Options classiques pour l'analyse de survie dans le domaine médical

CIC CHUGA – Grenoble

Marc Manceau

6 mai 2025

Motivation

- Analyses de survie omniprésentes en médecine.
- Pas mal de méthodes "similaires" vues d'assez loin.
- Confusions/imprécisions de vocabulaire dans la littérature.
- Pratiques réalisées par habitude/mimétisme.

Objectif : acquérir quelques bases en faisant cette présentation.

- Conseil de lecture associé :

Motivation

- Analyses de survie omniprésentes en médecine.
- Pas mal de méthodes "similaires" vues d'assez loin.
- Confusions/imprécisions de vocabulaire dans la littérature.
- Pratiques réalisées par habitude/mimétisme.

Objectif : acquérir quelques bases en faisant cette présentation.

- Conseil de lecture associé :

Motivation

- Analyses de survie omniprésentes en médecine.
- Pas mal de méthodes "similaires" vues d'assez loin.
- Confusions/imprécisions de vocabulaire dans la littérature.
- Pratiques réalisées par habitude/mimétisme.

Objectif : acquérir quelques bases en faisant cette présentation.

- Conseil de lecture associé :

Annual Review of Statistics and Its Application

Competing Risks: Concepts, Methods, and Software

Ronald B. Geskus[1,2]

Plan de présentation

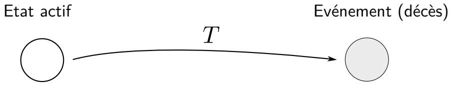
Vocabulaire

Vocabulaire
Temps d'attente

Temps initial inclusion des patients à un certain temps focal 0.

Outcome d'intérêt appellé *décès* même si ça peut être une sortie d'hôpital, une rechute de cancer, ...

Temps d'attente $T \in \mathbb{R}^+$ est le temps auquel survient l'outcome.

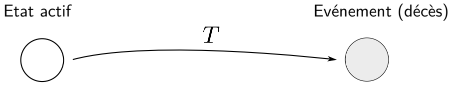


Vocabulaire
Temps d'attente

Temps initial inclusion des patients à un certain temps focal 0.

Outcome d'intérêt appellé *décès* même si ça peut être une sortie d'hôpital, une rechute de cancer, ...

Temps d'attente $T \in \mathbb{R}^+$ est le temps auquel survient l'outcome.

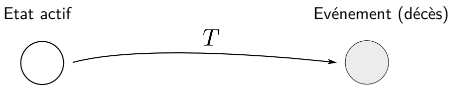


Vocabulaire
Temps d'attente

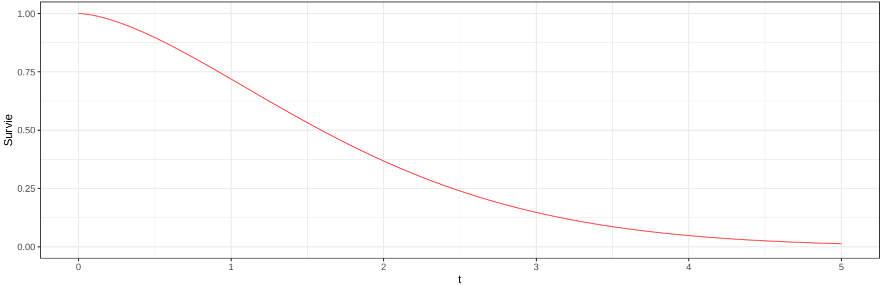
Temps initial inclusion des patients à un certain temps focal 0.

Outcome d'intérêt appellé *décès* même si ça peut être une sortie d'hôpital, une rechute de cancer, ...

Temps d'attente $T \in \mathbb{R}^+$ est le temps auquel survient l'outcome.



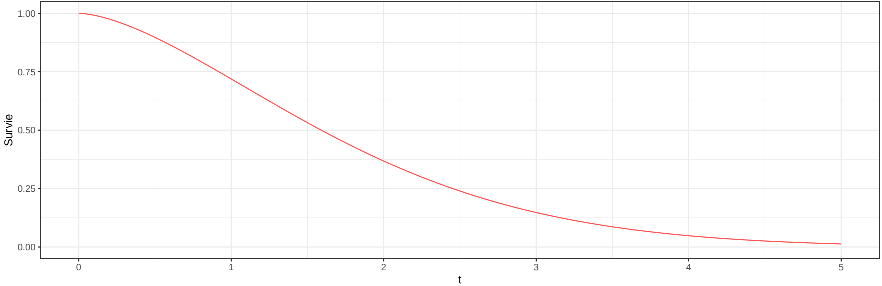
Vocabulaire
Survie



- La probabilité que l'événement survienne après un temps t.
$$S(t) = \mathbb{P}(T > t)$$
- Fonction décroissante à valeurs dans $(0, 1)$.

Vocabulaire

Survie



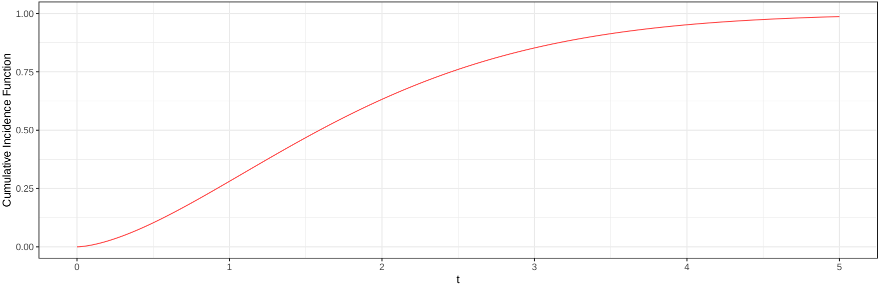
- La probabilité que l'événement survienne après un temps t.

$$S(t) = \mathbb{P}(T > t)$$

- Fonction décroissante à valeurs dans $(0, 1)$.

Vocabulaire

Cumulative incidence function (CIF)



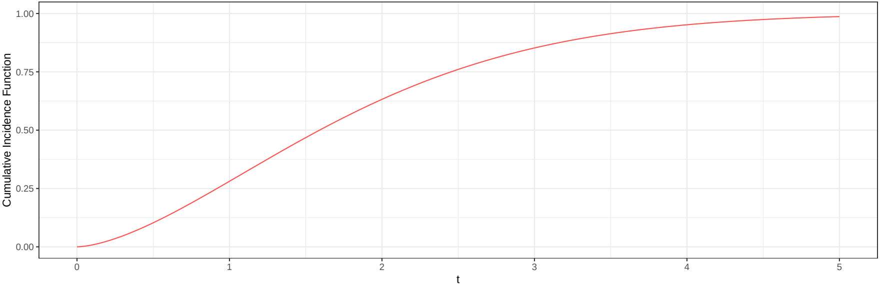
- La probabilité que l'événement ait déjà eu lieu au temps t.

$$F(t) = \mathbb{P}(T \leq t) = 1 - S(t)$$

- Fonction croissante à valeurs dans $(0, 1)$.
- Les cancérologues représentent traditionnellement $S(t)$, les cardiologues plutôt $F(t)$.
- En maths, F s'appelle CDF : Cumulative Distribution Function (fonction de répartition).

Vocabulaire

Cumulative incidence function (CIF)



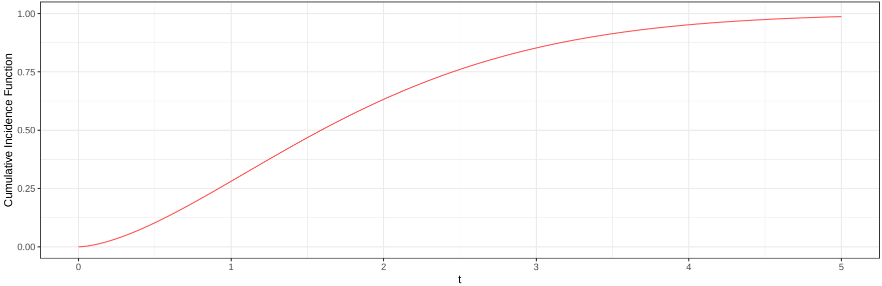
- La probabilité que l'événement ait déjà eu lieu au temps t.

$$F(t) = \mathbb{P}(T \leq t) = 1 - S(t)$$

- Fonction croissante à valeurs dans $(0, 1)$.
- Les cancérologues représentent traditionnellement $S(t)$, les cardiologues plutôt $F(t)$.
- En maths, F s'appelle CDF : Cumulative Distribution Function (fonction de répartition).

Vocabulaire

Cumulative incidence function (CIF)



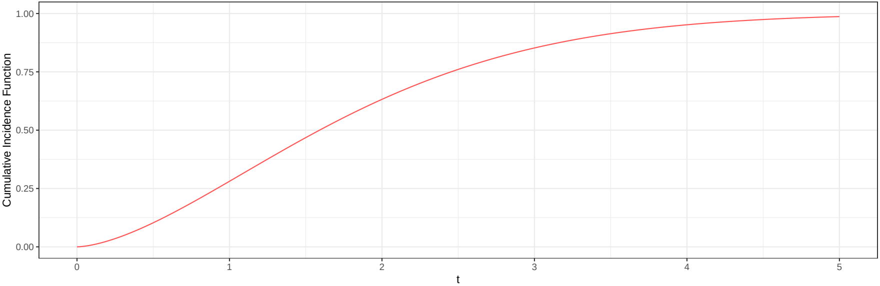
- La probabilité que l'événement ait déjà eu lieu au temps t.

$$F(t) = \mathbb{P}(T \leq t) = 1 - S(t)$$

- Fonction croissante à valeurs dans $(0, 1)$.
- Les cancérologues représentent traditionnellement $S(t)$, les cardiologues plutôt $F(t)$.
- En maths, F s'appelle CDF : Cumulative Distribution Function (fonction de répartition).

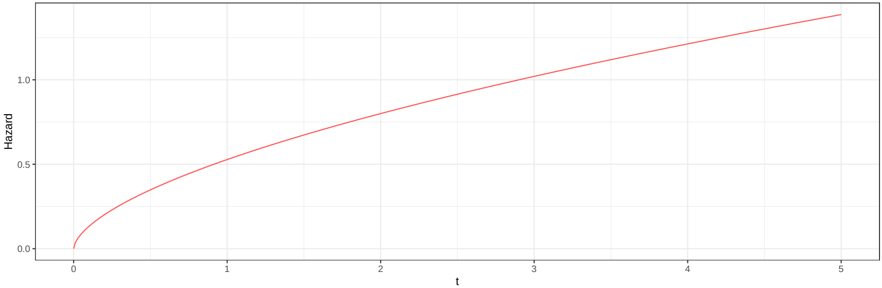
Vocabulaire

Cumulative incidence function (CIF)



- La probabilité que l'événement ait déjà eu lieu au temps t.
$$F(t) = \mathbb{P}(T \leq t) = 1 - S(t)$$
- Fonction croissante à valeurs dans $(0, 1)$.
- Les cancérologues représentent traditionnellement $S(t)$, les cardiologues plutôt $F(t)$.
- En maths, F s'appelle CDF : Cumulative Distribution Function (fonction de répartition).

Vocabulaire
Hazard

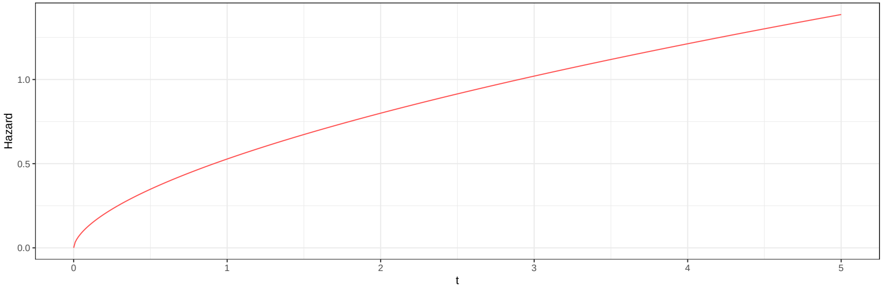


- Le taux de survenue de l'événement au temps t sachant qu'il n'a pas eu lieu avant t.

$$h(t) = \frac{\mathbb{P}(T \in (t, t+dt) | T > t)}{dt}$$

- Fonction à valeurs dans $\mathbb{R}^+$.
- Peut être constant, croissant, décroissant, non-monotone, ...

Vocabulaire
Hazard

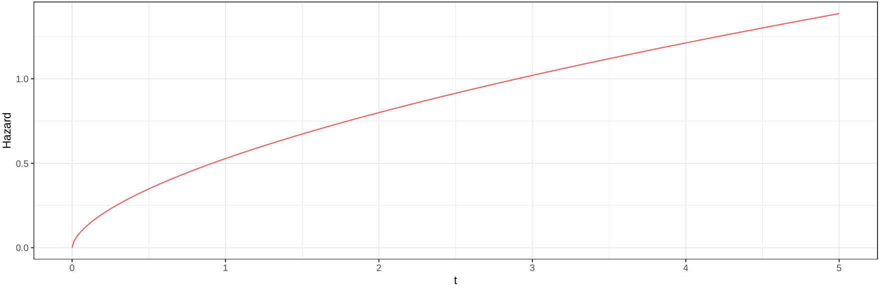


- Le taux de survenue de l'événement au temps t sachant qu'il n'a pas eu lieu avant t.

$$h(t) = \frac{\mathbb{P}(T \in (t, t + dt) | T > t)}{dt}$$

- Fonction à valeurs dans $\mathbb{R}^+$.
- Peut être constant, croissant, décroissant, non-monotone, ...

Vocabulaire
Hazard



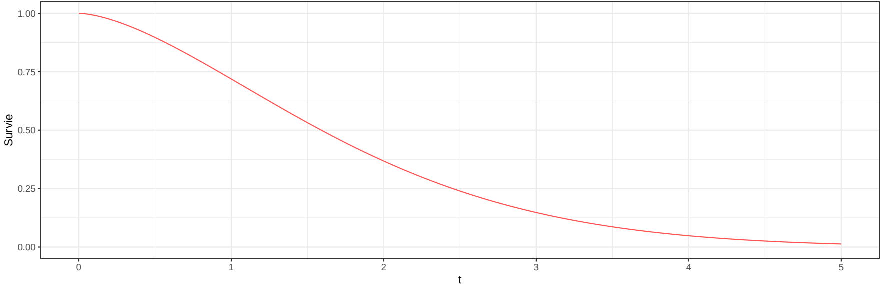
- Le taux de survenue de l'événement au temps t sachant qu'il n'a pas eu lieu avant t.

$$h(t) = \frac{\mathbb{P}(T \in (t, t + dt) | T > t)}{dt}$$

- Fonction à valeurs dans $\mathbb{R}^+$.
- Peut être constant, croissant, décroissant, non-monotone, ...

Vocabulaire

Statistiques résumées de survie



Temps de survie médian Temps auquel la probabilité de survie passe sous 50%.

