

# Résultants et sous-résultants de polynômes $p$ -adiques

Xavier Caruso

Université Rennes 1

xavier.caruso@normalesup.org

---

Journées Nationales de Calcul Formel

3 novembre 2014

# Nombres $p$ -adiques

# Nombres $p$ -adiques

Soit  $p$  un nombre premier.

# Nombres $p$ -adiques

Soit  $p$  un nombre premier.

En pratique, dans tout l'exposé,  $p$  sera plutôt petit.

# Nombres $p$ -adiques

Soit  $p$  un nombre premier.

En pratique, dans tout l'exposé,  $p$  sera plutôt petit.

Un **entier  $p$ -adique** est un entier écrit en base  $p$  avec une infinité de chiffres :

$$\dots a_n a_{n-1} \dots a_2 a_1 a_0 \quad \text{avec} \quad 0 \leq a_i < p.$$

# Nombres $p$ -adiques

Soit  $p$  un nombre premier.

En pratique, dans tout l'exposé,  $p$  sera plutôt petit.

Un **entier  $p$ -adique** est un entier écrit en base  $p$  avec une infinité de chiffres :

$$\dots a_n a_{n-1} \dots a_2 a_1 a_0 \quad \text{avec} \quad 0 \leq a_i < p.$$

Un **nombre  $p$ -adique** est un nombre de la forme :

$$\dots a_n a_{n-1} \dots a_2 a_1 a_0, a_{-1} a_{-2} \dots a_v.$$

# Nombres $p$ -adiques

Soit  $p$  un nombre premier.

En pratique, dans tout l'exposé,  $p$  sera plutôt petit.

Un **entier  $p$ -adique** est un entier écrit en base  $p$  avec une infinité de chiffres :

$$\dots a_n a_{n-1} \dots a_2 a_1 a_0 \quad \text{avec} \quad 0 \leq a_i < p.$$

Un **nombre  $p$ -adique** est un nombre de la forme :

$$\dots a_n a_{n-1} \dots a_2 a_1 a_0, a_{-1} a_{-2} \dots a_v.$$

Ces nombres s'additionnent et se multiplient selon les règles habituelles.

# Nombres $p$ -adiques

Soit  $p$  un nombre premier.

En pratique, dans tout l'exposé,  $p$  sera plutôt petit.

Un **entier  $p$ -adique** est un entier écrit en base  $p$  avec une infinité de chiffres :

$$\dots a_n a_{n-1} \dots a_2 a_1 a_0 \quad \text{avec} \quad 0 \leq a_i < p.$$

Un **nombre  $p$ -adique** est un nombre de la forme :

$$\dots a_n a_{n-1} \dots a_2 a_1 a_0, a_{-1} a_{-2} \dots a_v.$$

Ces nombres s'additionnent et se multiplient selon les règles habituelles.

Sur machine, on travaille avec des  $p$ -adiques tronqués.

# Algorithme d'Euclide et précision $p$ -adique

# Un exemple

# Un exemple

$x^5$	$x^4$	$x^3$	$x^2$	$x$	$1$
1	... 11011	... 01011	... 00101	... 10010	... 11001
1	... 11000	... 11001	... 01100	... 00011	... 01010

# Un exemple

$x^5$	$x^4$	$x^3$	$x^2$	$x$	$1$
1	... 11011	... 01011	... 00101	... 10010	... 11001
1	... 11000	... 11001	... 01100	... 00011	... 01010
	... 00011	... 10010	... 11001	... 01111	... 01111

# Un exemple

	$x^5$	$x^4$	$x^3$	$x^2$	$x$	$1$
	1	... 11011	... 01011	... 00101	... 10010	... 11001
	1	... 11000	... 11001	... 01100	... 00011	... 01010
		... 00011	... 10010	... 11001	... 01111	... 01111
$p \times$			... 1101	... 1000,1	... 0010	... 1000

# Un exemple

	$x^5$	$x^4$	$x^3$	$x^2$	$x$	$1$
	1	... 11011	... 01011	... 00101	... 10010	... 11001
	1	... 11000	... 11001	... 01100	... 00011	... 01010
		... 00011	... 10010	... 11001	... 01111	... 01111
$p \times$			... 1101	... 1000,1	... 0010	... 1000
$p^{-2} \times$				... 0011	... 11000	... 01100

# Un exemple

	$x^5$	$x^4$	$x^3$	$x^2$	$x$	$1$
	1	... 11011	... 01011	... 00101	... 10010	... 11001
	1	... 11000	... 11001	... 01100	... 00011	... 01010
		... 00011	... 10010	... 11001	... 01111	... 01111
$p \times$			... 1101	... 1000,1	... 0010	... 1000
$p^{-2} \times$				... 0011	... 11000	... 01100
$p^2 \times$					... 101	... 011

# Un exemple

	$x^5$	$x^4$	$x^3$	$x^2$	$x$	$1$
	1	... 11011	... 01011	... 00101	... 10010	... 11001
	1	... 11000	... 11001	... 01100	... 00011	... 01010
		... 00011	... 10010	... 11001	... 01111	... 01111
$p \times$			... 1101	... 1000,1	... 0010	... 1000
$p^{-2} \times$				... 0011	... 11000	... 01100
$p^2 \times$					... 101	... 011
$p^{-2} \times$						... 111

# Un exemple

	$x^5$	$x^4$	$x^3$	$x^2$	$x$	$1$
	1	... 11011	... 01011	... 00101	... 10010	... 11001
	1	... 11000	... 11001	... 01100	... 00011	... 01010
		... 00011	... 10010	... 11001	... 01111	... 01111
$p \times$			... 1101	... 1000,1	... 0010	... 1000
$p^{-2} \times$				... 0011	... 11000	... 01100
$p^2 \times$					... 101	... 011
$p^{-2} \times$						... 111

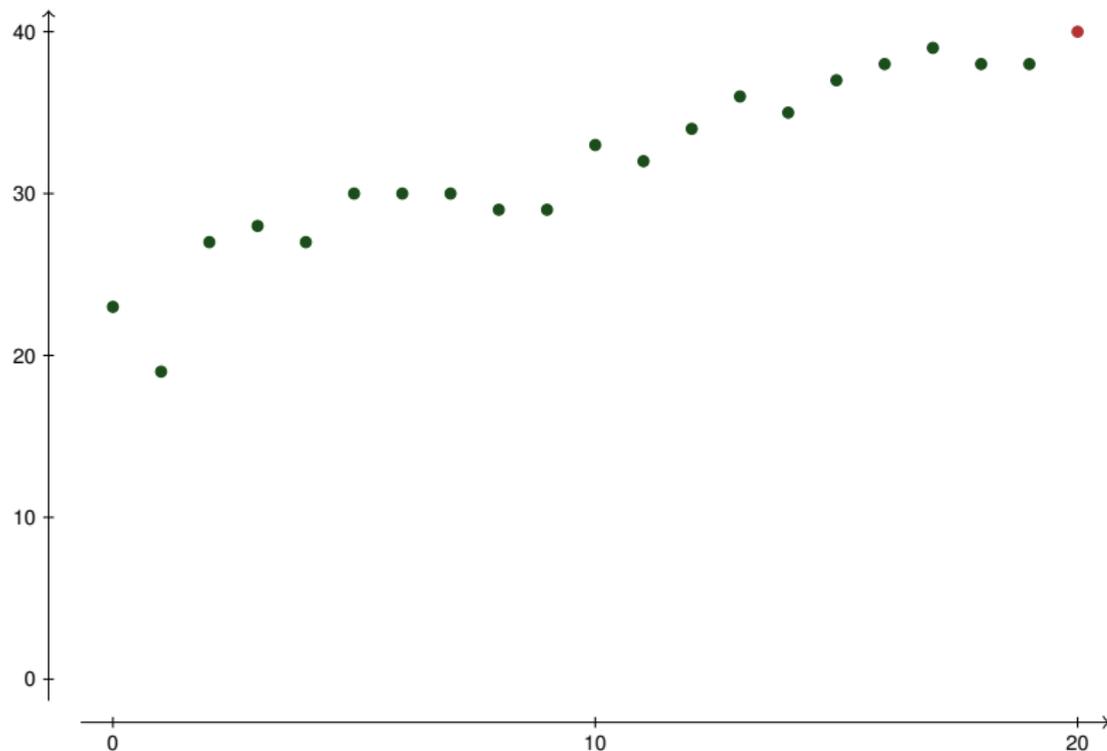
On constate une perte de précision...

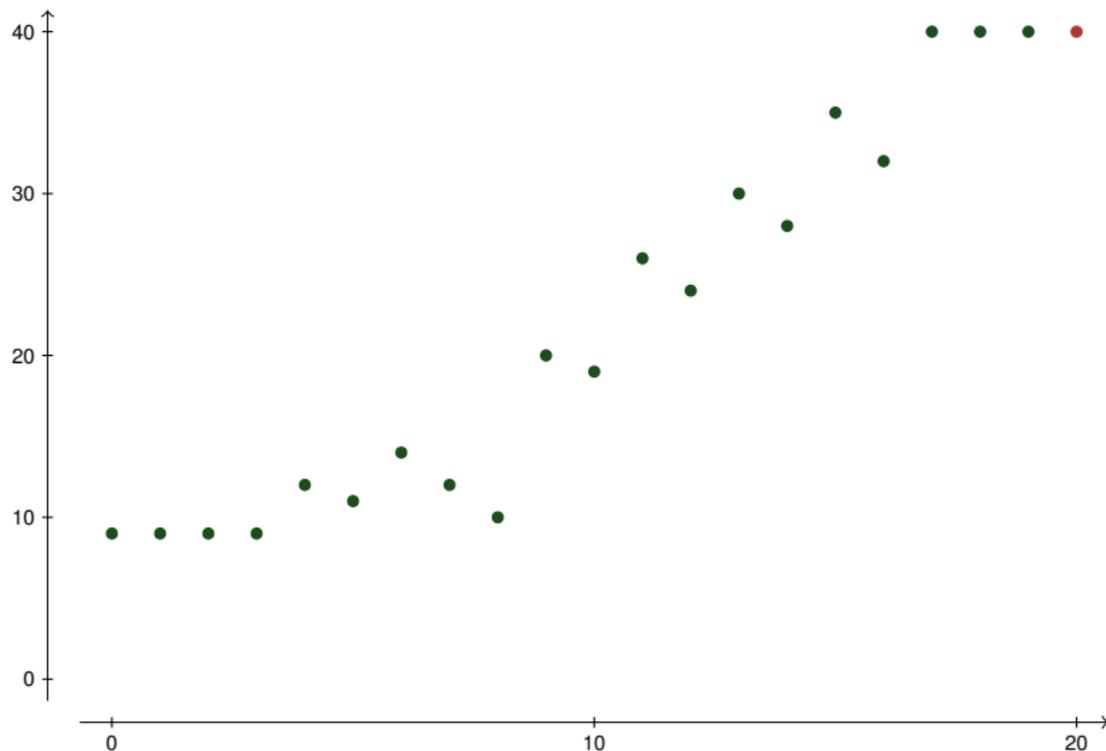
# Un exemple

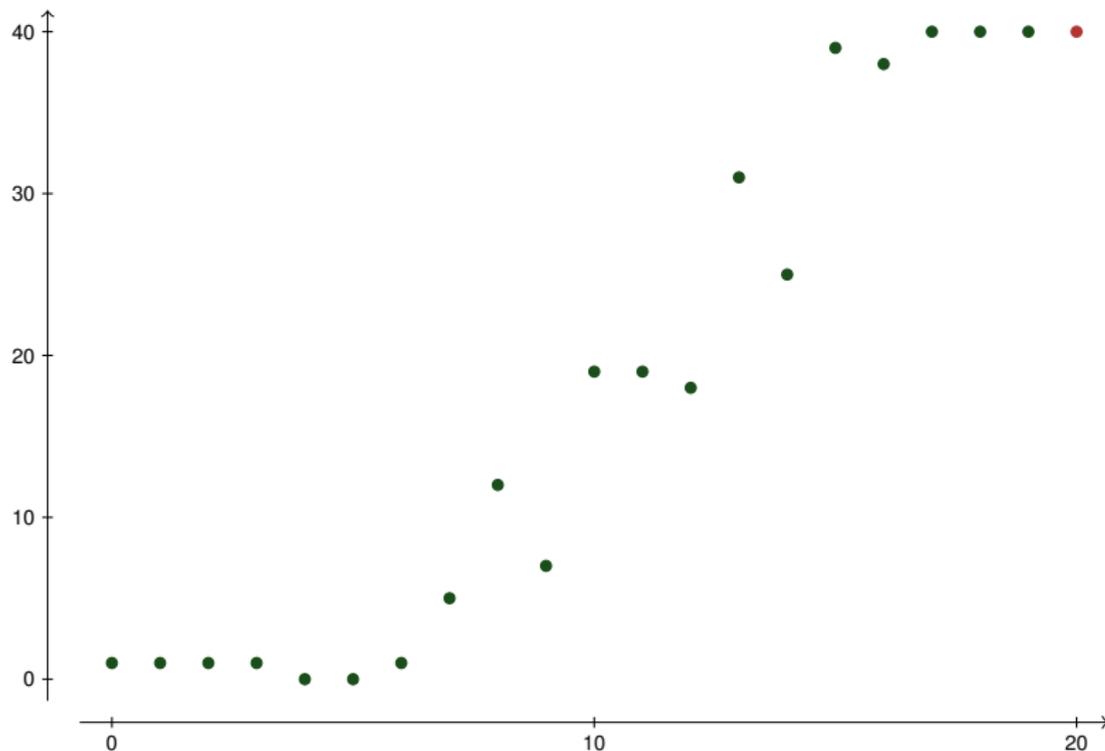
	$x^5$	$x^4$	$x^3$	$x^2$	$x$	$1$
	1	... 11011	... 01011	... 00101	... 10010	... 11001
	1	... 11000	... 11001	... 01100	... 00011	... 01010
		... 00011	... 10010	... 11001	... 01111	... 01111
$p \times$			... 1101	... 1000,1	... 0010	... 1000
$p^{-2} \times$				... 0011	... 11000	... 01100
$p^2 \times$					... 101	... 011
$p^{-2} \times$						... 111

