EXPLAINING COMPLEX ORGANIZATIONAL DYNAMICS

Auteurs : K.J. Dooley, A.H. Van de Ven

1

------------------------ ANALYSE CRITIQUE ---------------------------------------

AUTEUR : JEAN-FRANÇOIS GUEUGNON

UNE QUESTION INTRODUCTIVE

- **Supposons qu'une organisation soit un système dynamique complexe** (regroupant par définition un ou plusieurs sous-systèmes pouvant afficher un ou plusieurs états différents)

- **Existe-t-il un modèle capable de reproduire le comportement d'un tel système au cours du temps ?**

UNE PREMIÈRE RÉPONSE : CE MODÈLE DYNAMIQUE COMPLEXE DOIT ÊTRE SANS DÉRIVE À LONG TERME

- **La dérive = l’écart (le bruit) entre le modèle retenu et les données**
- **Quelle dérive à long terme permet à une organisation de survivre ?**

1. Une dérive à long terme négative conduit à la ruine de l’organisation. Quelle que soit sa taille, l’organisation disparaît, absorbée par son environnement.
2. Une dérive à long terme nulle permet à l’organisation de croire en sa survie, ceci quels que soient l’environnement et la taille de l’organisation.
3. Une dérive à long terme positive conduit à la ruine de l’environnement. L’environnement disparaît, absorbé par l’organisation.

MESURER LA COMPLEXITÉ D'UN SYSTÈME DYNAMIQUE ORGANISATIONNEL

Section 1 : Un panorama des modèles dynamiques

Des modèles dynamiques en deux catégories

- **Les modèles déterministes**

Linéaires (statiques ou périodiques)	Non-linéaires (chaotiques)

- **Les modèles stochastiques**

À bruit blanc	À bruits colorés

A – Les modèles déterministes prévisibles à faible dimension

- Avec une dimension nulle, le modèle linéaire statique a une trajectoire prévisible.
- Avec une dimension unitaire, le modèle linéaire périodique a une trajectoire prévisible.
- Avec une dimension comprise entre 3 et 6, le modèle chaotique se caractérise à la fois par la stabilité de son état initial et par son extrême sensibilité à une petite perturbation (effet papillon). Ce modèle non linéaire n'a aucune trajectoire prévisible.

Un exemple, le modèle périodique trigonométrique

- **Assis sur une fonction trigonométrique F, le processus périodique s'écrit sous la forme**