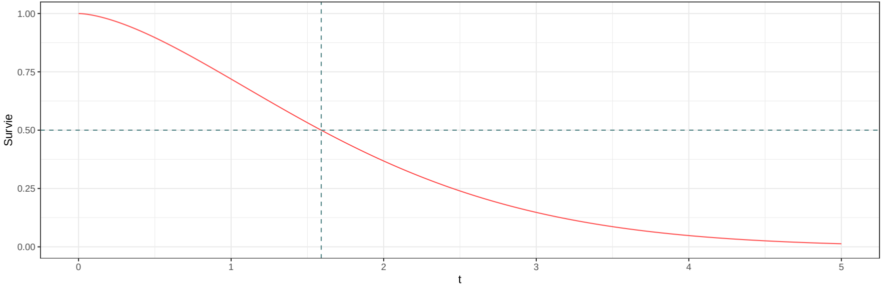
$$\inf_{t \in \mathbb{R}^+} \mathbb{P}(T > t) < 0.5$$

Espérance de vie (Mean Survival Time)

$$\mathbb{E}(T) = \int_0^{\infty} S(t)dt$$

Vocabulaire

Statistiques résumées de survie



Temps de survie médian Temps auquel la probabilité de survie passe sous 50%.

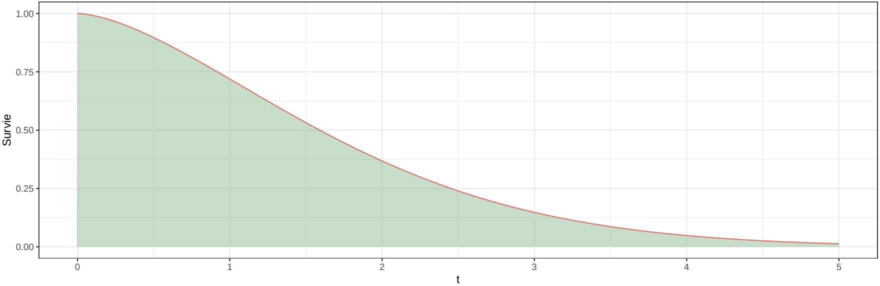
$$\inf_{t \in \mathbb{R}^+} \mathbb{P}(T > t) < 0.5$$

Espérance de vie (Mean Survival Time)

$$\mathbb{E}(T) = \int_0^{\infty} S(t)dt$$

Vocabulaire

Statistiques résumées de survie



Temps de survie médian Temps auquel la probabilité de survie passe sous 50%.

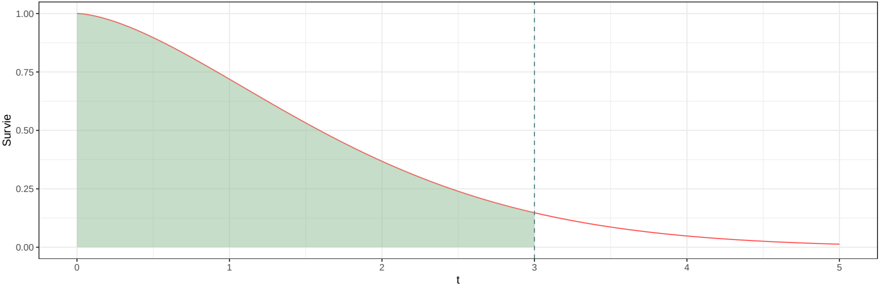
$$\inf_{t \in \mathbb{R}^+} \mathbb{P}(T > t) < 0.5$$

Espérance de vie (Mean Survival Time)

$$\mathbb{E}(T) = \int_0^\infty S(t)dt$$

Vocabulaire

Statistiques résumées de survie



RMST (Restricted Mean Survival Time) Durée moyenne de vie entre 0 et τ.

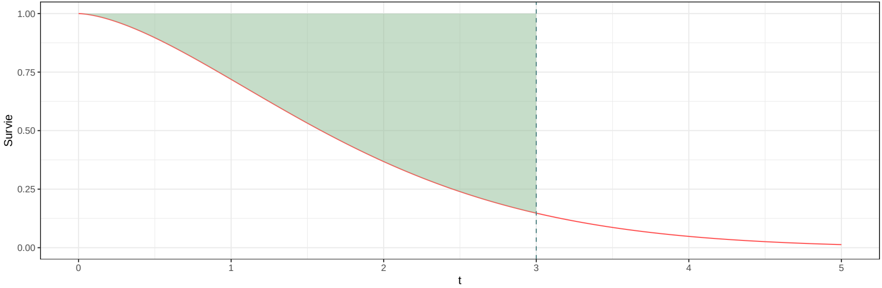
$$\mathbb{E}(\min(T,\tau)) = \int_0^\tau S(t)dt$$

RMTL Restricted Mean Time Lost. Temps moyen perdu par rapport à un temps de vie possible de τ.

$$\mathbb{E}(\tau - \min(T,\tau)) = \tau - \int_0^\tau S(t)dt = \int_0^\tau F(t)dt$$

Vocabulaire

Statistiques résumées de survie



RMST (Restricted Mean Survival Time) Durée moyenne de vie entre 0 et τ.

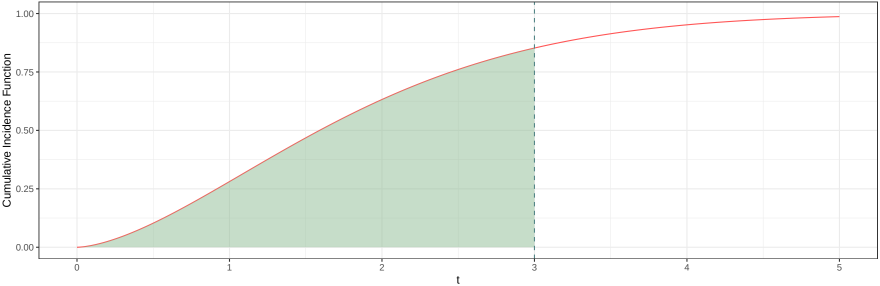
$$\mathbb{E}(\min(T,\tau)) = \int_0^\tau S(t)dt$$

RMTL Restricted Mean Time Lost. Temps moyen perdu par rapport à un temps de vie possible de τ.

$$\mathbb{E}(\tau - \min(T,\tau)) = \tau - \int_0^\tau S(t)dt = \int_0^\tau F(t)dt$$

Vocabulaire

Statistiques résumées de survie



RMST (Restricted Mean Survival Time) Durée moyenne de vie entre 0 et τ.

$$\mathbb{E}(\min(T,\tau)) = \int_0^\tau S(t)dt$$

RMTL Restricted Mean Time Lost. Temps moyen perdu par rapport à un temps de vie possible de τ.

$$\mathbb{E}(\tau - \min(T,\tau)) = \tau - \int_0^\tau S(t)dt = \int_0^\tau F(t)dt$$

Un unique événement

Un unique événement

Avec un suivi parfait

Données Les temps de décès successifs : $t_1, t_2, \ldots, t_n$, et le nombre de décès à chaque temps, $(d_i)_{i=1}^n$.

Estimation de survie A tout temps t avec la proportion de patients survivants :

$$\hat{S}(t) = \left(1 - \frac{1}{n} \sum_{i, t_i \leq t} d_i\right)$$

Statistiques résumées médiane ou RMST des (t_i) pondérés par (d_i).

Un unique événement

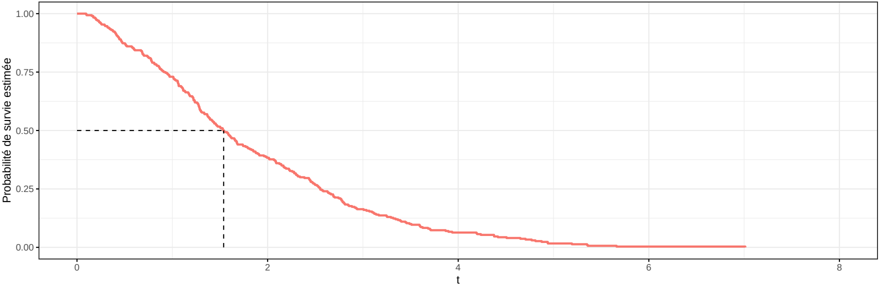
Avec un suivi parfait

Données Les temps de décès successifs : $t_1, t_2, \ldots, t_n$, et le nombre de décès à chaque temps, $(d_i)_{i=1}^n$.

Estimation de survie A tout temps t avec la proportion de patients survivants :

$$\hat{S}(t) = \left(1 - \frac{1}{n}\sum_{i, t_i \leq t} d_i\right)$$

Statistiques résumées médiane ou RMST des (t_i) pondérés par (d_i).



Un unique événement

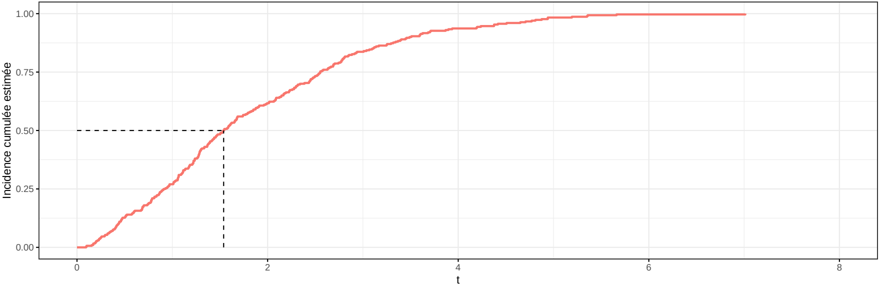
Avec un suivi parfait

Données Les temps de décès successifs : $t_1, t_2, \ldots, t_n$, et le nombre de décès à chaque temps, $(d_i)_{i=1}^n$.

Estimation de survie A tout temps t avec la proportion de patients survivants :

$$\hat{S}(t) = \left(1 - \frac{1}{n} \sum_{i, t_i \leq t} d_i\right)$$

Statistiques résumées médiane ou RMST des (t_i) pondérés par (d_i).



Un unique événement

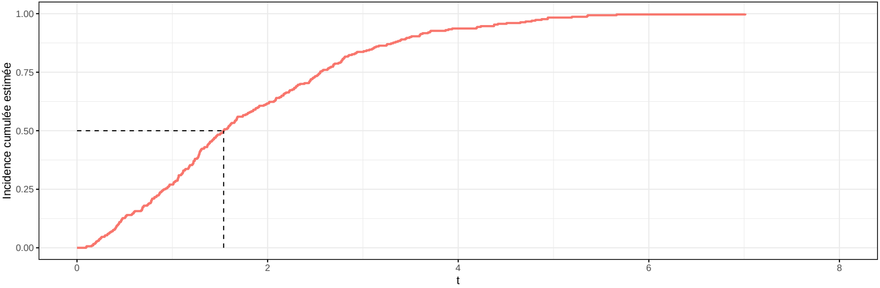
Avec un suivi parfait

Données Les temps de décès successifs : $t_1, t_2, \ldots, t_n$, et le nombre de décès à chaque temps, $(d_i)_{i=1}^n$.

Estimation de survie A tout temps t avec la proportion de patients survivants :

$$\hat{S}(t) = \left(1 - \frac{1}{n} \sum_{i, t_i \leq t} d_i\right)$$

Statistiques résumées médiane ou RMST des (t_i) pondérés par (d_i).



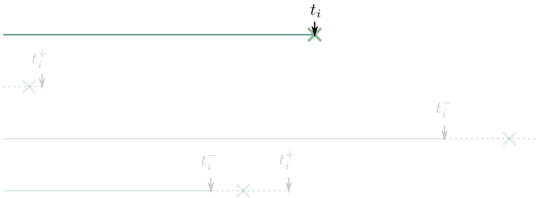
Un unique événement
Données censurées

Dans la pratique, les données sont rarement observées parfaitement. Elles sont censurées :

à gauche on sait que l'événement a eu lieu avant un temps t_i^+.

à droite on sait que l'événement a eu lieu après un temps t_i^-.

sur un intervalle on sait que l'événement a eu lieu sur un intervalle (t_i^-, t_i^+).



Les données censurées à droite sont les plus fréquentes :

censure administrative à la fin de l'étude.

perte de vue si un patient déménage, ne répond plus au tel, ...

On suppose que la censure est *non-informative*, i.e. le taux de survenue de l'événement ne change pas après.

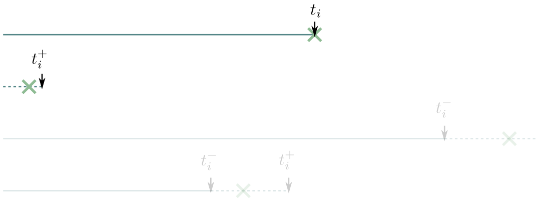
Un unique événement
Données censurées

Dans la pratique, les données sont rarement observées parfaitement. Elles sont censurées :

à gauche on sait que l'événement a eu lieu avant un temps t_i^+.

à droite on sait que l'événement a eu lieu après un temps t_i^-.

sur un intervalle on sait que l'événement a eu lieu sur un intervalle (t_i^-, t_i^+).



Les données censurées à droite sont les plus fréquentes :

censure administrative à la fin de l'étude.

perte de vue si un patient déménage, ne répond plus au tel, ...

On suppose que la censure est *non-informative*, i.e. le taux de survenue de l'événement ne change pas après.

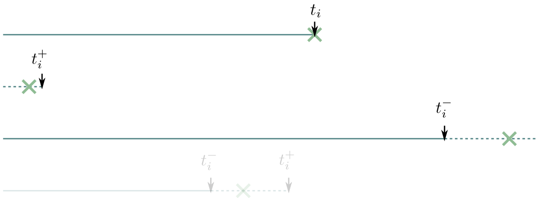
Un unique événement
Données censurées

Dans la pratique, les données sont rarement observées parfaitement. Elles sont censurées :

à gauche on sait que l'événement a eu lieu avant un temps t_i^+.

à droite on sait que l'événement a eu lieu après un temps t_i^-.

sur un intervalle on sait que l'événement a eu lieu sur un intervalle (t_i^-, t_i^+).



Les données censurées à droite sont les plus fréquentes :

censure administrative à la fin de l'étude.

perte de vue si un patient déménage, ne répond plus au tel, ...

On suppose que la censure est *non-informative*, i.e. le taux de survenue de l'événement ne change pas après.

Un unique événement

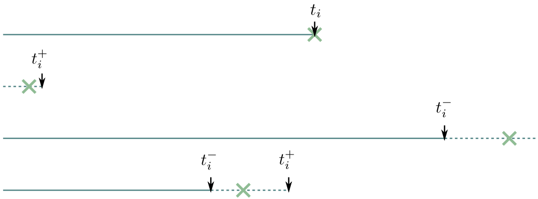
Données censurées

Dans la pratique, les données sont rarement observées parfaitement. Elles sont censurées :

à gauche on sait que l'événement a eu lieu avant un temps t_i^+.

à droite on sait que l'événement a eu lieu après un temps t_i^-.

sur un intervalle on sait que l'événement a eu lieu sur un intervalle (t_i^-, t_i^+).



Les données censurées à droite sont les plus fréquentes :

censure administrative à la fin de l'étude.

perte de vue si un patient déménage, ne répond plus au tel, ...

On suppose que la censure est *non-informative*, i.e. le taux de survenue de l'événement ne change pas après.

