

# ANALYSE DONNEES TER 2022-2024

## "La grip force, mesure objective de l'agentivité attribuée ?"

### 1. Importation et prétraitement des données

#### 1.1 Importation

je commence par importer les données. Chaque dataframe est composé d'une colonne correspondant au numéro de frame (du stimulus), et de plusieurs colonnes correspondant aux répétitions.

Ensuite, j'importe les données où se trouvent les marqueurs temporels, correspondant aux "moments" clés du stimulus diffusé.

#### 1.2 Prétraitement des données

Je crée une fonction "process\_dataframe" qui permet pour un dataset donné de sortir la moyenne de toutes les répétitions, par frame. Il prend en entrée la variable contenant le dataframe (dataset), et un nom de variable à choisir (nom\_variable, chaîne de caractères). Cette fonction crée également 3 variables, qui contiennent 1. le dataframe sans sa première colonne (numéro de frame), 2. la moyenne de chacune des lignes de ce dataframe, et 3. un dataframe recensant ces moyennes. Ces variables créées sont nommées sur la base du nom de variable (nom\_variable) choisi.

J'applique la fonction à toutes les variables, ce qui permet de sortir 8 dataframes, et de créer  $8 \times 3 = 24$  variables.

```
Mean GF per frame for ancil:      Mean GF      SD GF      Max GF
0  0.088433  1.234454  4.761845
1  0.088613  1.234803  5.028542
2  0.090874  1.237994  5.428011
3  0.094353  1.242818  5.676446
4  0.098328  1.247790  5.749687
Mean GF per frame for noAncil:    Mean GF      SD GF      Max GF
0  0.082290  1.290817  6.538558
1  0.081903  1.282156  6.382387
2  0.084909  1.272199  6.103568
3  0.090295  1.261801  5.741476
4  0.097017  1.252311  5.356943

Mean GF per frame for VA:         Mean GF      SD GF
0  0.124712  1.289605
1  0.123190  1.279185
2  0.124370  1.270017
3  0.127634  1.263583
4  0.132466  1.260436
Mean GF per frame for noneVA:     Mean GF      SD GF
0  0.074609  1.263589
1  0.080028  1.254991
2  0.088911  1.246113
3  0.099910  1.237249
```

	Mean GF	SD GF
0	0.056643	1.235805
1	0.052756	1.241877
2	0.050976	1.248959
3	0.050430	1.254899
4	0.050280	1.258523

	Mean GF	SD GF
0	0.077186	1.236929
1	0.078676	1.233330
2	0.083795	1.232866
3	0.091293	1.235753
4	0.099922	1.241321

	Mean GF	SD GF
0	0.117748	1.240262
1	0.119188	1.236296
2	0.121811	1.233835
3	0.124874	1.232248
4	0.127910	1.231339

	Mean GF	SD GF
0	0.061093	1.310145
1	0.057892	1.304843
2	0.058115	1.297397
3	0.060935	1.287784
4	0.065406	1.276628

à présent, on peut afficher n'importe quel dataframe moyenné en utilisant "nom\_variable" suivi de "\_mean" :

	Mean GF	SD GF
0	0.061093	1.310145
1	0.057892	1.304843
2	0.058115	1.297397
3	0.060935	1.287784
4	0.065406	1.276628
...	...	...
1042	-0.053359	1.853115
1043	-0.071999	1.849315
1044	-0.087240	1.849057
1045	-0.100575	1.852315
1046	-0.110236	1.857592

[1047 rows x 2 columns]

Je fusionne les dataframes moyennés par condition pour faire leur analyse statistique plus facilement sur JASP notamment :

	VA mean GF	noneVA mean GF	disVA mean GF
0	0.124712	0.074609	0.056643
1	0.123190	0.080028	0.052756
2	0.124370	0.088911	0.050976
3	0.127634	0.099910	0.050430
4	0.132466	0.111703	0.050280

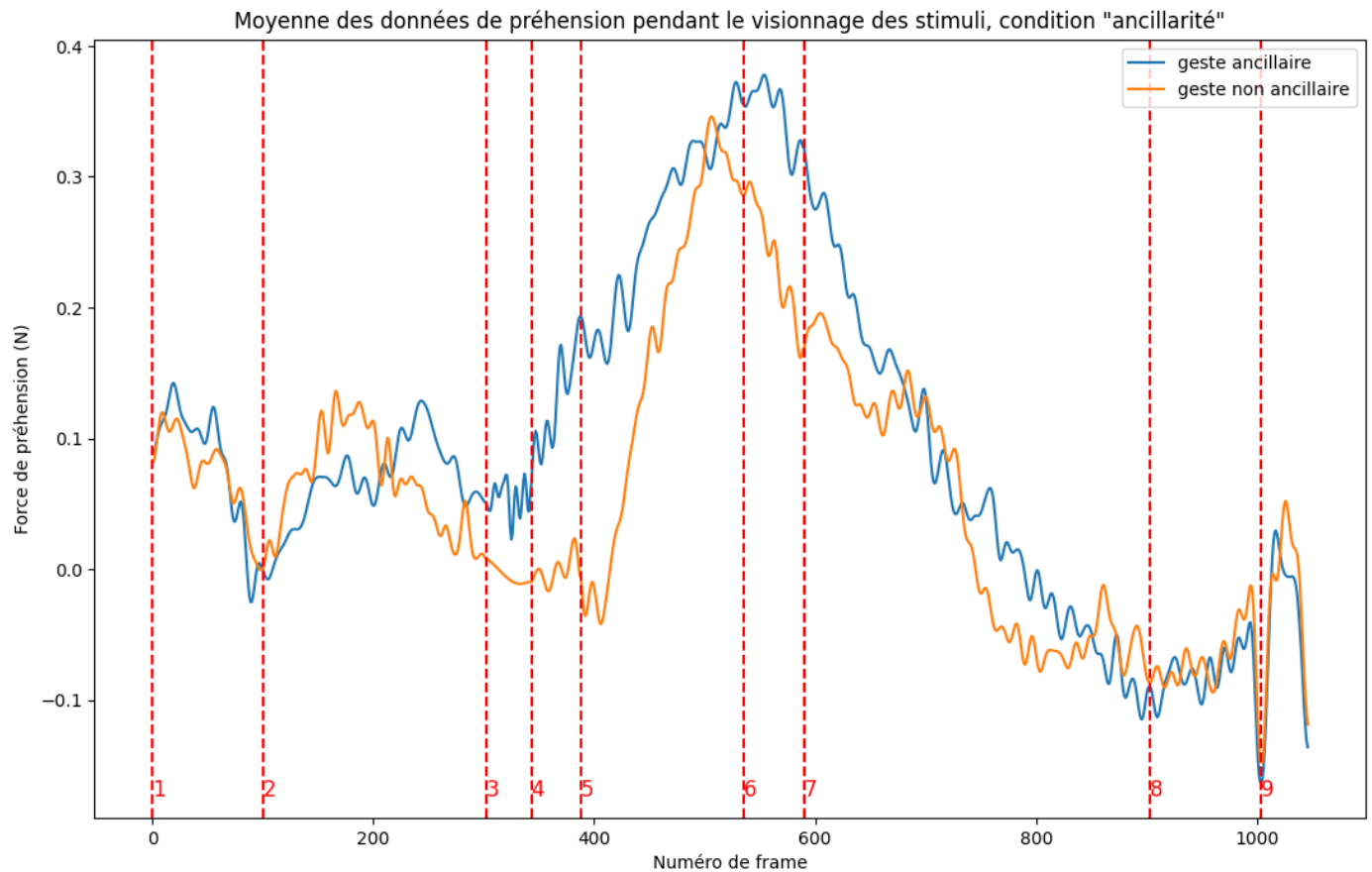
## 2. Visualisation des données de GF

Je crée un plot des moyennes de préhension, en rajoutant les marqueurs temporels. Ils sont représentés par des traits verticaux rouges. Pour une mesure, il y a 1024 frames, ici l'équivalent de 5 secondes environ, soit la durée du stimulus (fréquence d'échantillonnage à 200 Hz)

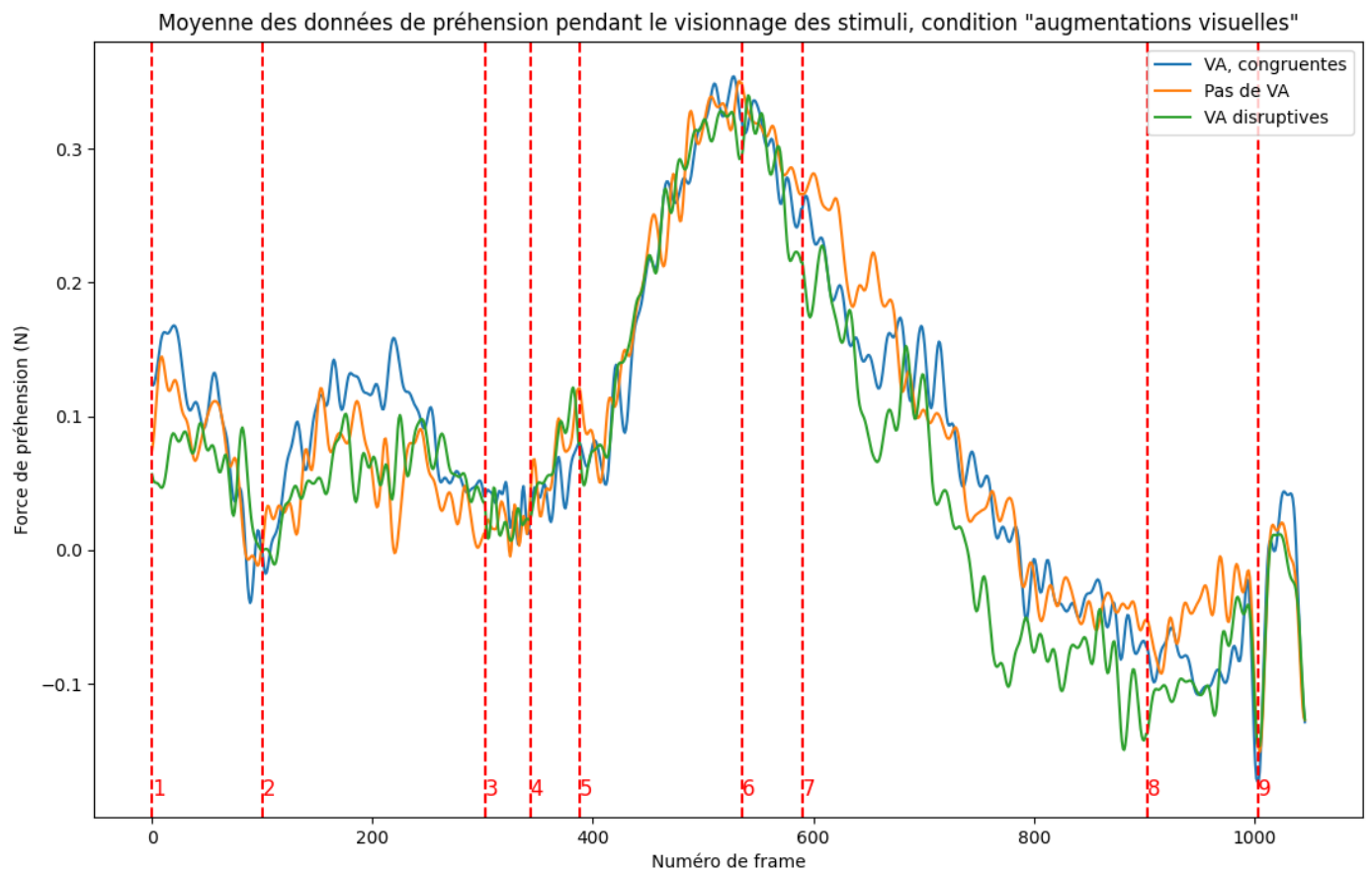
Les marqueurs sont les suivants :