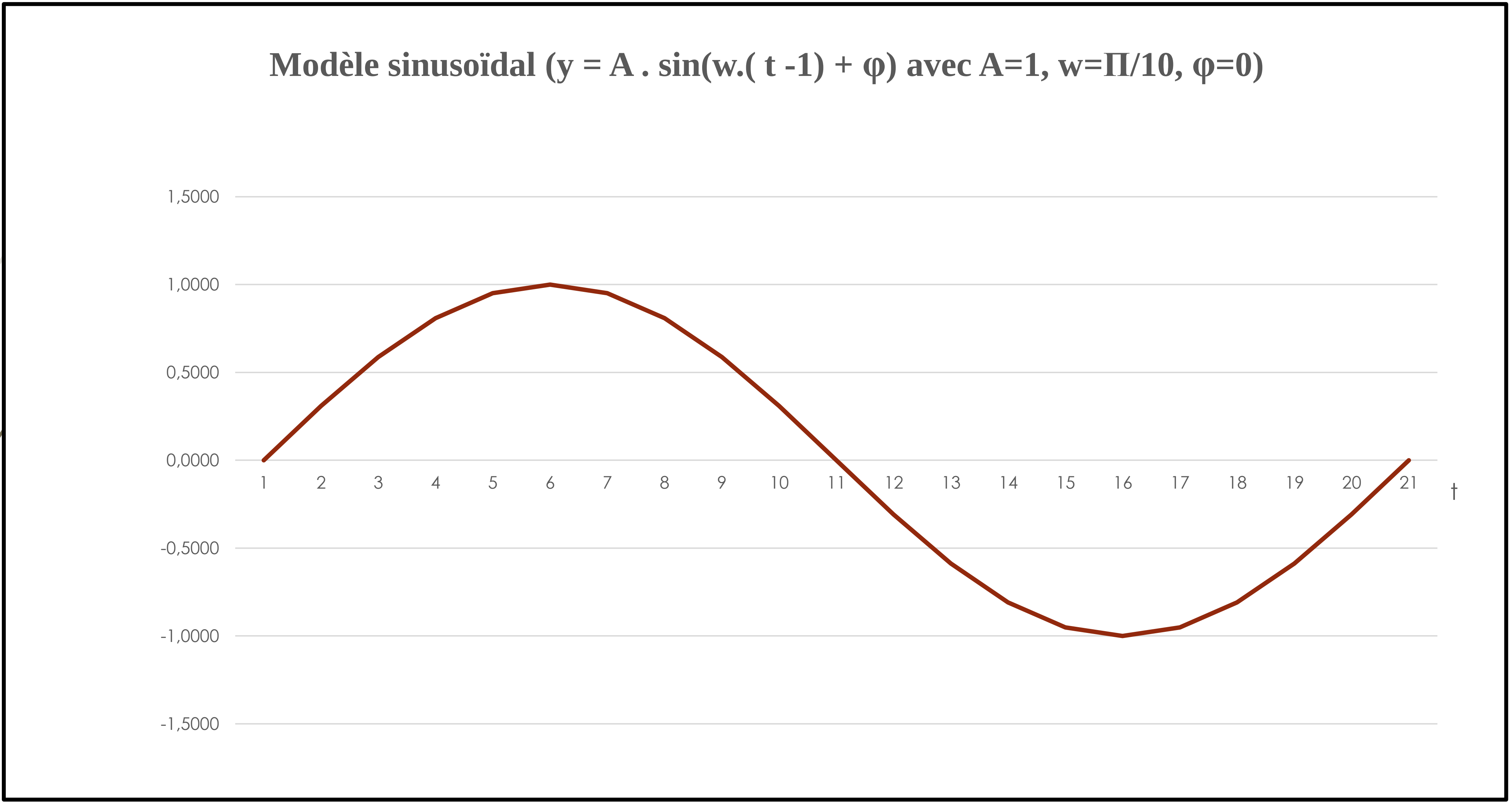
$$Y_t = A \,.\, t^k \,.\, F(w, t, \varphi)$$

avec : A le facteur multiplicateur de la fonction trigonométrique F
k le facteur de taille appliqué au temps t
w l'amplitude du processus
φ la position initiale du processus (quand t=0).

- **Si F(w, t, φ) est une fonction sinusoïdale (F = Sin) et si le facteur de taille est nul (k=0), alors le processus peut s'écrire sous la forme**

$$Y_t = A \,.\, \text{Sin}\,(w \,.\, t + \varphi)$$

Conclusion : Il ne reste plus qu’à estimer les coefficients A, w et φ comme dans l’exemple ci-dessous.



B - Les modèles stochastiques imprévisibles à dimension proche de l'infini

- Le modèle stochastique à bruit blanc se caractérise par la présence de multiples bruits (inputs) allant dans toutes les directions (bruits indépendants).
- Le modèle stochastique à bruit brun se caractérise par la présence de multiples bruits (inputs) allant tous dans la même direction (bruits liés positivement).
- Le modèle stochastique à bruit rose se caractérise par la présence de multiples bruits (inputs) allant dans des directions opposées (bruits liés négativement).

Section 2 :

ARIMA, l'outil de mesure des modèles dynamiques

Créé par Box & Jenkins (1976), le modèle ARIMA(p,d,q) « AutoRegressive Integrated Moving Average » réunit trois processus :

- Un processus autorégressif AR(p) d’ordre « p »
- Un processus d’intégration I(d) d’ordre « d »
- Un processus de moyenne mobile MA(q) d’ordre « q »

REGARDONS DE PLUS PRÈS CHAQUE PROCESSUS

- 1. Associé au nombre « p » d'états antérieurs, **le processus autorégressif AR(p)** suppose que l'état Y_t du processus peut être expliqué par la somme pondérée des états précédents Y_t , Y_{t-1} , ..., Y_{t-p} plus un terme aléatoire ε_t.

- 2. Associé au nombre « d » de différenciations, **le processus d'intégration I(d)** suppose que l'état Y_t du processus présente une différence constante avec l'état Y_{t-d} antérieur.

- 3. Associé au nombre « q » d'erreurs antérieures, **le processus de moyenne mobile MA(q)** suppose que l'état Y_t du processus peut être expliqué par les erreurs passées Z_{t-1} , ... , Z_{t-q} et présente Z_t.