Un unique événement

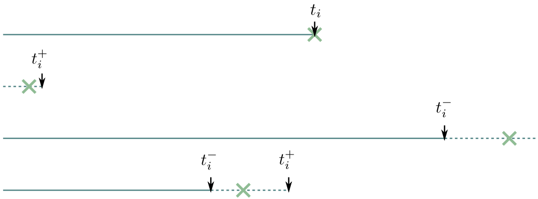
Données censurées

Dans la pratique, les données sont rarement observées parfaitement. Elles sont censurées :

à gauche on sait que l'événement a eu lieu avant un temps t_i^+.

à droite on sait que l'événement a eu lieu après un temps t_i^-.

sur un intervalle on sait que l'événement a eu lieu sur un intervalle (t_i^-, t_i^+).



Les données censurées à droite sont les plus fréquentes :

censure administrative à la fin de l'étude.

perte de vue si un patient déménage, ne répond plus au tel, ...

On suppose que la censure est *non-informative*, i.e. le taux de survenue de l'événement ne change pas après.

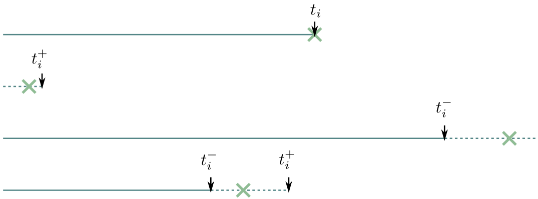
Un unique événement
Données censurées

Dans la pratique, les données sont rarement observées parfaitement. Elles sont censurées :

à gauche on sait que l'événement a eu lieu avant un temps t_i^+.

à droite on sait que l'événement a eu lieu après un temps t_i^-.

sur un intervalle on sait que l'événement a eu lieu sur un intervalle (t_i^-, t_i^+).



Les données censurées à droite sont les plus fréquentes :

censure administrative à la fin de l'étude.

perte de vue si un patient déménage, ne répond plus au tel, ...

On suppose que la censure est *non-informative*, i.e. le taux de survenue de l'événement ne change pas après.

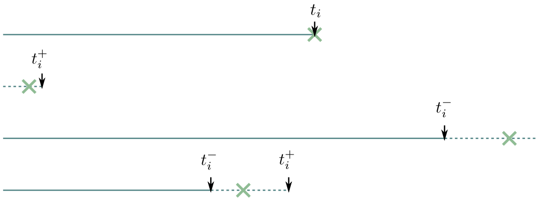
Un unique événement
Données censurées

Dans la pratique, les données sont rarement observées parfaitement. Elles sont censurées :

à gauche on sait que l'événement a eu lieu avant un temps t_i^+.

à droite on sait que l'événement a eu lieu après un temps t_i^-.

sur un intervalle on sait que l'événement a eu lieu sur un intervalle (t_i^-, t_i^+).



Les données censurées à droite sont les plus fréquentes :

censure administrative à la fin de l'étude.

perte de vue si un patient déménage, ne répond plus au tel, ...

On suppose que la censure est *non-informative*, i.e. le taux de survenue de l'événement ne change pas après.

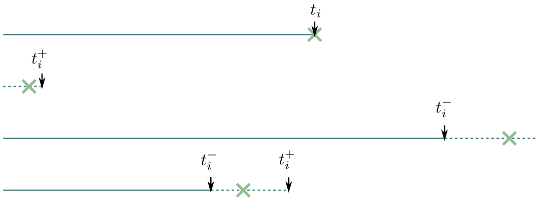
Un unique événement
Données censurées

Dans la pratique, les données sont rarement observées parfaitement. Elles sont censurées :

à gauche on sait que l'événement a eu lieu avant un temps t_i^+.

à droite on sait que l'événement a eu lieu après un temps t_i^-.

sur un intervalle on sait que l'événement a eu lieu sur un intervalle (t_i^-, t_i^+).



Les données censurées à droite sont les plus fréquentes :

censure administrative à la fin de l'étude.

perte de vue si un patient déménage, ne répond plus au tel, ...

On suppose que la censure est *non-informative*, i.e. le taux de survenue de l'événement ne change pas après.

Un unique événement

Estimation de survie de Kaplan-Meier

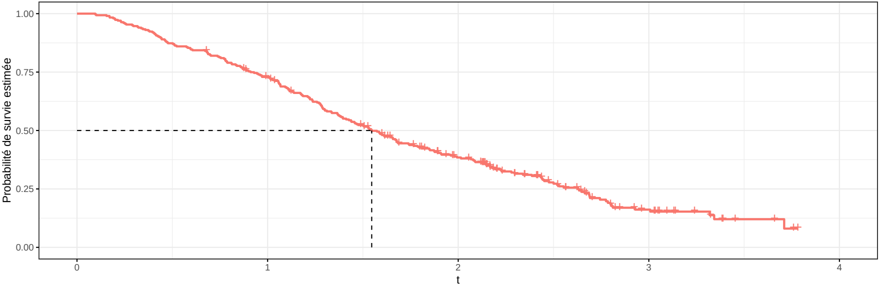
Principe Estimation de $S(t)$ à partir de données censurées à droite, avec censure non-informative.

Données En plus des $(t_i, d_i)_{i=1}^n$, on observe :
Les temps de censure successifs $u_1, \ldots, u_m$ et le nombre $c_1, \ldots, c_m$ de censures à ces temps.

Individus à risque Ceux qui ne sont ni décédés ni censurés : $r(t) = n - \sum_{i,\ t_i \leq t} d_i - \sum_{j,\ u_j \leq t} c_j$.

Estimation de survie avec l'estimateur de Kaplan-Meier :

$$\hat{S}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \frac{d_i}{r(t_i)}\right)$$



Un unique événement

Estimation de survie de Kaplan-Meier

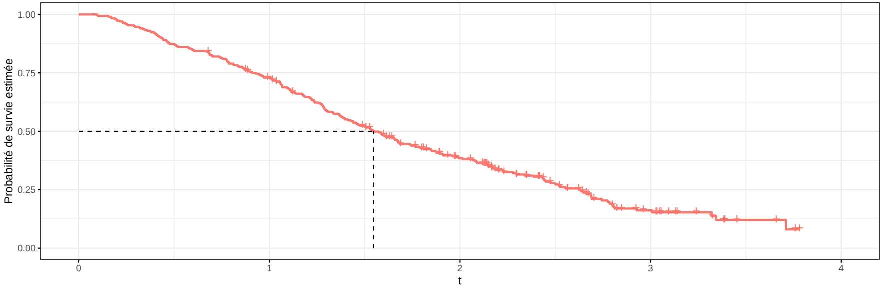
Principe Estimation de $S(t)$ à partir de données censurées à droite, avec censure non-informative.

Données En plus des $(t_i, d_i)_{i=1}^n$, on observe :
Les temps de censure successifs $u_1, \dots, u_m$ et le nombre $c_1, \dots, c_m$ de censures à ces temps.

Individus à risque Ceux qui ne sont ni décédés ni censurés : $r(t) = n - \sum_{i,\ t_i \le t} d_i - \sum_{j,\ u_j \le t} c_j$.

Estimation de survie avec l'estimateur de Kaplan-Meier :

$$\hat{S}(t) = \prod_{i,\ t_i \le t} \left(1 - \frac{d_i}{r(t_i)}\right)$$



Un unique événement

Estimation de survie de Kaplan-Meier

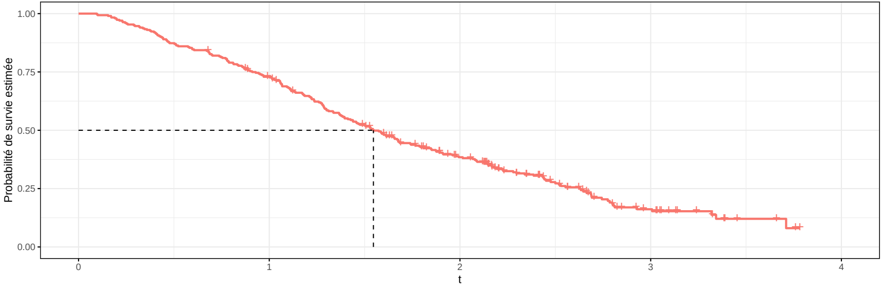
Principe Estimation de $S(t)$ à partir de données censurées à droite, avec censure non-informative.

Données En plus des $(t_i, d_i)_{i=1}^n$, on observe :
Les temps de censure successifs $u_1, \ldots, u_m$ et le nombre $c_1, \ldots, c_m$ de censures à ces temps.

Individus à risque Ceux qui ne sont ni décédés ni censurés : $r(t) = n - \sum_{i,\ t_i \leq t} d_i - \sum_{j,\ u_j \leq t} c_j$.

Estimation de survie avec l'estimateur de Kaplan-Meier :

$$\hat{S}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \frac{d_i}{r(t_i)}\right)$$



Un unique événement
Estimation de survie de Kaplan-Meier

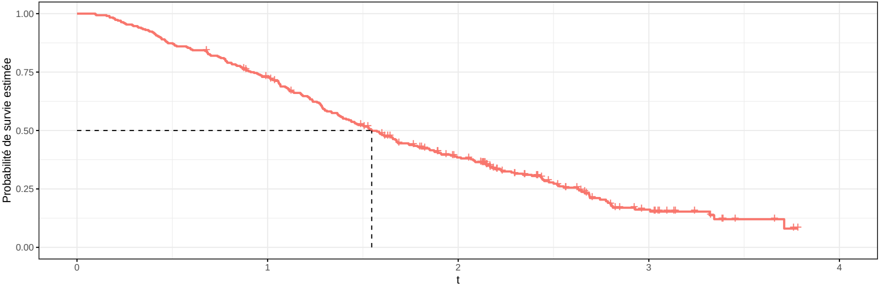
Principe Estimation de $S(t)$ à partir de données censurées à droite, avec censure non-informative.

Données En plus des $(t_i, d_i)_{i=1}^n$, on observe :
Les temps de censure successifs $u_1, \ldots, u_m$ et le nombre $c_1, \ldots, c_m$ de censures à ces temps.

Individus à risque Ceux qui ne sont ni décédés ni censurés : $r(t) = n - \sum_{i,\ t_i \leq t} d_i - \sum_{j,\ u_j \leq t} c_j$.

Estimation de survie avec l'estimateur de Kaplan-Meier :

$$\hat{S}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \frac{d_i}{r(t_i)}\right)$$



Un unique événement
Estimation de survie de Kaplan-Meier

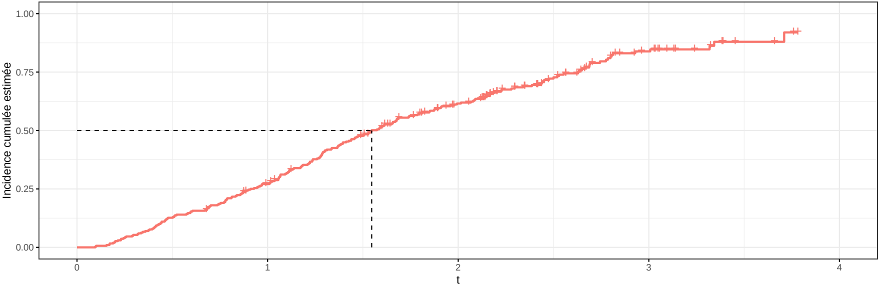
Principe Estimation de $S(t)$ à partir de données censurées à droite, avec censure non-informative.

Données En plus des $(t_i, d_i)_{i=1}^n$, on observe :
Les temps de censure successifs $u_1, \ldots, u_m$ et le nombre $c_1, \ldots, c_m$ de censures à ces temps.

Individus à risque Ceux qui ne sont ni décédés ni censurés : $r(t) = n - \sum_{i,\ t_i \leq t} d_i - \sum_{j,\ u_j \leq t} c_j$.

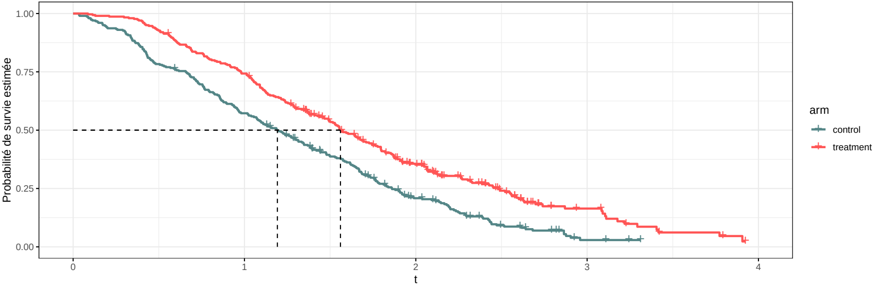
Estimation de survie avec l'estimateur de Kaplan-Meier :

$$\hat{S}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \frac{d_i}{r(t_i)}\right)$$



Un unique événement

Test du logrank



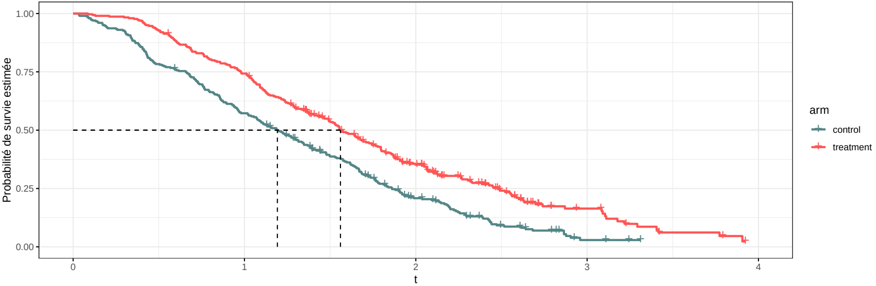
Contexte on souhaite comparer la survie de deux groupes.

H0 la fonction de hazard est identique dans les deux groupes : $h_1(t) = h_2(t)$.

H1 les groupes ont des hazards différents : $h_1(t) \neq h_2(t)$.

Non-paramétrique valable pour un nombre d'événements "assez grand" car théorème asymptotique.

Un unique événement
Test du logrank



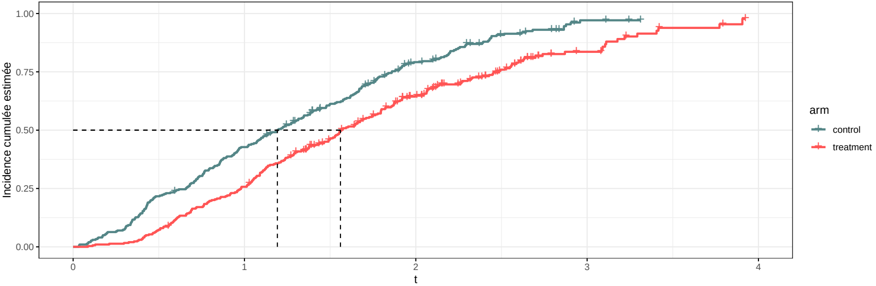
Contexte on souhaite comparer la survie de deux groupes.

H0 la fonction de hazard est identique dans les deux groupes : $h_1(t) = h_2(t)$.

H1 les groupes ont des hazards différents : $h_1(t) \neq h_2(t)$.

Non-paramétrique valable pour un nombre d'événements "assez grand" car théorème asymptotique.

Un unique événement
Test du logrank



Contexte on souhaite comparer la survie de deux groupes.

