

Exercice ①

① $p = 1/2$

② J_i : siège de joueur i

P_i : siège choisi par le joueur i

On cherche $p_{n+1} = P(P_{n+1} = S_{n+1})$

$$= \sum_{i=1}^{n+1} P(P_{n+1} = S_{n+1} \text{ et } P_1 = J_i)$$

$$= \sum_{i=1}^{n+1} P(P_{n+1} = S_{n+1} | P_1 = J_i) \times \underbrace{P(P_1 = J_i)}_{1/(n+1)} \quad \text{Bayes}$$

puisque le joueur 1 s'assoit au hasard

de plus $P(P_{n+1} = S_{n+1} | P_1 = S_{n+1}) = 0$

et $P(P_{n+1} = S_{n+1} | P_1 = J_1) = 1$ car si le 1^{er} joueur s'assoit sa place : ok.

donc $p_{n+1} = \frac{1}{n+1} \left[\sum_{i=2}^n P(P_{n+1} = S_{n+1} | P_1 = J_i) + 1 \right]$

évidemment $\{P_{n+1} = S_{n+1} | P_1 = J_i\}$

→ le joueur 1 a choisi le siège de joueur i .

les joueurs $2 \dots i-1$ peuvent s'assoier à leur place en $J_2 \dots J_{i-1}$

le joueur i choisit un siège au hasard parmi $\{J_{i+1}, \dots, J_{n+1}\}$

les joueurs $i+1 \dots n+1$ s'installent ensuite comme ils peuvent

d'où $P(P_{n+1} = S_{n+1} | P_1 = J_i) = P_{n+1-i} = \frac{1}{2}$ par hyp de récurrence ($i=2$)

$$\Rightarrow p_{n+1} = \frac{1}{n+1} \left(1 + \sum_{i=2}^n \frac{1}{2} \right) = \frac{1}{n+1} \left(1 + \frac{1}{2} (n-1) \right) = \frac{1}{2}$$

Exercice ②

$$P(V < \sigma) = \sum_{m=1}^{\infty} P(V < \sigma | M=m) P(M=m) + P(V < \sigma | M=0) P(M=0)$$

$$= \sum_{m=1}^{\infty} P(V_1 + \dots + V_m < \sigma) P(M=m) + \int_{-\infty}^{\sigma} f_0(u) du e^{-\lambda}$$

en effet si aucun n'hérite rien V a pour loi $f_0(\sigma)$.

V_i i.i.d de loi $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2) \Rightarrow P(V_i < \sigma) = \int_{-\infty}^{\sigma} \frac{e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{u-\mu}{\sigma}\right)^2}}{\sigma \sqrt{2\pi}} du$

somme de variables indépendantes : $V_1 + \dots + V_m \sim \mathcal{N}(\mu, m\sigma^2)$

$$\Rightarrow P(V < v) = \int_{-\infty}^v P_V(s) ds$$

$$= \int_{-\infty}^v \left(\sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \frac{\lambda^n}{n!} \exp\left[-\frac{(s-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] + \delta_0(s) \right) e^{-\lambda}$$

$$\text{car } P(M=n) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^n}{n!}$$

(CFD).

$$\textcircled{2}. EV = \int_{\mathbb{R}} v P_V(v) dv$$

$$= e^{-\lambda} \int_{\mathbb{R}} v \underbrace{\delta_0(v)}_0 dv + e^{-\lambda} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\lambda^n}{n!} \int_{\mathbb{R}} v \exp\left[-\frac{(v-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] dv$$

$$= e^{-\lambda} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\lambda^n}{n!} \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} v \exp\left[-\frac{(v-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] dv$$

