

Principe des tests statistiques : Neyman & Pearson et les tests d'hypothèse

Le principe d'un test d'hypothèse

Introduction à la statistique avec R > Neyman & Pearson



- H_0 : *statu quo* ($p_A = p_B$)
- H_1 : le but de l'expérience ($p_A \neq p_B$)

- H_0 : *statu quo* ($p_A = p_B$)
- H_1 : le but de l'expérience ($p_A \neq p_B$)
- 2 possibilités d'erreur \rightarrow 2 risques :
 - α = prob(accepter H_1 / H_0 est vraie)
 - β = prob(accepter H_0 / H_1 est vraie)

- H_0 : *statu quo* ($p_A = p_B$)
- H_1 : le but de l'expérience ($p_A \neq p_B$)
- 2 possibilités d'erreur \rightarrow 2 risques :
 - α = prob(accepter H_1 / H_0 est vraie)
 - β = prob(accepter H_0 / H_1 est vraie)
- Objectif : règle de décision minimisant β pour α fixé (en général à 5%)

- H_0 : *statu quo* ($p_A = p_B$)
- H_1 : le but de l'expérience ($p_A \neq p_B$)
- 2 possibilités d'erreur \rightarrow 2 risques :
 - α = prob(accepter H_1 / H_0 est vraie)
 - β = prob(accepter H_0 / H_1 est vraie)
- Objectif : règle de décision minimisant β pour α fixé (en général à 5%)
- Cette règle n'est pas neutre : α (risque de fausse découverte) est ainsi considéré comme plus « grave » que β (risque de passer à côté d'une découverte)

Comment faire un test d'hypothèse en pratique ?

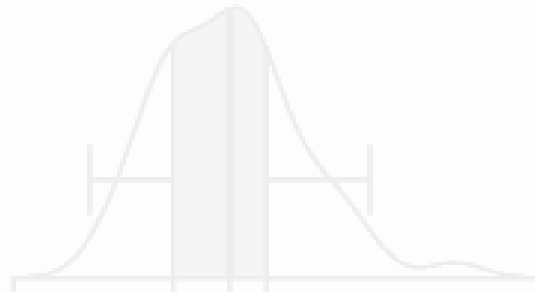
Introduction à la statistique avec R > Neyman & Pearson



- Calculer « p »

- Si « p » < α alors H_1

- Sinon H_0



- Calculer « p »

- Si « p » < α alors H_1

- Sinon H_0

- En pratique, comment calculer « p » ?

- Par un logiciel...

- Autrefois :
$$z = \frac{p_A - p_B}{\sqrt{2\bar{p}(1-\bar{p})/n}}$$

- Puis $z \rightarrow$ « p »

- En pratique, certains utilisateurs ne regardent que le « p » (approche de Fisher) alors que d'autres ne considèrent que α et β (approche de Neyman & Pearson)

- En pratique, certains utilisateurs ne regardent que le « p » (approche de Fisher) alors que d'autres ne considèrent que α et β (approche de Neyman & Pearson)
- Les deux approches sont différentes
 - Avec Neyman & Pearson
 - $p=0.049$ et $p=0.0001$ conduisent à une conclusion identique (H_1)
 - $p=0.049$ et $p=0.051$ conduisent à des conclusions différentes (H_1 et H_0)
 - Le « p » ne devrait même pas être présenté dans les résultats

- En pratique, certains utilisateurs ne regardent que le « p » (approche de Fisher) alors que d'autres ne considèrent que α et β (approche de Neyman & Pearson)
- Les deux approches sont différentes
 - Avec Neyman & Pearson
 - $p=0.049$ et $p=0.0001$ conduisent à une conclusion identique (H_1)
 - $p=0.049$ et $p=0.051$ conduisent à des conclusions différentes (H_1 et H_0)
 - Le « p » ne devrait même pas être présenté dans les résultats
 - Avec Fisher
 - La valeur du « p » est centrale, elle traduit la force de la conclusion
 - $p=0.049 \rightarrow$ le résultat est « limite », $p=0.0001 \rightarrow$ le résultat est « probant »
 - $p=0.049$ et $p=0.051 \rightarrow$ les résultats sont voisins

- Contrairement à l'approche de Fisher, l'approche de Neyman & Pearson maîtrise des risques
 - α et β sont fixés avant de faire l'expérience
 - Alors que « p » est calculé après...

- Contrairement à l'approche de Fisher, l'approche de Neyman & Pearson maîtrise des risques
 - α et β sont fixés avant de faire l'expérience
 - Alors que « p » est calculé après...
- Neyman & Pearson est préféré quand les résultats du test vont conduire à une prise de décision concrète

- Contrairement à l'approche de Fisher, l'approche de Neyman & Pearson maîtrise des risques
 - α et β sont fixés avant de faire l'expérience
 - Alors que « p » est calculé après...
- Neyman & Pearson est préféré quand les résultats du test vont conduire à une prise de décision concrète
- Dans les autres situations, c'est Fisher qui est généralement utilisé