1 - Le processus autorégressif AR(p)

- Constitué d'une constante μ, d'une combinaison linéaire des états précédents Y_{t-k} et d'une composante aléatoire ε_t, le processus autorégressif d'ordre « p » Y_t s'écrit sous la forme

$$\mathbf{Y_t = \mu + \varphi_1 \,.Y_{t-1} + .. + \varphi_k \,.Y_{t-k} + ... + \varphi_p \,.\, Y_{t-p} + \varepsilon_t}$$

avec φ_{t-k} le coefficient régressif associé à l'état Yt-k (k=1 à p)

ε_t le bruit blanc

p l'ordre de régression maximale du processus (plus l'ordre « p » est élevé (faible), plus la mémoire nécessaire pour expliquer l'état courant Y_t du processus est longue (courte)).

- **Application :** La performance actuelle (Yt) de l'organisation est déterminée par ses performances passées (Yt-1, Yt-k, Yt-p).

Un exemple, le processus AR(1) sans constante

- Le processus autorégressif d'ordre 1 sans constante AR(1) s'écrit par définition sous la forme

$$\mathbf{Y_t = \varphi_1 . Y_{t-1} + \varepsilon_t}$$

- Si le coefficient $|\varphi_1|$ est strictement inférieur à 1, le processus autorégressif AR(1) est stationnaire.

- Si le coefficient $|\varphi_1|$ est égal à 1 ($Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t$), le processus autorégressif AR(1) est une marche aléatoire.

- Si le coefficient $|\varphi_1|$ est strictement supérieur à 1, le processus autorégressif AR(1) est non stationnaire.

- **Application** : Selon la théorie de l'efficience informationnelle, la meilleure prévision du prix d'un actif financier est son cours actuel.

2 - Le processus d’intégration I(d)

- **Pour travailler sur un processus, celui-ci doit être stationnaire. Autrement dit, celui-ci doit fluctuer autour de sa moyenne.**

  - La moyenne de la série doit être constante dans le temps

  - La variance de la série doit être constante dans le temps.

- **Techniquement, une série est stationnaire si sa fonction d’autocorrélation converge vers zéro.**

Les processus d'intégration I(d)

- **La non-stationnarité liée à une variance non constante dans le temps doit être toujours corrigée en premier.** Vous devez effectuer

  - une transformation logarithmique (si la variance croît dans le temps)
  - une transformation exponentielle (si la variance décroît dans le temps).

- **La non-stationnarité liée à** une moyenne non constante dans le temps) **est corrigée ensuite (à l'aide du processus d'intégration**.

Les processus d'intégration I(d)

- **Si l'autocorrélation est strictement positive sur un grand nombre de jours, la série doit alors être différenciée avec le processus I(d) pour être stationnaire.**

  - Le processus d'intégration I d'ordre 1 (d=1) permet de neutraliser la tendance d'une série en utilisant ses différences premières $Y_t - Y_{t-1}$

  - Le processus d'intégration I d'ordre s (d=s) permet de neutraliser la saisonnalité d'une série en utilisant ses différences secondes $Y_t - Y_{t-s}$

- **L'ordre de différenciation à appliquer à une série correspond à un écart-type minimal. La série apparaît sur-différenciée si :**

  - si l'écart-type de la série augmente après différenciation

  - si la fonction d'autocorrélation est comprise entre -0,5 et 0.

3 - Le processus de moyenne mobile MA(q)

- Constitué d'une constante μ , d'une combinaison linéaire des erreurs aléatoires passées et présente et d'une composante aléatoire ε_t , le processus Y_t est un processus de type moyenne mobile d'ordre « q » s'il se présente sous la forme

$$Y_t = \mu + Z_t + \theta_1 \,.\, Z_{t-1} + \theta_2 \,.\, Z_{t-2} + \ldots + \theta_q \,.\, Z_{t-q} + \varepsilon_t$$

avec Z_t le bruit blanc normal de moyenne nulle et de variance σ^2

θ_{t-k} le coefficient associé à l'état Z_{t-k} (k=1 à q)

ε_t le bruit blanc.

- **Application** : Selon l'école chartiste, il s'agit d'une technique de prévision des cours boursiers permettant de supprimer les fluctuations passagères.