= μ (intégrale d'un gaussien)

$$= e^{-\lambda} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\lambda^n}{(n-1)!} \mu = e^{-\lambda} \mu \lambda \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\lambda^n}{n!} = \lambda \mu$$

de même $EV^2 = e^{-\lambda} \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\lambda^n}{n!} EX^2$ où $X \sim \mathcal{N}(\mu, m\sigma^2)$

$$\text{or } \text{Var } X = EX^2 - (EX)^2 = m\sigma^2 \Rightarrow EX^2 = m\sigma^2 + m^2\mu^2$$

$$\Rightarrow EV^2 = e^{-\lambda} \sum_{n=1}^{\infty} \mu^2 \frac{\lambda^n}{(n-1)!} + e^{-\lambda} \sum_{n=1}^{\infty} \sigma^2 \frac{\lambda^n}{(n-1)!}$$

$$\begin{aligned} & \mu^2 \lambda \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\lambda^n}{n!} \\ &= \mu^2 \lambda \sum_{n=0}^{\infty} \frac{d}{d\lambda} (\lambda^{n+1}) \frac{1}{n!} \\ &= \mu^2 \lambda \frac{d}{d\lambda} \left[\sum_{n=0}^{\infty} \frac{\lambda^{n+1}}{n!} \right] \\ &= \mu^2 \lambda \frac{d}{d\lambda} [\lambda e^\lambda] \\ &= \mu^2 \lambda (\lambda e^\lambda + e^\lambda) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow \text{Var } V &= EV^2 - (EV)^2 \\ &= \mu^2 (\lambda + \lambda^2) + \lambda \sigma^2 - (\lambda \mu)^2 \\ &= \lambda (\mu^2 + \sigma^2). \end{aligned}$$

③ N_t processus de Poisson - valeurs entières $P(N(t)=k) = e^{-\lambda t} \frac{(\lambda t)^k}{k!}$

$N_t - N_s$ suit un loi de Poisson de param $\lambda(t-s)$
et $N_{t_2} - N_{t_1}$ sont indépendants.

$N_{t+s} - N_s \leq k-1 \Leftrightarrow T_k > t$ où $T_k = \inf \{ t > 0, N_{t+s} - N_s = k \}$

puisque $t \rightarrow N_{t+s} - N_s$ est croissant.

$$\begin{aligned} \Rightarrow P(T_k > t) &= \int_t^{+\infty} P_{T_k}(x) dx = P(N_{t+s} - N_s \leq k-1) \\ &= \sum_{i=0}^{k-1} P(N_{t+s} - N_s = i) \\ &= \sum_{i=0}^{k-1} e^{-\lambda t} \frac{(\lambda t)^i}{i!} \quad \text{car } N_{t+s} - N_t \sim \text{Poisson}(\lambda t) \end{aligned}$$

Soit $I_k = \int_{\lambda t}^{+\infty} e^{-u} u^k du = e^{-\lambda t} (\lambda t)^k + k I_{k-1}$ (I.P.P)

$I_0 = e^{-\lambda t} \Rightarrow \frac{I_k}{k!} = e^{-\lambda t} \sum_{i=0}^k \frac{(\lambda t)^i}{i!}$

$$\begin{aligned} \Rightarrow P(T_k > t) &= \frac{I_{k-1}}{(k-1)!} = \frac{1}{(k-1)!} \int_{\lambda t}^{+\infty} e^{-u} u^{k-1} du \\ &= \frac{1}{(k-1)!} \int_t^{+\infty} e^{-\lambda v} (\lambda v)^{k-1} \lambda dv \quad (u = \lambda v) \end{aligned}$$

car cela pour $t > 0$ d'où $P_{T_k}(x) = \frac{\lambda}{(k-1)!} e^{-\lambda x} (\lambda x)^{k-1} \mathbb{1}_{\mathbb{R}^+}$

$T_k \sim \Gamma(k, \lambda)$ d'où $E[T_k] = k/\lambda$
 $V[T_k] = k/\lambda^2$

④ Temps s'écoulant à l'initiation de deux zétons

$V_t = a \in \mathbb{N}_e$ - zéton si $v > \theta$ le nombre d'arrivées de zéton supérieur à $\lceil \frac{\theta}{a \epsilon} \rceil + 1$

$T_{\text{zéton}} = \inf \{ t > 0, N_{t+s} - N_t = \lceil \frac{\theta}{a \epsilon} \rceil + 1 \} \sim \Gamma \left(1 + \lceil \frac{\theta}{a \epsilon} \rceil, \lambda \right)$

(5) entris in: k: k: $V(t) = N_E(t) - N_I(t)$.

