

# Chapitre 1 Le modèle de régression linéaire

Maher Chatti  
FSEGT

Année Universitaire : 2013-2014

2M EGRFA

Econométrie de la finance et de l'assurance

- En réarrangeant et manipulant ces deux expressions, on obtient :

$$\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}$$

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_1 &= \frac{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})(y_t - \bar{y})}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \\ &= \frac{T \widehat{\text{Cov}}(x, y)}{T \widehat{\text{Var}}(x)} = \frac{\widehat{\text{Cov}}(x, y)}{\widehat{\text{Var}}(x)}\end{aligned}$$

- Si le modèle ne comporte pas de terme constant, la formule de l'estimateur est donnée par :

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{t=1}^T x_t y_t}{\sum_{t=1}^T x_t^2}$$

# 1.2.2 Propriétés statistiques

## 1.2.2 Propriétés statistiques

- Les estimateurs  $\hat{\beta}_0$  et  $\hat{\beta}_1$  dépendent des  $y_t$  et sont donc des variables aléatoires qui admettent des propriétés statistiques.

## 1.2.2 Propriétés statistiques

- Les estimateurs  $\hat{\beta}_0$  et  $\hat{\beta}_1$  dépendent des  $y_t$  et sont donc des variables aléatoires qui admettent des propriétés statistiques.

## 1.2.2 Propriétés statistiques

- Les estimateurs  $\hat{\beta}_0$  et  $\hat{\beta}_1$  dépendent des  $y_t$  et sont donc des variables aléatoires qui admettent des propriétés statistiques.
- Si les hypothèses 1 à 6 sont vérifiées, on montre que les estimateurs MCO sont BLUE (Best Linear Unbiased Estimator) : dans la famille des estimateurs linéaires et sans biais, ils présentent la variance la plus faible.

# Absence de biais



# Absence de biais

- On montre que :

$$E(\hat{\beta}_0) = \beta_0 \text{ et } E(\hat{\beta}_1) = \beta_1$$

# Absence de biais

- On montre que :

$$E(\hat{\beta}_0) = \beta_0 \text{ et } E(\hat{\beta}_1) = \beta_1$$

# Absence de biais

- On montre que :

$$E\left(\widehat{\beta}_0\right) = \beta_0 \text{ et } E\left(\widehat{\beta}_1\right) = \beta_1$$

- Les distributions des estimateurs sont centrées autour de leurs vraies valeurs respectives.

# Précision

# Précision

- Un estimateur est d'autant plus précis que sa variance est plus faible.

# Précision

- Un estimateur est d'autant plus précis que sa variance est plus faible.

# Précision

- Un estimateur est d'autant plus précis que sa variance est plus faible.
- On montre que :

# Précision

- Un estimateur est d'autant plus précis que sa variance est plus faible.
- On montre que :



# Précision

- Un estimateur est d'autant plus précis que sa variance est plus faible.
- On montre que :

$$\text{Var} \left( \hat{\beta}_1 \right) = \frac{\sigma^2}{T \text{Var}(x_t)}$$

# Précision

- Un estimateur est d'autant plus précis que sa variance est plus faible.
- On montre que :

$$\begin{aligned} \text{Var}(\hat{\beta}_1) &= \frac{\sigma^2}{T \text{Var}(x_t)} \\ \text{Var}(\hat{\beta}_0) &= \sigma^2 \left[ \frac{1}{T} + \frac{\bar{x}^2}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \right] \end{aligned}$$

- La précision d'un estimateur dépend de 3 facteurs :

- La précision d'un estimateur dépend de 3 facteurs :

- La précision d'un estimateur dépend de 3 facteurs :
  - $\sigma^2$  qui la réduit : plus la variance des facteurs que l'on a omis de considérer est importante et moins l'estimateur est précis ;

- La précision d'un estimateur dépend de 3 facteurs :
  - $\sigma^2$  qui la réduit : plus la variance des facteurs que l'on a omis de considérer est importante et moins l'estimateur est précis ;

- La précision d'un estimateur dépend de 3 facteurs :
  - $\sigma^2$  qui la réduit : plus la variance des facteurs que l'on a omis de considérer est importante et moins l'estimateur est précis ;
  - $T$  et  $Var(x_t)$  qui l'augmentent : plus la taille de l'échantillon et/ou la dispersion des observations du régresseur augmentent et plus l'estimateur est précis.

# Convergence



# Convergence

- Les estimateurs MCO sont convergents : ils convergent vers leurs vraies valeurs à mesure que la taille de l'échantillon tend vers l'infini.

## 1.2.3 Estimation de la variance des erreurs

## 1.2.3 Estimation de la variance des erreurs

- L'estimation des variances des estimateurs  $Var(\hat{\beta}_0)$  et  $Var(\hat{\beta}_1)$  passe par celle de  $E(\varepsilon_t^2) = \sigma^2$ , qui est une constante inconnue.