1. début du stimulus + début du son (frame 0)
2. début de la vidéo (fin de la transition en fondu) (frame 100)
3. début du mouvement (frame 302)
4. moment où le geste ancillaire est au plus haut (frame 343)
5. fin du mouvement + appui sur le bouton (frame 388)
6. fin de l'appui sur le bouton + début du mouvement de retrait (frame 535)
7. fin du mouvement de retrait (frame 590)
8. fin de la vidéo (début de la transition en fondu) (frame 903)
9. fin du son + fin du stimulus (frame 1004)

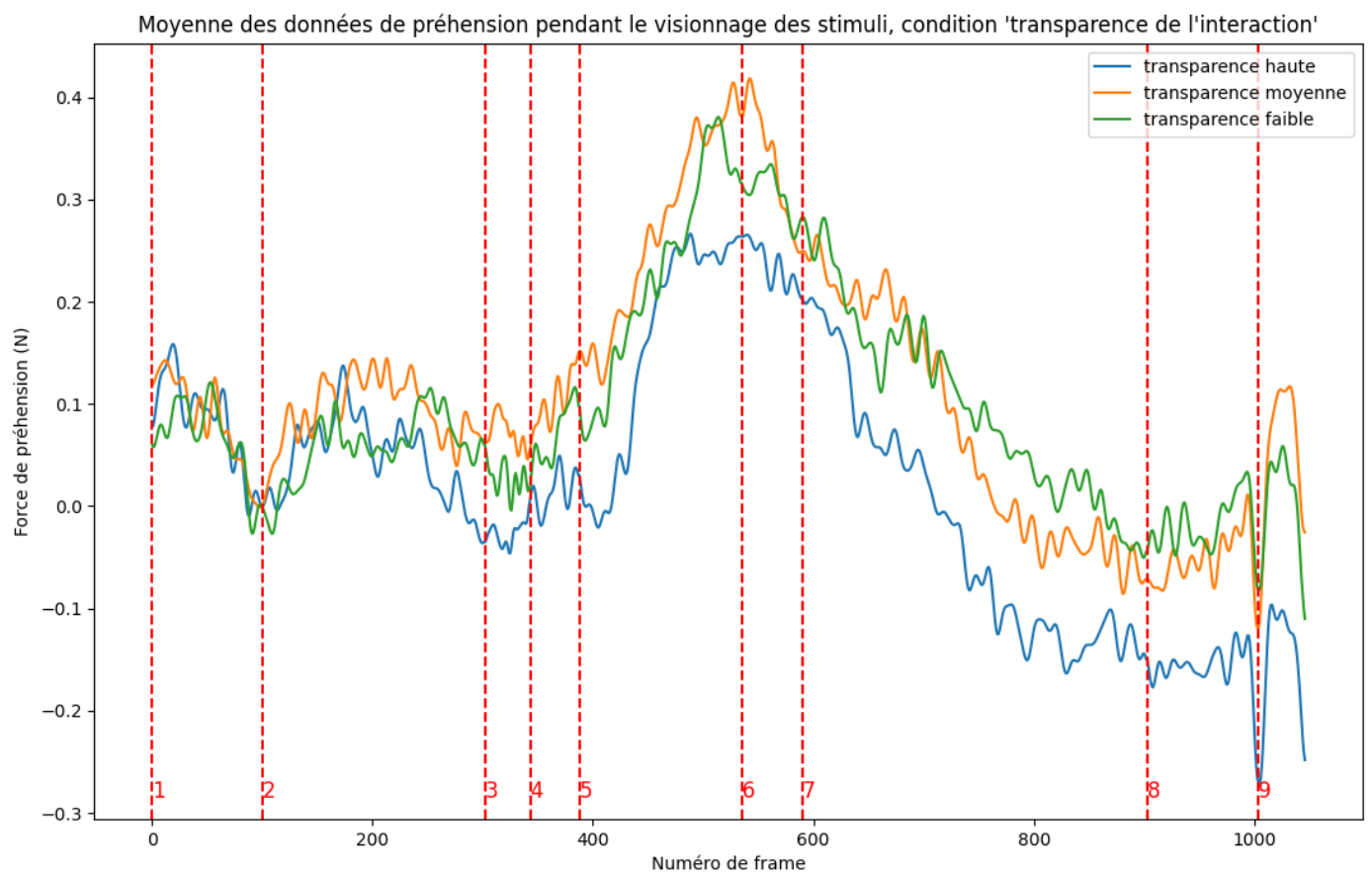
## 2.1 Ancillarité



## 2.2 Augmentations visuelles



## 2.3 Transparence de l'interaction



## 3. Analyse statistique de la GF

### 3.1. Analyse sur l'ensemble de la mesure

### 3.1.1. Vérification de la normalité : test de Shapiro-Wilk

Avant toute analyse, je m'assure de la normalité de la distribution des échantillons. Cela me permettra de choisir le test à effectuer. J'ai donc créé une fonction "test\_normalité", qui effectue un test de Shapiro-Wilk en prenant en entrée un dataframe et une valeur alpha. Cette dernière est généralement de 0.1 dans ce cadre.

- ANCILLARITE

GESTE ANCILLAIRE :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9561165571212769

p-value: 3.640955903649339e-17

p < 0.01 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

GESTE NON ANCILLAIRE :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9532586336135864

p-value: 9.569829523277064e-18

p < 0.01 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

- AUGMENTATION VISUELLE

AUGMENTATION VISUELLE CONGRUENTE :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9726983308792114

p-value: 3.892565523383462e-13

p < 0.01 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

PAS AUGMENTATION VISUELLE :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9306862354278564

p-value: 1.3151776930487295e-21

p < 0.01 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

AUGMENTATION VISUELLE DISRUPTIVE :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9449995160102844

p-value: 2.727714406870044e-19

p < 0.01 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

- TRANSPARENCE DE L'INTERACTION

TRANSPARENCE HAUTE (HIGH) :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9617856740951538

p-value: 6.262970082327769e-16

p < 0.01 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

TRANSPARENCE MOYENNE (MEDIUM) :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9555654525756836

p-value: 2.8006886320612324e-17

p < 0.01 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

TRANSPARENCE FAIBLE (LOW):

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9184253811836243

p-value: 2.5272905636799273e-23

p < 0.01 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

Les données ne suivent pas une distribution normale : On ne pourra pas ici utiliser un test paramétrique (t-test ou ANOVA). Les tests non paramétriques qu'on peut utiliser pour les mesures répétées :

- Wilcoxon pour échantillons appariés (2 groupes)
- Test de permutation (2 groupes)
- Friedman (plus de 2 groupes)

### 3.1.2. Condition "ancillarité" : test de Wilcoxon

J'ai créé une fonction permettant de faire un test de Wilcoxon, qui prend en entrée deux dataframes à comparer et la valeur alpha. Nous nous attendons à une non significativité des différences ; je fixe donc alpha à 0.1.

Statistique de Wilcoxon: 123040.0

p-value: 1.1021664641918052e-53

$p < 0.1$  : Les différences entre les deux échantillons sont significatives (on rejette  $H_0$ ).

## Paired Samples T-Test ▼

### Paired Samples T-Test

Measure 1		Measure 2	W	z	df	p
noAncil mean GF	-	ancil mean GF	123040.000	-15.426		< .001

Note. Wilcoxon signed-rank test.

## Descriptives ▼

### Descriptives ▼

	N	Mean	SD	SE	Coefficient of variation
noAncil mean GF	1047	0.059	0.107	0.003	1.820
ancil mean GF	1047	0.093	0.131	0.004	1.401

Pour toute la durée de la mesure (1024 frames) et pour toutes les mesures (toutes répétitions confondues), la différence entre la modalité ancillaire et non ancillaire est significative.

### 3.1.3. Conditions "transparence" et "augmentations visuelles" : tests de Friedman

Pour comparer les modalités de transparence (high, medium, low) et celles des augmentations visuelles (VA = augmentation visuelle, noneVA = pas d'augmentation visuelle, disVA = augmentation visuelle disruptive), j'ai utilisé un test de Friedman. Celui-ci a été effectué sur JASP, et ses les résultats sont ci-dessous.

#### a. Transparence de l'interaction

## Nonparametrics

### Friedman Test

Factor	X <sup>2</sup> <sub>F</sub>	df	p	Kendall's W
RM Factor 1	975.757	2	< .001	0.466

### Conover Test

#### Conover's Post Hoc Comparisons - RM Factor 1

		T-Stat	df	W <sub>i</sub>	W <sub>j</sub>	r <sub>rb</sub>	p	Pbonf	Pholm
highT	medT	40.460	2092	1285.000	2638.000	-0.979	< .001	< .001	< .001
	lowT	32.117	2092	1285.000	2359.000	-0.879	< .001	< .001	< .001
medT	lowT	8.343	2092	2638.000	2359.000	0.259	< .001	< .001	< .001

Note. Grouped by subject.

Note. Rank-biserial correlation based on individual signed-rank tests.

rangs moyens  
assez semblables  
entre med et low

corrélation quand même un  
peu entre med et low, du  
moins grosse corrélation  
négative entre high et med  
et high et low

## Descriptives ▼

### Descriptives

RM Factor 1	N	Mean	SD	SE	Coefficient of variation
highT	1047	0.022	0.129	0.004	5.940
medT	1047	0.108	0.124	0.004	1.146
lowT	1047	0.097	0.106	0.003	1.090

On constate que pour cette condition, au moins un échantillon parmi les trois est significativement différent. En faisant des tests post hoc, on constate que les échantillons présentent des données significativement différentes les uns des autres. La moyenne de GF la plus élevée est celle pour la modalité "transparence moyenne", avec 0.11 N de variation par rapport à la baseline. Étonnamment, la moyenne de GF la moins élevée est celle de la modalité "transparence haute", avec 0.02 N de variation.