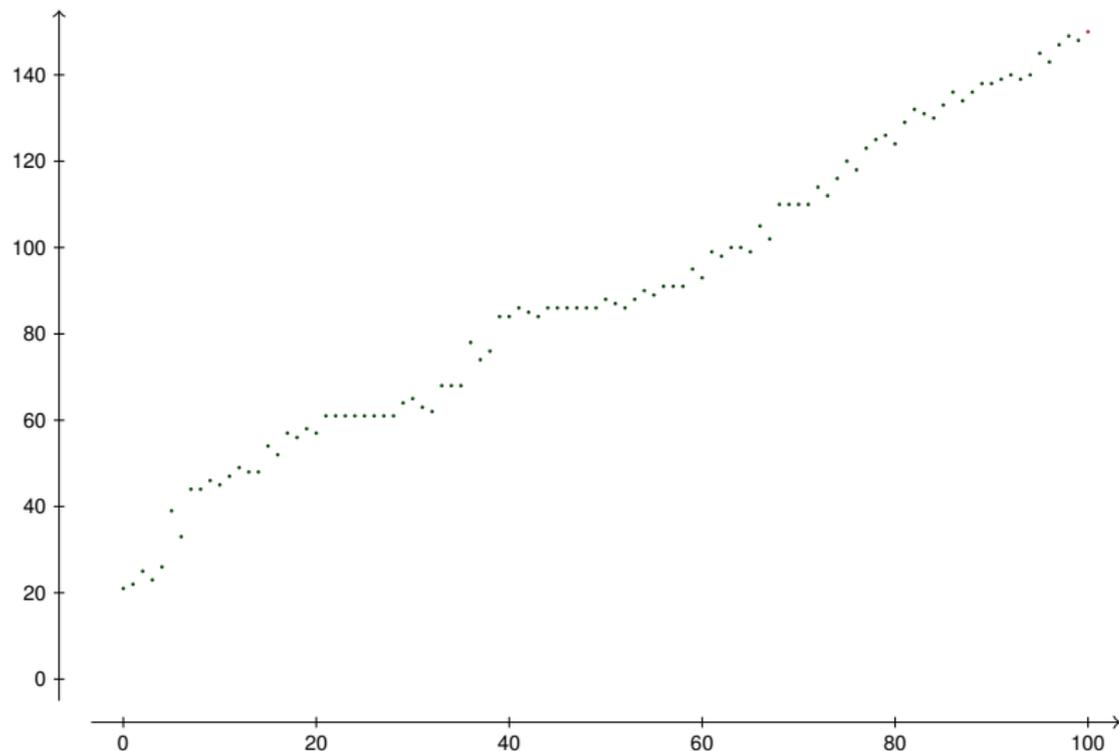
On constate une perte de précision...

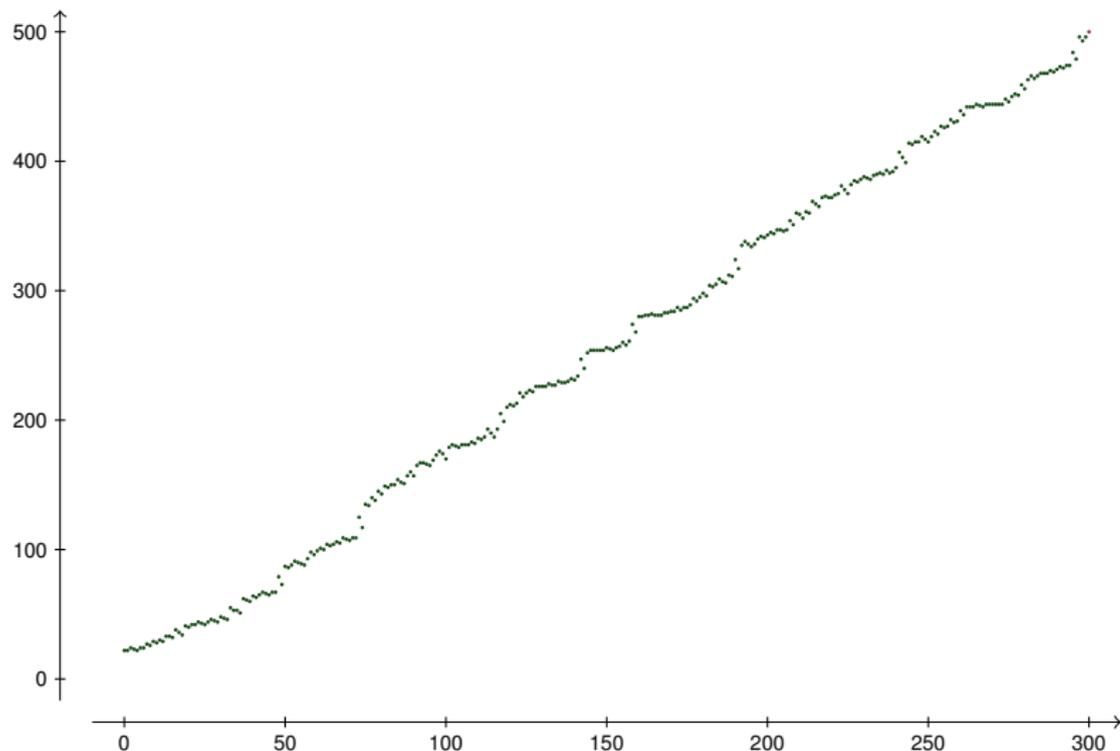
Le même phénomène se produit avec les coefficients de Bézout calculés par l'algorithme d'Euclide étendu.

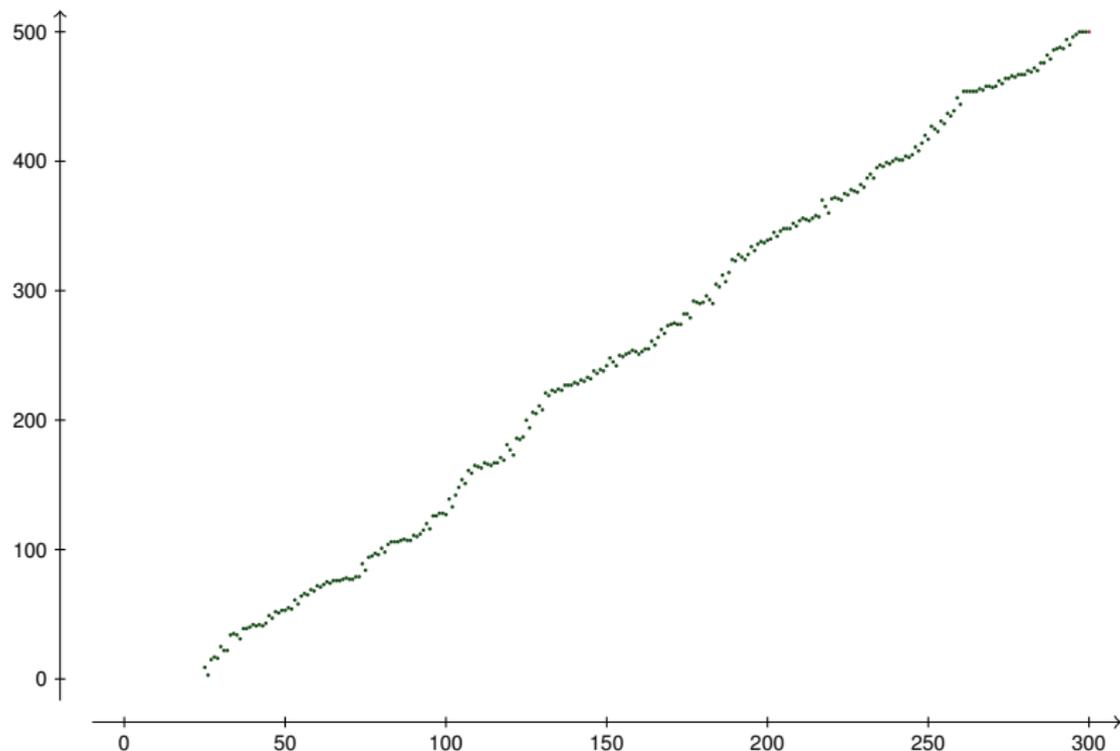












# Analyse de la perte de précision

## Hypothèses

## Hypothèses

On suppose que, dans l'algorithme d'Euclide, les degrés des restes décroissent de 1 à chaque étape.

# Analyse de la perte de précision

## Hypothèses

On suppose que, dans l'algorithme d'Euclide, les degrés des restes décroissent de 1 à chaque étape.

On utilise un modèle de précision « plat ».

# Analyse de la perte de précision

## Hypothèses

On suppose que, dans l'algorithme d'Euclide, les degrés des restes décroissent de 1 à chaque étape.

On utilise un modèle de précision « plat ».

## Notations

# Analyse de la perte de précision

## Hypothèses

On suppose que, dans l'algorithme d'Euclide, les degrés des restes décroissent de 1 à chaque étape.

On utilise un modèle de précision « plat ».

## Notations

$r_j$  = le reste de degré  $j$  dans l'algorithme d'Euclide

# Analyse de la perte de précision

## Hypothèses

On suppose que, dans l'algorithme d'Euclide, les degrés des restes décroissent de 1 à chaque étape.

On utilise un modèle de précision « plat ».

## Notations

$r_j$  = le reste de degré  $j$  dans l'algorithme d'Euclide

$lc(r_j)$  = le coefficient dominant de  $r_j$

# Analyse de la perte de précision

## Hypothèses

On suppose que, dans l'algorithme d'Euclide, les degrés des restes décroissent de 1 à chaque étape.

On utilise un modèle de précision « plat ».

## Notations

$r_j$  = le reste de degré  $j$  dans l'algorithme d'Euclide

$lc(r_j)$  = le coefficient dominant de  $r_j$

$N_j$  = la précision de  $r_j$

# Analyse de la perte de précision

## Hypothèses

On suppose que, dans l'algorithme d'Euclide, les degrés des restes décroissent de 1 à chaque étape.

On utilise un modèle de précision « plat ».

## Notations

$r_j$  = le reste de degré  $j$  dans l'algorithme d'Euclide

$\text{lc}(r_j)$  = le coefficient dominant de  $r_j$

$N_j$  = la précision de  $r_j$

$v_j$  = la valuation de  $\text{lc}(r_j)$

# Analyse de la perte de précision

## Hypothèses

On suppose que, dans l'algorithme d'Euclide, les degrés des restes décroissent de 1 à chaque étape.

On utilise un modèle de précision « plat ».

## Notations

$r_j$  = le reste de degré  $j$  dans l'algorithme d'Euclide

$\text{lc}(r_j)$  = le coefficient dominant de  $r_j$

$N_j$  = la précision de  $r_j$

$v_j$  = la valuation de  $\text{lc}(r_j)$

$w_j$  = la plus petite valuation d'un coefficient de  $r_j$

# Analyse de la perte de précision

## Hypothèses

On suppose que, dans l'algorithme d'Euclide, les degrés des restes décroissent de 1 à chaque étape.

On utilise un modèle de précision « plat ».

## Notations

$r_j$  = le reste de degré  $j$  dans l'algorithme d'Euclide

$\text{lc}(r_j)$  = le coefficient dominant de  $r_j$

$N_j$  = la précision de  $r_j$

$v_j$  = la valuation de  $\text{lc}(r_j)$

$w_j$  = la plus petite valuation d'un coefficient de  $r_j$

$\delta_j = v_j - w_j$

# Analyse de la perte de précision

## Hypothèses

On suppose que, dans l'algorithme d'Euclide, les degrés des restes décroissent de 1 à chaque étape.

On utilise un modèle de précision « plat ».