Section 3 :

Les modèles déterministes

(assis sur des processus périodiques et chaotiques)

A - La détection d'un processus convergent avec ARIMA(p,d,q)

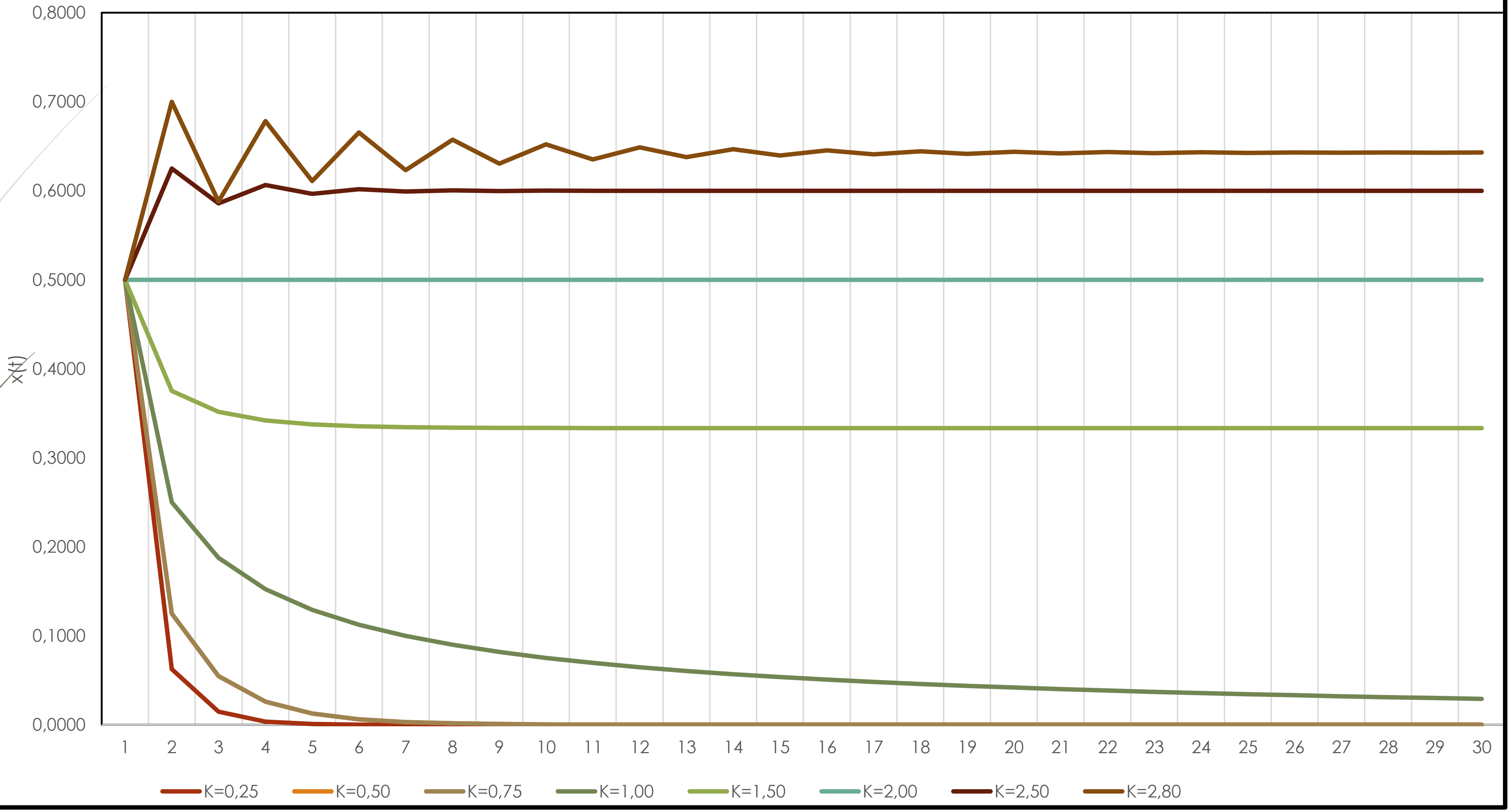
Avec la fonction logistique $Y(t+1)=k \cdot Y(t) \cdot (1 - Y(t))$