### b. Augmentations visuelles

## Nonparametrics ▼

### Friedman Test

Factor	X <sup>2</sup> <sub>F</sub>	df	p	Kendall's W
RM Factor 1	320.581	2	< .001	0.153

### Conover Test ▼

#### Conover's Post Hoc Comparisons - RM Factor 1 ▼

		T-Stat	df	W <sub>i</sub>	W <sub>j</sub>	r <sub>rb</sub>	p	Pbonf	Pholm
VA	no VA	1.140	2092	2354.000	2306.000	0.008	0.254	0.763	0.254
	disruptive VA	17.382	2092	2354.000	1622.000	0.658	< .001	< .001	< .001
no VA	disruptive VA	16.242	2092	2306.000	1622.000	0.601	< .001	< .001	< .001

Note. Grouped by subject.

Note. Rank-biserial correlation based on individual signed-rank tests.

# Descriptives

## Descriptives

RM Factor 1	N	Mean	SD	SE	Coefficient of variation
VA	1047	0.084	0.116	0.004	1.374
noneVA	1047	0.085	0.116	0.004	1.374
disVA	1047	0.060	0.121	0.004	2.017

On constate que pour cette condition, au moins un échantillon parmi les trois est significativement différent. En faisant des tests post hoc, on constate que c'est la modalité "augmentations visuelles disruptive" qui se sépare des deux autres.

## 3.2. Analyse par fenêtres temporelles

Pour faire une analyse statistique plus pertinente, il convient de prendre en compte des fenêtres définies, délimitées par les marqueurs temporels déjà mentionnés.

### 3.2.1 Condition "ancillarité"

Ce qui nous intéresse ici, c'est le geste ancillaire : nous prendrons comme  $t_0$  le début du mouvement (marqueur 3), et  $t_1$  le moment où le geste ancillaire est au plus haut (marqueur 4). Le traitement visuel de bas-niveau (reconnaissance des formes, orientation...) arrivant environ 100ms après l'information visuelle, et le traitement de haut-niveau (catégorisation de l'information) arrivant environ 200ms après, nous pouvons déterminer les fenêtres temporelles, ou "périodes", pertinentes :

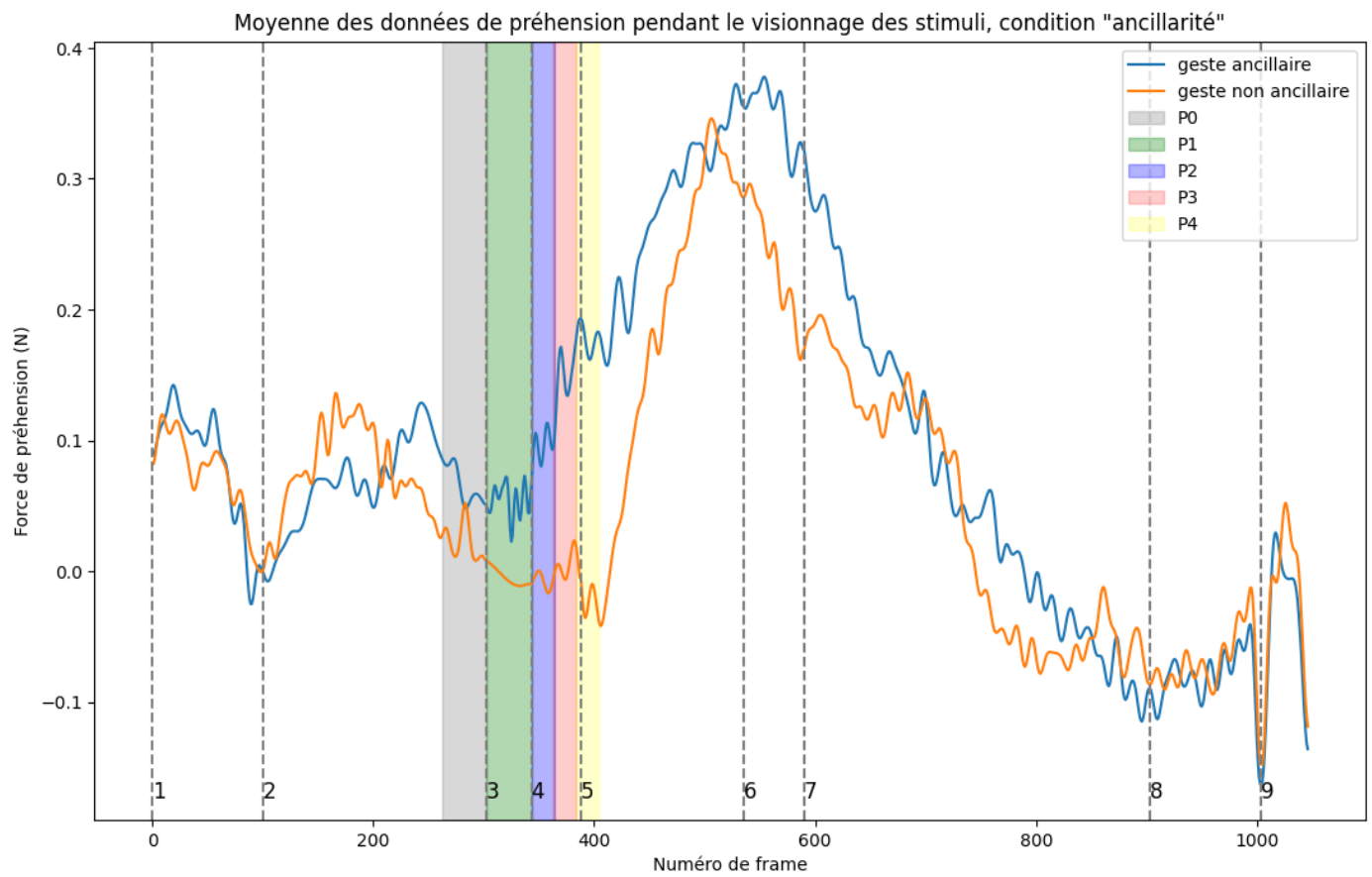
- P0, [ $t_0$ -100ms ;  $t_0$ ] ou [ $t_0$ -20 frames\* ;  $t_0$ ] : moment avant le début du mouvement
- P1, [ $t_0$  ;  $t_1$ ] : moment entre le début du mouvement et le geste ancillaire
- P2, [ $t_1$  ;  $t_1 + 100$ ms] ou [ $t_1$  ;  $t_1 + 20$  frames\*] : moment entre le geste ancillaire et le début de son traitement de bas-niveau
- P3, [ $t_1 + 100$  ms ;  $t_1 + 200$ ms] ou [ $t_1 + 20$  frames ;  $t_1 + 40$  frames] : moment entre le traitement de bas-niveau et le début du traitement de haut-niveau
- P4, [ $t_1 + 200$  ms ;  $t_1 + 300$ ms] ou [ $t_1 + 40$  frames ;  $t_1 + 60$  frames] : moment du traitement de haut-niveau

(\* Fréquence d'échantillonnage à 200 Hz)