On cherche $P(V(t) = m \mid n \text{ jours sur le } [0, t])$

$$n = n_E + n_I \quad N(t) = n \geq m \quad n_E = \frac{n+m}{2} \text{ donc } n \text{ et } m \text{ ont m\^eme parit\^e}$$

$$m = n_E - n_I$$

Soit P_r la probabilit\^e que la mortalit\^e s'accroisse de 1 au temps t quand il y a un jour supplémentaire:

$$P_r = \lim_{t \rightarrow 0} P(V(t+1) - V(t) = 1 \mid N(t+1) - N(t) = 1)$$

$$= \lim_{t \rightarrow 0} \frac{P(V(t+1) - V(t) = 1 \text{ et } N(t+1) - N(t) = 1)}{P(N(t+1) - N(t) = 1)}$$

$$= \lim_{t \rightarrow 0} \frac{P(N_E(t+1) - N_E(t) = 1)}{P(N(t+1) - N(t) = 1)}$$

- N_E est un processus de Poisson de param\^etre λt en $\lambda = \lambda_E + \lambda_I$
(somme de poisson ind\^ependants, cf fonction caract\^eristique $\phi_X(y) = \mathbb{E} e^{iyX}$)
- $N_E(t+1) - N_E(t)$ est un poisson de param\^etre $\lambda \Delta t$

$$P_r = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{e^{-\lambda \Delta t} \frac{\lambda \Delta t}{\Delta t}}{e^{-\lambda \Delta t} \frac{\lambda \Delta t}{\Delta t}} = \frac{e^{-\lambda \Delta t} \lambda \Delta t}{e^{-(\lambda_E + \lambda_I) \Delta t} (\lambda_E + \lambda_I) \Delta t} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} p e^{\lambda_I \Delta t} = p$$

$$P(V(t) = m \mid N(t) = n) = \binom{n}{n_E} p^{n_E} (1-p)^{n-n_E} \quad (\text{Bin\^omiale } (n, p))$$

$$= \binom{n}{\frac{n+m}{2}} p^{\frac{n+m}{2}} q^{\frac{n-m}{2}}$$

(6) $p_m(t) = P(V(t) = m \mid V(0) = 0)$
 $\hookrightarrow N_E(0) - N_I(0) = 0$: rajouter les cas.

$$P(V(t) = m) = \sum_{n \geq m} P(V(t) = m \mid N(t) = n) P(N(t) = n)$$

$$= \sum_{n \geq m} \underbrace{e^{-\lambda t} \frac{(\lambda t)^n}{n!}}_{p}$$

on la somme est prise sur δ nombres pairs (resp impairs) si m est pair (resp impair).

$$\begin{aligned}
 (7) \quad p_m(t) &= e^{-\lambda t} \sum_{n \geq m} \frac{(\lambda t)^n}{n!} \binom{n}{m} p^{\frac{n-m}{2}} q^{\frac{n-m}{2}} \quad n=m, m+2, m+4, \dots \\
 &= e^{-\lambda t} \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(\lambda t)^{m+2n}}{(m+2n)!} \binom{m+2n}{m+n} p^{m+n} q^n \\
 &= e^{-\lambda t} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(\lambda t)^{m+2k}}{(m+2k)!} \binom{m+2k}{m+k} p^{m+k} q^k \\
 &= e^{-\lambda t} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{t^{m+2k}}{k! (m+k)!} (\sqrt{\lambda_E \lambda_I})^{m+2k} \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I}\right)^{m/2} \\
 &= \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I}\right)^{m/2} e^{-\lambda t} I_m(2t \sqrt{\lambda_E \lambda_I}). \quad (\text{PDF})
 \end{aligned}$$

(8) Un client V commencent à 0 arriver $m > 0$ à la date t . Comme $m > 0$ le client partit à niveau θ à une date $t' < t$ pour la première fois.