## 1.2.3 Estimation de la variance des erreurs

- L'estimation des variances des estimateurs  $Var(\hat{\beta}_0)$  et  $Var(\hat{\beta}_1)$  passe par celle de  $E(\varepsilon_t^2) = \sigma^2$ , qui est une constante inconnue.

## 1.2.3 Estimation de la variance des erreurs

- L'estimation des variances des estimateurs  $Var(\hat{\beta}_0)$  et  $Var(\hat{\beta}_1)$  passe par celle de  $E(\varepsilon_t^2) = \sigma^2$ , qui est une constante inconnue.
- On montre qu'un estimateur sans biais de  $\sigma^2$  est donné par :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2}{ddl} = \frac{SCR}{ddl}$$

## 1.2.3 Estimation de la variance des erreurs

- L'estimation des variances des estimateurs  $Var(\hat{\beta}_0)$  et  $Var(\hat{\beta}_1)$  passe par celle de  $E(\varepsilon_t^2) = \sigma^2$ , qui est une constante inconnue.
- On montre qu'un estimateur sans biais de  $\sigma^2$  est donné par :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2}{ddl} = \frac{SCR}{ddl}$$

## 1.2.3 Estimation de la variance des erreurs

- L'estimation des variances des estimateurs  $Var(\hat{\beta}_0)$  et  $Var(\hat{\beta}_1)$  passe par celle de  $E(\varepsilon_t^2) = \sigma^2$ , qui est une constante inconnue.
- On montre qu'un estimateur sans biais de  $\sigma^2$  est donné par :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2}{ddl} = \frac{SCR}{ddl}$$

où  $ddl$  désigne le degré de liberté, égal au nombre d'observations  $T$  moins le nombre de paramètres à estimer (ici 2).

- Il s'ensuit les formules suivantes pour les variances estimées des estimateurs :

$$\widehat{Var} \left( \widehat{\beta}_1 \right) = \frac{\widehat{\sigma}^2}{TVar(x_t)}$$



- Il s'ensuit les formules suivantes pour les variances estimées des estimateurs :

$$\widehat{Var} \left( \widehat{\beta}_1 \right) = \frac{\widehat{\sigma}^2}{TVar(x_t)}$$

- Il s'ensuit les formules suivantes pour les variances estimées des estimateurs :

$$\widehat{Var}(\widehat{\beta}_1) = \frac{\widehat{\sigma}^2}{T \text{Var}(x_t)}$$
$$\widehat{Var}(\widehat{\beta}_0) = \widehat{\sigma}^2 \left[ \frac{1}{T} + \frac{\bar{x}^2}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \right]$$

# 1.2.4 Qualité de l'ajustement

## 1.2.4 Qualité de l'ajustement

- Equation de l'analyse de la variance : on montre à partir de la relation :  $y_t = \hat{y}_t + \hat{\varepsilon}_t$ , que :

$$\begin{aligned} SCT &= \sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2 \\ &= \sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - \bar{y})^2 + \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2 \\ &= SCE + SCR \end{aligned}$$

## 1.2.4 Qualité de l'ajustement

- Equation de l'analyse de la variance : on montre à partir de la relation :  $y_t = \hat{y}_t + \hat{\varepsilon}_t$ , que :

$$\begin{aligned}SCT &= \sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2 \\ &= \sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - \bar{y})^2 + \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2 \\ &= SCE + SCR\end{aligned}$$

## 1.2.4 Qualité de l'ajustement

- Equation de l'analyse de la variance : on montre à partir de la relation :  $y_t = \hat{y}_t + \hat{\varepsilon}_t$ , que :

$$\begin{aligned} SCT &= \sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2 \\ &= \sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - \bar{y})^2 + \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2 \\ &= SCE + SCR \end{aligned}$$

- La variance de la variable dépendante est expliquée en partie par le modèle à hauteur de *SCE*, l'autre partie restant inexpliquée à hauteur de *SCR*.

- Le coefficient de détermination  $R^2$  mesure la part de la variance totale qui est expliquée par le modèle, soit :

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = 1 - \frac{SCR}{SCT}$$

- Le coefficient de détermination  $R^2$  mesure la part de la variance totale qui est expliquée par le modèle, soit :

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = 1 - \frac{SCR}{SCT}$$



- Le coefficient de détermination  $R^2$  mesure la part de la variance totale qui est expliquée par le modèle, soit :

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = 1 - \frac{SCR}{SCT}$$

- Ce coefficient est compris entre 0 et 1.

- Le coefficient de détermination  $R^2$  mesure la part de la variance totale qui est expliquée par le modèle, soit :

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = 1 - \frac{SCR}{SCT}$$

- Ce coefficient est compris entre 0 et 1.