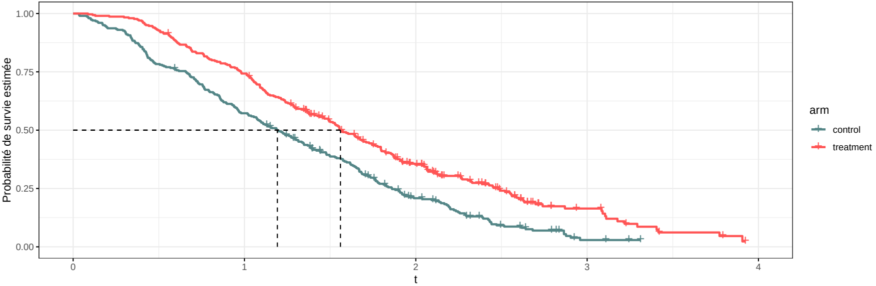
H0 la fonction de hazard est identique dans les deux groupes : $h_1(t) = h_2(t)$.

H1 les groupes ont des hazards différents : $h_1(t) \neq h_2(t)$.

Non-paramétrique valable pour un nombre d'événements "assez grand" car théorème asymptotique.

Un unique événement

Modèle de régression de Cox dans un cas à deux groupes



Contexte Deux groupes à comparer de façon quantitative.

Hypothèse Il existe un réel R, le hazard-ratio, tel qu'à tout temps t, $h_1(t) = R \times h_2(t)$.

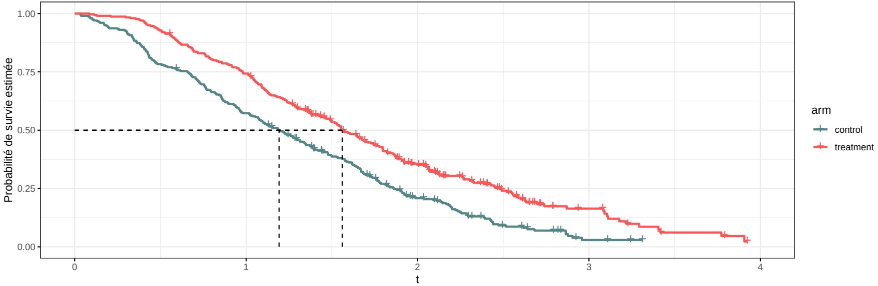
H0 les hazards sont identiques, $R = 1$.

H1 les hazards sont différents, $R \neq 1$.

Semi-paramétrique donc il faudrait théoriquement vérifier l'hypothèse de hazard-ratio constant.
MAIS ce test est équivalent (sous une certaine forme) ou asymptotiquement équivalent à un logrank.

Un unique événement

Modèle de régression de Cox dans un cas à deux groupes



Contexte Deux groupes à comparer de façon quantitative.

Hypothèse Il existe un réel R, le hazard-ratio, tel qu'à tout temps t, $h_1(t) = R \times h_2(t)$.

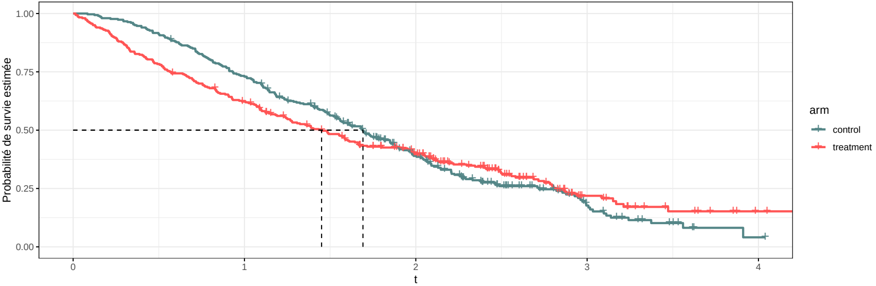
H0 les hazards sont identiques, $R = 1$.

H1 les hazards sont différents, $R \neq 1$.

Semi-paramétrique donc il faudrait théoriquement vérifier l'hypothèse de hazard-ratio constant.
MAIS ce test est équivalent (sous une certaine forme) ou asymptotiquement équivalent à un logrank.

Un unique événement

Modèle de régression de Cox dans un cas à deux groupes



Contexte Deux groupes à comparer de façon quantitative.

Hypothèse Il existe un réel R, le hazard-ratio, tel qu'à tout temps t, $h_1(t) = R \times h_2(t)$.

H0 les hazards sont identiques, $R = 1$.

H1 les hazards sont différents, $R \neq 1$.

Semi-paramétrique donc il faudrait théoriquement vérifier l'hypothèse de hazard-ratio constant.
MAIS ce test est équivalent (sous une certaine forme) ou asymptotiquement équivalent à un logrank.

Un unique événement

Modèle de régression de Cox avec plusieurs covariables

Contexte étendu On possède d'autres covariables discrètes ou continues.

Question Est-ce que ces covariables sont associées à des modifications du hazard ?

Modèle de régression Avec les covariables X_i pour l'individu i, le hazard est :

$$h(t|X_i) = h_0(t)\exp\left(\beta^T X_i\right)$$

Objectif estimer les paramètres β, tester qu'ils soient non-nuls.

Un unique événement

Modèle de régression de Cox avec plusieurs covariables

Contexte étendu On possède d'autres covariables discrètes ou continues.

Question Est-ce que ces covariables sont associées à des modifications du hazard ?

Modèle de régression Avec les covariables X_i pour l'individu i, le hazard est :

$$h(t|X_i) = h_0(t) \exp\left(\beta^T X_i\right)$$

Objectif estimer les paramètres β, tester qu'ils soient non-nuls.

Un unique événement

Modèle de régression de Cox avec plusieurs covariables

Contexte étendu On possède d'autres covariables discrètes ou continues.

Question Est-ce que ces covariables sont associées à des modifications du hazard ?

Modèle de régression Avec les covariables X_i pour l'individu i, le hazard est :

$$h(t|X_i) = h_0(t)\exp\left(\beta^T X_i\right)$$

Objectif estimer les paramètres β, tester qu'ils soient non-nuls.

```
Call:
coxph(formula = Surv(tevent, event) ~ arm + sex + imc, data = d3)

  n= 600, number of events= 465

                  coef exp(coef)  se(coef)      z Pr(>|z|)
armtreatment -0.007229  0.992797  0.093219 -0.078    0.938
sexM         -0.044404  0.956567  0.093049 -0.477    0.633
imc           0.075822  1.078771  0.046928  1.616    0.106

             exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
armtreatment    0.9928      1.007    0.8270     1.192
sexM            0.9566      1.045    0.7971     1.148
imc             1.0788      0.927    0.9840     1.183

Concordance= 0.519  (se = 0.015 )
Likelihood ratio test= 2.96  on 3 df,   p=0.4
Wald test            = 2.94  on 3 df,   p=0.4
Score (logrank) test = 2.94  on 3 df,   p=0.4
```

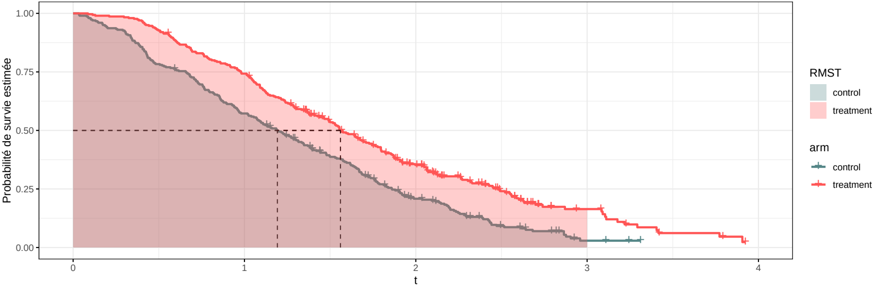
Un unique événement
Comparaison de RMST/RMTL

Estimation à partir de quantités qui correspondent au graphe de Kaplan-Meier.
Avec un corpus de théorie qui permet d'estimer une variance.

Test pour comparer deux groupes sur la base de leur RMST.

Avantage Robuste au fait d'avoir un HR non constant.
Expression possible sur une échelle additive ou multiplicative.

Inconvénient Il faut pré-spécifier le temps limite τ.



Un unique événement

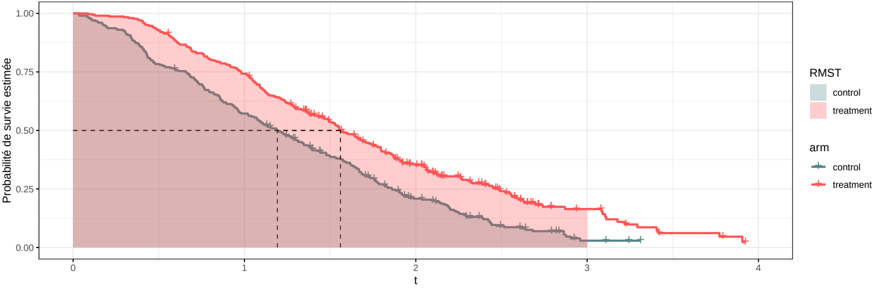
Comparaison de RMST/RMTL

Estimation à partir de quantités qui correspondent au graphe de Kaplan-Meier. Avec un corpus de théorie qui permet d'estimer une variance.

Test pour comparer deux groupes sur la base de leur RMST.

Avantage Robuste au fait d'avoir un HR non constant. Expression possible sur une échelle additive ou multiplicative.

Inconvénient Il faut pré-spécifier le temps limite τ.



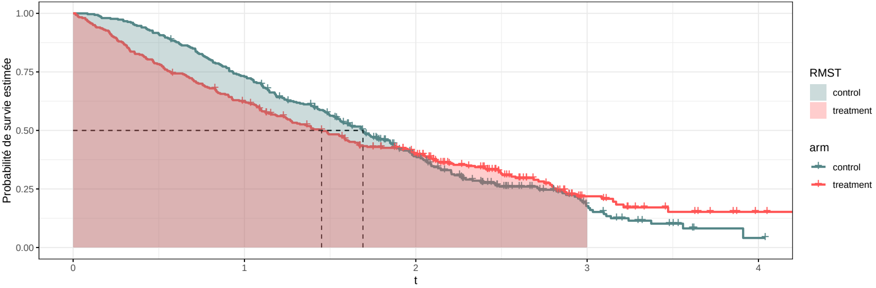
Un unique événement
Comparaison de RMST/RMTL

Estimation à partir de quantités qui correspondent au graphe de Kaplan-Meier.
Avec un corpus de théorie qui permet d'estimer une variance.

Test pour comparer deux groupes sur la base de leur RMST.

Avantage Robuste au fait d'avoir un HR non constant.
Expression possible sur une échelle additive ou multiplicative.

Inconvénient Il faut pré-spécifier le temps limite τ.



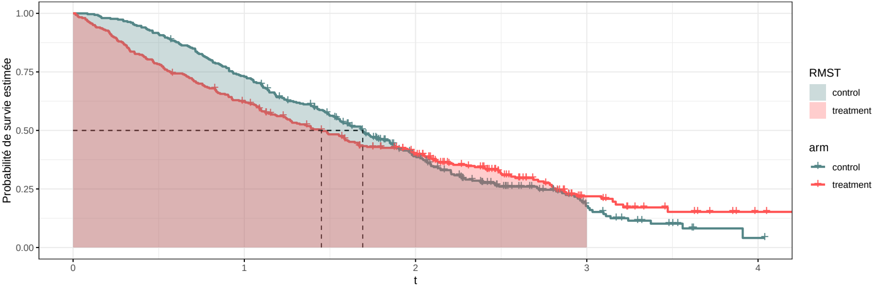
Un unique événement
Comparaison de RMST/RMTL

Estimation à partir de quantités qui correspondent au graphe de Kaplan-Meier. Avec un corpus de théorie qui permet d'estimer une variance.

Test pour comparer deux groupes sur la base de leur RMST.

Avantage Robuste au fait d'avoir un HR non constant. Expression possible sur une échelle additive ou multiplicative.

Inconvénient Il faut pré-spécifier le temps limite τ.



Plusieurs événements

Plusieurs événements

Risques compétitifs

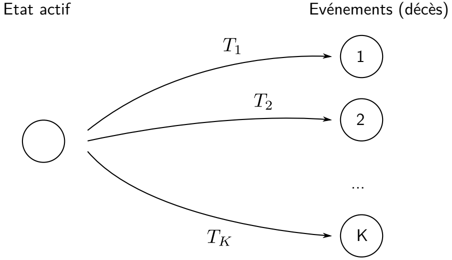
Contexte Un événement d'intérêt, d'autres événements exclusifs peuvent survenir et le masquer.

Exemple 1 En chirurgie, aquérir une infection nosocomiale est masqué par le fait de sortir de l'hôpital.

Exemple 2 En cancérologie, progresser d'un cancer est masqué par le fait de mourir d'une autre cause.

Exemple 3 En réanimation, désintuber le patient est masqué par le fait de décéder.

Formalisation On peut avoir K événements mutuellement exclusifs et absorbants.
$T = \min_k T_k$ est le temps du premier événement.



Plusieurs événements
Risques compétitifs

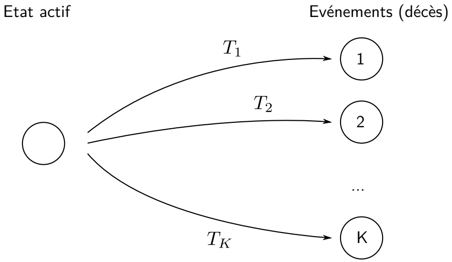
Contexte Un événement d'intérêt, d'autres événements exclusifs peuvent survenir et le masquer.

Exemple 1 En chirurgie, aquérir une infection nosocomiale est masqué par le fait de sortir de l'hôpital.

Exemple 2 En cancérologie, progresser d'un cancer est masqué par le fait de mourir d'une autre cause.

Exemple 3 En réanimation, désintuber le patient est masqué par le fait de décéder.

Formalisation On peut avoir K événements mutuellement exclusifs et absorbants.
$T = \min_k T_k$ est le temps du premier événement.



Plusieurs événements
Risques compétitifs

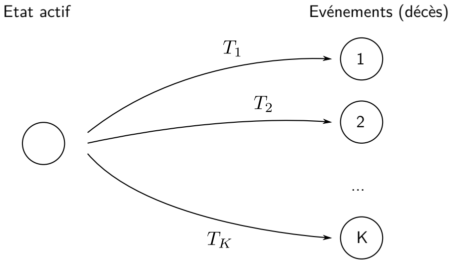
Contexte Un événement d'intérêt, d'autres événements exclusifs peuvent survenir et le masquer.

Exemple 1 En chirurgie, aquérir une infection nosocomiale est masqué par le fait de sortir de l'hôpital.

Exemple 2 En cancérologie, progresser d'un cancer est masqué par le fait de mourir d'une autre cause.

Exemple 3 En réanimation, désintuber le patient est masqué par le fait de décéder.

Formalisation On peut avoir K événements mutuellement exclusifs et absorbants.
$T = \min_k T_k$ est le temps du premier événement.



Plusieurs événements

Risques compétitifs

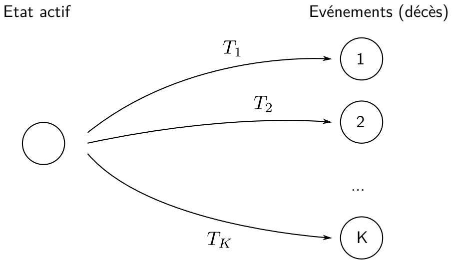
Contexte Un événement d'intérêt, d'autres événements exclusifs peuvent survenir et le masquer.