- le processus Y_t tend vers 0 quand $0 < k \leq 1$

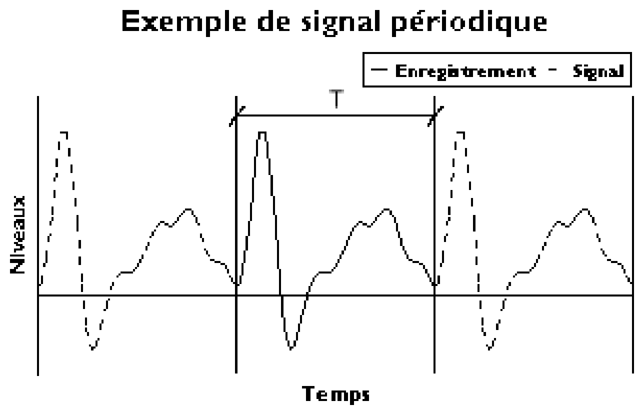
- le processus Y_t tend vers une valeur-limite Y_{lim} (fonction du facteur k) quand $1 < k < 3$,

quand le temps « t » tend vers l'infini.

Processus convergents associés à l'équation logistique



B - La détection d'un processus périodique avec ARIMA(p,d,q)

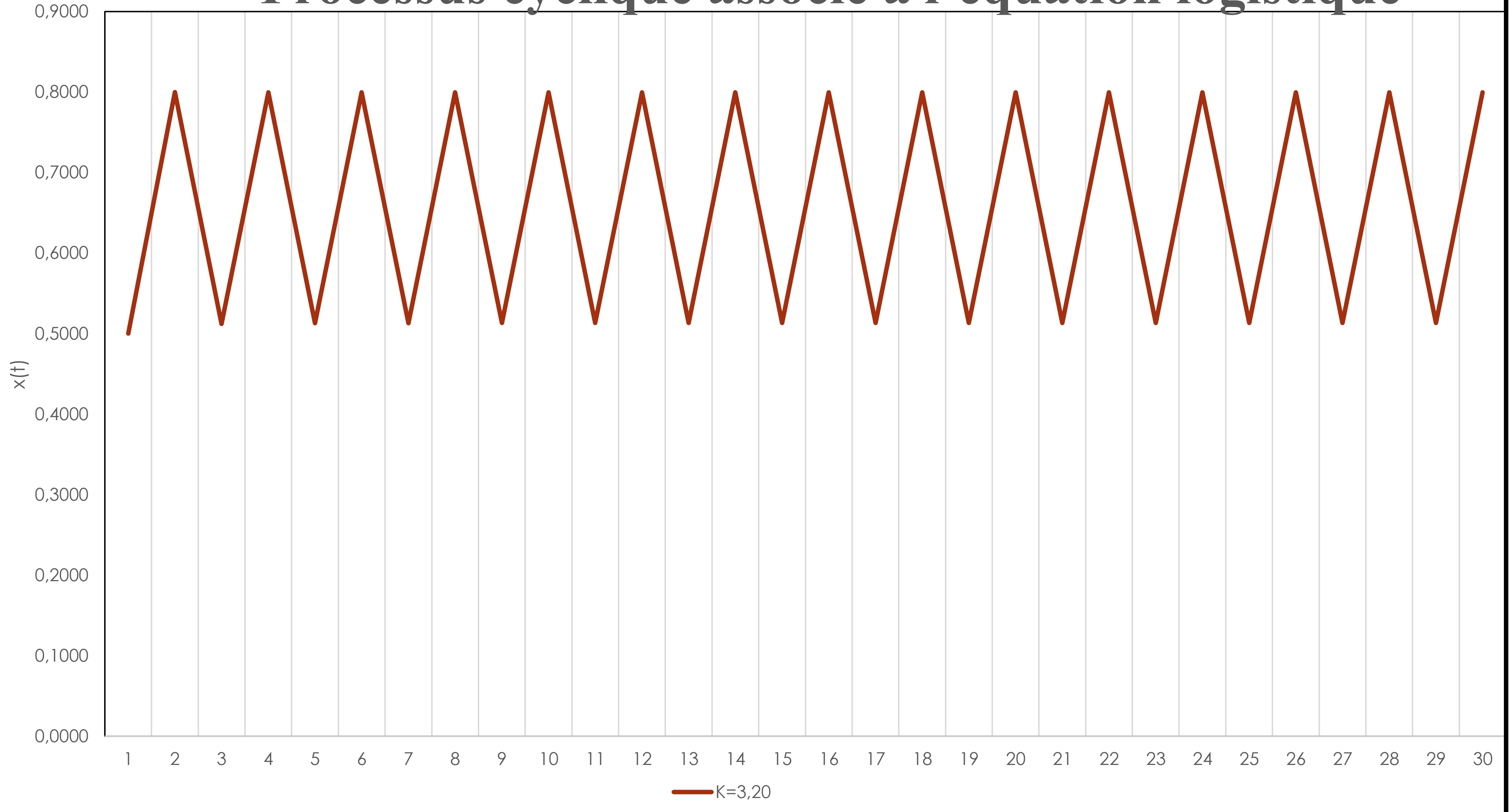