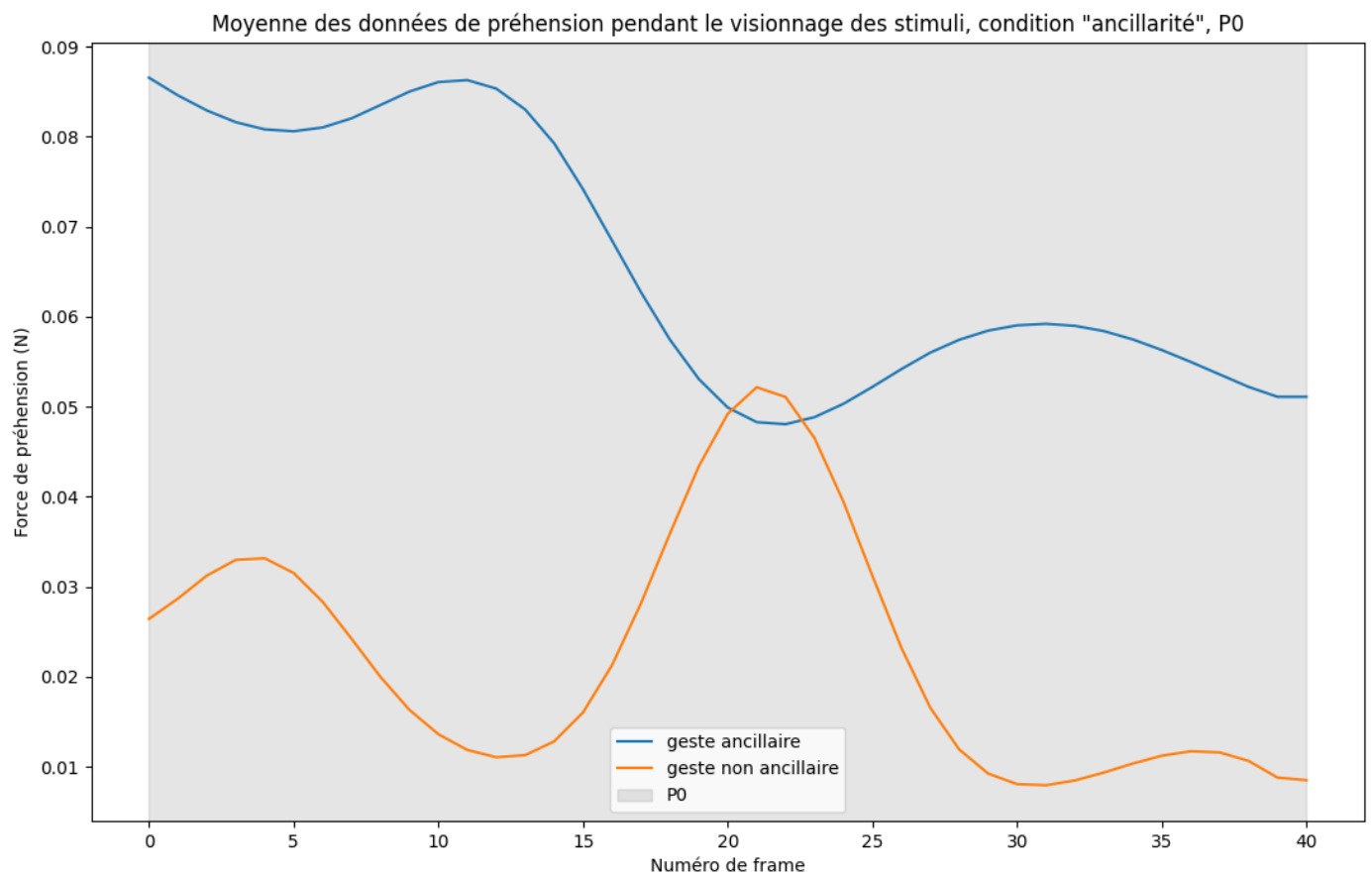
a. Création des fenêtres temporelles

b. Visualisation et analyse





Out[250]: <matplotlib.legend.Legend at 0x279412d70d0>



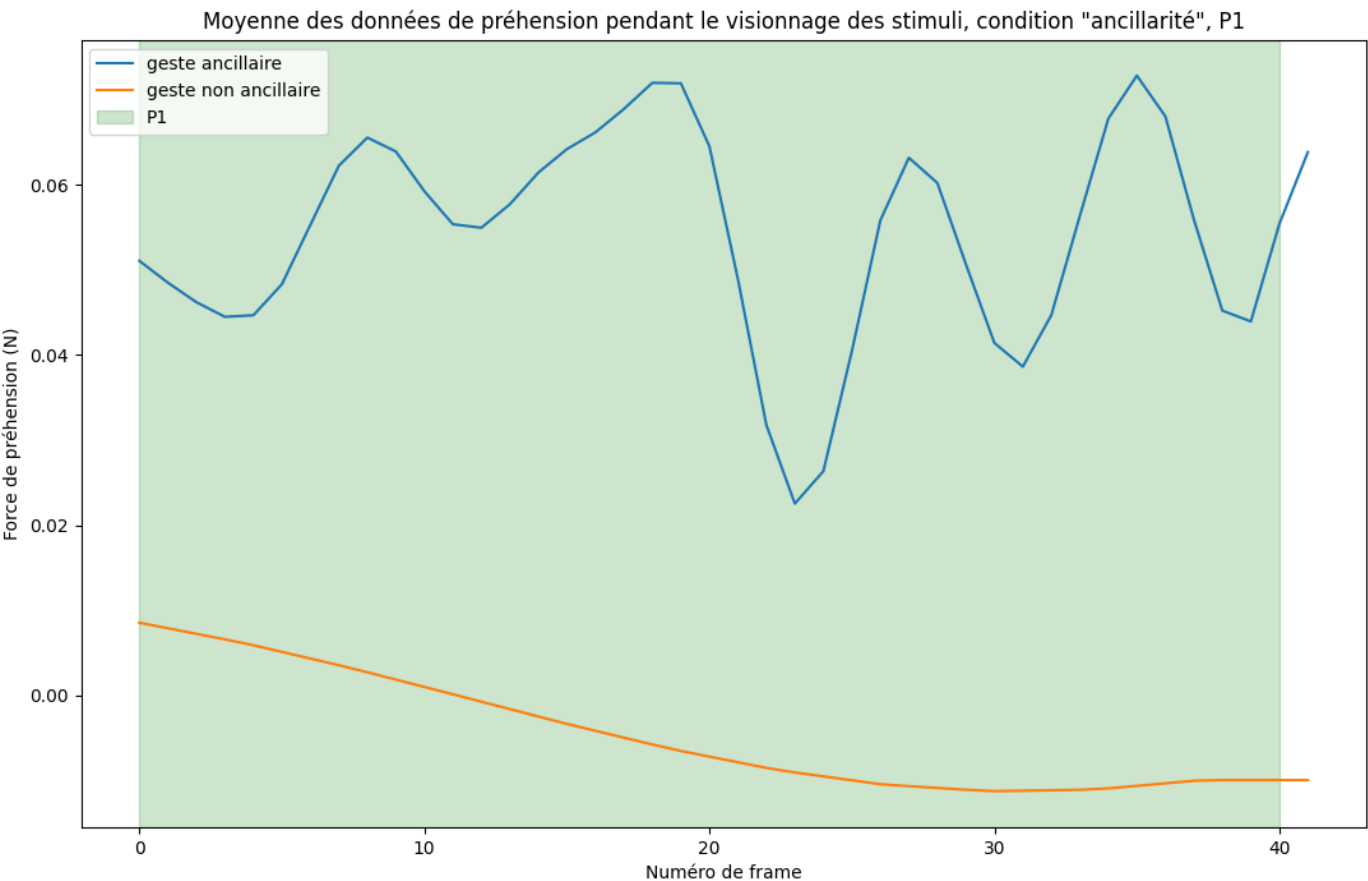
Paired Samples T-Test ▾

Paired Samples T-Test

Measure 1	Measure 2	W	z	df	p
noAncil mean GF	- ancil mean GF	7.000	-5.558		< .001

Note. Wilcoxon signed-rank test.

Out[192]: <matplotlib.legend.Legend at 0x2793aace8d0>



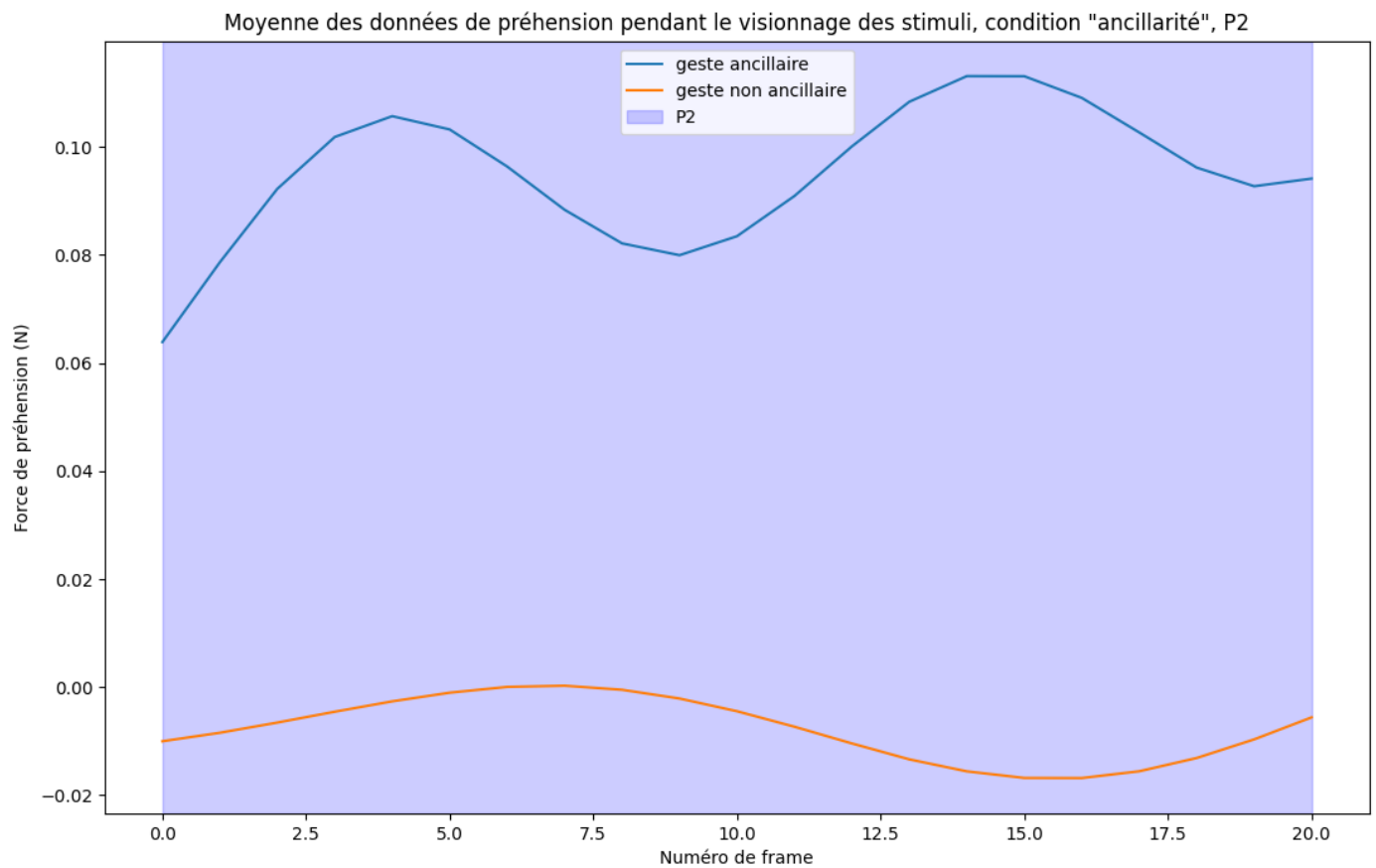
Paired Samples T-Test ▾

Paired Samples T-Test

Measure 1	Measure 2	W	z	df	p
ancil mean GF	- noAncil mean GF	903.000	5.645		< .001

Note. Wilcoxon signed-rank test.

Out[198]: <matplotlib.legend.Legend at 0x2793c9e70d0>



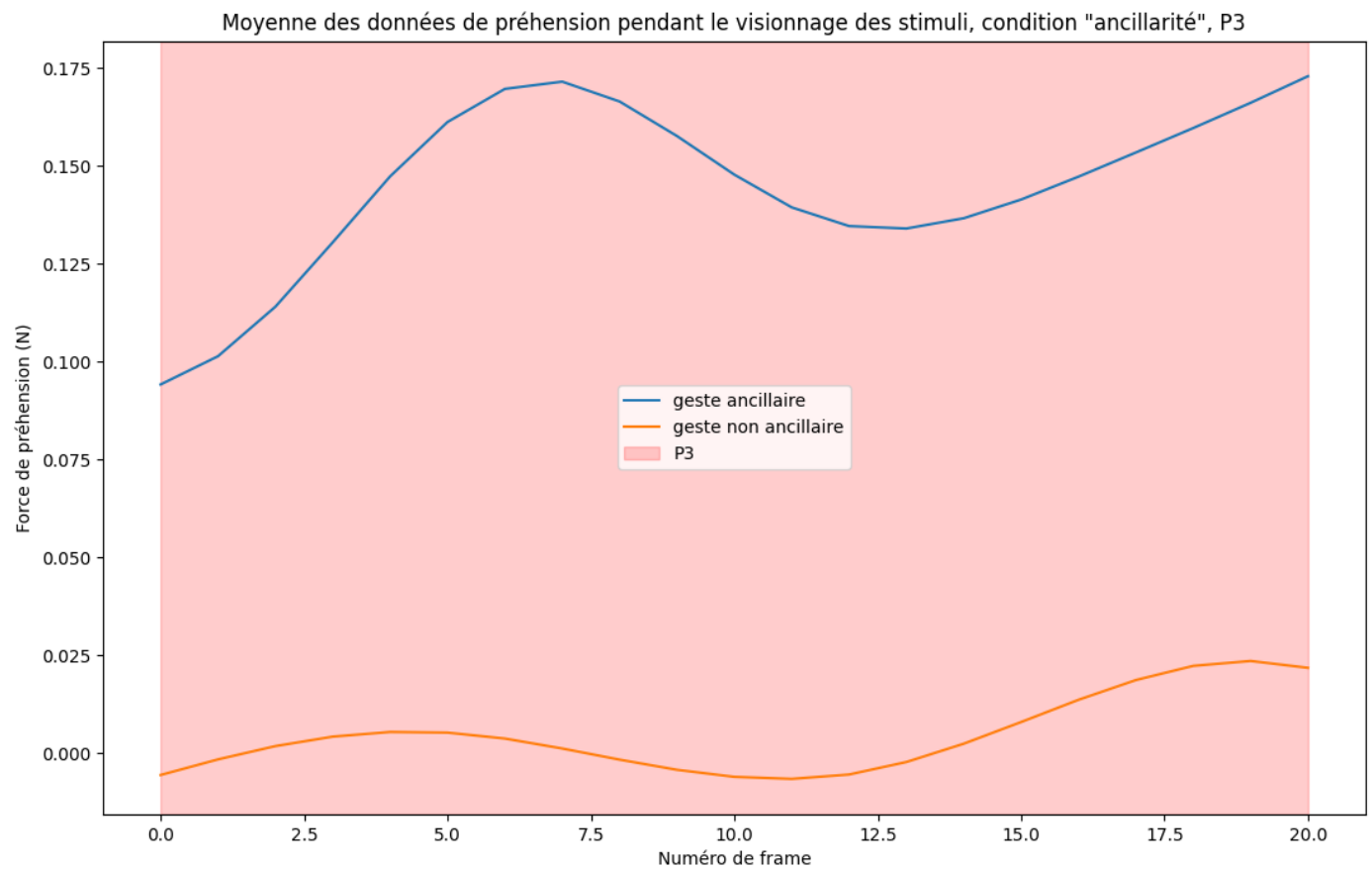
## Paired Samples T-Test ▼

### Paired Samples T-Test ▼

Measure 1		Measure 2	W	z	df	p
ancil mean GF	-	noAncil mean GF	231.000	4.015		< .001