Exemple 1 En chirurgie, aquérir une infection nosocomiale est masqué par le fait de sortir de l'hôpital.

Exemple 2 En cancérologie, progresser d'un cancer est masqué par le fait de mourir d'une autre cause.

Exemple 3 En réanimation, désintuber le patient est masqué par le fait de décéder.

Formalisation On peut avoir K événements mutuellement exclusifs et absorbants.
$T = \min_k T_k$ est le temps du premier événement.



Plusieurs événements

Risques compétitifs

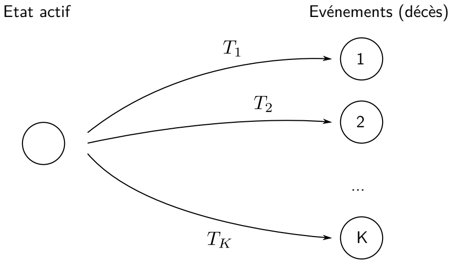
Contexte Un événement d'intérêt, d'autres événements exclusifs peuvent survenir et le masquer.

Exemple 1 En chirurgie, aquérir une infection nosocomiale est masqué par le fait de sortir de l'hôpital.

Exemple 2 En cancérologie, progresser d'un cancer est masqué par le fait de mourir d'une autre cause.

Exemple 3 En réanimation, désintuber le patient est masqué par le fait de décéder.

Formalisation On peut avoir K événements mutuellement exclusifs et absorbants.
$T = \min_k T_k$ est le temps du premier événement.



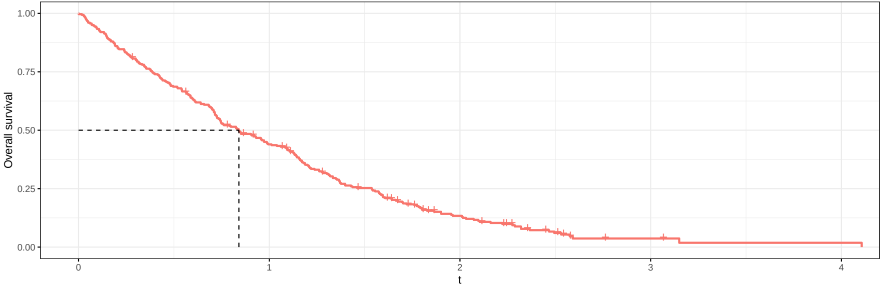
Plusieurs événements
Overall hazard

Définition Taux de survenue du premier événement à t sachant qu'aucun événement n'a encore eu lieu.

$$h(t) = \mathbb{P}\left(T \in (t, t+dt) \mid T \geq t\right)$$

Comment ? On se ramène au cas précédent avec le composite : "survenue de n'importe quel événement". Avec les notations habituelles :

$$\hat{h}(t) = \frac{d(t)}{r(t)}$$



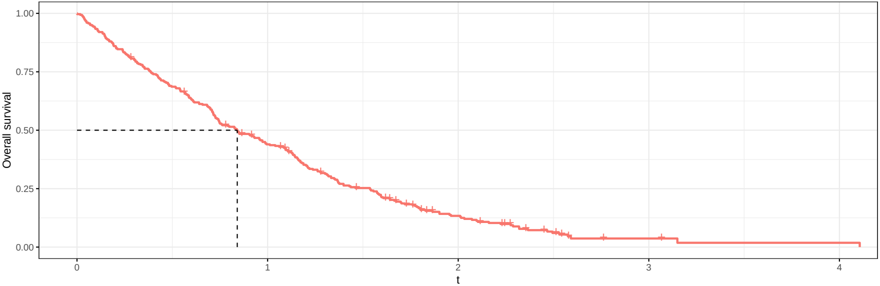
Plusieurs événements
Overall hazard

Définition Taux de survenue du premier événement à t sachant qu'aucun événement n'a encore eu lieu.

$$h(t) = \mathbb{P}\left(T \in (t, t+dt) \mid T \geq t\right)$$

Comment ? On se ramène au cas précédent avec le composite : "survenue de n'importe quel événement". Avec les notations habituelles :

$$\hat{h}(t) = \frac{d(t)}{r(t)}$$



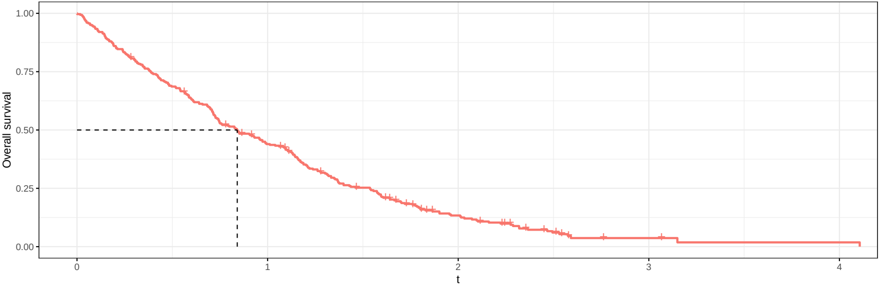
Plusieurs événements
Overall hazard

Overall survival La probabilité de n'avoir eu aucun événement à t :

$$\hat{S}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}(t_i)\right)$$

Avantage Approche simple à comprendre/interpréter/analyser.

Inconvénient Plusieurs outcomes sont poolés. Ne fonctionne que si tous sont négatifs (ou tous positifs).



Plusieurs événements

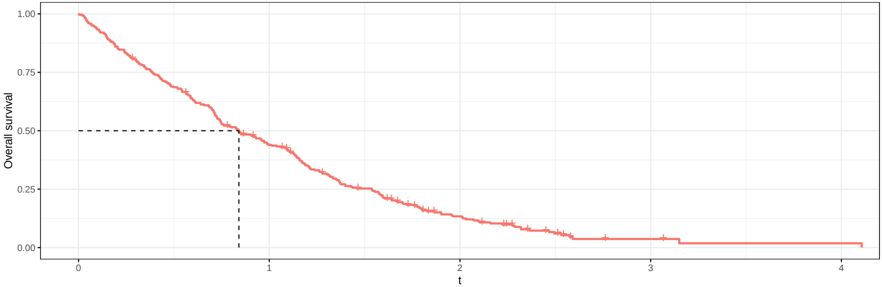
Overall hazard

Overall survival La probabilité de n'avoir eu aucun événement à t :

$$\hat{S}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}(t_i)\right)$$

Avantage Approche simple à comprendre/interpréter/analyser.

Inconvénient Plusieurs outcomes sont poolés. Ne fonctionne que si tous sont négatifs (ou tous positifs).



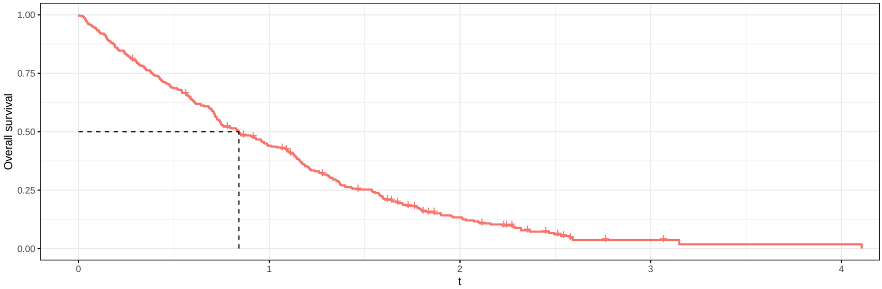
Plusieurs événements
Overall hazard

Overall survival La probabilité de n'avoir eu aucun événement à t :

$$\hat{S}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}(t_i)\right)$$

Avantage Approche simple à comprendre/interpréter/analyser.

Inconvénient Plusieurs outcomes sont poolés. Ne fonctionne que si tous sont négatifs (ou tous positifs).



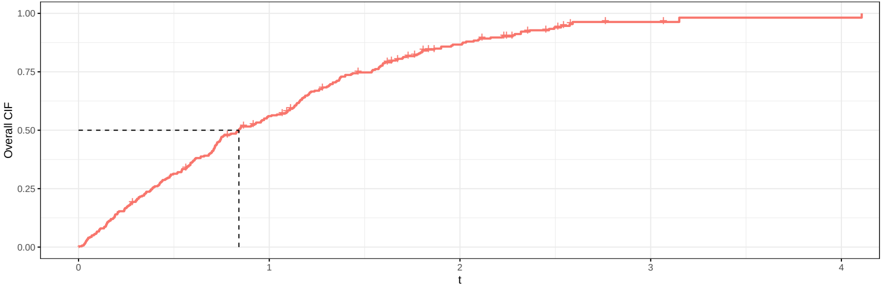
Plusieurs événements
Overall hazard

Overall survival La probabilité de n'avoir eu aucun événement à t :

$$\hat{S}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}(t_i)\right)$$

Avantage Approche simple à comprendre/interpréter/analyser.

Inconvénient Plusieurs outcomes sont poolés. Ne fonctionne que si tous sont négatifs (ou tous positifs).



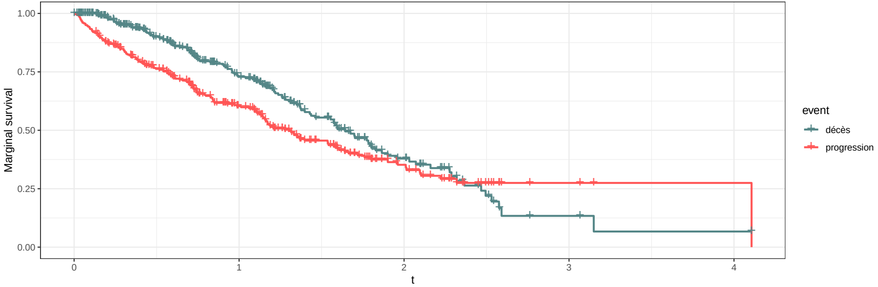
Plusieurs événements
Marginal hazard

Définition Hazard de l'événement k dans un monde imaginaire sans événement compétitif.

$$h_k^{\text{ma}}(t) = \mathbb{P}\left(T_k \in (t, t+dt) \mid T_k \geq t,\ \text{seul } k \text{ peut survenir}\right)$$

Comment ? On censure les patients ayant d'autres événements en supposant qu'ils peuvent être représentés par ceux qui n'ont pas encore eu k (éventuellement conditionnellement à d'autres variables mesurées). On compte $d_k(t)$ les décès par événement k au temps t :

$$\hat{h}_k^{\text{ma}}(t) = \frac{d_k(t)}{r(t)}$$



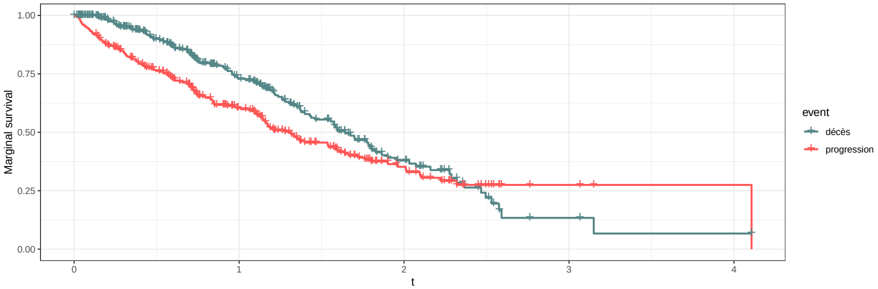
Plusieurs événements
Marginal hazard

Définition Hazard de l'événement k dans un monde imaginaire sans événement compétitif.

$$h_k^{\mathrm{ma}}(t) = \mathbb{P}\left(T_k \in (t, t+dt) \mid T_k \geq t, \text{ seul } k \text{ peut survenir}\right)$$

Comment ? On censure les patients ayant d'autres événements en supposant qu'ils peuvent être représentés par ceux qui n'ont pas encore eu k (éventuellement conditionnellement à d'autres variables mesurées). On compte $d_k(t)$ les décès par événement k au temps t :

$$\hat{h}_k^{\mathrm{ma}}(t) = \frac{d_k(t)}{r(t)}$$



Plusieurs événements

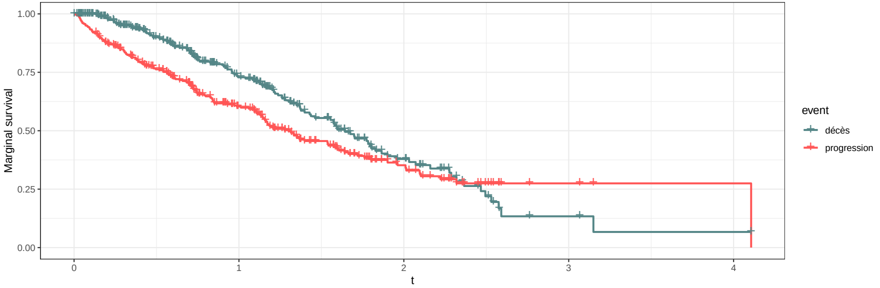
Marginal hazard

Marginal survival La probabilité de survivre à l'événement k sachant que c'est le seul à survenir.

$$\hat{S}_k^{\text{ma}}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}_k^{\text{ma}}(t_i)\right)$$

Avantage Vrai taux, approche simple, lien direct entre marginal hazard et marginal survival.

Inconvénient Quantité qui fait référence à un monde imaginaire, aucune prédiction possible.



Plusieurs événements

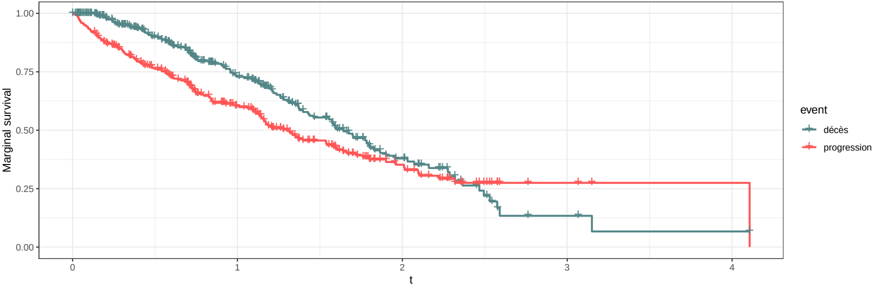
Marginal hazard

Marginal survival La probabilité de survivre à l'événement k sachant que c'est le seul à survenir.

$$\hat{S}_k^{\text{ma}}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}_k^{\text{ma}}(t_i)\right)$$

Avantage Vrai taux, approche simple, lien direct entre marginal hazard et marginal survival.

Inconvénient Quantité qui fait référence à un monde imaginaire, aucune prédiction possible.