## Notations

$r_j$  = le reste de degré  $j$  dans l'algorithme d'Euclide

$\text{lc}(r_j)$  = le coefficient dominant de  $r_j$

$N_j$  = la précision de  $r_j$

$v_j$  = la valuation de  $\text{lc}(r_j)$

$w_j$  = la plus petite valuation d'un coefficient de  $r_j$

$\delta_j = v_j - w_j \geq 0$

# Analyse de la perte de précision

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision relative de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision relative de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$N_{j+1} - v_{j+1}$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision relative de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$N_{j+1} - v_{j+1} \quad N_j - v_j$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision relative de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$N_{j+1} - v_{j+1} \quad N_j - v_j \quad N_j - w_j$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision relative de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$\min( N_{j+1} - v_{j+1}, N_j - v_j, N_j - w_j )$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision relative de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$\min( N_{j+1} - v_{j+1}, N_j - v_j, \cancel{N_j - w_j} )$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision absolue de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$\min( N_{j+1} - v_{j+1}, N_j - v_j, \cancel{N_j - w_j} ) + v_{j+1} - v_j + w_j$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision absolue de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$\begin{aligned} \min( N_{j+1} - v_{j+1}, N_j - v_j, \cancel{N_j - w_j} ) + v_{j+1} - v_j + w_j \\ = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j ) \end{aligned}$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision absolue de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$\begin{aligned} \min( N_{j+1} - v_{j+1}, N_j - v_j, \cancel{N_j - w_j} ) + v_{j+1} - v_j + w_j \\ = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j ) \end{aligned}$$

*Précision absolue de  $\tilde{r}_{j-1}$  :*

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision absolue de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$\begin{aligned} \min( N_{j+1} - v_{j+1}, N_j - v_j, \cancel{N_j - w_j} ) + v_{j+1} - v_j + w_j \\ = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j ) \end{aligned}$$

*Précision absolue de  $\tilde{r}_{j-1}$  :*

$$\tilde{N}_{j-1} = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j )$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision absolue de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$\begin{aligned} \min( N_{j+1} - v_{j+1}, N_j - v_j, \cancel{N_j - w_j} ) + v_{j+1} - v_j + w_j \\ = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j ) \end{aligned}$$

*Précision absolue de  $\tilde{r}_{j-1}$  :*

$$\tilde{N}_{j-1} = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j )$$

*Précision absolue de  $r_{j-1}$  :*

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision absolue de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$\begin{aligned} \min( N_{j+1} - v_{j+1}, N_j - v_j, \cancel{N_j - w_j} ) + v_{j+1} - v_j + w_j \\ = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j ) \end{aligned}$$

*Précision absolue de  $\tilde{r}_{j-1}$  :*

$$\tilde{N}_{j-1} = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j )$$

*Précision absolue de  $r_{j-1}$  :*

$$N_{j-1} = \min( \tilde{N}_{j-1} - \delta_j, N_j - \delta_j + \tilde{v}_{j-1} - v_j )$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision absolue de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$\begin{aligned} \min( N_{j+1} - v_{j+1}, N_j - v_j, \cancel{N_j - w_j} ) + v_{j+1} - v_j + w_j \\ = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j ) \end{aligned}$$

*Précision absolue de  $\tilde{r}_{j-1}$  :*

$$\tilde{N}_{j-1} = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j )$$

*Précision absolue de  $r_{j-1}$  :*

$$N_{j-1} \leq \tilde{N}_{j-1} - \delta_j$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

*Précision absolue de  $\frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$  :*

$$\begin{aligned} \min( N_{j+1} - v_{j+1}, N_j - v_j, \cancel{N_j - w_j} ) + v_{j+1} - v_j + w_j \\ = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j ) \end{aligned}$$

*Précision absolue de  $\tilde{r}_{j-1}$  :*

$$\tilde{N}_{j-1} = \min( N_{j+1} - \delta_j, N_j - \delta_j + v_{j+1} - v_j )$$

*Précision absolue de  $r_{j-1}$  :*

$$N_{j-1} \leq \tilde{N}_{j-1} - \delta_j \leq N_j - 2 \cdot \delta_j + v_{j+1} - v_j$$

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

D'où on déduit :

$$N_{j-1} \leq N_j - 2 \cdot \delta_j + (v_{j+1} - v_j)$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

D'où on déduit :

$$N_{j-1} \leq N_j - 2 \cdot \delta_j + (v_{j+1} - v_j)$$

## Perte de précision dans l'algorithme d'Euclide

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

D'où on déduit :

$$N_{j-1} \leq N_j - 2 \cdot \delta_j + (v_{j+1} - v_j)$$

## Perte de précision dans l'algorithme d'Euclide

En sommant on trouve une minoration des pertes de précision :

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

D'où on déduit :

$$N_{j-1} \leq N_j - 2 \cdot \delta_j + (v_{j+1} - v_j)$$

## Perte de précision dans l'algorithme d'Euclide

En sommant on trouve une minoration des pertes de précision :

$$N - (N_j - v_j)$$

$$[N = N_d]$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

D'où on déduit :

$$N_{j-1} \leq N_j - 2 \cdot \delta_j + (v_{j+1} - v_j)$$

## Perte de précision dans l'algorithme d'Euclide

En sommant on trouve une minoration des pertes de précision :

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k. \quad [N = N_d]$$

# Analyse de la perte de précision

## Perte de précision dans la division euclidienne

D'après les conditions sur les degrés, on a :

$$\tilde{r}_{j-1} = r_{j+1} - \frac{\text{lc}(r_{j+1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j \quad ; \quad r_{j-1} = \tilde{r}_{j-1} - \frac{\text{lc}(\tilde{r}_{j-1})}{\text{lc}(r_j)} \cdot r_j$$

D'où on déduit :

$$N_{j-1} \leq N_j - 2 \cdot \delta_j + (v_{j+1} - v_j)$$

## Perte de précision dans l'algorithme d'Euclide

En sommant on trouve une minoration des pertes de précision :

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k. \quad [N = N_d]$$

Une formule analogue existe pour les coefficients de Bézout.

# Estimation des pertes de précision pour des polynômes aléatoires

## Résultants et sous-résultants



Soient  $A, B \in R[X]$

Soient  $A, B \in R[X]$  (où  $R$  est un anneau intègre).

# Résultants

Soient  $A, B \in R[X]$  (où  $R$  est un anneau intègre).

On suppose que  $A$  et  $B$  sont **unitaires** de même degré  $d$ .

# Résultants

Soient  $A, B \in R[X]$  (où  $R$  est un anneau intègre).

On suppose que  $A$  et  $B$  sont **unitaires** de même degré  $d$ .

La **matrice de Sylvester** est la matrice de l'application

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

dans les bases canoniques.

# Résultants

Soient  $A, B \in R[X]$  (où  $R$  est un anneau intègre).

On suppose que  $A$  et  $B$  sont **unitaires** de même degré  $d$ .

La **matrice de Sylvester** est la matrice de l'application

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

dans les bases canoniques.

Le **résultant** de  $A$  et  $B$ , noté  $\text{Rés}(A, B)$ , est son déterminant.

# Résultants

Soient  $A, B \in R[X]$  (où  $R$  est un anneau intègre).

On suppose que  $A$  et  $B$  sont **unitaires** de même degré  $d$ .

La **matrice de Sylvester** est la matrice de l'application

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

dans les bases canoniques.

Le **résultant** de  $A$  et  $B$ , noté  $\text{Rés}(A, B)$ , est son déterminant.

C'est un élément de l'anneau  $R$ .

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

## Propriétés

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

## Propriétés

Si  $R$  est un corps,

$$\text{Rés}(A, B) \neq 0$$

ssi  $\text{PGCD}(A, B) = 1$ .

*Application de Sylvester :*

$$R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] \rightarrow R_{<2d}[X]$$

$$(U, V) \mapsto AU + BV$$

## Propriétés

Si  $R$  est un corps,

$$\text{Rés}(A, B) \neq 0$$

ssi  $\text{PGCD}(A, B) = 1$ .

*Application de Sylvester :*

$$R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] \rightarrow R_{<2d}[X]$$

$$(U, V) \mapsto AU + BV$$

Il existe des polynômes  $\mathcal{U}_0, \mathcal{V}_0 \in R_{<d}[X]$

- dont les coefficients sont, au signe près, des mineurs de la matrice de Sylvester, et
- tels que  $A\mathcal{U}_0 + B\mathcal{V}_0 = \text{Rés}(A, B)$ .

## Propriétés

Si  $R$  est un corps,

$$\text{Rés}(A, B) \neq 0$$

ssi  $\text{PGCD}(A, B) = 1$ .

*Application de Sylvester :*

$$R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] \rightarrow R_{<2d}[X]$$

$$(U, V) \mapsto AU + BV$$

Il existe des polynômes  $\mathcal{U}_0, \mathcal{V}_0 \in R_{<d}[X]$

- dont les coefficients sont, au signe près, des mineurs de la matrice de Sylvester, et
- tels que  $A\mathcal{U}_0 + B\mathcal{V}_0 = \text{Rés}(A, B)$ .

## Remarque en passant

En calculant  $\frac{\mathcal{U}_0}{\text{Rés}(A, B)}$  et  $\frac{\mathcal{V}_0}{\text{Rés}(A, B)}$ , on obtient les coefficients de Bézout avec une perte de précision de  $2 \cdot v_p(\text{Rés}(A, B))$  chiffres.

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

## Théorème

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

## Théorème

Pour  $j \in \{0, \dots, d-1\}$ ,  
il existe des polynômes  
 $R_j, \mathcal{U}_j, \mathcal{V}_j \in R[X]$  avec :

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto A U + B V \end{aligned}$$

## Théorème

Pour  $j \in \{0, \dots, d-1\}$ ,  
il existe des polynômes  
 $R_j, \mathcal{U}_j, \mathcal{V}_j \in R[X]$  avec :

- $\deg R_j \leq j$ ,  $\deg \mathcal{U}_j < d - j$ ,  $\deg \mathcal{V}_j < d - j$

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

## Théorème

Pour  $j \in \{0, \dots, d-1\}$ ,  
il existe des polynômes  
 $R_j, \mathcal{U}_j, \mathcal{V}_j \in R[X]$  avec :

- $\deg R_j \leq j$ ,  $\deg \mathcal{U}_j < d - j$ ,  $\deg \mathcal{V}_j < d - j$ ,
- les coefficients de  $R_j$ ,  $\mathcal{U}_j$  et  $\mathcal{V}_j$  sont tous, au signe près, des mineurs de la matrice de Sylvester

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto A U + B V \end{aligned}$$

## Théorème

Pour  $j \in \{0, \dots, d-1\}$ ,  
il existe des polynômes  
 $R_j, \mathcal{U}_j, \mathcal{V}_j \in R[X]$  avec :

- $\deg R_j \leq j$ ,  $\deg \mathcal{U}_j < d - j$ ,  $\deg \mathcal{V}_j < d - j$ ,
- les coefficients de  $R_j$ ,  $\mathcal{U}_j$  et  $\mathcal{V}_j$  sont tous, au signe près, des mineurs de la matrice de Sylvester, et
- $A\mathcal{U}_j + B\mathcal{V}_j = R_j$ .

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

## Théorème

Pour  $j \in \{0, \dots, d-1\}$ ,  
il existe des polynômes  
 $R_j, \mathcal{U}_j, \mathcal{V}_j \in R[X]$  avec :

- $\deg R_j \leq j$ ,  $\deg \mathcal{U}_j < d - j$ ,  $\deg \mathcal{V}_j < d - j$ ,
- les coefficients de  $R_j$ ,  $\mathcal{U}_j$  et  $\mathcal{V}_j$  sont tous, au signe près, des mineurs de la matrice de Sylvester, et
- $A\mathcal{U}_j + B\mathcal{V}_j = R_j$ .

Le polynôme  $R_j$  est appelé le  $j$ -ième sous-résultant de  $A$  et  $B$ .

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

## Théorème

Pour  $j \in \{0, \dots, d-1\}$ ,  
il existe des polynômes  
 $R_j, \mathcal{U}_j, \mathcal{V}_j \in R[X]$  avec :

- $\deg R_j \leq j$ ,  $\deg \mathcal{U}_j < d - j$ ,  $\deg \mathcal{V}_j < d - j$ ,
- les coefficients de  $R_j$ ,  $\mathcal{U}_j$  et  $\mathcal{V}_j$  sont tous, au signe près, des mineurs de la matrice de Sylvester, et
- $A\mathcal{U}_j + B\mathcal{V}_j = R_j$ .

Le polynôme  $R_j$  est appelé le  $j$ -ième sous-résultant de  $A$  et  $B$ .

## Propriété

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

## Théorème

Pour  $j \in \{0, \dots, d-1\}$ ,  
il existe des polynômes  
 $R_j, U_j, V_j \in R[X]$  avec :

- $\deg R_j \leq j$ ,  $\deg U_j < d - j$ ,  $\deg V_j < d - j$ ,
- les coefficients de  $R_j$ ,  $U_j$  et  $V_j$  sont tous, au signe près, des mineurs de la matrice de Sylvester, et
- $AU_j + BV_j = R_j$ .

Le polynôme  $R_j$  est appelé le  $j$ -ième sous-résultant de  $A$  et  $B$ .

## Propriété

Si  $R$  est un corps et si  $j$  est le plus petit indice tel que  $R_j \neq 0$ ,  
alors  $\deg R_j = j$  et  $\text{PGCD}(A, B) \sim R_j$ .

*Application de Sylvester :*

$$\begin{aligned} R_{<d}[X] \times R_{<d}[X] &\rightarrow R_{<2d}[X] \\ (U, V) &\mapsto AU + BV \end{aligned}$$

# Calcul des sous-résultants

# Calcul des sous-résultants

On suppose, pour simplifier, que  $\deg R_j = j$  pour tout  $j$ .

# Calcul des sous-résultants

On suppose, pour simplifier, que  $\deg R_j = j$  pour tout  $j$ .