Note. Wilcoxon signed-rank test.

```
Out[199]: <matplotlib.legend.Legend at 0x2793d0ab750>
```



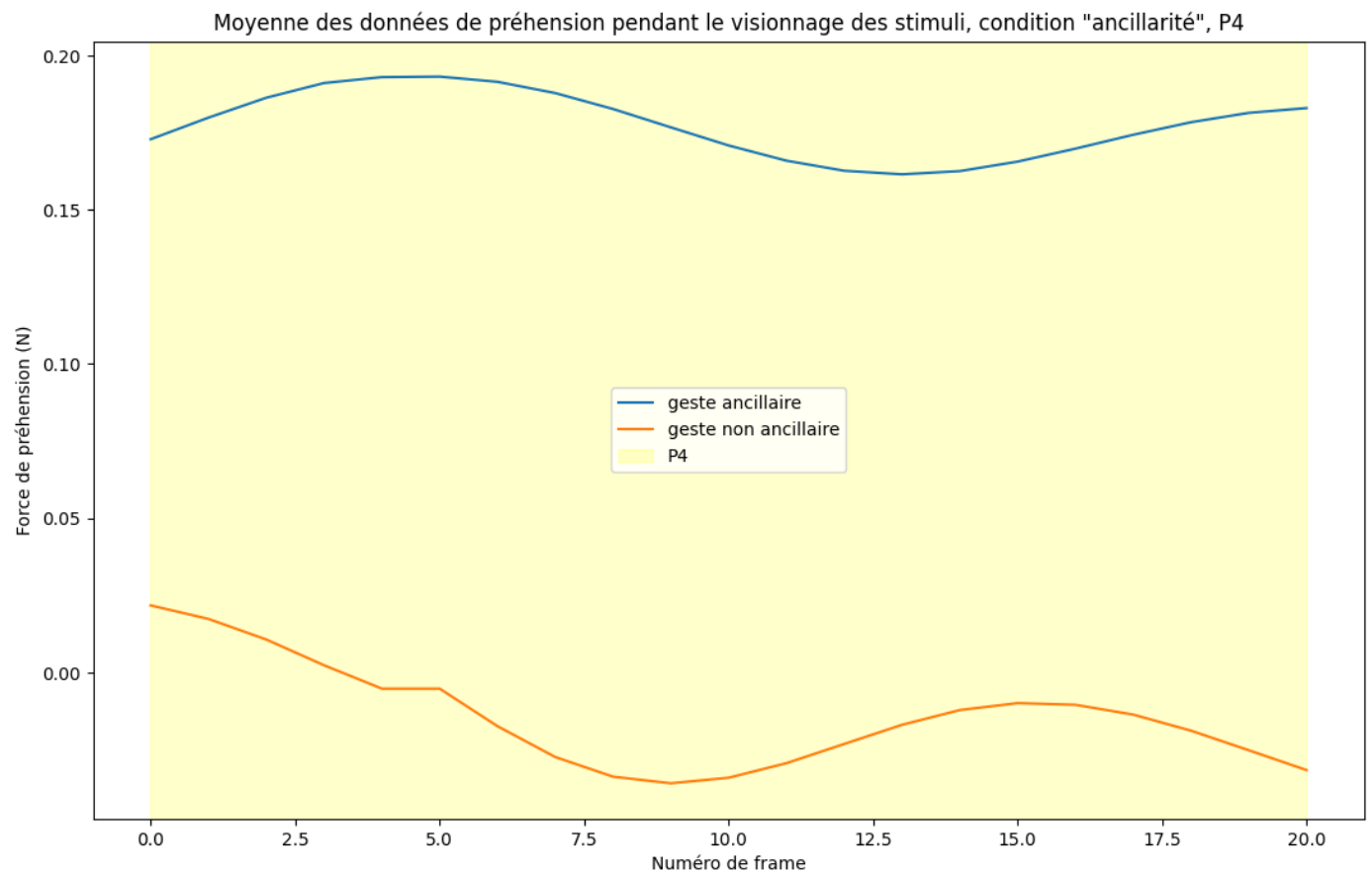
## Paired Samples T-Test ▼

### Paired Samples T-Test ▼

Measure 1		Measure 2	W	z	df	p
ancil mean GF	-	noAncil mean GF	231.000	4.015		< .001

Note. Wilcoxon signed-rank test.

Out[200]: <matplotlib.legend.Legend at 0x2793d0f63d0>



## Paired Samples T-Test ▼

### Paired Samples T-Test ▼

Measure 1	Measure 2	W	z	df	p
ancil mean GF	- noAncil mean GF	231.000	4.015		< .001

Note. Wilcoxon signed-rank test.

Résultats pour P0 : Statistique de Wilcoxon: 7.0

p-value: 8.640199666842818e-12

p < 0.05 : Les différences entre les deux échantillons sont significatives (on rejette H 0).

Résultats pour P1 : Statistique de Wilcoxon: 0.0

p-value: 4.547473508864641e-13

p < 0.05 : Les différences entre les deux échantillons sont significatives (on rejette H 0).

Résultats pour P2 : Statistique de Wilcoxon: 0.0

p-value: 9.5367431640625e-07

p < 0.05 : Les différences entre les deux échantillons sont significatives (on rejette H 0).

Résultats pour P3 : Statistique de Wilcoxon: 0.0

p-value: 9.5367431640625e-07

p < 0.05 : Les différences entre les deux échantillons sont significatives (on rejette H 0).

Résultats pour P4 : Statistique de Wilcoxon: 0.0

p-value: 9.5367431640625e-07

$p < 0.05$  : Les différences entre les deux échantillons sont significatives (on rejette  $H_0$ ).

Les différences entre la modalité avec geste ancillaire et sans geste ancillaire sont significatives, quelle que soit la fenêtre temporelle.

### 3.2.2 Condition "augmentation visuelle"

Ce qui nous intéresse ici, c'est la modification du son provoquée par le geste de l'artiste, engendrant une modulation de l'augmentation visuelle : nous prendrons comme  $t_0$  le début de l'appui sur le bouton (marqueur 5), et  $t_1$  le moment où l'artiste a retiré son doigt du bouton et a fini son geste (marqueur 7). C'est donc cette intervalle que nous allons prendre en considération.

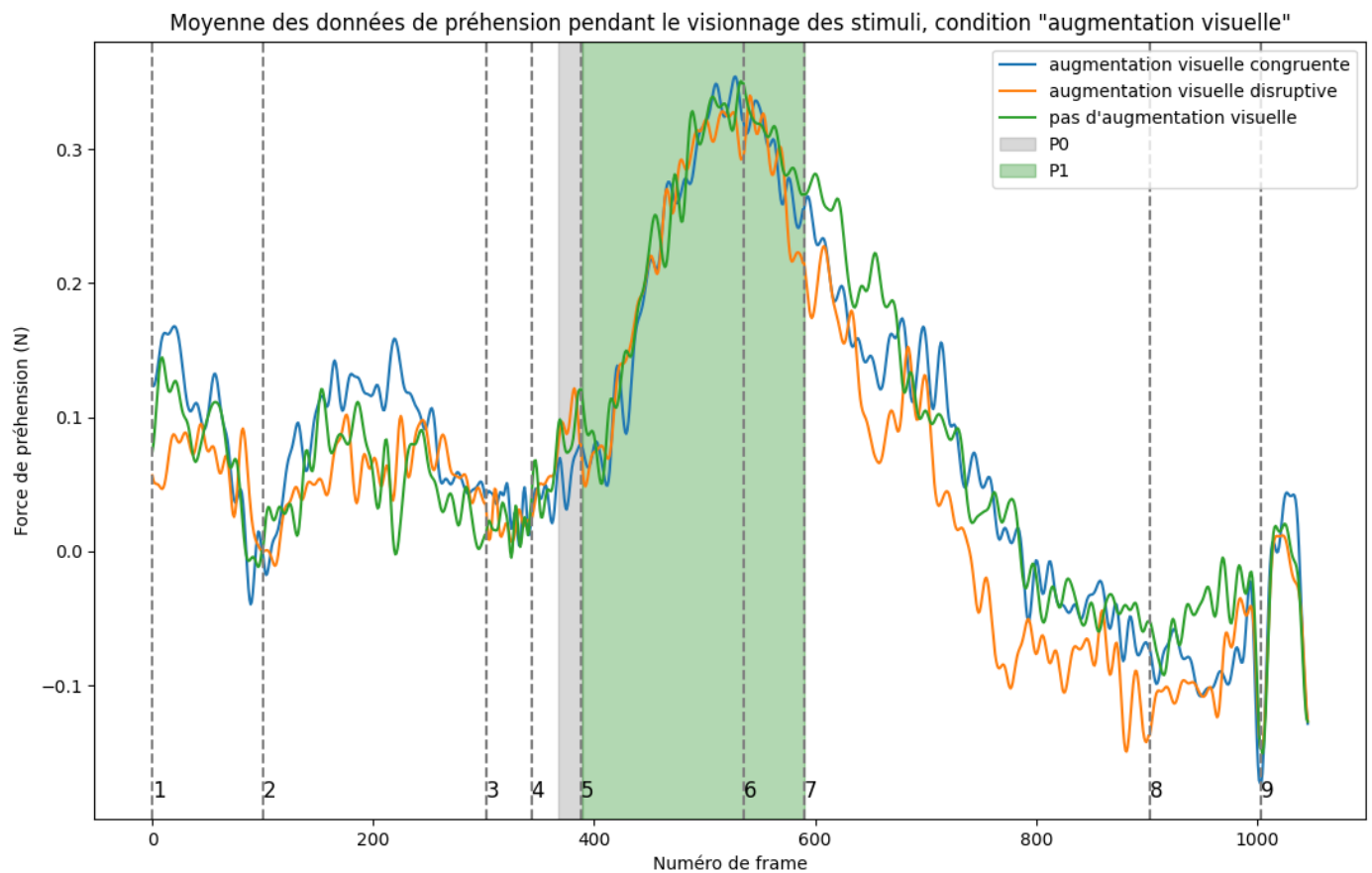
- P0,  $[t_0-100\text{ms} ; t_0]$  ou  $[t_0-20 \text{ frames}^* ; t_0]$  : moment avant le début du mouvement
- P1,  $[t_0 ; t_1]$  : moment entre l'appui sur le bouton et la fin de l'appui/fin du geste