- Le coefficient de détermination  $R^2$  mesure la part de la variance totale qui est expliquée par le modèle, soit :

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = 1 - \frac{SCR}{SCT}$$

- Ce coefficient est compris entre 0 et 1.
- Lorsque le modèle ne comporte pas de terme constant :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2}{\sum_{t=1}^T y_t^2}$$

- Le coefficient de détermination  $R^2$  mesure la part de la variance totale qui est expliquée par le modèle, soit :

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = 1 - \frac{SCR}{SCT}$$

- Ce coefficient est compris entre 0 et 1.
- Lorsque le modèle ne comporte pas de terme constant :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2}{\sum_{t=1}^T y_t^2}$$

- Le coefficient de détermination  $R^2$  mesure la part de la variance totale qui est expliquée par le modèle, soit :

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = 1 - \frac{SCR}{SCT}$$

- Ce coefficient est compris entre 0 et 1.
- Lorsque le modèle ne comporte pas de terme constant :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2}{\sum_{t=1}^T y_t^2}$$

- Lorsque le modèle ne comporte qu'un terme constant,  $R^2 = 0$ .

- $R^2$  augmente mécaniquement lorsqu'on ajoute une variable explicative, même si celle-ci n'est pas pertinente.

- $R^2$  augmente mécaniquement lorsqu'on ajoute une variable explicative, même si celle-ci n'est pas pertinente.

- $R^2$  augmente mécaniquement lorsqu'on ajoute une variable explicative, même si celle-ci n'est pas pertinente.
- Pour en tenir compte et pour pouvoir comparer des modèles n'ayant pas le même nombre de variables explicatives, on utilise le coefficient de détermination ajusté, donné par :

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{T-1}{ddl} (1 - R^2)$$



# 1.3 Tests d'hypothèses

# 1.3 Tests d'hypothèses

- Démarche :

# 1.3 Tests d'hypothèses

- Démarche :
  - Formuler l'hypothèse nulle  $H_0$  à tester ainsi que l'hypothèse alternative  $H_1$  ;

# 1.3 Tests d'hypothèses

- Démarche :
  - Formuler l'hypothèse nulle  $H_0$  à tester ainsi que l'hypothèse alternative  $H_1$  ;

# 1.3 Tests d'hypothèses

- Démarche :
  - Formuler l'hypothèse nulle  $H_0$  à tester ainsi que l'hypothèse alternative  $H_1$  ;
  - Ecrire la statistique du test ;

# 1.3 Tests d'hypothèses

- Démarche :
  - Formuler l'hypothèse nulle  $H_0$  à tester ainsi que l'hypothèse alternative  $H_1$  ;
  - Ecrire la statistique du test ;

# 1.3 Tests d'hypothèses

- Démarche :
  - Formuler l'hypothèse nulle  $H_0$  à tester ainsi que l'hypothèse alternative  $H_1$  ;
  - Ecrire la statistique du test ;
  - Calculer la statistique du test sous  $H_0$  ;

# 1.3 Tests d'hypothèses

- Démarche :
  - Formuler l'hypothèse nulle  $H_0$  à tester ainsi que l'hypothèse alternative  $H_1$  ;
  - Ecrire la statistique du test ;
  - Calculer la statistique du test sous  $H_0$  ;



# 1.3 Tests d'hypothèses

- Démarche :
  - Formuler l'hypothèse nulle  $H_0$  à tester ainsi que l'hypothèse alternative  $H_1$  ;
  - Ecrire la statistique du test ;
  - Calculer la statistique du test sous  $H_0$  ;
  - Comparer-là à la valeur donnée par une table de distribution du test, pour un niveau de significativité donné ;

# 1.3 Tests d'hypothèses

- Démarche :
  - Formuler l'hypothèse nulle  $H_0$  à tester ainsi que l'hypothèse alternative  $H_1$  ;
  - Ecrire la statistique du test ;
  - Calculer la statistique du test sous  $H_0$  ;
  - Comparer-là à la valeur donnée par une table de distribution du test, pour un niveau de significativité donné ;

# 1.3 Tests d'hypothèses

- Démarche :
  - Formuler l'hypothèse nulle  $H_0$  à tester ainsi que l'hypothèse alternative  $H_1$  ;
  - Ecrire la statistique du test ;
  - Calculer la statistique du test sous  $H_0$  ;
  - Comparer-là à la valeur donnée par une table de distribution du test, pour un niveau de significativité donné ;
  - Prendre une décision et conclure.

# Tests de significativité individuelle

# Tests de significativité individuelle

- On veut tester les hypothèses nulles :  $H_0 : \beta_0 = 0$  contre  $H_1 : \beta_0 \neq 0$  et  $H_0 : \beta_1 = 0$  contre  $H_1 : \beta_1 \neq 0$ .