- **Un processus périodique se caractérise par la répétition régulière de certains états. Avec une période T, on a : $Y_t=Y_{t+T}$.**

- **Exemple : avec la fonction logistique** $Y(t+1)=k \cdot Y(t) \cdot (1 - Y(t))$, **le processus Y_t oscille de manière cyclique**

quand $\mathbf{3 \leq k < 3{,}57}$

Processus cyclique associé à l’équation logistique



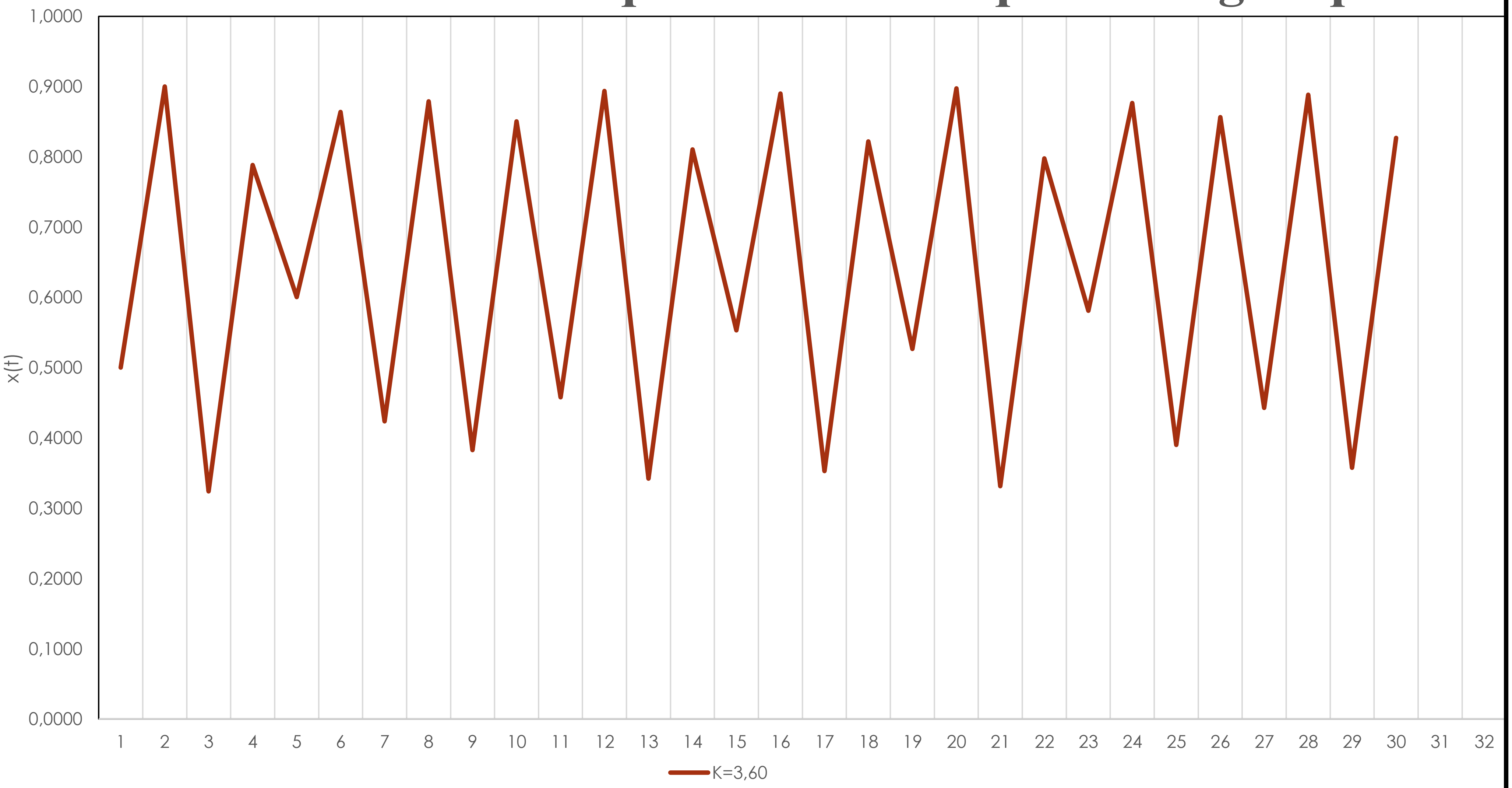
C - La détection des processus chaotiques avec ARIMA(p,d,q)