(\* Fréquence d'échantillonnage à 200 Hz)

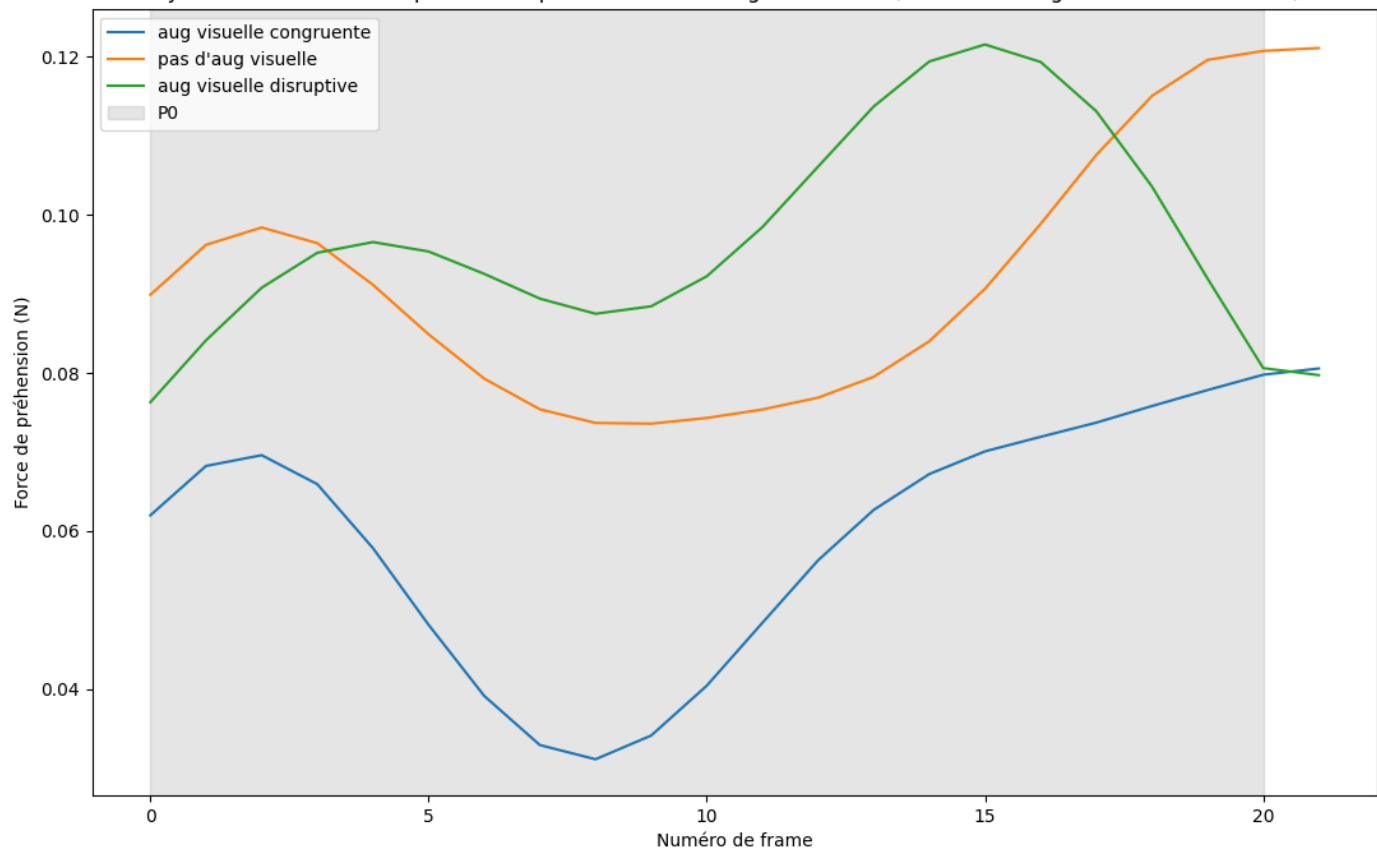
Nous nous attendons à un effet plus important pour l'augmentation visuelle congruente.

a. Création de fenêtres temporelles

b. Visualisation et analyse



Out[216]: <matplotlib.legend.Legend at 0x27936397410>



## Nonparametrics

*Friedman Test*

Factor	X <sup>2</sup> <sub>F</sub>	df	p	Kendall's W
RM Factor 1	30.636	2	< .001	0.696

## Conover Test

*Conover's Post Hoc Comparisons - RM Factor 1*

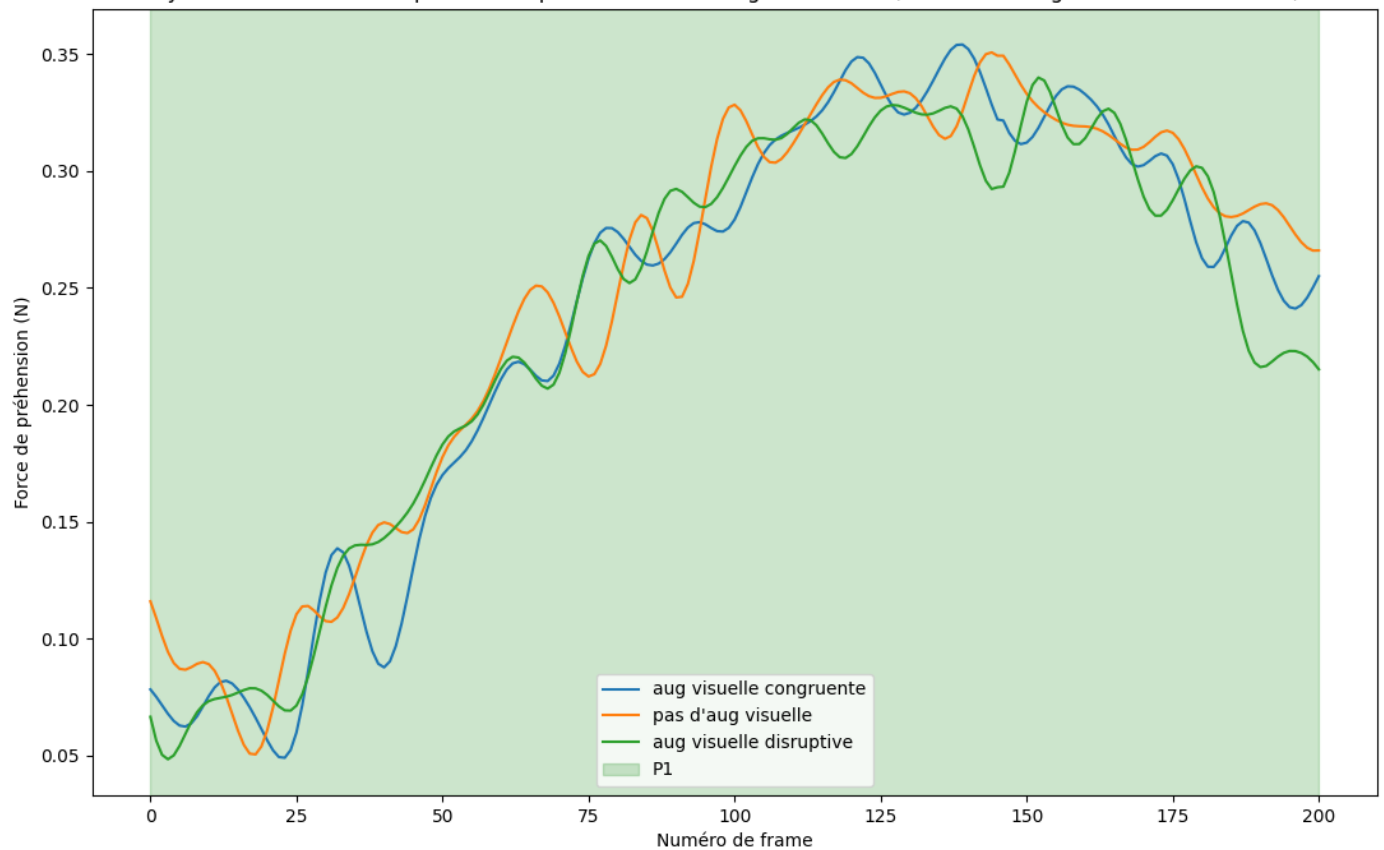
		T-Stat	df	W <sub>i</sub>	W <sub>j</sub>	r <sub>rb</sub>	p	P <sub>bonf</sub>	P <sub>holm</sub>
VA	noneVA	7.751	42	23.000	52.000	-1.000	< .001	< .001	< .001
	disVA	9.087	42	23.000	57.000	-0.984	< .001	< .001	< .001
noneVA	disVA	1.336	42	52.000	57.000	-0.320	0.189	0.566	0.189

*Note.* Grouped by subject.

*Note.* Rank-biserial correlation based on individual signed-rank tests.

On constate une différence significative entre augmentation congruente et les deux autres modalités, mais pas entre la modalité sans augmentation et augmentation disruptive.

Out[219]: <matplotlib.legend.Legend at 0x279364e7410>



### Nonparametrics ▼

#### Friedman Test

Factor	$X^2_F$	df	p	Kendall's W
RM Factor 1	25.104	2	< .001	0.062

### Conover Test ▼

#### Conover's Post Hoc Comparisons - RM Factor 1 ▼

		T-Stat	df	$W_i$	$W_j$	$r_{rb}$	p	Pbonf	Pholm
VA	noneVA	4.470	400	373.000	460.000	-0.375	< .001	< .001	< .001
	disVA	0.000	400	373.000	373.000	0.091	1.000	1.000	1.000
noneVA	disVA	4.470	400	460.000	373.000	0.367	< .001	< .001	< .001

Note. Grouped by subject.

Note. Rank-biserial correlation based on individual signed-rank tests.

On constate une différence significative cette fois entre augmentation visuelle congruente et pas d'augmentation, en revanche pas de différence entre augmentation visuelle congruente et disruptive.