# Tests de significativité individuelle

- On veut tester les hypothèses nulles :  $H_0 : \beta_0 = 0$  contre  $H_1 : \beta_0 \neq 0$  et  $H_0 : \beta_1 = 0$  contre  $H_1 : \beta_1 \neq 0$ .

# Tests de significativité individuelle

- On veut tester les hypothèses nulles :  $H_0 : \beta_0 = 0$  contre  $H_1 : \beta_0 \neq 0$  et  $H_0 : \beta_1 = 0$  contre  $H_1 : \beta_1 \neq 0$ .
- Les variances des estimateurs étant inconnues, on montre que les statistiques du test s'écrivent :

$$t_{\hat{\beta}_0} = \frac{\hat{\beta}_0 - \beta_0}{\sqrt{\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_0)}} \sim \text{St}(ddl) \text{ et}$$

$$t_{\hat{\beta}_1} = \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\sqrt{\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)}} \sim \text{St}(ddl)$$

où  $ddl = T - 2$ .

- On suppose  $H_0$  vraie et on calcule les statistiques du test sous  $H_0$ , soient :

$$\hat{t}_{\hat{\beta}_0} = \frac{\hat{\beta}_0}{\sqrt{\widehat{Var}(\hat{\beta}_0)}} \text{ et } \hat{t}_{\hat{\beta}_1} = \frac{\hat{\beta}_1}{\sqrt{\widehat{Var}(\hat{\beta}_1)}}$$



- On suppose  $H_0$  vraie et on calcule les statistiques du test sous  $H_0$ , soient :

$$\hat{t}_{\hat{\beta}_0} = \frac{\hat{\beta}_0}{\sqrt{\widehat{Var}(\hat{\beta}_0)}} \text{ et } \hat{t}_{\hat{\beta}_1} = \frac{\hat{\beta}_1}{\sqrt{\widehat{Var}(\hat{\beta}_1)}}$$

- On suppose  $H_0$  vraie et on calcule les statistiques du test sous  $H_0$ , soient :

$$\hat{t}_{\hat{\beta}_0} = \frac{\hat{\beta}_0}{\sqrt{\widehat{Var}(\hat{\beta}_0)}} \text{ et } \hat{t}_{\hat{\beta}_1} = \frac{\hat{\beta}_1}{\sqrt{\widehat{Var}(\hat{\beta}_1)}}$$

- On compare la valeur absolue de cette valeur à la valeur donnée par la table de la loi de Student (valeur critique  $t_{\alpha/2}$ ).

- On suppose  $H_0$  vraie et on calcule les statistiques du test sous  $H_0$ , soient :

$$\hat{t}_{\hat{\beta}_0} = \frac{\hat{\beta}_0}{\sqrt{\widehat{Var}(\hat{\beta}_0)}} \text{ et } \hat{t}_{\hat{\beta}_1} = \frac{\hat{\beta}_1}{\sqrt{\widehat{Var}(\hat{\beta}_1)}}$$

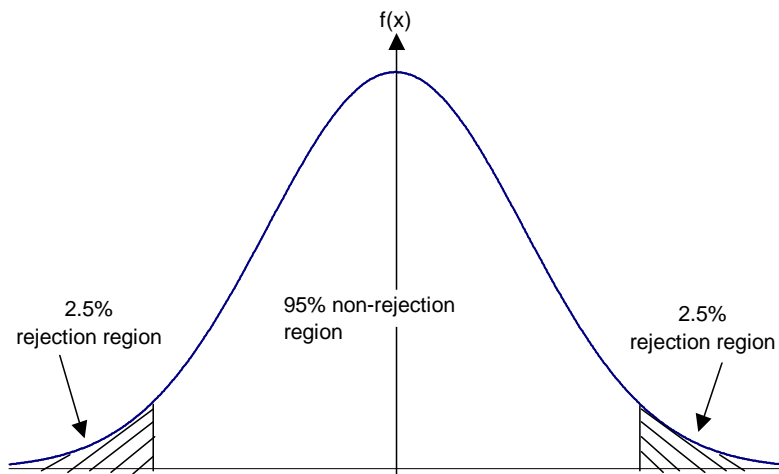
- On compare la valeur absolue de cette valeur à la valeur donnée par la table de la loi de Student (valeur critique  $t_{\alpha/2}$ ).

- On suppose  $H_0$  vraie et on calcule les statistiques du test sous  $H_0$ , soient :

$$\hat{t}_{\hat{\beta}_0} = \frac{\hat{\beta}_0}{\sqrt{\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_0)}} \quad \text{et} \quad \hat{t}_{\hat{\beta}_1} = \frac{\hat{\beta}_1}{\sqrt{\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)}}$$

- On compare la valeur absolue de cette valeur à la valeur donnée par la table de la loi de Student (valeur critique  $t_{\alpha/2}$ ).
- Pour cela, il faut choisir un niveau de significativité (ou taille du test)  $\alpha$  (ou un seuil de confiance  $(1 - \alpha)$ ), qui détermine l'étendue des zones de rejet et de non rejet de  $H_0$ . C'est la probabilité de l'erreur de première espèce, celle de rejeter une hypothèse vraie.