Plusieurs événements

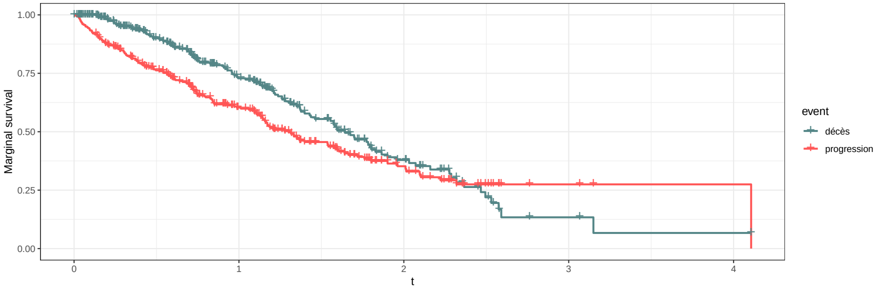
Marginal hazard

Marginal survival La probabilité de survivre à l'événement k sachant que c'est le seul à survenir.

$$\hat{S}_k^{\text{ma}}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}_k^{\text{ma}}(t_i)\right)$$

Avantage Vrai taux, approche simple, lien direct entre marginal hazard et marginal survival.

Inconvénient Quantité qui fait référence à un monde imaginaire, aucune prédiction possible.



Plusieurs événements

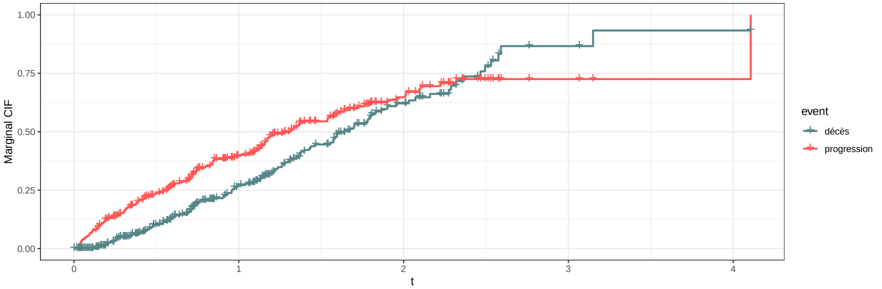
Marginal hazard

Marginal survival La probabilité de survivre à l'événement k sachant que c'est le seul à survenir.

$$\hat{S}_k^{\text{ma}}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}_k^{\text{ma}}(t_i)\right)$$

Avantage Vrai taux, approche simple, lien direct entre marginal hazard et marginal survival.

Inconvénient Quantité qui fait référence à un monde imaginaire, aucune prédiction possible.



Plusieurs événements

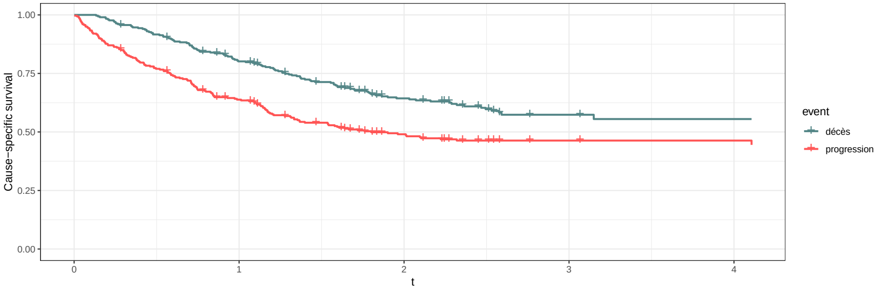
Cause-specific hazard

Définition Taux de survenue de l'événement d'intérêt à t sachant qu'aucun événement n'a encore eu lieu.

$$h_k^{cs}(t) = \mathbb{P}\left(T_k \in (t, t+dt) \mid T \geq t\right)$$

Comment ? Comme précédemment, mais on ne fait aucune hypothèse forte car on s'en sert différemment.

$$\hat{h}_k^{cs}(t) = \hat{h}_k^{ma}(t)$$



Plusieurs événements

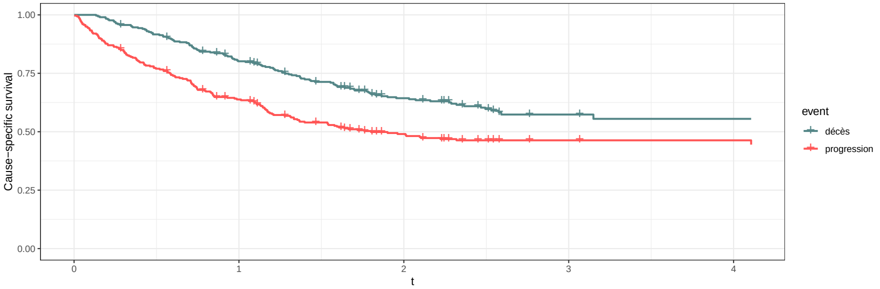
Cause-specific hazard

Définition Taux de survenue de l'événement d'intérêt à t sachant qu'aucun événement n'a encore eu lieu.

$$h_k^{cs}(t) = \mathbb{P}\left(T_k \in (t, t+dt) \mid T \geq t\right)$$

Comment ? Comme précédemment, mais on ne fait aucune hypothèse forte car on s'en sert différemment.

$$\hat{h}_k^{cs}(t) = \hat{h}_k^{ma}(t)$$



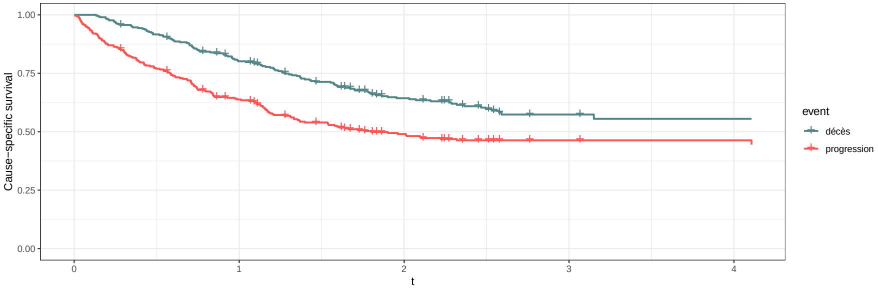
Plusieurs événements
Cause-specific hazard

Cause-specific survival La probabilité de ne pas être décédé de k à t.

$$\hat{S}_k^{cs}(t) = 1 - \sum_{i,\ t_i \leq t} \hat{S}(t_i^-)\hat{h}_k^{cs}(t_i)$$

Avantage Vrai taux, avec la somme des taux qui vaut le overall hazard.

Inconvénient Pas de relation directe entre cause-specific hazard et cause-specific survival.



Plusieurs événements

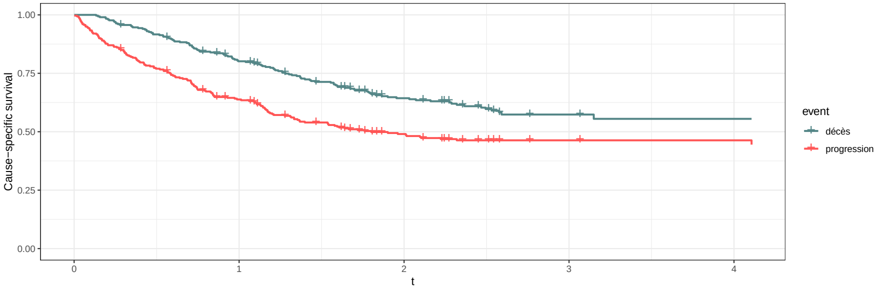
Cause-specific hazard

Cause-specific survival La probabilité de ne pas être décédé de k à t.

$$\hat{S}_k^{cs}(t) = 1 - \sum_{i,\ t_i \leq t} \hat{S}(t_i^-)\hat{h}_k^{cs}(t_i)$$

Avantage Vrai taux, avec la somme des taux qui vaut le overall hazard.

Inconvénient Pas de relation directe entre cause-specific hazard et cause-specific survival.



Plusieurs événements

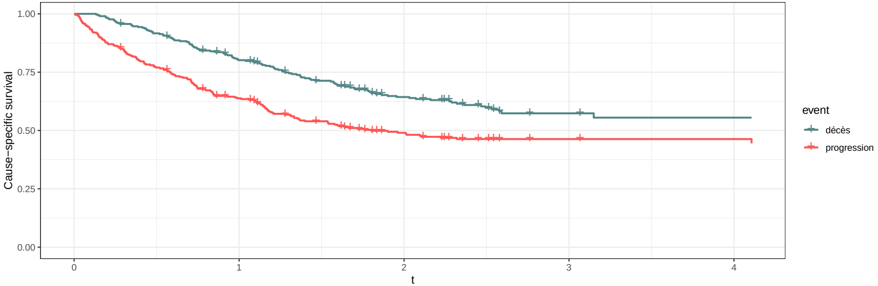
Cause-specific hazard

Cause-specific survival La probabilité de ne pas être décédé de k à t.

$$\hat{S}_k^{cs}(t) = 1 - \sum_{i,\ t_i \leq t} \hat{S}(t_i^-)\hat{h}_k^{cs}(t_i)$$

Avantage Vrai taux, avec la somme des taux qui vaut le overall hazard.

Inconvénient Pas de relation directe entre cause-specific hazard et cause-specific survival.



Plusieurs événements

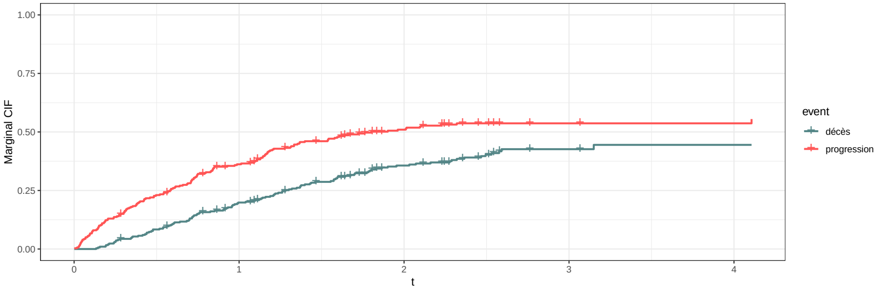
Cause-specific hazard

Cause-specific survival La probabilité de ne pas être décédé de k à t.

$$\hat{S}_k^{cs}(t) = 1 - \sum_{i,\ t_i \le t} \hat{S}(t_i^-)\hat{h}_k^{cs}(t_i)$$

Avantage Vrai taux, avec la somme des taux qui vaut le overall hazard.

Inconvénient Pas de relation directe entre cause-specific hazard et cause-specific survival.



Plusieurs événements

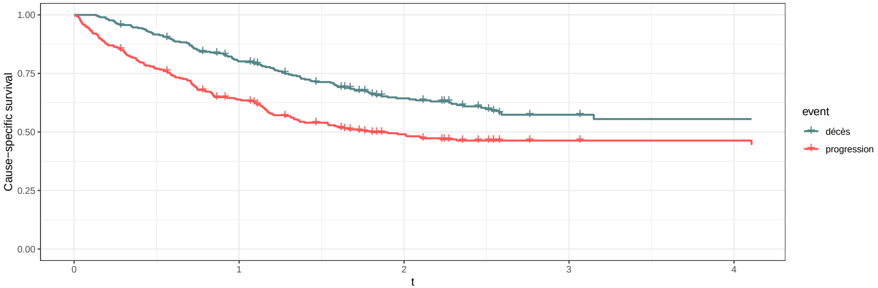
Subdistribution hazard

Définition Taux de survenue de l'événement k à t sachant que k n'a pas encore eu lieu.

$$h_k^{\text{sd}}(t) = \mathbb{P}\left(T_k \in (t, t+dt) \mid T_k \geq t\right)$$

Comment ? Les patients ayant d'autres événements ne sont pas censurés mais ne peuvent plus avoir k.
On compte $r^*(t)$ les non-censurés qui n'ont pas encore eu k :

$$\hat{h}^{\text{sd}}(t) = \frac{d_k(t)}{r^*(t)}$$



Plusieurs événements

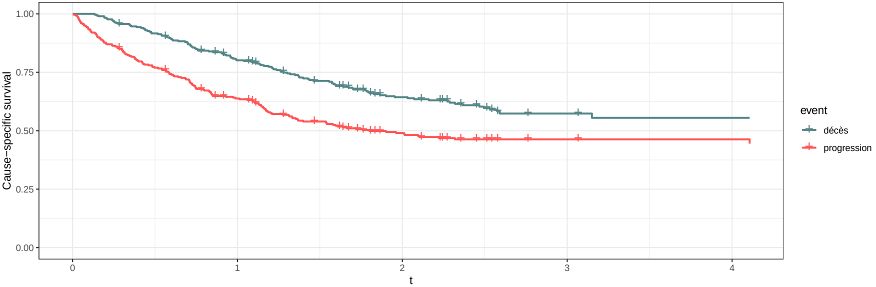
Subdistribution hazard

Définition Taux de survenue de l'événement k à t sachant que k n'a pas encore eu lieu.

$$h_k^{\text{sd}}(t) = \mathbb{P}\left(T_k \in (t, t+dt) \mid T_k \geq t\right)$$

Comment ? Les patients ayant d'autres événements ne sont pas censurés mais ne peuvent plus avoir k.
On compte $r^*(t)$ les non-censurés qui n'ont pas encore eu k :

$$\hat{h}^{\text{sd}}(t) = \frac{d_k(t)}{r^*(t)}$$



Plusieurs événements

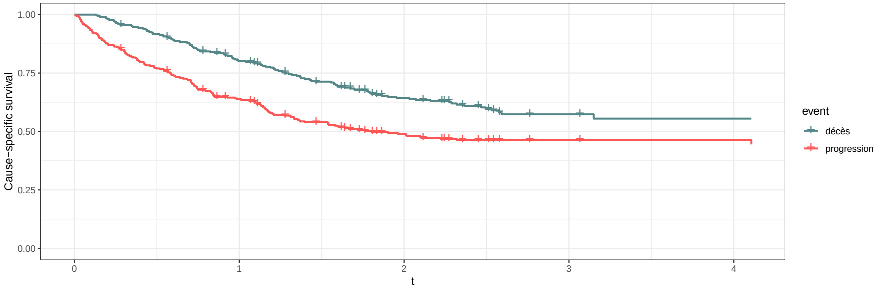
Subdistribution hazard

Cause-specific survival Peut également être calculée à partir de ces "subdistribution hazards" :

$$\hat{S}_k^{cs}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}_k^{sd}(t_i)\right)$$

Inconvénient Faux taux, risk-set anti-intuitif.

Avantage Relation directe entre subdistribution hazard et cause-specific survival.



Plusieurs événements

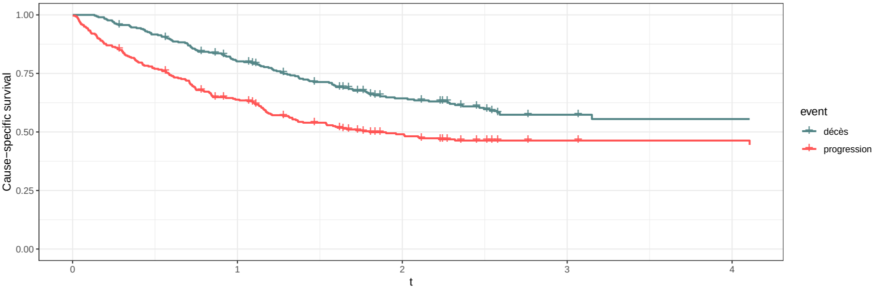
Subdistribution hazard

Cause-specific survival Peut également être calculée à partir de ces "subdistribution hazards" :

$$\hat{S}_k^{\text{cs}}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}_k^{\text{sd}}(t_i)\right)$$

Inconvénient Faux taux, risk-set anti-intuitif.