### 3.2.3 Condition "transparence"

Nous utiliserons les mêmes marqueurs, car c'est également la modification du son provoquée par le geste de l'artiste qui nous intéresse : nous prendrons comme t0 le début de l'appui sur le bouton (marqueur 5), et t1 le moment où l'artiste a retiré son doigt du bouton et a fini son geste (marqueur 7).

- P0, [t0-100ms ; t0] ou [t0-20 frames\* ; t0] : moment avant le début du mouvement
- P1, [t0 ; t1] : moment entre l'appui sur le bouton et la fin de l'appui/fin du geste

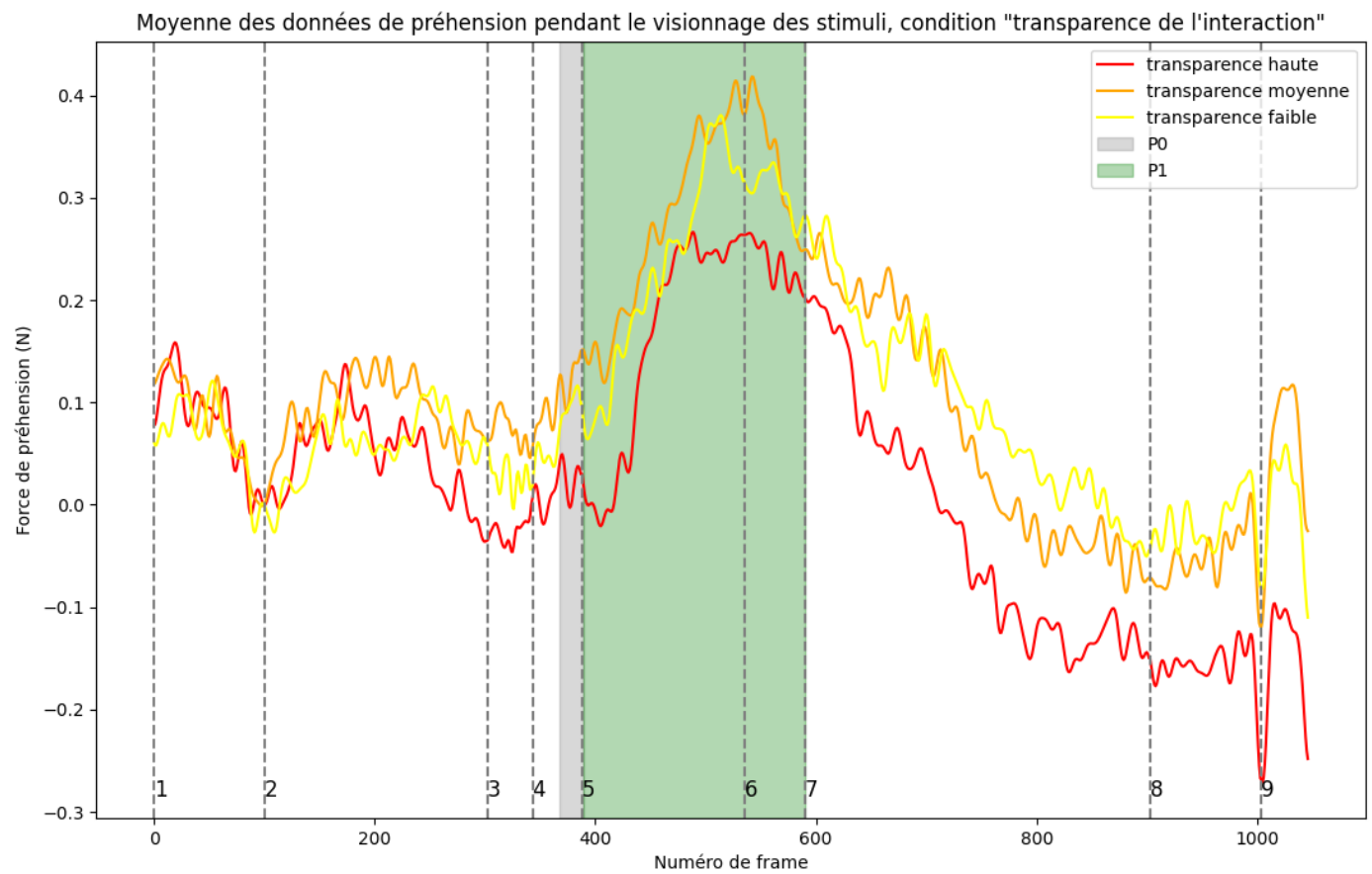
(\* Fréquence d'échantillonnage à 200 Hz)



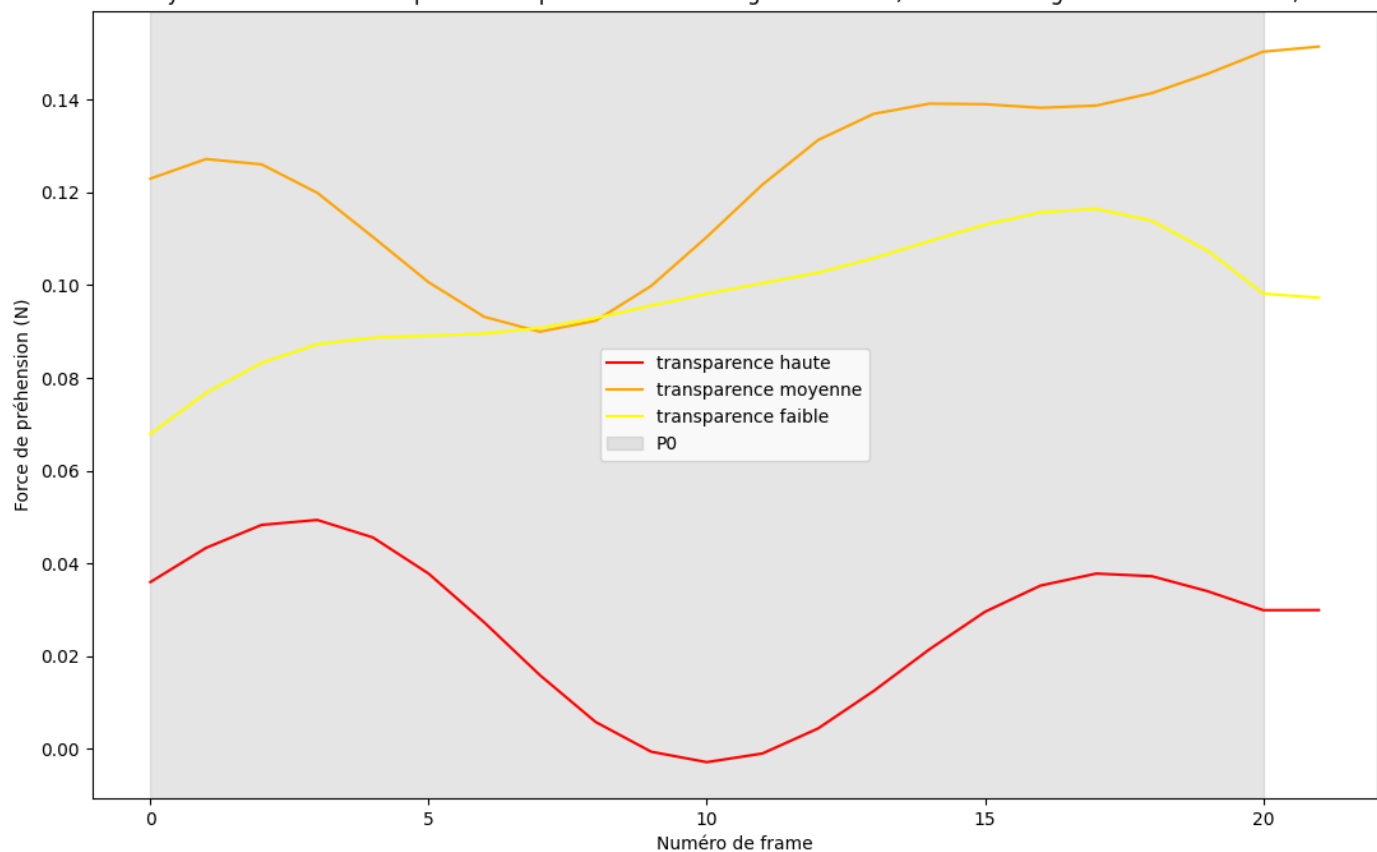
Nous nous attendons à un effet plus important pour la transparence haute.

a. Création des fenêtres temporelles

b. Visualisation et analyse



Out[252]: <matplotlib.legend.Legend at 0x2793ef02d90>



## Nonparametrics

### Friedman Test

Factor	X <sup>2</sup> <sub>F</sub>	df	p	Kendall's W
RM Factor 1	40.364	2	< .001	0.917