## Algorithme des pseudo-restes

# Calcul des sous-résultants

On suppose, pour simplifier, que  $\deg R_j = j$  pour tout  $j$ .

## Algorithme des pseudo-restes

En posant  $R_{d+1} = A$  et  $R_d = B$ , on a :

$$R_{j-1} = \frac{\text{lc}(R_j)^2}{\text{lc}(R_{j+1})^2} \cdot R_{j+1} \% R_j.$$

# Calcul des sous-résultants

On suppose, pour simplifier, que  $\deg R_j = j$  pour tout  $j$ .

## Algorithme des pseudo-restes

En posant  $R_{d+1} = A$  et  $R_d = B$ , on a :

$$R_{j-1} = \frac{\text{lc}(R_j)^2}{\text{lc}(R_{j+1})^2} \cdot R_{j+1} \% R_j.$$

## Corollaire

# Calcul des sous-résultants

On suppose, pour simplifier, que  $\deg R_j = j$  pour tout  $j$ .

## Algorithme des pseudo-restes

En posant  $R_{d+1} = A$  et  $R_d = B$ , on a :

$$R_{j-1} = \frac{\text{lc}(R_j)^2}{\text{lc}(R_{j+1})^2} \cdot R_{j+1} \% R_j.$$

## Corollaire

Pour tout  $j$ , on a :

$$r_j = \lambda_j \cdot R_j \quad \text{avec} \quad \lambda_j \in \text{Frac}(R)$$

# Calcul des sous-résultants

On suppose, pour simplifier, que  $\deg R_j = j$  pour tout  $j$ .

## Algorithme des pseudo-restes

En posant  $R_{d+1} = A$  et  $R_d = B$ , on a :

$$R_{j-1} = \frac{\text{lc}(R_j)^2}{\text{lc}(R_{j+1})^2} \cdot R_{j+1} \% R_j.$$

## Corollaire

Pour tout  $j$ , on a :

$$r_j = \lambda_j \cdot R_j \quad \text{avec} \quad \lambda_j \in \text{Frac}(R)$$

ainsi que la relation  $\lambda_{j-1} \cdot \lambda_j = \text{lc}(R_j)^2$ .

# Calcul des sous-résultants

On suppose, pour simplifier, que  $\deg R_j = j$  pour tout  $j$ .

## Algorithme des pseudo-restes

En posant  $R_{d+1} = A$  et  $R_d = B$ , on a :

$$R_{j-1} = \frac{\text{lc}(R_j)^2}{\text{lc}(R_{j+1})^2} \cdot R_{j+1} \% R_j.$$

## Corollaire

Pour tout  $j$ , on a :

$$r_j = \lambda_j \cdot R_j \quad \text{avec} \quad \lambda_j \in \text{Frac}(R)$$

ainsi que la relation  $\lambda_{j-1} \cdot \lambda_j = \text{lc}(R_j)^2$ .

**Preuve :** Récurrence descendante sur  $j$  à partir de  $r_{j-1} = r_{j+1} \% r_j$ .

# Retour sur les pertes de précision

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

## Notations

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

## Notations

$V_j$  = la valuation de  $\text{lc}(R_j)$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

## Notations

$V_j$  = la valuation de  $\text{lc}(R_j)$

$W_j$  = la plus petite valuation d'un coefficient de  $R_j$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

## Notations

$V_j$  = la valuation de  $\text{lc}(R_j)$

$W_j$  = la plus petite valuation d'un coefficient de  $R_j$

## Relations

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

## Notations

$V_j$  = la valuation de  $\text{lc}(R_j)$

$W_j$  = la plus petite valuation d'un coefficient de  $R_j$

## Relations

- $\delta_j = v_j - w_j = V_j - W_j$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

## Notations

$V_j$  = la valuation de  $\text{lc}(R_j)$

$W_j$  = la plus petite valuation d'un coefficient de  $R_j$

## Relations

- $\delta_j = v_j - w_j = V_j - W_j$   
provient de  $r_j = \lambda_j \cdot R_j$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

## Notations

$V_j$  = la valuation de  $\text{lc}(R_j)$

$W_j$  = la plus petite valuation d'un coefficient de  $R_j$

## Relations

- $\delta_j = v_j - w_j = V_j - W_j$   
provient de  $r_j = \lambda_j \cdot R_j$
- $v_j + v_{j+1} = V_j - V_{j+1}$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq v_j + v_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

## Notations

$V_j$  = la valuation de  $\text{Ic}(R_j)$

$W_j$  = la plus petite valuation d'un coefficient de  $R_j$

## Relations

- $\delta_j = v_j - w_j = V_j - W_j$   
provient de  $r_j = \lambda_j \cdot R_j$
- $v_j + v_{j+1} = V_j - V_{j+1}$   
provient de  $\lambda_j \cdot \lambda_{j+1} = \text{Ic}(R_{j+1})^2$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

## Notations

$V_j$  = la valuation de  $\text{Ic}(R_j)$

$W_j$  = la plus petite valuation d'un coefficient de  $R_j$

## Relations

- $\delta_j = v_j - w_j = V_j - W_j$   
provient de  $r_j = \lambda_j \cdot R_j$
- $v_j + v_{j+1} = V_j - V_{j+1}$   
provient de  $\lambda_j \cdot \lambda_{j+1} = \text{Ic}(R_{j+1})^2$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

## Théorème

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

## Théorème

- $\frac{1}{p-1} \leq \mathbb{E}[V_j] \leq \frac{p}{(p-1)^2}$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

## Théorème

- $\frac{1}{p-1} \leq \mathbb{E}[V_j] \leq \frac{p}{(p-1)^2}$
- $\mathbb{E}[\delta_j] \geq \frac{1}{p} - \frac{1}{p^{j+1}}$

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

## Théorème

- $\frac{1}{p-1} \leq \mathbb{E}[V_j] \leq \frac{p}{(p-1)^2}$
- $\mathbb{E}[\delta_j] \geq \frac{1}{p} - \frac{1}{p^{j+1}}$

## Corollaire

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

## Théorème

- $\frac{1}{p-1} \leq \mathbb{E}[V_j] \leq \frac{p}{(p-1)^2}$
- $\mathbb{E}[\delta_j] \geq \frac{1}{p} - \frac{1}{p^{j+1}}$

## Corollaire

Les pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide sont en moyenne en  $\Omega\left(\frac{d-j}{p}\right)$ .

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

## Théorème

- $\frac{1}{p-1} \leq \mathbb{E}[V_j] \leq \frac{p}{(p-1)^2}$
- $\mathbb{E}[\delta_j] \geq \frac{1}{p} - \frac{1}{p^{j+1}}$

## Corollaire

Les pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide sont en moyenne en  $\Omega(\frac{d-j}{p})$ .

*Remarque en passant :*

En calculant  $\mathcal{U}_0/R_0$  et  $\mathcal{V}_0/R_0$ , on obtient les coefficients de Bézout avec une perte de précision de  $2V_0$  chiffres.

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

**Théorème amélioré pour  $V_j$**

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

## **Théorème amélioré pour $V_j$**

Soient  $X_0, \dots, X_{d-1}$  des variables aléatoires deux à deux indépendantes avec  $\mathbb{P}[X_i = k] = (1 - p^{-1}) \cdot p^{-k}$ .

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

## **Théorème amélioré pour $V_j$**

Soient  $X_0, \dots, X_{d-1}$  des variables aléatoires deux à deux indépendantes avec  $\mathbb{P}[X_i = k] = (1 - p^{-1}) \cdot p^{-k}$ .

[loi géométrique discrète de paramètre  $(1 - p^{-1})$ ]

# Retour sur les pertes de précision

*Pertes de précision dans l'algorithme d'Euclide :*

$$N - (N_j - v_j) \geq V_j - V_{j+1} + 2 \sum_{k=j+1}^d \delta_k$$

On considère  $V_j$ ,  $W_j$  et  $\delta_j$  comme des variables aléatoires.

## **Théorème amélioré pour $V_j$**

Soient  $X_0, \dots, X_{d-1}$  des variables aléatoires deux à deux indépendantes avec  $\mathbb{P}[X_i = k] = (1 - p^{-1}) \cdot p^{-k}$ .

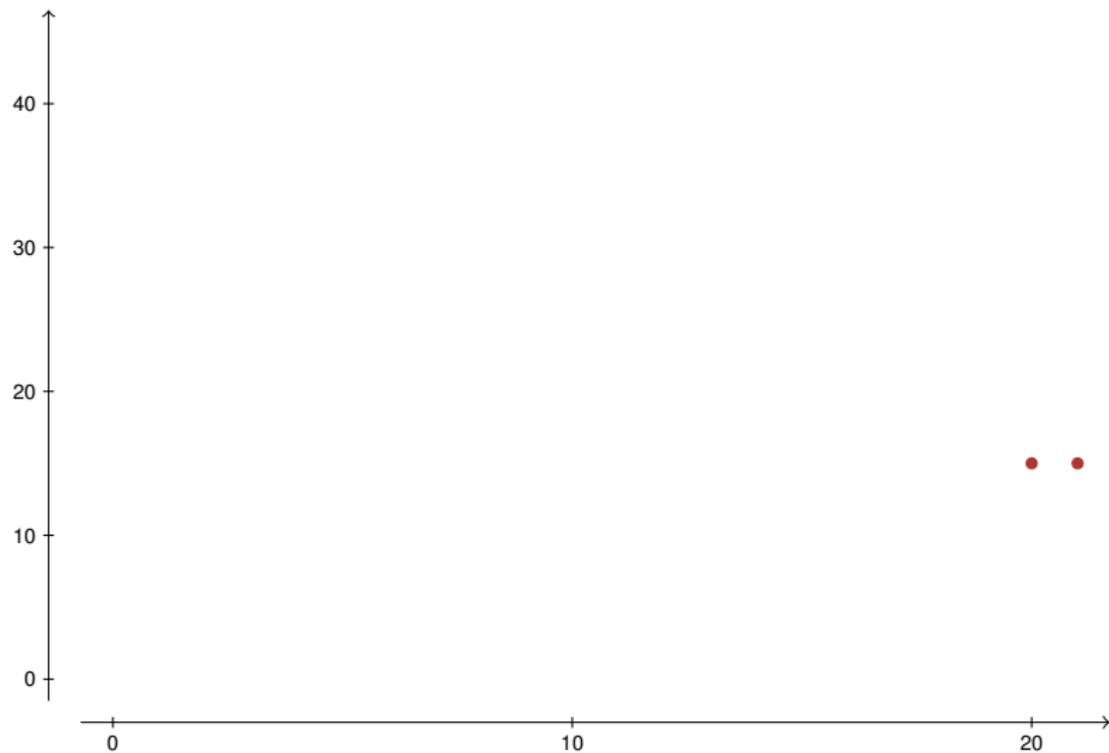
[loi géométrique discrète de paramètre  $(1 - p^{-1})$ ]

Alors  $V_j$  suit la même loi que :  $\sum_{k=0}^d \min(X_{j-k}, X_{j-k+1}, \dots, X_{j+k})$

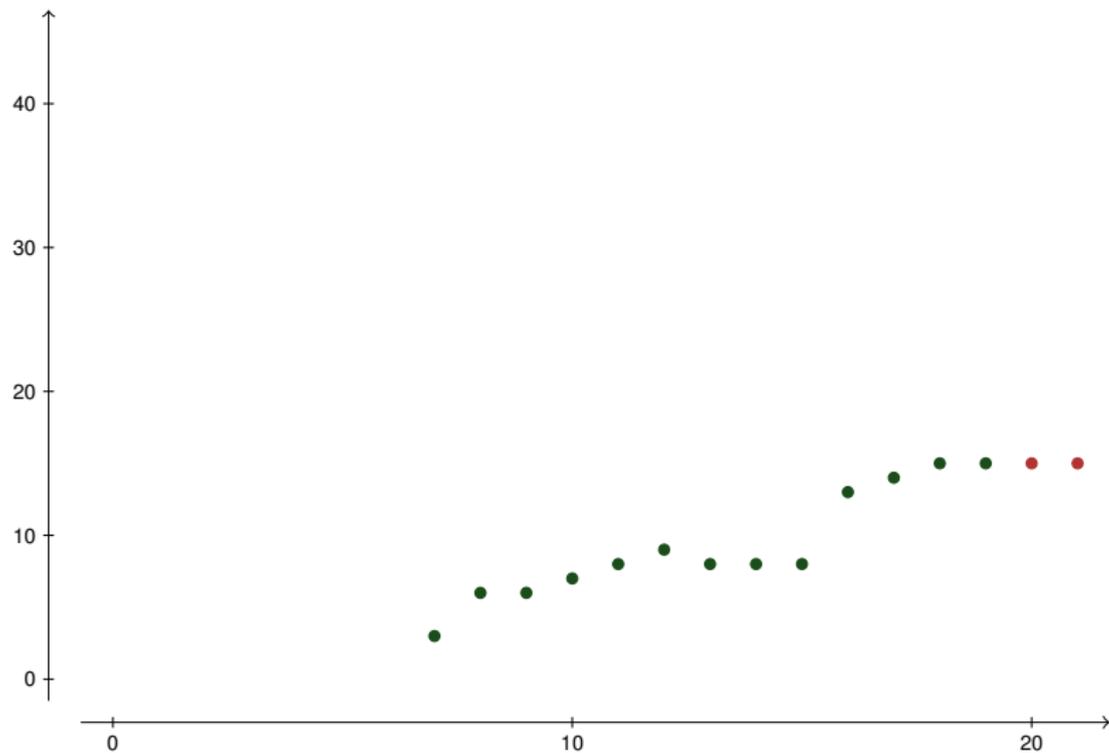
où par convention  $X_i = +\infty$  pour  $i < 0$  et  $X_i = 0$  pour  $i \geq d$ .