Avantage Relation directe entre subdistribution hazard et cause-specific survival.



Plusieurs événements

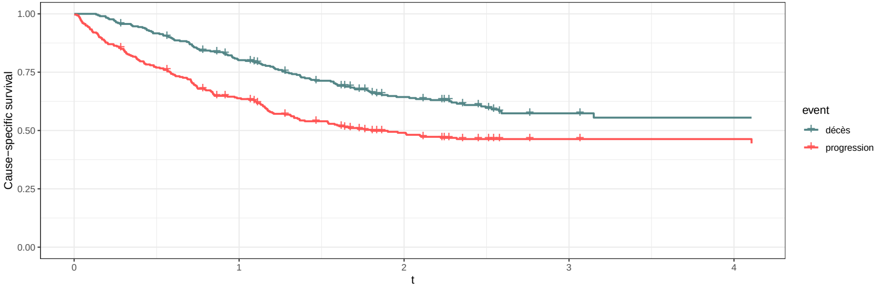
Subdistribution hazard

Cause-specific survival Peut également être calculée à partir de ces "subdistribution hazards" :

$$\hat{S}_k^{\text{cs}}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}_k^{\text{sd}}(t_i)\right)$$

Inconvénient Faux taux, risk-set anti-intuitif.

Avantage Relation directe entre subdistribution hazard et cause-specific survival.



Plusieurs événements

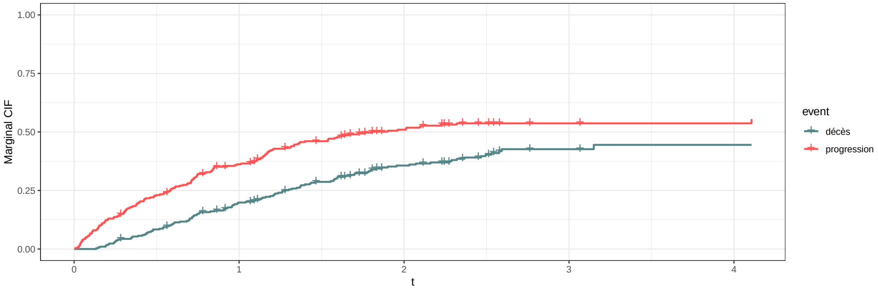
Subdistribution hazard

Cause-specific survival Peut également être calculée à partir de ces "subdistribution hazards" :

$$\hat{S}_k^{\text{cs}}(t) = \prod_{i,\ t_i \leq t} \left(1 - \hat{h}_k^{\text{sd}}(t_i)\right)$$

Inconvénient Faux taux, risk-set anti-intuitif.

Avantage Relation directe entre subdistribution hazard et cause-specific survival.



Plusieurs événements

Modèles de régression

Cause-specific hazard On suppose que :

$$h_k^{cs}(t|X_i) = h_{k,0}(t) \exp\left(\beta_k^T X_i\right) \qquad \text{(Cox)}$$

$$\text{ou bien} \quad h_k^{cs}(t|X_i) = h_{k,0}(t) + \beta_k^T X_i \qquad \text{(Aalen 1989)}$$

L'effet des X_i sur S_k peut être déduit, à condition d'avoir fitté un modèle par événement compétitif.

Subdistribution hazard On suppose que :

$$h_k^{sd}(t) = h_{k,0}(t) \exp\left(\beta_k^T X_i\right) \qquad \text{(Fine \& Gray 1999)}$$

$$\text{ou bien} \quad h_k^{sd}(t) = h_{k,0}(t) + \beta_k^T X_i \qquad \text{(Li et al. 2017)}$$

L'effet des X_i sur S_k est direct.

Cause-specific CIF On suppose (Andersen & Ravn 2024) que :

$$F_k^{cs}(t|X_i) = \frac{\pi_{k,0}(t) e^{\beta_k^T X_i}}{1 + \pi_{k,0}(t) e^{\beta_k^T X_i}}$$

C'est appelé *proportional odds cumulative incidence model.*

RMTL Autre modèle possible sur échelle cumulative :

$$g\left(\int_0^{t^*} F_k(s) ds\right) = \alpha + \beta_k^T X_i$$

Plusieurs événements

Modèles de régression

Cause-specific hazard On suppose que :

$$h_k^{cs}(t|X_i) = h_{k,0}(t)\exp\left(\beta_k^T X_i\right) \qquad \text{(Cox)}$$

$$\text{ou bien} \quad h_k^{cs}(t|X_i) = h_{k,0}(t) + \beta_k^T X_i \qquad \text{(Aalen 1989)}$$

L'effet des X_i sur S_k peut être déduit, à condition d'avoir fitté un modèle par événement compétitif.

Subdistribution hazard On suppose que :

$$h_k^{sd}(t) = h_{k,0}(t)\exp\left(\beta_k^T X_i\right) \qquad \text{(Fine \& Gray 1999)}$$

$$\text{ou bien} \quad h_k^{sd}(t) = h_{k,0}(t) + \beta_k^T X_i \qquad \text{(Li et al. 2017)}$$

L'effet des X_i sur S_k est direct.

Cause-specific CIF On suppose (Andersen & Ravn 2024) que :

$$F_k^{cs}(t|X_i) = \frac{\pi_{k,0}(t)e^{\beta_k^T X_i}}{1 + \pi_{k,0}(t)e^{\beta_k^T X_i}}$$

C'est appelé *proportional odds cumulative incidence model.*

RMTL Autre modèle possible sur échelle cumulative :

$$g\left(\int_0^{t^*} F_k(s)ds\right) = \alpha + \beta_k^T X_i$$

Plusieurs événements
Modèles de régression

Cause-specific hazard On suppose que :

$$h_k^{cs}(t|X_i) = h_{k,0}(t) \exp\left(\beta_k^T X_i\right) \qquad \text{(Cox)}$$

$$\text{ou bien} \quad h_k^{cs}(t|X_i) = h_{k,0}(t) + \beta_k^T X_i \qquad \text{(Aalen 1989)}$$

L'effet des X_i sur S_k peut être déduit, à condition d'avoir fitté un modèle par événement compétitif.

Subdistribution hazard On suppose que :

$$h_k^{sd}(t) = h_{k,0}(t) \exp\left(\beta_k^T X_i\right) \qquad \text{(Fine \& Gray 1999)}$$

$$\text{ou bien} \quad h_k^{sd}(t) = h_{k,0}(t) + \beta_k^T X_i \qquad \text{(Li et al. 2017)}$$

L'effet des X_i sur S_k est direct.

Cause-specific CIF On suppose (Andersen & Ravn 2024) que :

$$F_k^{cs}(t|X_i) = \frac{\pi_{k,0}(t) e^{\beta_k^T X_i}}{1 + \pi_{k,0}(t) e^{\beta_k^T X_i}}$$

C'est appelé *proportional odds cumulative incidence model*.

RMTL Autre modèle possible sur échelle cumulative :

$$g\left(\int_0^{t^*} F_k(s) ds\right) = \alpha + \beta_k^T X_i$$

Plusieurs événements

Modèles de régression

Cause-specific hazard On suppose que :

$$h_k^{cs}(t|X_i) = h_{k,0}(t) \exp\left(\beta_k^T X_i\right) \qquad \text{(Cox)}$$

$$\text{ou bien} \quad h_k^{cs}(t|X_i) = h_{k,0}(t) + \beta_k^T X_i \qquad \text{(Aalen 1989)}$$

L'effet des X_i sur S_k peut être déduit, à condition d'avoir fitté un modèle par événement compétitif.

Subdistribution hazard On suppose que :

$$h_k^{sd}(t) = h_{k,0}(t) \exp\left(\beta_k^T X_i\right) \qquad \text{(Fine \& Gray 1999)}$$

$$\text{ou bien} \quad h_k^{sd}(t) = h_{k,0}(t) + \beta_k^T X_i \qquad \text{(Li et al. 2017)}$$

L'effet des X_i sur S_k est direct.

Cause-specific CIF On suppose (Andersen & Ravn 2024) que :

$$F_k^{cs}(t|X_i) = \frac{\pi_{k,0}(t) e^{\beta_k^T X_i}}{1 + \pi_{k,0}(t) e^{\beta_k^T X_i}}$$

C'est appelé *proportional odds cumulative incidence model*.

RMTL Autre modèle possible sur échelle cumulative :

$$g\left(\int_0^{t^*} F_k(s) ds\right) = \alpha + \beta_k^T X_i$$

Applications

Applications

Rechute du cancer de la vessie

Contexte Cancer de la vessie et temps entre diagnostic et rechute.

Groupes le sexe des patients.

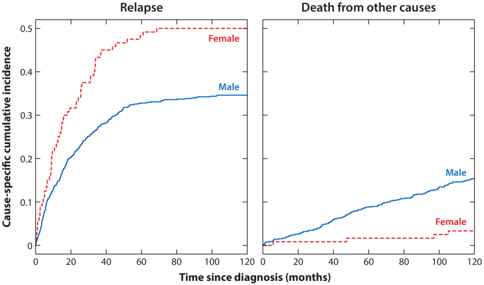
Risque compétitif Décès d'autre cause.

Cause-specific CIF Différence marquée entre sexes alors que l'overall survival semble identique.

Marginal CIF Résultat quasi-identique.

Question La faible proportion de rechute d'hommes s'explique-t-elle par la grande proportion de décès ?

Réponse Les femmes ont un hazard rechute-spécifique plus élevé.
On ne sait pas ce qui se passerait sans décès, sauf à supposer que décès et rechute sont indépendants.



Applications

Rechute du cancer de la vessie

Contexte Cancer de la vessie et temps entre diagnostic et rechute.

Groupes le sexe des patients.

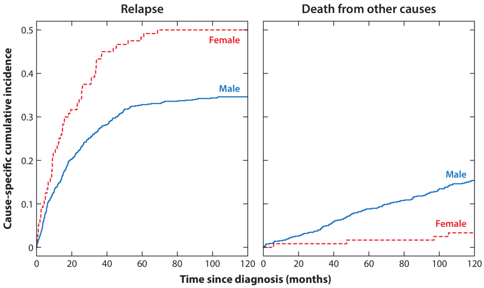
Risque compétitif Décès d'autre cause.

Cause-specific CIF Différence marquée entre sexes alors que l'overall survival semble identique.

Marginal CIF Résultat quasi-identique.

Question La faible proportion de rechute d'hommes s'explique-t-elle par la grande proportion de décès ?

Réponse Les femmes ont un hazard rechute-spécifique plus élevé.
On ne sait pas ce qui se passerait sans décès, sauf à supposer que décès et rechute sont indépendants.



Applications

Rechute du cancer de la vessie

Contexte Cancer de la vessie et temps entre diagnostic et rechute.

Groupes le sexe des patients.

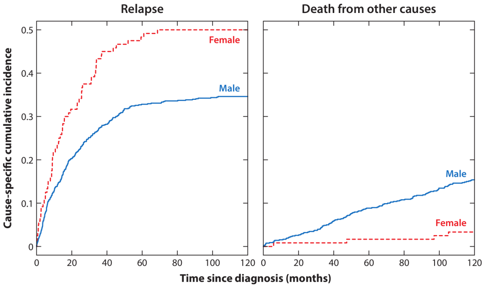
Risque compétitif Décès d'autre cause.

Cause-specific CIF Différence marquée entre sexes alors que l'overall survival semble identique.

Marginal CIF Résultat quasi-identique.

Question La faible proportion de rechute d'hommes s'explique-t-elle par la grande proportion de décès ?

Réponse Les femmes ont un hazard rechute-spécifique plus élevé.
On ne sait pas ce qui se passerait sans décès, sauf à supposer que décès et rechute sont indépendants.



Applications

Rechute du cancer de la vessie

Contexte Cancer de la vessie et temps entre diagnostic et rechute.

Groupes le sexe des patients.

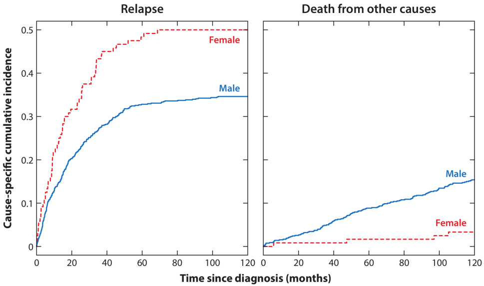
Risque compétitif Décès d'autre cause.

Cause-specific CIF Différence marquée entre sexes alors que l'overall survival semble identique.

Marginal CIF Résultat quasi-identique.

Question La faible proportion de rechute d'hommes s'explique-t-elle par la grande proportion de décès ?

Réponse Les femmes ont un hazard rechute-spécifique plus élevé.
On ne sait pas ce qui se passerait sans décès, sauf à supposer que décès et rechute sont indépendants.



Applications

Rechute du cancer de la vessie

Contexte Cancer de la vessie et temps entre diagnostic et rechute.

Groupes le sexe des patients.

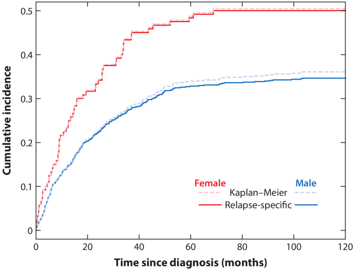
Risque compétitif Décès d'autre cause.

Cause-specific CIF Différence marquée entre sexes alors que l'overall survival semble identique.

Marginal CIF Résultat quasi-identique.

Question La faible proportion de rechute d'hommes s'explique-t-elle par la grande proportion de décès ?

Réponse Les femmes ont un hazard rechute-spécifique plus élevé.
On ne sait pas ce qui se passerait sans décès, sauf à supposer que décès et rechute sont indépendants.



Applications

Rechute du cancer de la vessie

Contexte Cancer de la vessie et temps entre diagnostic et rechute.

Groupes le sexe des patients.

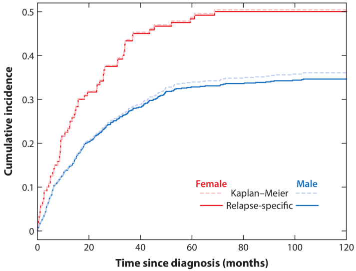
Risque compétitif Décès d'autre cause.

Cause-specific CIF Différence marquée entre sexes alors que l'overall survival semble identique.

Marginal CIF Résultat quasi-identique.

Question La faible proportion de rechute d'hommes s'explique-t-elle par la grande proportion de décès ?

Réponse Les femmes ont un hazard rechute-spécifique plus élevé.
On ne sait pas ce qui se passerait sans décès, sauf à supposer que décès et rechute sont indépendants.



Applications

Rechute du cancer de la vessie

Contexte Cancer de la vessie et temps entre diagnostic et rechute.

Groupes le sexe des patients.

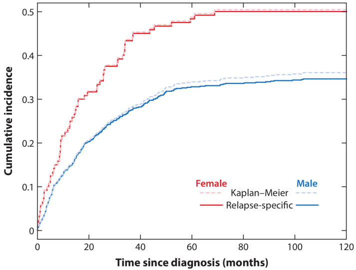
Risque compétitif Décès d'autre cause.