- **Dans un modèle chaotique (non linéaire),** les changements de l'état initial Y_0 et des paramètres du modèle induisent des modifications du processus au cours du temps « t » qui font parfois ressembler le modèle chaotique (déterministe) à un modèle stochastique.

- **Exemple : avec la fonction logistique** $Y(t+1)=k \cdot Y(t) \cdot (1 - Y(t))$, **le processus Y_t évolue de manière chaotique quand**

$$3{,}57 \leq k < 3{,}6786$$

Processus chaotique associé à l’équation logistique



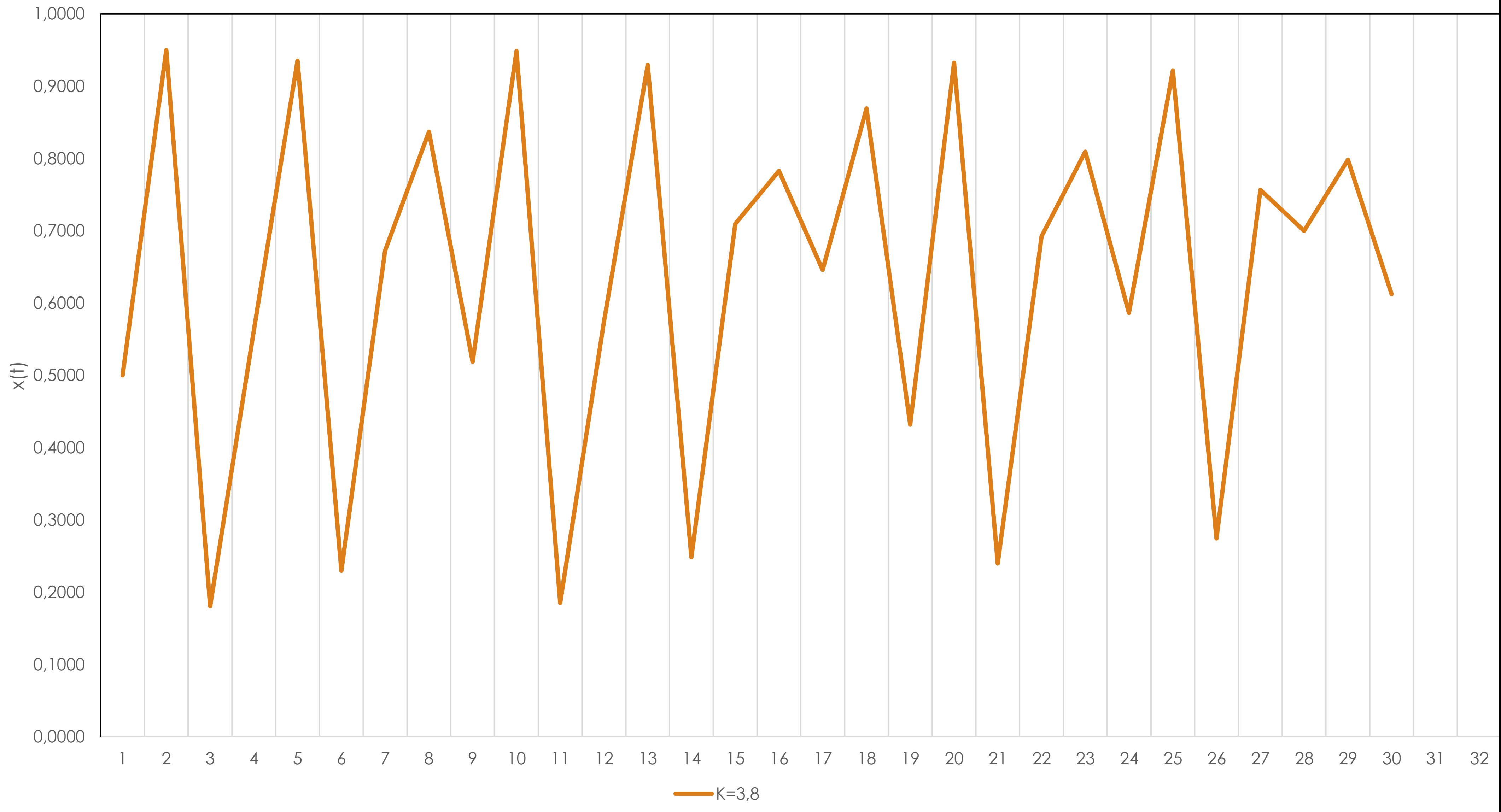
D - La détection des processus cycliques et chaotiques avec ARIMA(p,d,q)