# Une version stable de l'algorithme d'Euclide

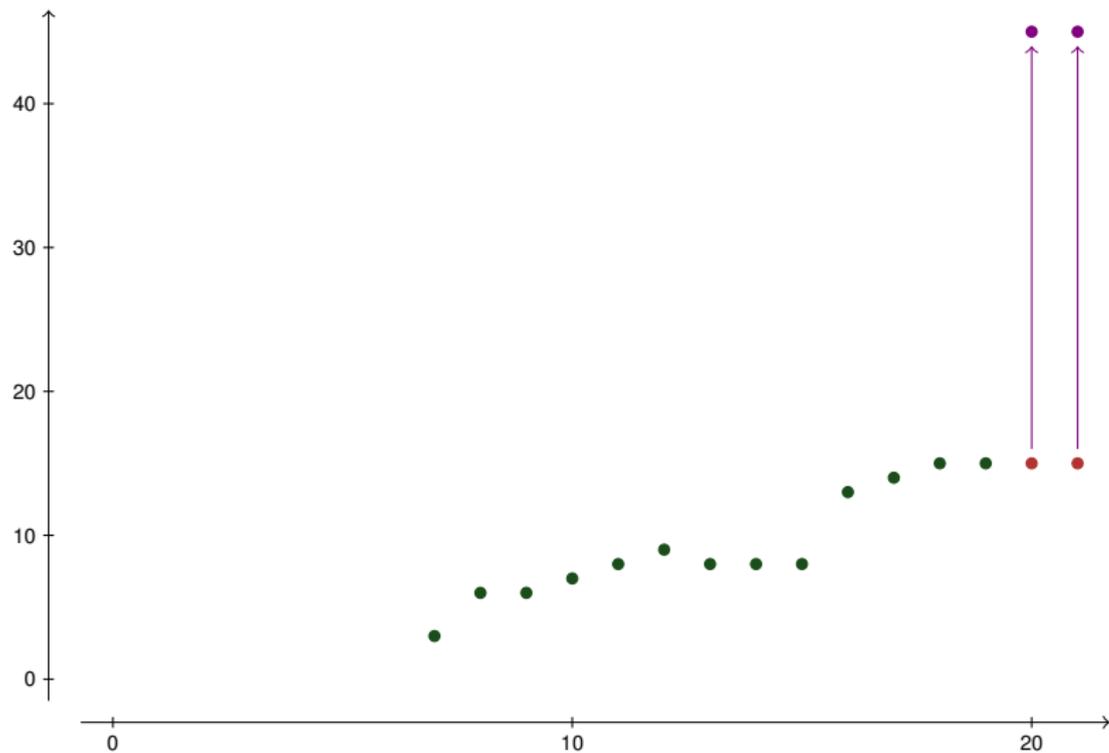
# Une méthode naïve



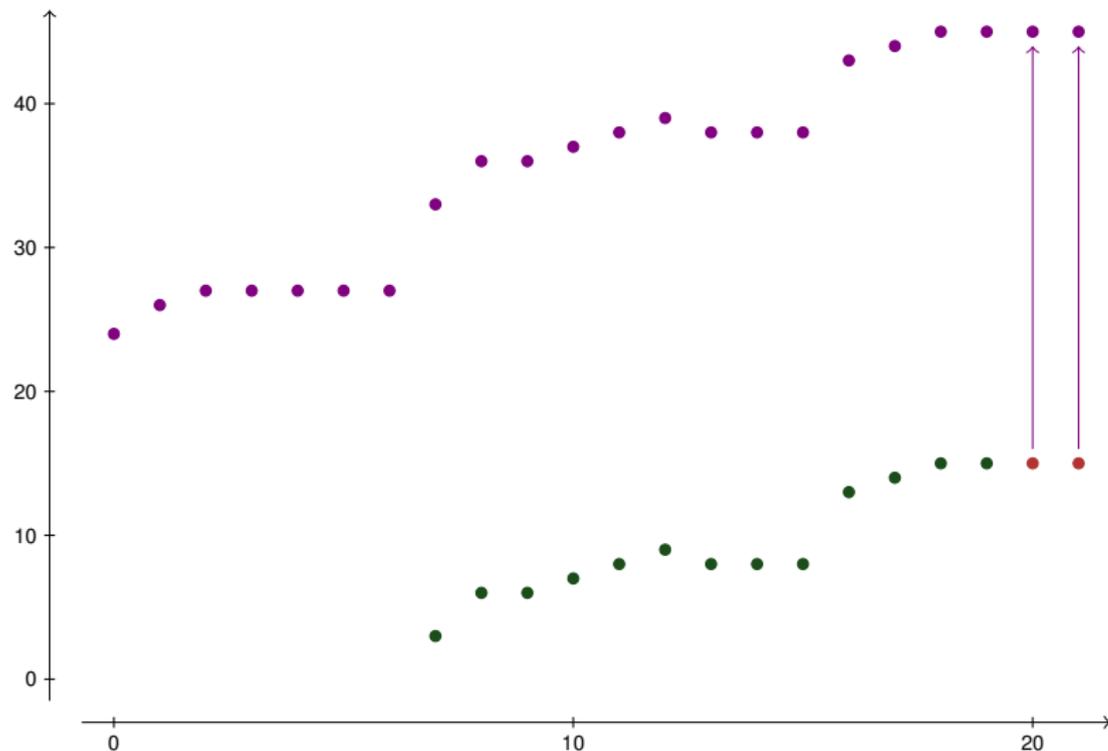
# Une méthode naïve



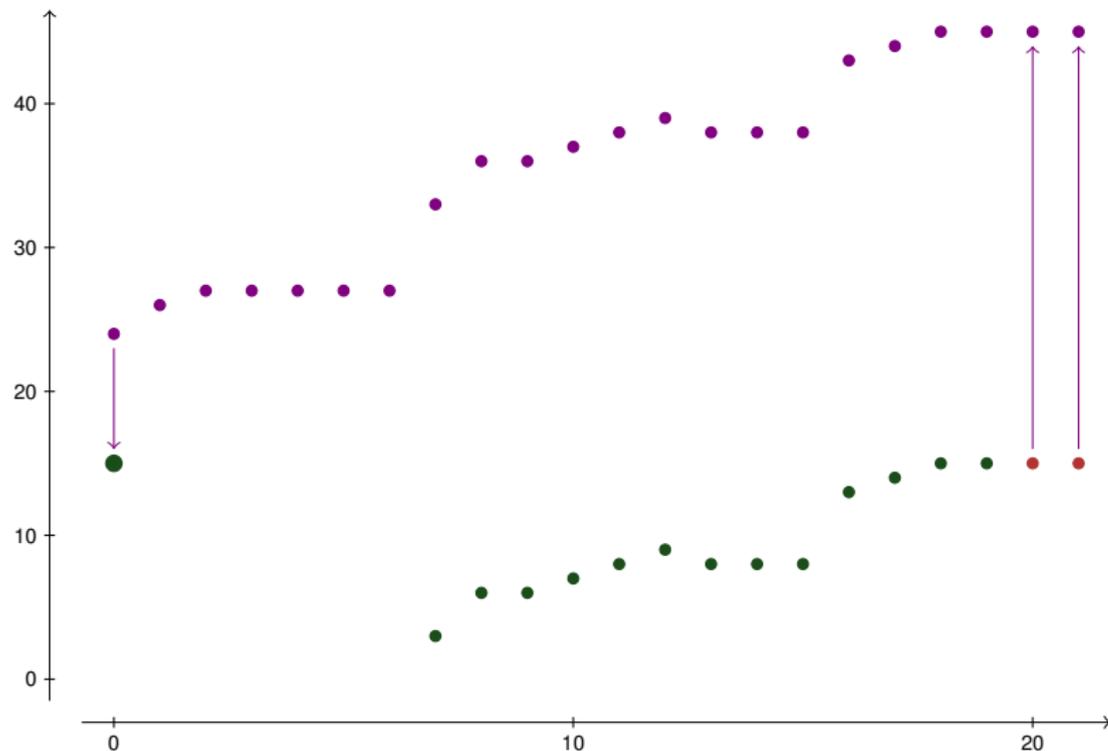
# Une méthode naïve



# Une méthode naïve



# Une méthode naïve



# Une méthode adaptative

## Lemme clé

# Une méthode adaptative

## Lemme clé

On suppose  $2V_{j+1} < N$ .

Toute perturbation de  $(R_{j+1}, R_j)$  par un  $O(p^{N+2V_{j+1}})$  est induite par une perturbation de  $(A, B)$  par un  $O(p^N)$ .

# Une méthode adaptative

## Lemme clé

On suppose  $2V_{j+1} < N$ .

Toute perturbation de  $(R_{j+1}, R_j)$  par un  $O(p^{N+2V_{j+1}})$  est induite par une perturbation de  $(A, B)$  par un  $O(p^N)$ .

Démonstration par le calcul différentiel

# Une méthode adaptative

## Lemme clé

On suppose  $2V_{j+1} < N$ .

Toute perturbation de  $(R_{j+1}, R_j)$  par un  $O(p^{N+2V_{j+1}})$  est induite par une perturbation de  $(A, B)$  par un  $O(p^N)$ .

Démonstration par le calcul différentiel

## Une itération dans l'algorithme

# Une méthode adaptative

## Lemme clé

On suppose  $2V_{j+1} < N$ .

Toute perturbation de  $(R_{j+1}, R_j)$  par un  $O(p^{N+2V_{j+1}})$  est induite par une perturbation de  $(A, B)$  par un  $O(p^N)$ .

Démonstration par le calcul différentiel

## Une itération dans l'algorithme

**Entrée** : le couple  $(R_{j+1}, R_j)$  à précision  $O(p^{N+2V_{j+1}})$

**Sortie** : le couple  $(R_j, R_{j-1})$  à précision  $O(p^{N+2V_j})$

# Une méthode adaptative

## Lemme clé

On suppose  $2V_{j+1} < N$ .

Toute perturbation de  $(R_{j+1}, R_j)$  par un  $O(p^{N+2V_{j+1}})$  est induite par une perturbation de  $(A, B)$  par un  $O(p^N)$ .

Démonstration par le calcul différentiel

## Une itération dans l'algorithme

**Entrée** : le couple  $(R_{j+1}, R_j)$  à précision  $O(p^{N+2V_{j+1}})$

**Sortie** : le couple  $(R_j, R_{j-1})$  à précision  $O(p^{N+2V_j})$

- 1 relever  $(R_{j+1}, R_j)$  à précision  $O(p^{N+2V_j+2V_{j+1}})$

# Une méthode adaptative

## Lemme clé

On suppose  $2V_{j+1} < N$ .

Toute perturbation de  $(R_{j+1}, R_j)$  par un  $O(p^{N+2V_{j+1}})$  est induite par une perturbation de  $(A, B)$  par un  $O(p^N)$ .

Démonstration par le calcul différentiel

## Une itération dans l'algorithme

**Entrée** : le couple  $(R_{j+1}, R_j)$  à précision  $O(p^{N+2V_{j+1}})$

**Sortie** : le couple  $(R_j, R_{j-1})$  à précision  $O(p^{N+2V_j})$

- 1 relever  $(R_{j+1}, R_j)$  à précision  $O(p^{N+2V_j+2V_{j+1}})$
- 2 calculer  $R_{j-1}$  à précision  $O(p^{N+2V_j})$

# Une méthode adaptative

## Lemme clé

On suppose  $2V_{j+1} < N$ .

Toute perturbation de  $(R_{j+1}, R_j)$  par un  $O(p^{N+2V_{j+1}})$  est induite par une perturbation de  $(A, B)$  par un  $O(p^N)$ .

