie* 20 (2): 11-55. https://doi.org/https://doi.org/10.7202/017250ar.
- Pope, Carl E. 1975. Sentencing of California felony offenders. Vol. 6. US Department of Justice, Law Enforcement Assistance Administration ....
- Schmit, Valentin, et Dan Kaminski. 2022. « Sentencing. La détermination de la peine par le juge. » Étude sur les caractéristiques biographiques des juges influençant la décision pénale.
- Spohn, Cassia, et Pauline K Brennan. 2011. « The joint effects of offender race/ethnicity and gender on substantial assistance departures in federal courts ». Race and Justice 1 (1): 49-78.
- Steffensmeier, Darrell, Jeffery Ulmer, et John Kramer. 1998. « The interaction of race, gender, and age in criminal sentencing: The punishment cost of being young, black, and male ». Criminology 36 (4): 763-98.
- Vanhamme\*, Françoise, et Kristel Beyens\*\*. 2007. « La recherche en sentencing: un survol contextualisé ». Déviance et société 31 (2): 199-228.
- Young, Vernetta D. 1986. « Gender expectations and their impact on black female offenders and victims ». Justice Quarterly 3 (3): 305-27.