## Conover Test

### Conover's Post Hoc Comparisons - RM Factor 1

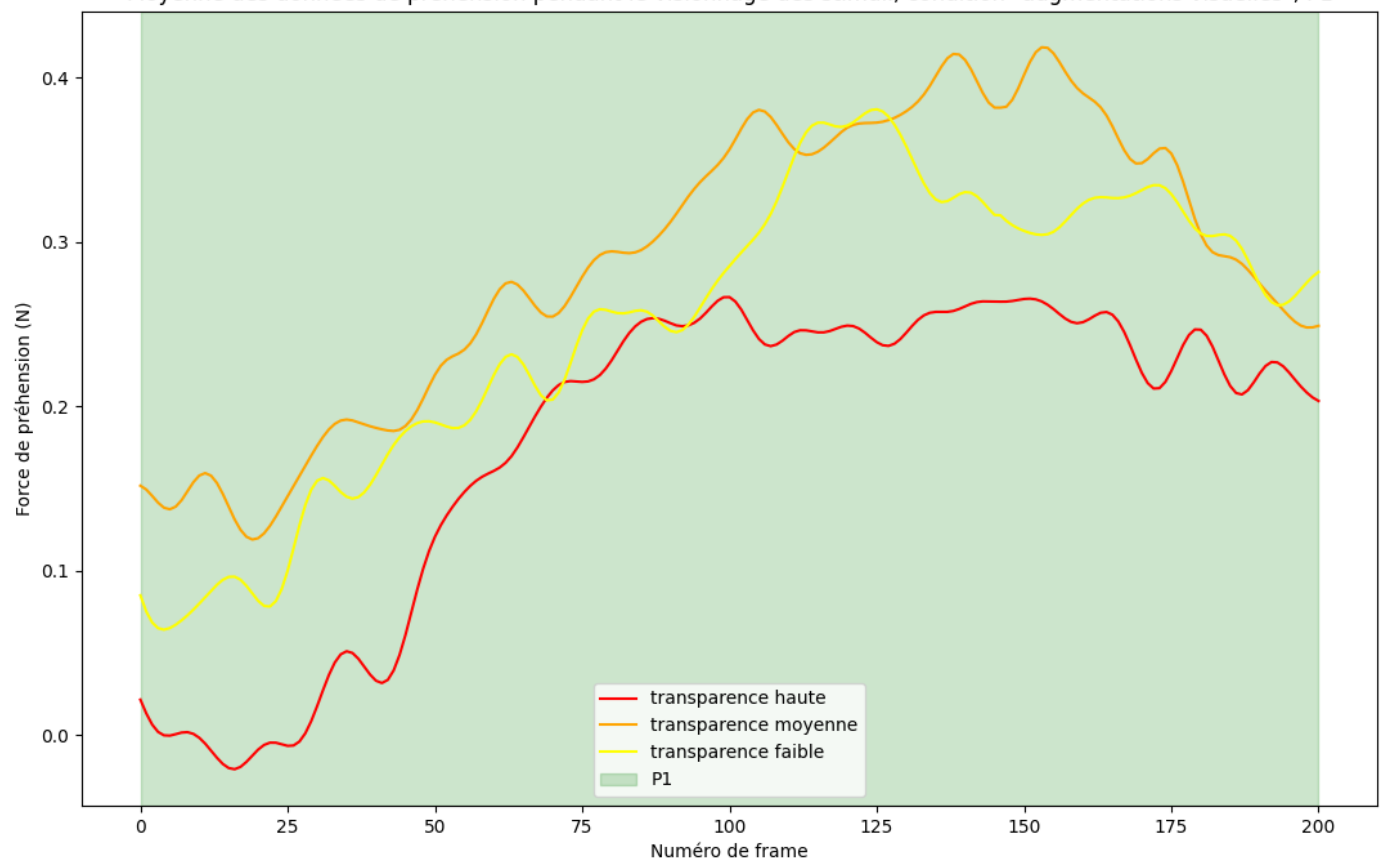
		T-Stat	df	W <sub>i</sub>	W <sub>j</sub>	r <sub>rb</sub>	p	P <sub>bonf</sub>	P <sub>holm</sub>
highT	medT	21.519	42	22.000	64.000	-1.000	< .001	< .001	< .001
	lowT	12.296	42	22.000	46.000	-1.000	< .001	< .001	< .001
medT	lowT	9.222	42	64.000	46.000	0.976	< .001	< .001	< .001

Note. Grouped by subject.

Note. Rank-biserial correlation based on individual signed-rank tests.

Différence significative pour tous les niveaux de transparence à P0.

Out[253]: <matplotlib.legend.Legend at 0x27936290290>



## Nonparametrics

### Friedman Test

Factor	$X^2_F$	df	p	Kendall's W
RM Factor 1	328.846	2	< .001	0.818

### Conover Test

#### Conover's Post Hoc Comparisons - RM Factor 1

		T-Stat	df	$W_i$	$W_j$	$r_{rb}$	p	Pbonf	Pholm
highT	medT	42.102	400	209.000	570.000	-1.000	< .001	< .001	< .001
	lowT	25.425	400	209.000	427.000	-0.993	< .001	< .001	< .001
medT	lowT	16.678	400	570.000	427.000	0.902	< .001	< .001	< .001

Note. Grouped by subject.

Note. Rank-biserial correlation based on individual signed-rank tests.

Différence significative entre tous les niveaux de transparence à P1.

## 3bis. Export des données pour analyse sur JASP

## 4. Analyse des réponses au questionnaire Bellotti Fyans

Nous allons nous intéresser aux tendances que nous avons dégagé précédemment, à savoir les différences entre les modalités d'ancillarité, entre les modalités de transparence et entre les modalités d'augmentation.

## 4.1 Réponses moyennes

```
Out[254]: 'print("Modalité geste ancillaire")\nprint(BF_ancil.head())\n\nprint("\nModalité geste\nnon ancillaire")\nprint(BF_noAncil.head())'\n\nOut[255]: 'print("Modalité transparence faible")\nprint(BF_lowT.head())\n\nprint("\nModalité tran\nsparence moyenne")\nprint(BF_medT.head())\n\nprint("\nModalité transparence haute")\npr\nint(BF_highT.head())'\n\nOut[256]: 'print("Modalité aug visuelle congruente")\nprint(BF_VA.head())\n\nprint("\nModalité au\ng visuelle disruptive")\nprint(BF_disVA.head())\n\nprint("\nModalité pas d\'aug visuell\ne")\nprint(BF_noneVA.head())'
```

Réponse moyenne pour la modalité 'geste ancillaire' : 54.51715

Réponse moyenne pour la modalité 'geste non ancillaire' : 54.36089775561098

Réponse moyenne pour la modalité 'transp faible' : 33.919511278195486

Réponse moyenne pour la modalité 'transp moyenne' : 51.94543071161049

Réponse moyenne pour la modalité 'transp haute' : 77.28940298507462

Réponse moyenne pour la modalité 'aug visuelle congruente' : 57.39184210526316

Réponse moyenne pour la modalité 'aug visuelle disruptive' : 49.7316479400749

Réponse moyenne pour la modalité 'pas d'aug visuelle' : 56.19776119402986

## 4.2 Analyse statistique des réponses au questionnaire

VA : (266, 2)

disVA : (267, 2)

noneVA : (268, 2)

highT : (268, 2)

medT : (267, 2)

lowT : (266, 2)

ancil : (400, 2)

noAncil : (401, 2)

On constate qu'il n'y a pas toujours le même nombre de lignes : il va falloir retirer des lignes dans nos comparaisons pour que les deux datasets comparés aient le même nombre de lignes.

### 1. Normalité

BF, GESTE ANCILLAIRE :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9292923808097839

p-value: 8.101893179783548e-13

p < 0.05 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

BF, GESTE NON ANCILLAIRE :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.923557460308075

p-value: 2.0009203170225087e-13

p < 0.05 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

BF, TRANSP FAIBLE :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9106594324111938

p-value: 1.708857014226517e-11

p < 0.05 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

BF, TRANSP MOYENNE :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9519330859184265

p-value: 1.0545386430749204e-07

p < 0.05 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

BF, TRANSP HAUTE :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.8466290235519409

p-value: 1.3204188032884027e-15

p < 0.05 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)  
None

BF, AUG :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9417986869812012

p-value: 9.155353808409927e-09

p < 0.05 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

BF, AUG DIS :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.9091548323631287

p-value: 1.2338582412729782e-11

p < 0.05 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

BF, PAS DE AUG :

Statistique de Shapiro-Wilk: 0.924071729183197

p-value: 1.858751347283416e-10

p < 0.05 : L'échantillon ne suit pas une distribution normale (rejet de H0)

None

Pas de distribution normale : on fait donc un test de Wilcoxon, et un test de Friedman pour les groupes.

## 2. Tests de Wilcoxon et de Friedman

- ANCILLARITE

Statistique de Wilcoxon: 37180.0

p-value: 0.9398558792617174

p > 0.05 : Les différences entre les deux échantillons ne sont pas significatives (on ne rejette pas H0).

## Paired Samples T-Test

### *Paired Samples T-Test*

Measure 1		Measure 2	W	z	df	p
ancil	-	noAncil	37180.000	-0.075		0.940

*Note.* Wilcoxon signed-rank test.

## Descriptives

### *Descriptives*

	N	Mean	SD	SE	Coefficient of variation
ancil	400	54.517	32.260	1.613	0.592
noAncil	400	54.247	32.677	1.634	0.602

Pas de diff significative entre les modalités d'ancillarité.

- TRANSPARENCE

Statistique de Wilcoxon: 1934.0

p-value: 5.3051027391980736e-36

p < 0.05 : Les différences entre les deux échantillons sont significatives (on rejette H<sub>0</sub>).

Statistique de Wilcoxon: 5200.0

p-value: 7.095657829950495e-23

p < 0.05 : Les différences entre les deux échantillons sont significatives (on rejette H<sub>0</sub>).

Différences significatives entre les modalités de transparences faible et haute, ainsi qu'entre transparence moyenne et haute.

## Nonparametrics

### Friedman Test

Factor	X <sup>2</sup> <sub>F</sub>	df	p	Kendall's W
RM Factor 1	206.353	2	< .001	0.388

### Conover Test

#### Conover's Post Hoc Comparisons - RM Factor 1

		T-Stat	df	W <sub>i</sub>	W <sub>j</sub>	r <sub>rb</sub>	p	P <sub>bonf</sub>	P <sub>holm</sub>
highT	medT	10.225	530	703.000	519.000	0.702	< .001	< .001	< .001
	lowT	18.283	530	703.000	374.000	0.889	< .001	< .001	< .001
medT	lowT	8.058	530	519.000	374.000	0.574	< .001	< .001	< .001

Note. Grouped by subject.

Note. Rank-biserial correlation based on individual signed-rank tests.

En faisant un test de Friedman pour comparer les trois modalités, on constate que le p < 0.05. Plus encore, les tests post hoc montrent que les 3 échantillons sont significativement différents les uns des autres.

- AUG VISUELLE

Statistique de Wilcoxon: 16439.5

p-value: 0.3975757746162758

p > 0.05 : Les différences entre les deux échantillons ne sont pas significatives (on ne rejette pas H<sub>0</sub>).

Statistique de Wilcoxon: 13694.5

p-value: 0.0016589848332539266

p < 0.05 : Les différences entre les deux échantillons sont significatives (on rejette H<sub>0</sub>).

Pas de diff entre les modalités avec aug visuelle et sans, en revanche diff significative entre aug visuelle et aug visuelle disruptive.

## Nonparametrics

### Friedman Test

Factor	X <sup>2</sup> <sub>F</sub>	df	p	Kendall's W
RM Factor 1	10.529	2	0.005	0.020

### Conover Test

#### Conover's Post Hoc Comparisons - RM Factor 1

		T-Stat	df	W <sub>i</sub>	W <sub>j</sub>	r <sub>rb</sub>	p	P <sub>bonf</sub>	P <sub>holm</sub>
VA	noneVA	0.548	530	559.500	547.000	0.060	0.584	1.000	0.584
	disVA	3.067	530	559.500	489.500	0.223	0.002	0.007	0.007
noneVA	disVA	2.519	530	547.000	489.500	0.185	0.012	0.036	0.024

Note. Grouped by subject.

Note. Rank-biserial correlation based on individual signed-rank tests.

En faisant un test de Friedman pour comparer les 3 modalités, on constate un  $p < 0.05$  : Au moins une des modalités comporte des différences significatives par rapport aux autres. Grâce aux tests post hoc, nous pouvons conclure qu'il s'agit de la modalité d'augmentation visuelle disruptive. Pas de différence notable entre la modalité augmentation visuelle disruptive et la modalité congruente.

## 4bis. Export des données pour analyse sur JASP

	highT	medT	lowT
0	83.06	62.18	40.68
1	97.14	86.93	49.96
2	59.63	37.12	62.18
3	99.77	100.00	49.65
4	51.27	12.06	9.28