Généralement, on retient le seuil de  $\alpha \approx 5\%$



- Décision pour  $\beta_0$  :

- Décision pour  $\beta_0$  :

- Décision pour  $\beta_0$  :

- Si  $\left| \hat{t}_{\hat{\beta}_0} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut que  $\beta_0$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).



- Décision pour  $\beta_0$  :

- Si  $\left| \hat{t}_{\hat{\beta}_0} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut que  $\beta_0$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).

- Décision pour  $\beta_0$  :

- Si  $\left| \widehat{t}_{\beta_0} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut que  $\beta_0$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).
- Sinon, on ne peut pas rejeter  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut qu'il n'est pas significativement différent de 0.

- Décision pour  $\beta_0$  :

- Si  $\left| \widehat{t}_{\widehat{\beta}_0} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut que  $\beta_0$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).
- Sinon, on ne peut pas rejeter  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut qu'il n'est pas significativement différent de 0.

- Décision pour  $\beta_0$  :
  - Si  $\left| \widehat{t}_{\widehat{\beta}_0} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut que  $\beta_0$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).
  - Sinon, on ne peut pas rejeter  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut qu'il n'est pas significativement différent de 0.
- Décision pour  $\beta_1$  :

- Décision pour  $\beta_0$  :
  - Si  $\left| \widehat{t}_{\widehat{\beta}_0} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut que  $\beta_0$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).
  - Sinon, on ne peut pas rejeter  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut qu'il n'est pas significativement différent de 0.
- Décision pour  $\beta_1$  :

- Décision pour  $\beta_0$  :
  - Si  $\left| \widehat{t}_{\widehat{\beta}_0} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut que  $\beta_0$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).
  - Sinon, on ne peut pas rejeter  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut qu'il n'est pas significativement différent de 0.
- Décision pour  $\beta_1$  :
  - Si  $\left| \widehat{t}_{\widehat{\beta}_1} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_1 = 0$  et on conclut que  $\beta_1$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).

- Décision pour  $\beta_0$  :

- Si  $\left| \widehat{t}_{\widehat{\beta}_0} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut que  $\beta_0$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).
- Sinon, on ne peut pas rejeter  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut qu'il n'est pas significativement différent de 0.

- Décision pour  $\beta_1$  :

- Si  $\left| \widehat{t}_{\widehat{\beta}_1} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_1 = 0$  et on conclut que  $\beta_1$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).

- Décision pour  $\beta_0$  :
  - Si  $\left| \widehat{t}_{\widehat{\beta}_0} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut que  $\beta_0$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).
  - Sinon, on ne peut pas rejeter  $H_0 : \beta_0 = 0$  et on conclut qu'il n'est pas significativement différent de 0.
  
- Décision pour  $\beta_1$  :
  - Si  $\left| \widehat{t}_{\widehat{\beta}_1} \right| > t_{\alpha/2}$ , on rejette  $H_0 : \beta_1 = 0$  et on conclut que  $\beta_1$  est significativement différent de 0 (ou encore statistiquement significatif).
  - Sinon, on ne peut pas rejeter  $H_0 : \beta_1 = 0$  et on conclut qu'il n'est pas significativement différent de 0.



- On peut conduire d'autres tests d'hypothèses, par exemple :

- On peut conduire d'autres tests d'hypothèses, par exemple :

- On peut conduire d'autres tests d'hypothèses, par exemple :
  - le test de l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 1$  contre l'hypothèse alternative  $H_1 : \beta_1 \neq 1$ .

- On peut conduire d'autres tests d'hypothèses, par exemple :
  - le test de l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 1$  contre l'hypothèse alternative  $H_1 : \beta_1 \neq 1$ .

- On peut conduire d'autres tests d'hypothèses, par exemple :
  - le test de l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 1$  contre l'hypothèse alternative  $H_1 : \beta_1 \neq 1$ .
  - le test de l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 1$  contre l'hypothèse alternative  $H_1 : \beta_1 > 1$ .

- On peut conduire d'autres tests d'hypothèses, par exemple :
  - le test de l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 1$  contre l'hypothèse alternative  $H_1 : \beta_1 \neq 1$ .
  - le test de l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 1$  contre l'hypothèse alternative  $H_1 : \beta_1 > 1$ .