Démonstration par le calcul différentiel

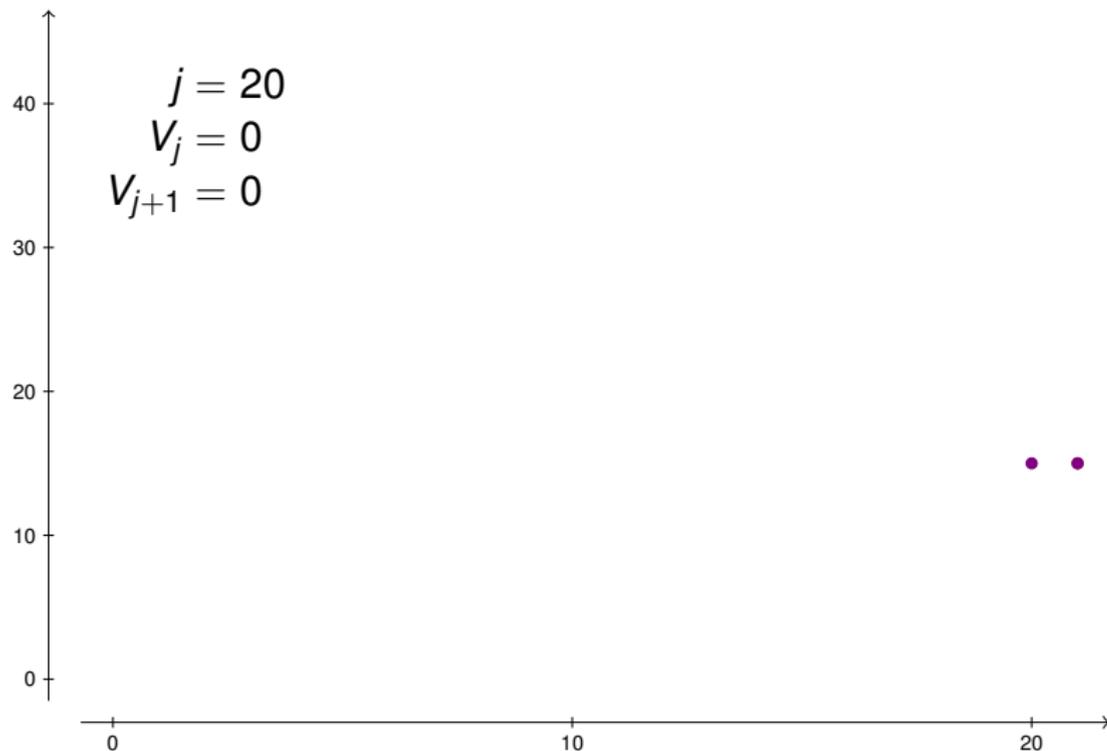
## Une itération dans l'algorithme

**Entrée** : le couple  $(R_{j+1}, R_j)$  à précision  $O(p^{N+2V_{j+1}})$

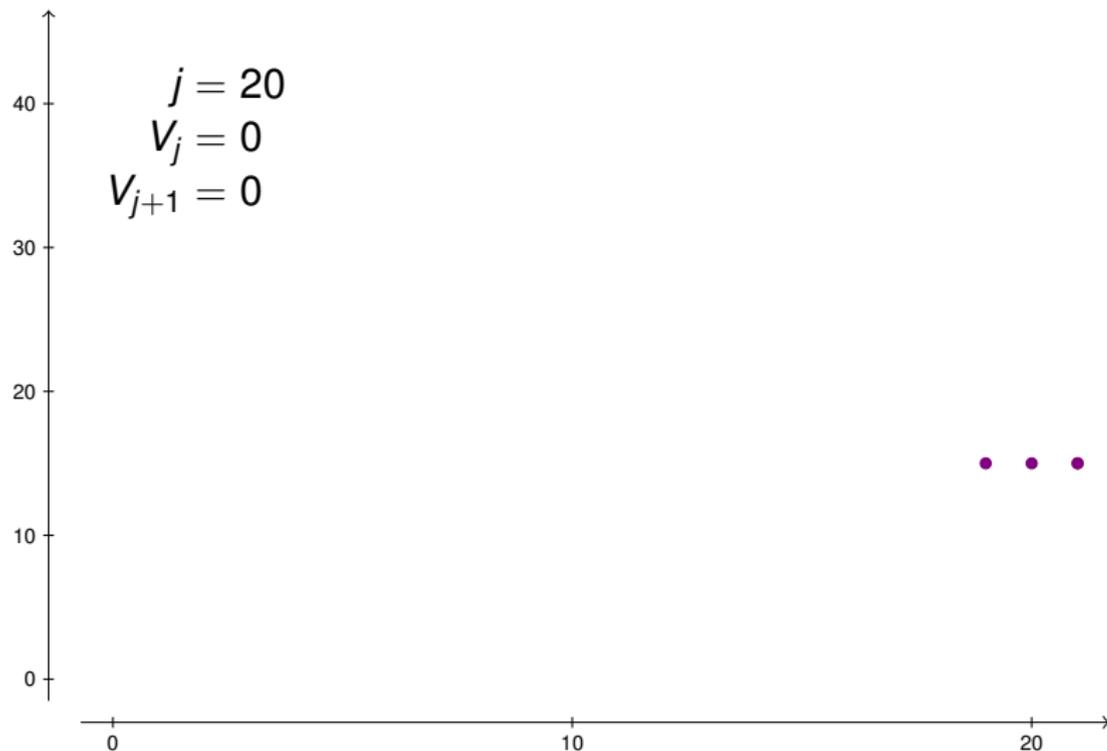
**Sortie** : le couple  $(R_j, R_{j-1})$  à précision  $O(p^{N+2V_j})$

- 1 relever  $(R_{j+1}, R_j)$  à précision  $O(p^{N+2V_j+2V_{j+1}})$
- 2 calculer  $R_{j-1}$  à précision  $O(p^{N+2V_j})$
- 3 renvoyer  $(R_j, R_{j-1})$  à précision  $O(p^{N+2V_j})$