Cause-specific CIF Différence marquée entre sexes alors que l'overall survival semble identique.

Marginal CIF Résultat quasi-identique.

Question La faible proportion de rechute d'hommes s'explique-t-elle par la grande proportion de décès ?

Réponse Les femmes ont un hazard rechute-spécifique plus élevé.
On ne sait pas ce qui se passerait sans décès, sauf à supposer que décès et rechute sont indépendants.



Applications

Echec de traitement

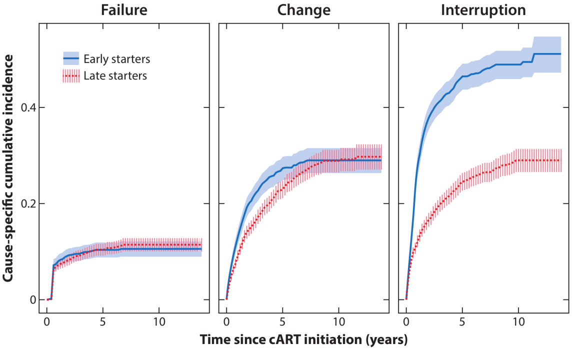
Contexte VIH et temps entre initiation et échec du traitement par cART.

Groupes Est-ce que commencer le traitement tôt évite des échecs ?

Risque compétitif Changement de traitement et interruption de traitement.

Cause-specific CIF Pas de différence d'échec, mais moins d'interruption.

Marginal analysis Non réalisée car il semble peu probable que l'interruption et l'échec soient indépendants. Si les individus qui arrêtent le traitement sont ceux qui répondent bien et qui n'auraient jamais eu d'échec, la cause-specific CIF est identique à la marginal CIF.



Applications

Echec de traitement

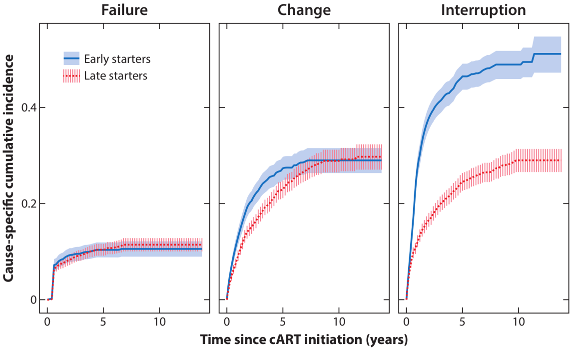
Contexte VIH et temps entre initiation et échec du traitement par cART.

Groupes Est-ce que commencer le traitement tôt évite des échecs ?

Risque compétitif Changement de traitement et interruption de traitement.

Cause-specific CIF Pas de différence d'échec, mais moins d'interruption.

Marginal analysis Non réalisée car il semble peu probable que l'interruption et l'échec soient indépendants. Si les individus qui arrêtent le traitement sont ceux qui répondent bien et qui n'auraient jamais eu d'échec, la cause-specific CIF est identique à la marginal CIF.



Applications

Echec de traitement

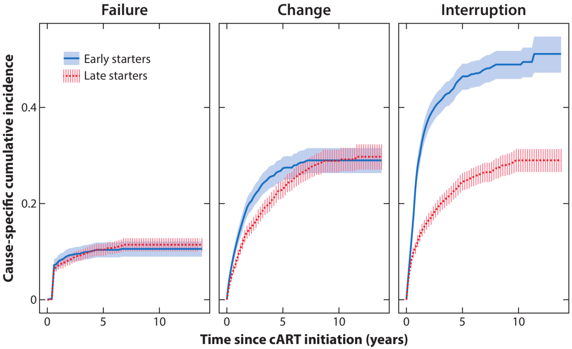
Contexte VIH et temps entre initiation et échec du traitement par cART.

Groupes Est-ce que commencer le traitement tôt évite des échecs ?

Risque compétitif Changement de traitement et interruption de traitement.

Cause-specific CIF Pas de différence d'échec, mais moins d'interruption.

Marginal analysis Non réalisée car il semble peu probable que l'interruption et l'échec soient indépendants. Si les individus qui arrêtent le traitement sont ceux qui répondent bien et qui n'auraient jamais eu d'échec, la cause-specific CIF est identique à la marginal CIF.



Applications
Echec de traitement

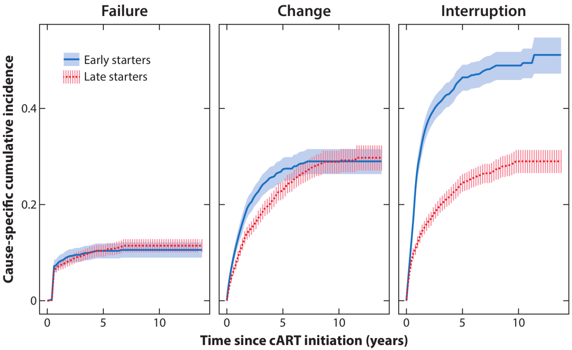
Contexte VIH et temps entre initiation et échec du traitement par cART.

Groupes Est-ce que commencer le traitement tôt évite des échecs ?

Risque compétitif Changement de traitement et interruption de traitement.

Cause-specific CIF Pas de différence d'échec, mais moins d'interruption.

Marginal analysis Non réalisée car il semble peu probable que l'interruption et l'échec soient indépendants. Si les individus qui arrêtent le traitement sont ceux qui répondent bien et qui n'auraient jamais eu d'échec, la cause-specific CIF est identique à la marginal CIF.



Applications

Echec de traitement

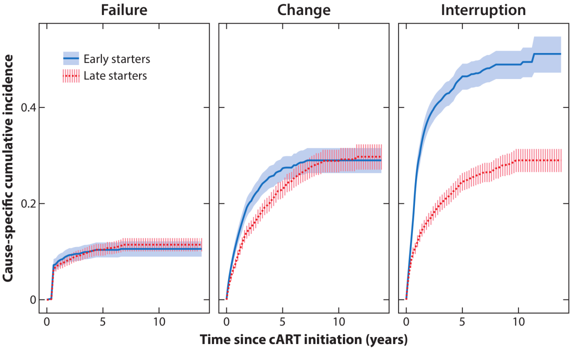
Contexte VIH et temps entre initiation et échec du traitement par cART.

Groupes Est-ce que commencer le traitement tôt évite des échecs ?

Risque compétitif Changement de traitement et interruption de traitement.

Cause-specific CIF Pas de différence d'échec, mais moins d'interruption.

Marginal analysis Non réalisée car il semble peu probable que l'interruption et l'échec soient indépendants. Si les individus qui arrêtent le traitement sont ceux qui répondent bien et qui n'auraient jamais eu d'échec, la cause-specific CIF est identique à la marginal CIF.



Applications

Infections nosocomiales

Contexte Temps entre admission à l'hôpital et infection nosocomiale.

Groupes Différents hôpitaux.

Risque compétitif Sortie de l'hôpital.

Hypothèse d'indépendance qui pourrait être réaliste dans cette situation.

Marginal analysis Si on s'intéresse au risque d'infection dans les hôpitaux.

Cause-specific analysis Si on s'intéresse à prédire le devenir des patients .

Applications

Infections nosocomiales

Contexte Temps entre admission à l'hôpital et infection nosocomiale.

Groupes Différents hôpitaux.

Risque compétitif Sortie de l'hôpital.

Hypothèse d'indépendance qui pourrait être réaliste dans cette situation.

Marginal analysis Si on s'intéresse au risque d'infection dans les hôpitaux.

Cause-specific analysis Si on s'intéresse à prédire le devenir des patients .

Applications

Infections nosocomiales

Contexte Temps entre admission à l'hôpital et infection nosocomiale.

Groupes Différents hôpitaux.

Risque compétitif Sortie de l'hôpital.

Hypothèse d'indépendance qui pourrait être réaliste dans cette situation.

Marginal analysis Si on s'intéresse au risque d'infection dans les hôpitaux.

Cause-specific analysis Si on s'intéresse à prédire le devenir des patients .

Applications

Infections nosocomiales

Contexte Temps entre admission à l'hôpital et infection nosocomiale.

Groupes Différents hôpitaux.

Risque compétitif Sortie de l'hôpital.

Hypothèse d'indépendance qui pourrait être réaliste dans cette situation.

Marginal analysis Si on s'intéresse au risque d'infection dans les hôpitaux.

Cause-specific analysis Si on s'intéresse à prédire le devenir des patients .

Applications
Infections nosocomiales

Contexte Temps entre admission à l'hôpital et infection nosocomiale.

Groupes Différents hôpitaux.

Risque compétitif Sortie de l'hôpital.

Hypothèse d'indépendance qui pourrait être réaliste dans cette situation.

Marginal analysis Si on s'intéresse au risque d'infection dans les hôpitaux.

Cause-specific analysis Si on s'intéresse à prédire le devenir des patients .

Applications

Infections nosocomiales

Contexte Temps entre admission à l'hôpital et infection nosocomiale.

Groupes Différents hôpitaux.

Risque compétitif Sortie de l'hôpital.

Hypothèse d'indépendance qui pourrait être réaliste dans cette situation.

Marginal analysis Si on s'intéresse au risque d'infection dans les hôpitaux.

Cause-specific analysis Si on s'intéresse à prédire le devenir des patients .

Conclusion

Sujets connexes

Modélisation paramétrique Les modèles évoqués jusqu'à présent ne supposent rien sur la forme des fonctions de base $h_k(t)$ ou $S(t)$ ou $F(t)$.
Des alternatives paramétriques existent en fixant ces fonctions.

IPCW pour *Inverse Probability of Censoring Weights*.
La probabilité d'être censurée peut dépendre des covariables, auquel cas on peut d'abord fitter ce modèle pour ensuite pondérer les individus par l'inverse de leur probabilité d'être censuré.

Evénements récurrents Si l'événement d'intérêt peut survenir plusieurs fois, ne pas se restreindre au premier événement mais utiliser un modèle de comptage peut être une bonne alternative pour gagner en puissance.

Conclusion
Sujets connexes

Modélisation paramétrique Les modèles évoqués jusqu'à présent ne supposent rien sur la forme des fonctions de base $h_k(t)$ ou $S(t)$ ou $F(t)$.
Des alternatives paramétriques existent en fixant ces fonctions.

IPCW pour *Inverse Probability of Censoring Weights*.
La probabilité d'être censurée peut dépendre des covariables, auquel cas on peut d'abord fitter ce modèle pour ensuite pondérer les individus par l'inverse de leur probabilité d'être censuré.

Evénements récurrents Si l'événement d'intérêt peut survenir plusieurs fois, ne pas se restreindre au premier événement mais utiliser un modèle de comptage peut être une bonne alternative pour gagner en puissance.

Conclusion

Sujets connexes

Modélisation paramétrique Les modèles évoqués jusqu'à présent ne supposent rien sur la forme des fonctions de base $h_k(t)$ ou $S(t)$ ou $F(t)$.
Des alternatives paramétriques existent en fixant ces fonctions.

IPCW pour *Inverse Probability of Censoring Weights*.
La probabilité d'être censurée peut dépendre des covariables, auquel cas on peut d'abord fitter ce modèle pour ensuite pondérer les individus par l'inverse de leur probabilité d'être censuré.

Evénements récurrents Si l'événement d'intérêt peut survenir plusieurs fois, ne pas se restreindre au premier événement mais utiliser un modèle de comptage peut être une bonne alternative pour gagner en puissance.

Conclusion

Proposition de recap'

Un seul événement Option simple et classique : KM + Cox.
Ou choix le plus robuste : KM + comparaison de RMST.

Overall analysis possibilité de se ramener à un cas simple et classique avec un composite si tous les événements sont positifs (ou tous négatifs).

Marginal analysis si on peut supposer l'indépendance (conditionnelle à X_i) des événements compétitifs.
Ou si on pose une question qui justifie d'ignorer les autres événements.

Competing risk analysis au choix avec un modèle sur les cause-specific ou subdistribution hazards.
Pour un objectif descriptif on peut fitter et reporter les deux.
Pour un objectif prédictif on peut fitter les deux et garder le meilleur.
Peu importe le modèle, on représente la même quantité : cause-specific survival / CIF.

Merci de votre attention !

Conclusion

Proposition de recap'

Un seul événement Option simple et classique : KM + Cox.
Ou choix le plus robuste : KM + comparaison de RMST.

Overall analysis possibilité de se ramener à un cas simple et classique avec un composite si tous les événements sont positifs (ou tous négatifs).

Marginal analysis si on peut supposer l'indépendance (conditionnelle à X_i) des événements compétitifs.
Ou si on pose une question qui justifie d'ignorer les autres événements.

Competing risk analysis au choix avec un modèle sur les cause-specific ou subdistribution hazards.
Pour un objectif descriptif on peut fitter et reporter les deux.
Pour un objectif prédictif on peut fitter les deux et garder le meilleur.
Peu importe le modèle, on représente la même quantité : cause-specific survival / CIF.

Merci de votre attention !

Conclusion
Proposition de recap'

Un seul événement Option simple et classique : KM + Cox.
Ou choix le plus robuste : KM + comparaison de RMST.

Overall analysis possibilité de se ramener à un cas simple et classique avec un composite si tous les événements sont positifs (ou tous négatifs).

Marginal analysis si on peut supposer l'indépendance (conditionnelle à X_i) des événements compétitifs.
Ou si on pose une question qui justifie d'ignorer les autres événements.

Competing risk analysis au choix avec un modèle sur les cause-specific ou subdistribution hazards.
Pour un objectif descriptif on peut fitter et reporter les deux.
Pour un objectif prédictif on peut fitter les deux et garder le meilleur.
Peu importe le modèle, on représente la même quantité : cause-specific survival / CIF.

Merci de votre attention !

Conclusion

Proposition de recap'

Un seul événement Option simple et classique : KM + Cox.
Ou choix le plus robuste : KM + comparaison de RMST.

Overall analysis possibilité de se ramener à un cas simple et classique avec un composite si tous les événements sont positifs (ou tous négatifs).

Marginal analysis si on peut supposer l'indépendance (conditionnelle à X_i) des événements compétitifs.
Ou si on pose une question qui justifie d'ignorer les autres événements.

Competing risk analysis au choix avec un modèle sur les cause-specific ou subdistribution hazards.
Pour un objectif descriptif on peut fitter et reporter les deux.
Pour un objectif prédictif on peut fitter les deux et garder le meilleur.
Peu importe le modèle, on représente la même quantité : cause-specific survival / CIF.

Merci de votre attention !

Conclusion

Proposition de recap'

Un seul événement Option simple et classique : KM + Cox.
Ou choix le plus robuste : KM + comparaison de RMST.

Overall analysis possibilité de se ramener à un cas simple et classique avec un composite si tous les événements sont positifs (ou tous négatifs).

Marginal analysis si on peut supposer l'indépendance (conditionnelle à X_i) des événements compétitifs.
Ou si on pose une question qui justifie d'ignorer les autres événements.

Competing risk analysis au choix avec un modèle sur les cause-specific ou subdistribution hazards.
Pour un objectif descriptif on peut fitter et reporter les deux.
Pour un objectif prédictif on peut fitter les deux et garder le meilleur.
Peu importe le modèle, on représente la même quantité : cause-specific survival / CIF.

Merci de votre attention !