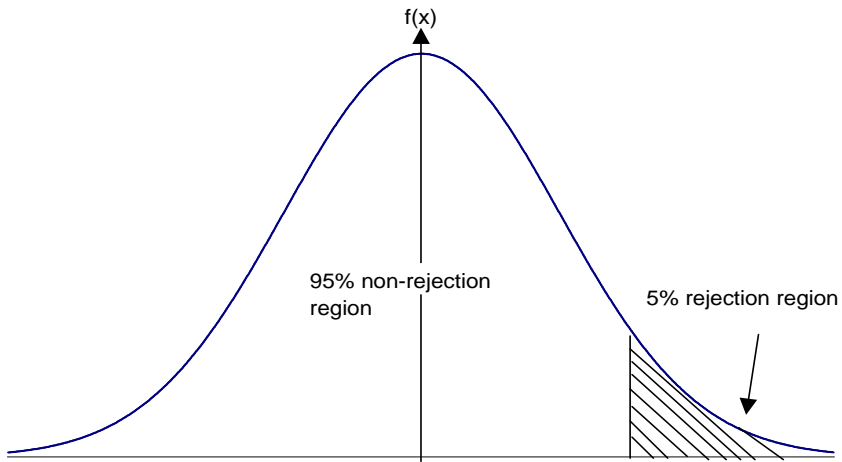
- On peut conduire d'autres tests d'hypothèses, par exemple :
  - le test de l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 1$  contre l'hypothèse alternative  $H_1 : \beta_1 \neq 1$ .
  - le test de l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 1$  contre l'hypothèse alternative  $H_1 : \beta_1 > 1$ .
  - le test de l'hypothèse  $H_0 : \beta_1 = 1$  contre l'hypothèse alternative  $H_1 : \beta_1 < 1$ .

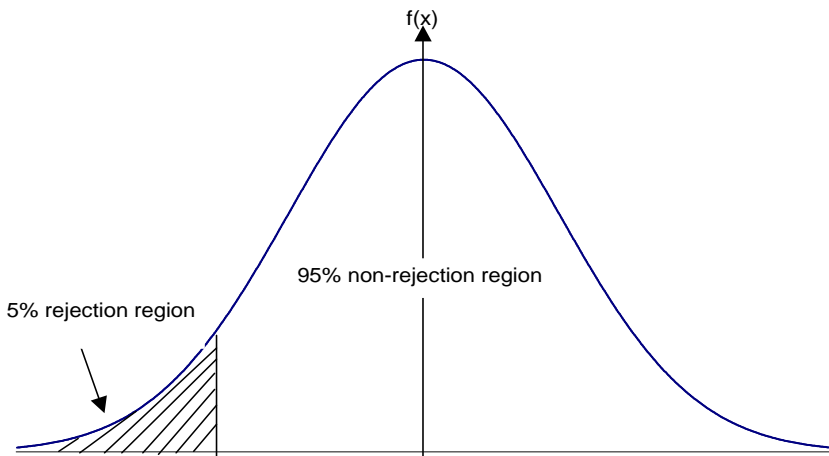
- Les deux derniers tests sont des tests unilatéraux, contrairement aux autres qui sont des tests bilatéraux.



- Les deux derniers tests sont des tests unilatéraux, contrairement aux autres qui sont des tests bilatéraux.

- Les deux derniers tests sont des tests unilatéraux, contrairement aux autres qui sont des tests bilatéraux.
- Ils sont conduits de la même manière, à la seule différence que l'on compare  $\hat{t}_{\hat{\beta}_1}$ , et non pas  $\left| \hat{t}_{\hat{\beta}_1} \right|$ , à  $t_{\alpha/2}$  et que la zone de rejet de  $H_0$  est située d'un seul côté : à droite pour  $H_1 : \beta_1 > 1$  et à gauche pour  $\beta_1 < 1$ .





# Tests de significativité globale

# Tests de significativité globale

- L'hypothèse nulle de ce test consiste à supposer que tous les coefficients, exception faite de la constante, sont nuls.

# Tests de significativité globale

- L'hypothèse nulle de ce test consiste à supposer que tous les coefficients, exception faite de la constante, sont nuls.

# Tests de significativité globale

- L'hypothèse nulle de ce test consiste à supposer que tous les coefficients, exception faite de la constante, sont nuls.
- Dans le modèle de régression simple, le test de significativité individuelle et celui de significativité globale sont équivalents puisque  $H_0 : \beta_1 = 0$ .



# Tests de significativité globale

- L'hypothèse nulle de ce test consiste à supposer que tous les coefficients, exception faite de la constante, sont nuls.
- Dans le modèle de régression simple, le test de significativité individuelle et celui de significativité globale sont équivalents puisque  $H_0 : \beta_1 = 0$ .