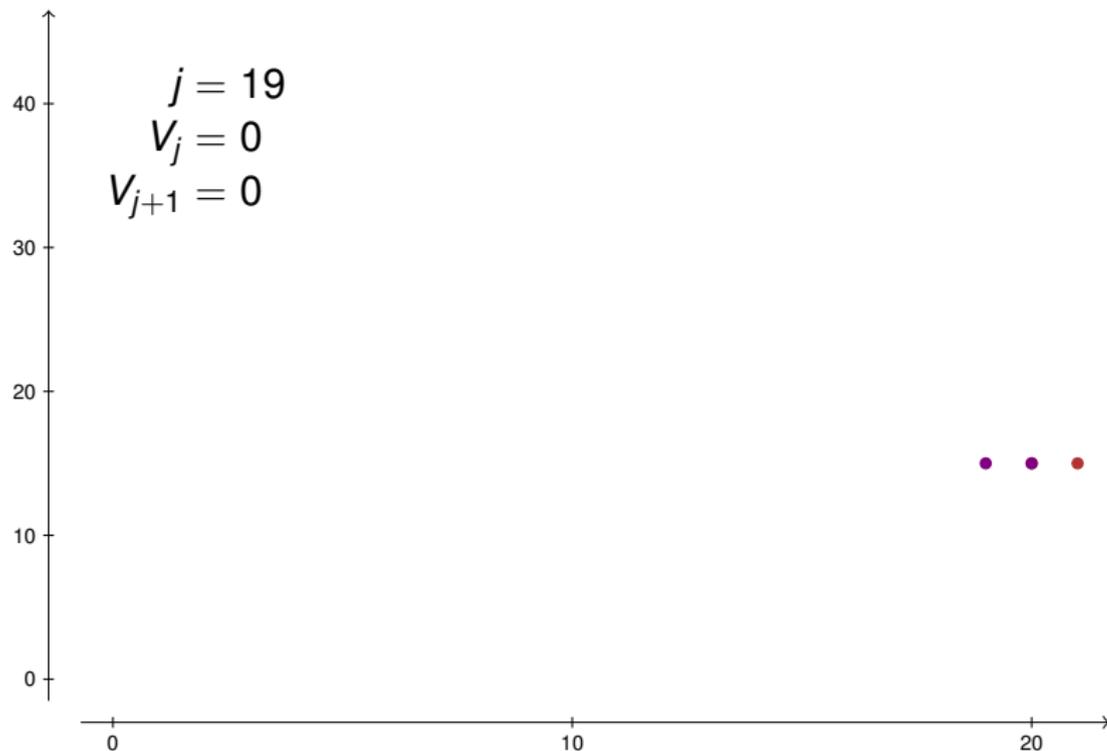
# Une méthode adaptative



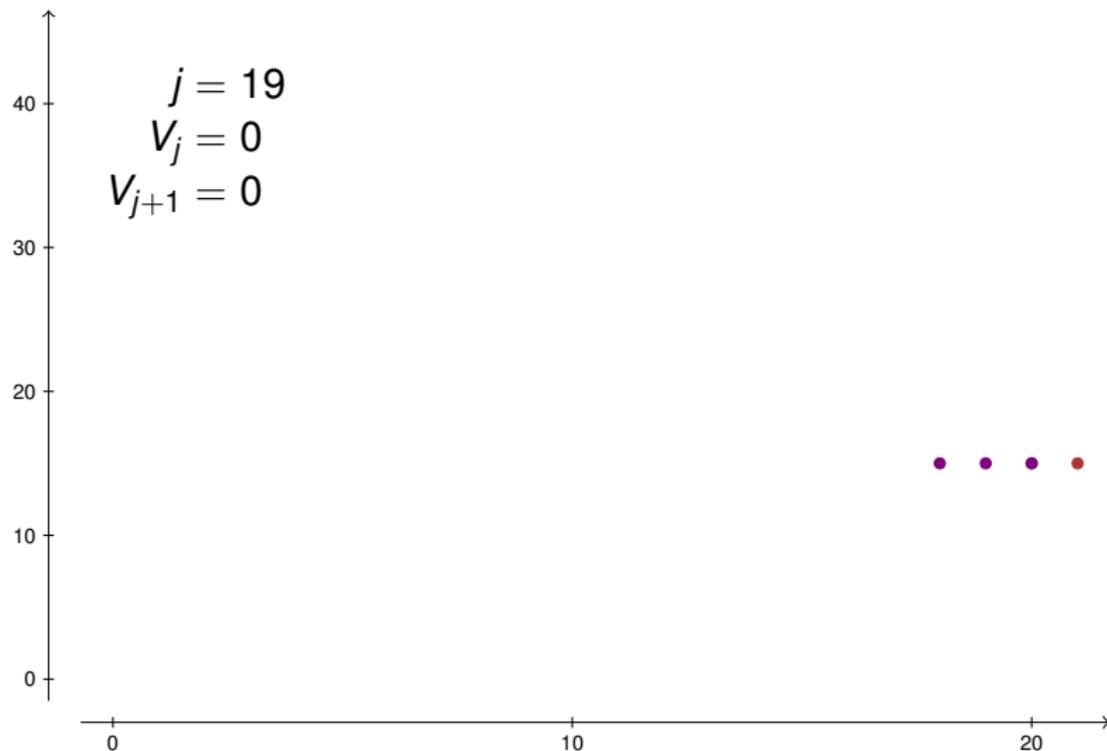
# Une méthode adaptative



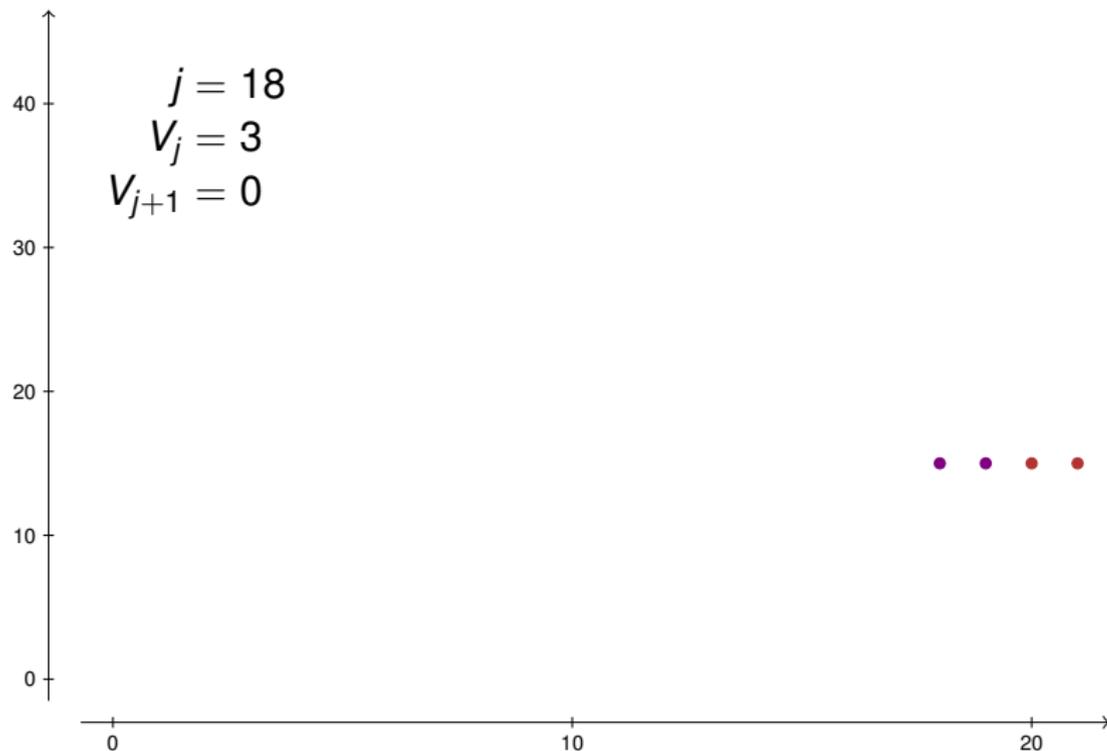
# Une méthode adaptative



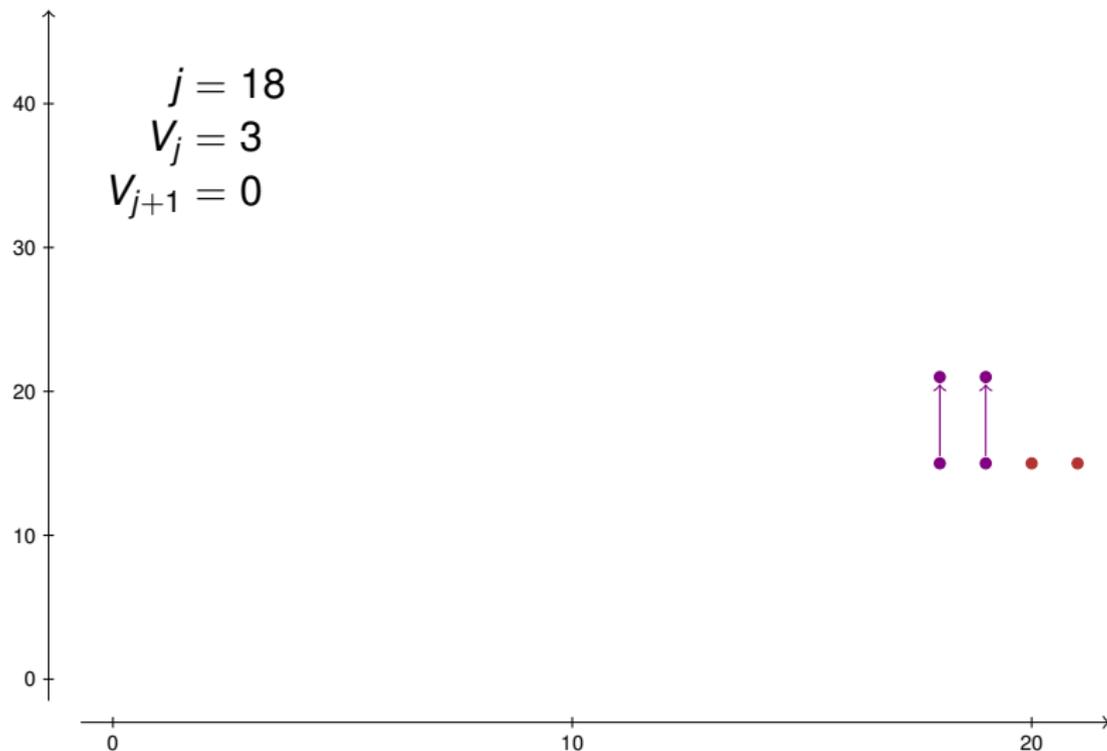
# Une méthode adaptative



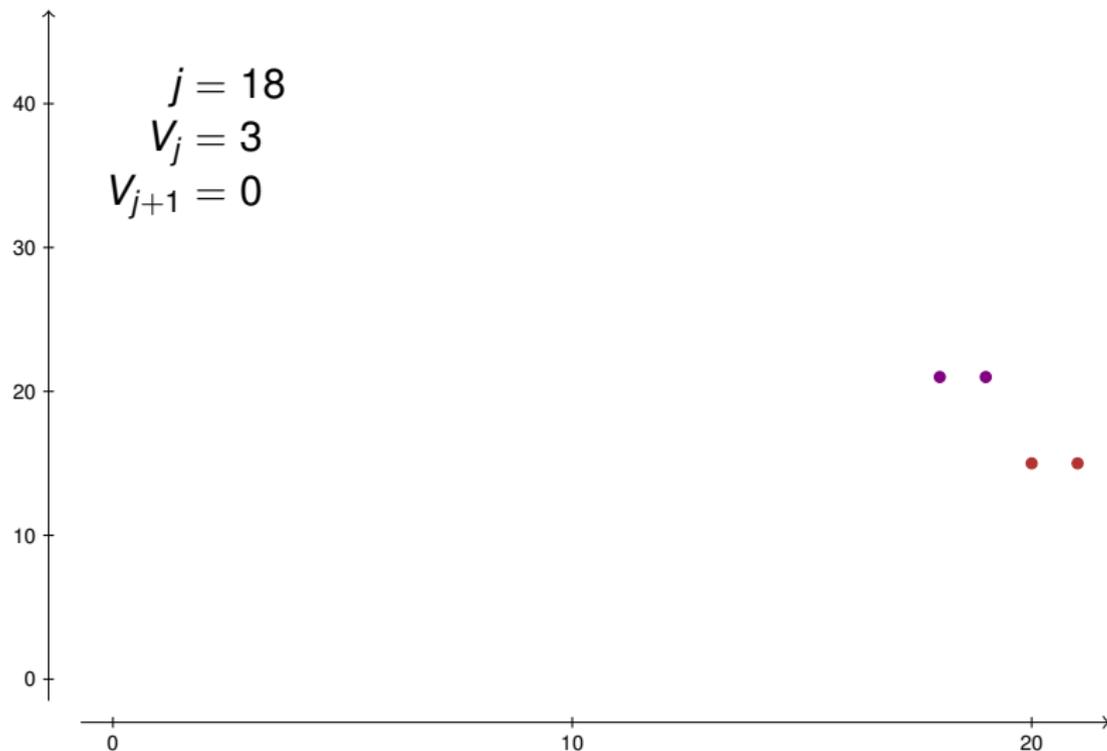
# Une méthode adaptative



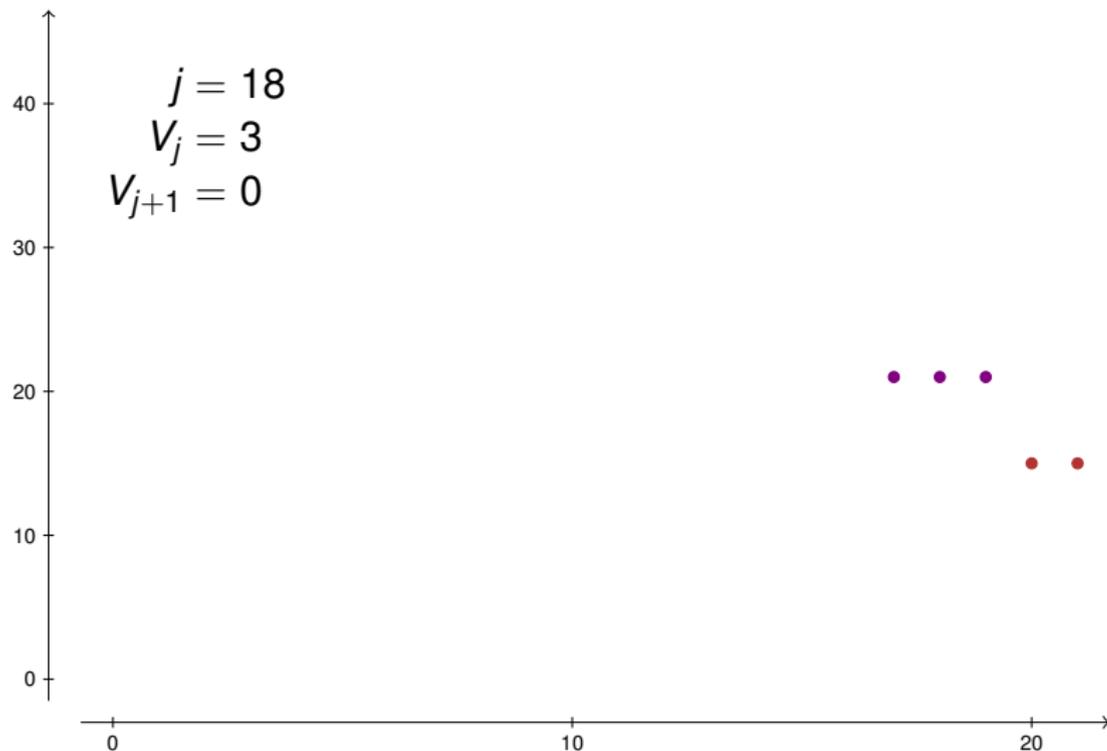
# Une méthode adaptative



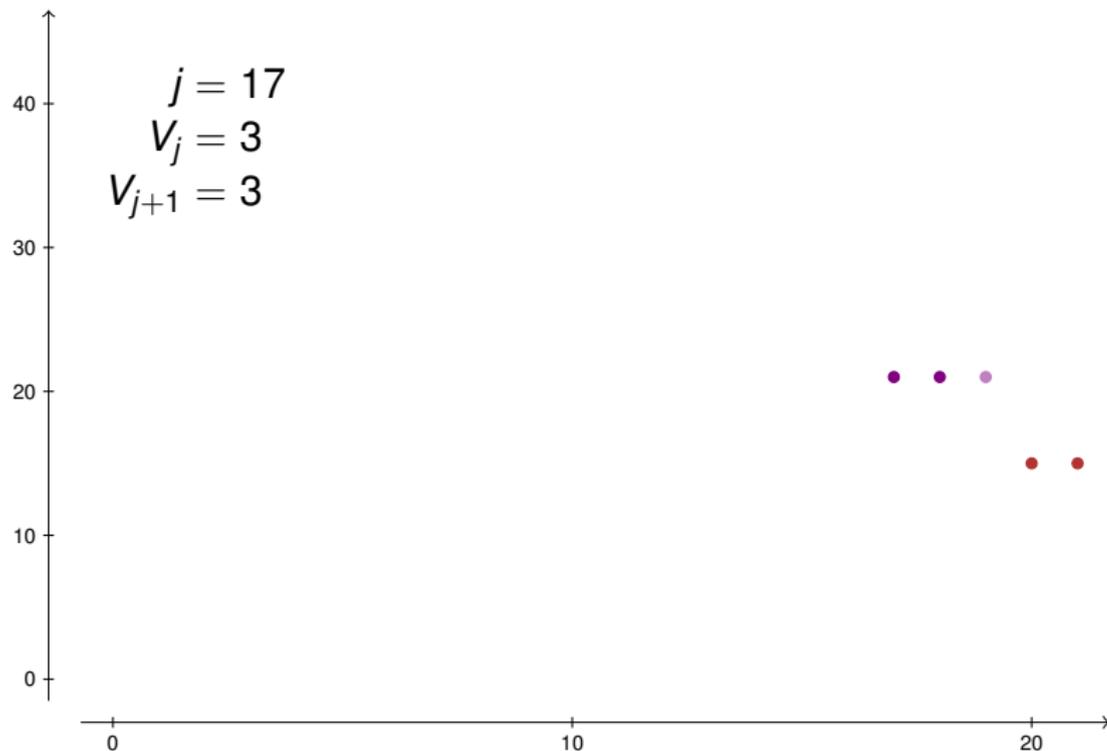