En intégrant sur tous les possibilités pour t' :

$$p_m(t) = \int_0^t \int_0^{t-t'} (t') p_{m-\theta}(t-t') dt' \quad \text{ou} \quad p(t_1 < T_0 < t_2) = \int_{t_1}^{t_2} \int_0^{t_2-t_1} (t') dt$$

(9) Transformée de Laplace $\mathcal{L}f(s) = \int_0^{\infty} e^{-ps} f(p) dp$.
 [Transformée de Fourier $\hat{f}(x) = \int_{\mathbb{R}} f(t) e^{-itx} dt]$

$$p_m = \int_0 * p_{m-\theta} \quad (\text{convolution}) \Rightarrow \mathcal{L}p_m = \mathcal{L}f_0 \times \mathcal{L}p_{m-\theta}$$

$$a = 2\sqrt{\lambda_E \lambda_I} \quad \mathcal{L}(I_m(at)) = \frac{(s - \sqrt{s^2 - a^2})^m}{a^m \sqrt{s^2 - a^2}}$$

$$\Rightarrow \frac{\mathcal{L} I_m(at)}{\mathcal{L} I_{m-\theta}(at)} = \frac{(s - \sqrt{s^2 - a^2})^\theta}{a^\theta} \Rightarrow \frac{d}{ds} \left[\frac{\mathcal{L} I_m(at)}{\mathcal{L} I_{m-\theta}(at)} \right] = \frac{\theta}{a^\theta} (s - \sqrt{s^2 - a^2})^{\theta-1} \times \frac{d}{ds} (s - \sqrt{s^2 - a^2})$$

$$\begin{aligned}
 \frac{d}{ds} \left[\frac{\mathcal{L} I_m(at)}{\mathcal{L} I_{m-\theta}(at)} \right] &= \frac{\theta}{a^\theta} (s - \sqrt{s^2 - a^2})^{\theta-1} \left(1 - \frac{2s}{2\sqrt{s^2 - a^2}}\right) \\
 &= -\frac{\theta}{a^\theta} \frac{(s - \sqrt{s^2 - a^2})^\theta}{\sqrt{s^2 - a^2}} = -\theta \mathcal{L}[I_\theta(at)]
 \end{aligned}$$

$$\text{or } \mathcal{L} \left[\frac{f(t)}{t} \right] = \int_s^{\infty} \mathcal{L} f$$

$$\int_s^{+\infty} \frac{d}{du} \frac{\mathcal{L} I_m(at)}{\mathcal{L} I_{m-\theta}(at)} du = -\theta \int_s^{+\infty} \mathcal{L} [I_{\theta}(at)](u) du$$

$$= -\theta \mathcal{L} \left[\frac{I_{\theta}(at)}{t} \right] (s)$$

$$\text{d'ici } \frac{\mathcal{L} I_m(at)}{\mathcal{L} I_{m-\theta}(at)} (s) = \theta \mathcal{L} \left[\frac{I_{\theta}(at)}{t} \right] (s) \quad \text{car } \lim_{u \rightarrow +\infty} \frac{\mathcal{L} I_m(at)(u)}{\mathcal{L} I_{m-\theta}(at)} = 0.$$

$$\text{or } \mathcal{L} f_{\theta} = \frac{\mathcal{L} p_m}{\mathcal{L} p_{m-\theta}} \quad \text{car } p_m = \left(\frac{\lambda \epsilon}{\lambda \Sigma} \right)^{\theta/2} e^{-\lambda t} I_m(at)$$

$$\Rightarrow \mathcal{L} f_{\theta} = \left(\frac{\lambda \epsilon}{\lambda \Sigma} \right)^{\theta/2} \frac{\mathcal{L} [e^{-\lambda t} I_m(at)]}{\mathcal{L} [e^{-\lambda t} I_{m-\theta}(at)]}$$

$$= \left(\frac{\lambda \epsilon}{\lambda \Sigma} \right)^{\theta/2} \frac{\mathcal{L} [I_m(at)](-+\lambda)}{\mathcal{L} [I_{m-\theta}(at)](-+\lambda)}$$

$$= \left(\frac{\lambda \epsilon}{\lambda \Sigma} \right)^{\theta/2} \theta \mathcal{L} \left[\frac{I_{\theta}(at)}{t} \right] (-+\lambda)$$

$$\Rightarrow \int_{\theta}(t) = \theta \left(\frac{\lambda \epsilon}{\lambda \Sigma} \right)^{\theta/2} \frac{e^{-\lambda t}}{t} I_{\theta}(2t \sqrt{\lambda \epsilon \lambda \Sigma}). \quad (\text{PFD.})$$

$$\textcircled{10} \quad P(T_{\theta} < \infty) = \int_0^{\infty} \int_{\theta}(u) du = \theta \left(\frac{\lambda \epsilon}{\lambda \Sigma} \right)^{\theta/2} \int_0^{\infty} e^{-\lambda t} \frac{I_{\theta}(at)}{t} dt$$