# Tests de significativité globale

- L'hypothèse nulle de ce test consiste à supposer que tous les coefficients, exception faite de la constante, sont nuls.
- Dans le modèle de régression simple, le test de significativité individuelle et celui de significativité globale sont équivalents puisque  $H_0 : \beta_1 = 0$ .
- La statistique du test est donnée par :

$$F = \frac{(SCR_c - SCR)/r}{SCR/ddl} = \frac{(R^2 - R_c^2)/r}{(1 - R^2)/ddl} \sim F(r, ddl)$$

où  $SCR_c$  et  $R_c^2$  sont respectivement la  $SCR$  et le  $R^2$

- Sous  $H_0$ ,  $R_c^2 = 0$  et  $SCR_c = SCT$ , si bien que :

$$\begin{aligned}\hat{F} &= \frac{(SCT - SCR)/r}{SCR/ddl} = \frac{SCE/r}{SCR/ddl} \\ &= \frac{R^2/r}{(1-R^2)/ddl}\end{aligned}$$

- Sous  $H_0$ ,  $R_c^2 = 0$  et  $SCR_c = SCT$ , si bien que :

$$\begin{aligned}\hat{F} &= \frac{(SCT - SCR)/r}{SCR/ddl} = \frac{SCE/r}{SCR/ddl} \\ &= \frac{R^2/r}{(1-R^2)/ddl}\end{aligned}$$

- Sous  $H_0$ ,  $R_c^2 = 0$  et  $SCR_c = SCT$ , si bien que :

$$\begin{aligned}\hat{F} &= \frac{(SCT - SCR)/r}{SCR/ddl} = \frac{SCE/r}{SCR/ddl} \\ &= \frac{R^2/r}{(1-R^2)/ddl}\end{aligned}$$

- On montre dans le cadre du modèle de régression simple que :  $\hat{F} = \hat{t}^2$

- Sous  $H_0$ ,  $R_c^2 = 0$  et  $SCR_c = SCT$ , si bien que :

$$\begin{aligned}\hat{F} &= \frac{(SCT - SCR) / r}{SCR / ddl} = \frac{SCE / r}{SCR / ddl} \\ &= \frac{R^2 / r}{(1 - R^2) / ddl}\end{aligned}$$

- On montre dans le cadre du modèle de régression simple que :  $\hat{F} = \hat{t}^2$

- Sous  $H_0$ ,  $R_c^2 = 0$  et  $SCR_c = SCT$ , si bien que :

$$\begin{aligned}\hat{F} &= \frac{(SCT - SCR) / r}{SCR / ddl} = \frac{SCE / r}{SCR / ddl} \\ &= \frac{R^2 / r}{(1 - R^2) / ddl}\end{aligned}$$

- On montre dans le cadre du modèle de régression simple que :  $\hat{F} = \hat{t}^2$
- Décision :

- Sous  $H_0$ ,  $R_c^2 = 0$  et  $SCR_c = SCT$ , si bien que :

$$\begin{aligned}\widehat{F} &= \frac{(SCT - SCR) / r}{SCR / ddl} = \frac{SCE / r}{SCR / ddl} \\ &= \frac{R^2 / r}{(1 - R^2) / ddl}\end{aligned}$$

- On montre dans le cadre du modèle de régression simple que :  $\widehat{F} = \widehat{t}^2$
- Décision :
  - Si  $\widehat{F} > F_\alpha$ , on rejette  $H_0$  et on conclut que le modèle est globalement significatif ;



- Sous  $H_0$ ,  $R_c^2 = 0$  et  $SCR_c = SCT$ , si bien que :

$$\begin{aligned}\widehat{F} &= \frac{(SCT - SCR) / r}{SCR / ddl} = \frac{SCE / r}{SCR / ddl} \\ &= \frac{R^2 / r}{(1 - R^2) / ddl}\end{aligned}$$

- On montre dans le cadre du modèle de régression simple que :  $\widehat{F} = \widehat{t}^2$
- Décision :
  - Si  $\widehat{F} > F_\alpha$ , on rejette  $H_0$  et on conclut que le modèle est globalement significatif ;

- Sous  $H_0$ ,  $R_c^2 = 0$  et  $SCR_c = SCT$ , si bien que :

$$\begin{aligned}\widehat{F} &= \frac{(SCT - SCR)/r}{SCR/ddl} = \frac{SCE/r}{SCR/ddl} \\ &= \frac{R^2/r}{(1-R^2)/ddl}\end{aligned}$$

- On montre dans le cadre du modèle de régression simple que :  $\widehat{F} = \widehat{t}^2$
- Décision :
  - Si  $\widehat{F} > F_\alpha$ , on rejette  $H_0$  et on conclut que le modèle est globalement significatif ;
  - Sinon, on ne peut pas rejeter  $H_0$  et on conclut que le modèle n'est pas globalement significatif.