- **Avec la fonction logistique** $Y(t+1)=k \cdot Y(t) \cdot (1 - Y(t))$, le processus Y_t évolue de manière cyclique puis chaotique quand

$$3,6786 \leq k < 4$$

- **Note : Si k=4, le processus Y_t tend vers 1 quand t tend vers l'infini.**

Processus cycliques et chaotiques associés à l'équation logistique



Section 4 :

Les modèles stochastiques

(assis sur des bruits)

Par définition, un bruit est un signal aléatoire muni d'une densité spectrale

$$DS = a \, . \, (1 / F^{\beta})$$

avec F la fréquence du signal

β le nombre associé au signal

a le coefficient multiplicateur positif.

- **Quelques exemples de bruits (bruits blanc et bruits colorés)**

- Un bruit blanc : $\beta = 0$

- Un bruit rose : $\beta = 1$

- Un bruit brun : $\beta = 2$

A – Le processus à bruit blanc

- **Un processus Y_t est à bruit blanc si**

1. **La moyenne du processus est nulle $E[Y_t] = 0$**

2. **Le processus Yt est stationnaire (moyenne et variance constantes)**

a) $E[Y_t \,.\, Y_{t'}] = E[Y_t^2] = \sigma^2(Y)$ **quand t = t'**

b) $E[Y_t \,.\, Y_{t'}] = 0$ **quand t # t'**

- **Un processus à bruit blanc est en général le fruit de plusieurs bruits allant dans différentes directions.**

Des exemples de processus ε_t à bruit blanc

1. **Si le bruit blanc suit une loi uniforme, le processus est un bruit blanc uniforme.**

2. **Si le bruit blanc suit une loi de poisson, le processus est un bruit blanc poissonnien.**

3. **Si le bruit blanc suit une loi normale, le processus est un bruit blanc normal.**

- **Quelle est l'erreur ?**

B – Les processus à bruits colorés (non blancs)

Défini par la loi Y = A*($\prod_{i=1}^{n} X_i^{\alpha_i}$), chaque bruit coloré est créé avec « n » inputs X_i

Même si l'échelle de ce modèle est invariante, $\Delta(Y/X_i) = \alpha_i$, les systèmes fractals suivants ce type de loi montrent des comportements complexes

- si les coefficients $\alpha_i>0$, alors les input Xi et le bruit brun obtenu Y vont dans le même sens
- si les coefficients $\alpha_i =0$, alors le bruit obtenu Y=A
- si les coefficients $\alpha_i <0$, alors les inputs Xi et le bruit rose obtenu Y vont dans des sens opposés.

Application : La théorie quantitative de la monnaie. α_i ?

La relation entre les inputs et le bruit produit

- L'existence d'une relation négative entre l'input X et le bruit rose obtenu Y se traduit dans le processus ci-dessous par

$$Y = A.\, X^{\alpha}$$

« plus l'input X est élevé (faible), plus le bruit produit Y est faible (élevé) ».

- **Exemple 1 :** Plus un évènement X est important (faible), plus sa fréquence d'occurrence Y est faible (forte)

- **Exemple 2** : Une crise financière ?

Conclusion

- **De nouveau modèles dynamiques** dont la variance conditionnelle au temps t est variable.
  - La famille des modèles ARCH) de Engle (1982)

    (AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity)
  - La famille des modèles GARCH

    (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity)

- **Des modèles utilisés pour caractériser des processus** (séries chronologiques) **à volatilités variables** (séries comprenant des périodes agitées suivies par des périodes de calme).