$\mathcal{L} \left(\frac{I_{\theta}(at)}{t} \right)(\lambda)$ for definition

$$\text{or on a vu } \mathcal{L} \left[\frac{I_{\theta}(at)}{t} \right](\lambda) = \frac{1}{\theta} \frac{\mathcal{L} I_m(at)(\lambda)}{\mathcal{L} I_{m-\theta}(at)} = \frac{1}{\theta} \frac{(\lambda - \sqrt{\lambda^2 - a^2})^{\theta}}{a^{\theta}}$$

$$\checkmark \text{ avec } a = 2\sqrt{\lambda \epsilon \lambda \Sigma} \quad \text{et } \lambda = \lambda_{\epsilon} + \lambda_{\Sigma} \quad \Rightarrow \quad \lambda_{\Sigma}^2 - a^2 = (\lambda_{\epsilon} - \lambda_{\Sigma})^2$$

• cas $\lambda_E > \lambda_I$ $P(T_0 < \infty) = \theta \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I} \right)^{\theta/2} \frac{1 - (2\lambda_I)^{\theta}}{(2\sqrt{\lambda_E \lambda_I})^{\theta}} = 1$

• cas $\lambda_E < \lambda_I$ $P(T_0 < \infty) = \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I} \right)^{\theta/2} \frac{(2\lambda_E)^{\theta}}{(2\sqrt{\lambda_E \lambda_I})^{\theta}} = \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I} \right)^{\theta}$

• $E(T_0) = \int_0^{+\infty} t f_0(t) dt = \theta \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I} \right)^{\theta/2} \int_0^{+\infty} e^{-\lambda t} I_{\theta}(at) dt$
 $= \theta \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I} \right)^{\theta/2} \lambda [I_{\theta}(at)] (\lambda)$
 $= \theta \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I} \right)^{\theta/2} \frac{(\lambda - \sqrt{\lambda^2 - a^2})^{\theta}}{a^{\theta} \sqrt{\lambda^2 - a^2}}$

• cas $\lambda_E > \lambda_I$ $E(T_0) = \theta \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I} \right)^{\theta/2} \frac{1}{(2\sqrt{\lambda_E \lambda_I})^{\theta}} \frac{(2\lambda_I)^{\theta}}{\lambda_E - \lambda_I} = \frac{\theta}{\lambda_E - \lambda_I}$

• cas $\lambda_E < \lambda_I$ $E(T_0) = \theta \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I} \right)^{\theta/2} \frac{1}{(2\sqrt{\lambda_E \lambda_I})^{\theta}} \frac{(2\lambda_E)^{\theta}}{\lambda_I - \lambda_E} = \theta \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I} \right)^{\theta} \frac{1}{\lambda_I - \lambda_E}$

on peut voir $E(T_0 | T_0 < \infty)$

→ en effet, les clients présents (présents) suffisent qu'on arrive à servir et on les finit.

$T_0 \sim \int_0^{+\infty} f(t) dt \quad ; \quad T_0 < \infty$

et $T_0 = \infty$ on prend $1 - \left(\frac{\lambda_E}{\lambda_I} \right)^{\theta}$

Exercice 3

X_k son martingale / $\mathcal{F}_k : E(X_k | \mathcal{F}_{k-1}) = X_{k-1}$.

X_k^+ est aussi un son martingale.