# 1.4 Prévision

# 1.4 Prédiction

- A partir du modèle de régression  $\hat{y}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_t$ ,  $t = 1, \dots, T$ , on cherche à effectuer une prédiction de la variable expliquée pour un horizon  $h$ , soit  $\hat{y}_{T+h}$ .

# 1.4 Prédiction

- A partir du modèle de régression  $\hat{y}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_t$ ,  $t = 1, \dots, T$ , on cherche à effectuer une prédiction de la variable expliquée pour un horizon  $h$ , soit  $\hat{y}_{T+h}$ .

# 1.4 Prédiction

- A partir du modèle de régression  $\hat{y}_t = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_t$ ,  $t = 1, \dots, T$ , on cherche à effectuer une prédiction de la variable expliquée pour un horizon  $h$ , soit  $\hat{y}_{T+h}$ .
- En supposant que l'équation du modèle de régression reste valable pour  $T + h$  et que la valeur de la variable explicative  $x_{T+h}$  est connue, on montre que  $\hat{y}_{T+h} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{T+h}$  est la meilleure prédiction linéaire et sans biais de  $y_{T+h}$ .

- L'erreur de prévision est donnée par :  
 $e_{T+h} = y_{T+h} - \hat{y}_{T+h}$  et admet une variance égale à :

$$V(e_{T+h}) = \sigma^2 \left[ 1 + \frac{1}{T} + \frac{(x_{T+h} - \bar{x})^2}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \right]$$

- L'erreur de prévision est donnée par :  
 $e_{T+h} = y_{T+h} - \hat{y}_{T+h}$  et admet une variance égale à :

$$V(e_{T+h}) = \sigma^2 \left[ 1 + \frac{1}{T} + \frac{(x_{T+h} - \bar{x})^2}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \right]$$



- L'erreur de prévision est donnée par :  
 $e_{T+h} = y_{T+h} - \hat{y}_{T+h}$  et admet une variance égale à :

$$V(e_{T+h}) = \sigma^2 \left[ 1 + \frac{1}{T} + \frac{(x_{T+h} - \bar{x})^2}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \right]$$

- La précision de la prévision dépend de deux types de facteurs :

- L'erreur de prévision est donnée par :  
 $e_{T+h} = y_{T+h} - \hat{y}_{T+h}$  et admet une variance égale à :

$$V(e_{T+h}) = \sigma^2 \left[ 1 + \frac{1}{T} + \frac{(x_{T+h} - \bar{x})^2}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \right]$$

- La précision de la prévision dépend de deux types de facteurs :
  - les facteurs qui l'augmentent :  $T$  et  $V(x_t)$  ;

- L'erreur de prévision est donnée par :  
 $e_{T+h} = y_{T+h} - \hat{y}_{T+h}$  et admet une variance égale à :

$$V(e_{T+h}) = \sigma^2 \left[ 1 + \frac{1}{T} + \frac{(x_{T+h} - \bar{x})^2}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \right]$$

- La précision de la prévision dépend de deux types de facteurs :
  - les facteurs qui l'augmentent :  $T$  et  $V(x_t)$  ;

- L'erreur de prévision est donnée par :  
 $e_{T+h} = y_{T+h} - \hat{y}_{T+h}$  et admet une variance égale à :

$$V(e_{T+h}) = \sigma^2 \left[ 1 + \frac{1}{T} + \frac{(x_{T+h} - \bar{x})^2}{\sum_{t=1}^T (x_t - \bar{x})^2} \right]$$

- La précision de la prévision dépend de deux types de facteurs :
  - les facteurs qui l'augmentent :  $T$  et  $V(x_t)$  ;
  - ceux qui la réduisent :  $\sigma^2$  et l'écart quadratique de  $x_{T+h}$  par rapport à la moyenne.

- On montre que :

$$\frac{y_{T+h} - \hat{y}_{T+h}}{\sqrt{\hat{V}(e_{T+h})}} = \frac{e_{T+h}}{\sqrt{\hat{V}(e_{T+h})}} \sim St(ddl)$$

- On montre que :

$$\frac{y_{T+h} - \hat{y}_{T+h}}{\sqrt{\hat{V}(e_{T+h})}} = \frac{e_{T+h}}{\sqrt{\hat{V}(e_{T+h})}} \sim St(ddl)$$

- On montre que :

$$\frac{y_{T+h} - \hat{y}_{T+h}}{\sqrt{\hat{V}(e_{T+h})}} = \frac{e_{T+h}}{\sqrt{\hat{V}(e_{T+h})}} \sim St(ddl)$$

- Pour un niveau de significativité  $\alpha$ , on construit l'intervalle de confiance des prévisions, l'intervalle pour lequel il existe une forte probabilité de contenir la vraie valeur  $y_{T+h}$ , soit :

$$\hat{y}_{T+h} \pm t_{\alpha/2} \sqrt{\hat{V}(e_{T+h})}$$