Soit $\tau = \inf \{k \mid X_k \geq p\}$

$E(X_n^+) \geq E \left(X_n^+ \mathbb{1}_{\left\{ \begin{smallmatrix} \tau \leq n \\ \tau > 0 \end{smallmatrix} \right\}} \right) = \sum_{k=1}^n E \left[X_n^+ \mathbb{1}_{\{\tau=k\}} \right]$

$= \sum_{k=1}^n E \left[E \left[\mathbb{1}_{\{\tau=k\}} X_n^+ \mid \mathcal{F}_k \right] \right]$

$\geq \sum_{k=1}^n E \left[\mathbb{1}_{\{\tau=k\}} E \left[X_n^+ \mid \mathcal{F}_k \right] \right]$

$\geq \sum_{k=1}^n E \left[\mathbb{1}_{\{\tau=k\}} X_k^+ \right]$



$$d'au \quad \mathbb{E}[X_n^+] \approx \mathbb{P} \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(Z=k) = \mathbb{P}(Z \leq n) = \mathbb{P}(\max_{k \leq n} X_k \geq 1). \quad | \text{ } \quad \text{C.F.D.}$$

Exercice 4 B_t brownien dans $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$

① $X_t := -B_t \quad t \geq 0$

On doit vérifier que X_t est un processus gaussien centré γ^0 de covariance $\mathbb{E}[X_t X_s] = t \wedge s$
évident puisque $\mathbb{E}[X_t X_s] = \mathbb{E}[B_t B_s]$

② $X_t = t \frac{B_1}{1}$ pour $t > 0$ et $X_0 = 0$.

contraintes. En fait Δ grand nombre si $\lim_{t \rightarrow \infty} \langle M, M \rangle_t = \infty$ (variation quadratique)

alors $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{M_t}{\langle M, M \rangle_t} = 0$ (pour une martingale M_t)

or dans le cas du brownien $\langle B, B \rangle_t = t$ (Lévy) d'où $\frac{B_t}{t} \xrightarrow[t \rightarrow \infty]{} 0$.

$B_t \sim \mathcal{N}(0, t) \quad \frac{B_1}{1} \sim \mathcal{N}(0, \frac{1}{1}) \quad t \frac{B_1}{1} \sim \mathcal{N}(0, t)$

et $\mathbb{E}[X_t X_s] = \mathbb{E}(t s \frac{B_1}{1} \frac{B_1}{1}) = t s \frac{1}{1} \frac{1}{1} = \frac{t s}{1 \cdot 1} = t \wedge s$.

③ $a > 0 \quad X_t = \frac{1}{\sqrt{a}} B_{at}$ gaussien centré

$\mathbb{E}[X_t X_s] = \frac{1}{a} \mathbb{E}(at \wedge as) = t \wedge s$.

④ B_t brownien p dimensionnel $U \in O(p)$ groupe orthogonal.

(B_t^1, \dots, B_t^p) MB si les B_t^i sont indépendants et si chaque B_t^i MB /

filtration commune \mathcal{F}_t .

$$\begin{bmatrix} U \\ \vdots \\ U \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_t^1 \\ \vdots \\ B_t^p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_t^1 \\ \vdots \\ X_t^p \end{bmatrix}$$

X_t^i est gaussien centré γ^0 . Pour $f: \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$, V est un vecteur gaussien
si coordonnées sont indépendantes \Rightarrow sa matrice de variance-covariance est diagonale

$\text{cov}(X_t^i, X_t^j) = \text{cov}(\sum_{k=1}^p U_{ik} B_t^k, \sum_{l=1}^p U_{jl} B_t^l) = \sum_{k,l=1}^p U_{ik} U_{jl} \text{cov}(B_t^k, B_t^l) = \sum_{k=1}^p U_{ik} U_{jk} \delta_{kl} t = \sum_{k=1}^p U_{ik} U_{jk} t$

et $\mathbb{E}(X_t^i X_t^j) = \mathbb{E}[(U B_t)^i (U B_t)^j] = \mathbb{E}[\sum_{j=1}^p U_{ij} B_t^j \sum_{k=1}^p U_{ik} B_t^k]$
 $= \sum_{j,k=1}^p U_{ij} U_{ik} \mathbb{E}[B_t^j B_t^k] = \sum_{j=1}^p U_{ij} U_{ij} (t \wedge s) = t \wedge s (U^t U)_{ii}$
 car $U^t U = Id$