# Une méthode adaptative



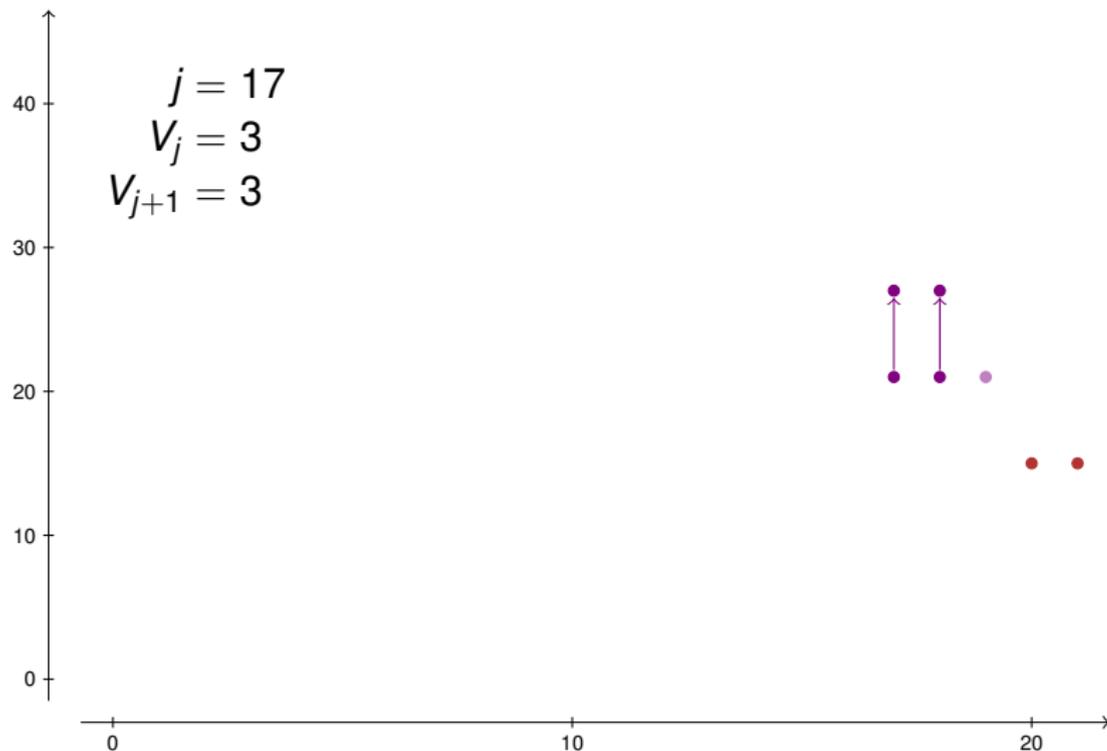
# Une méthode adaptative



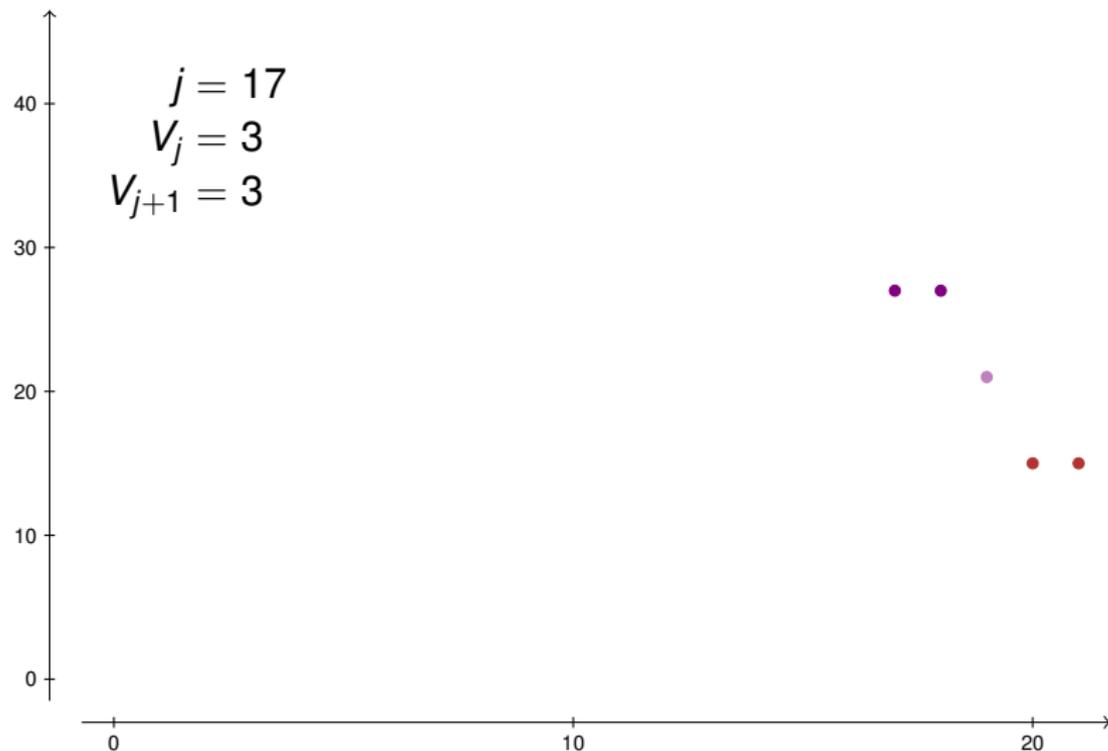
# Une méthode adaptative



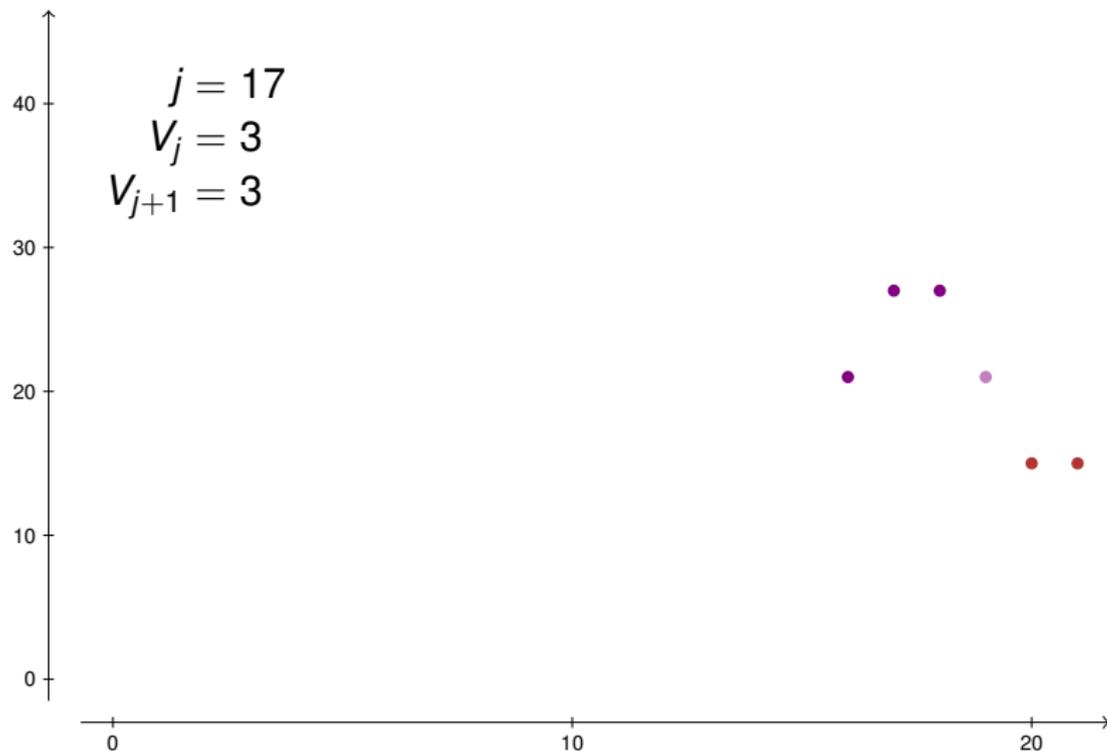
# Une méthode adaptative



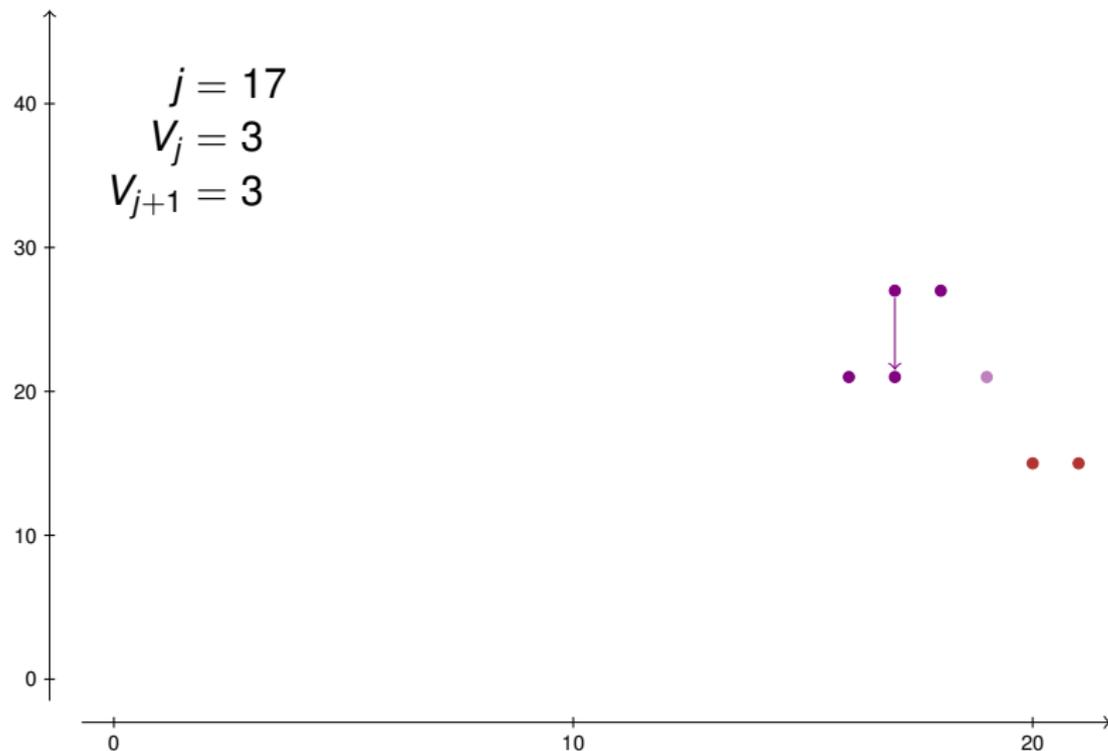
# Une méthode adaptative



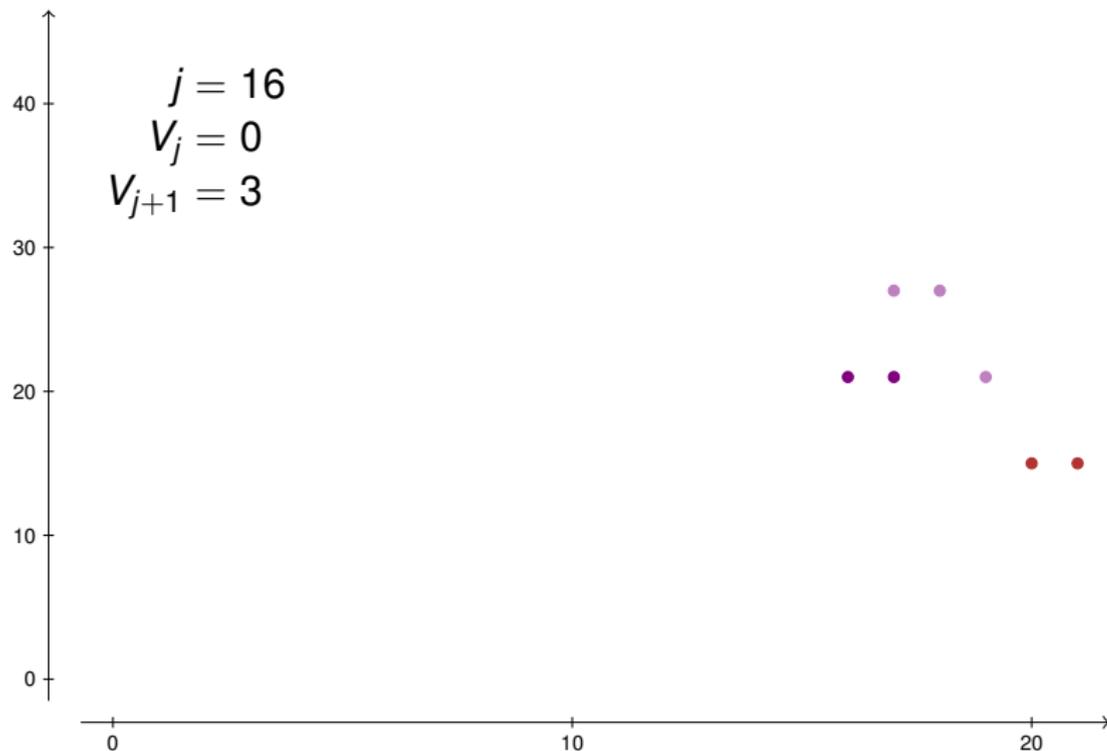
# Une méthode adaptative



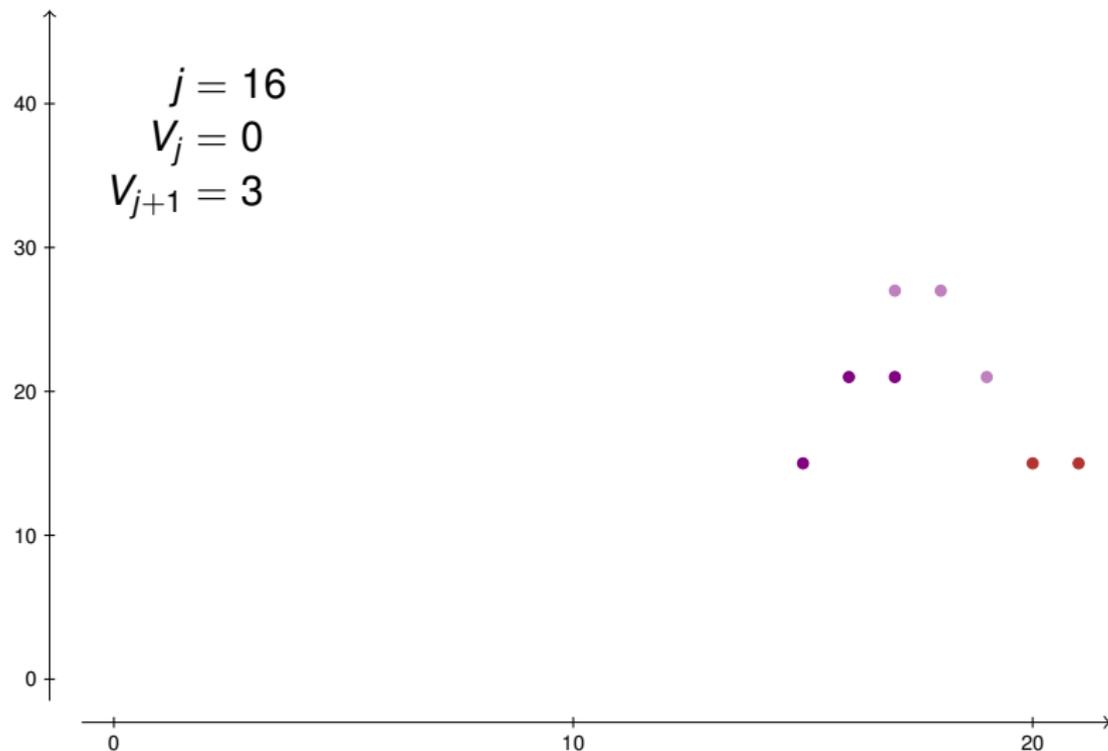
# Une méthode adaptative



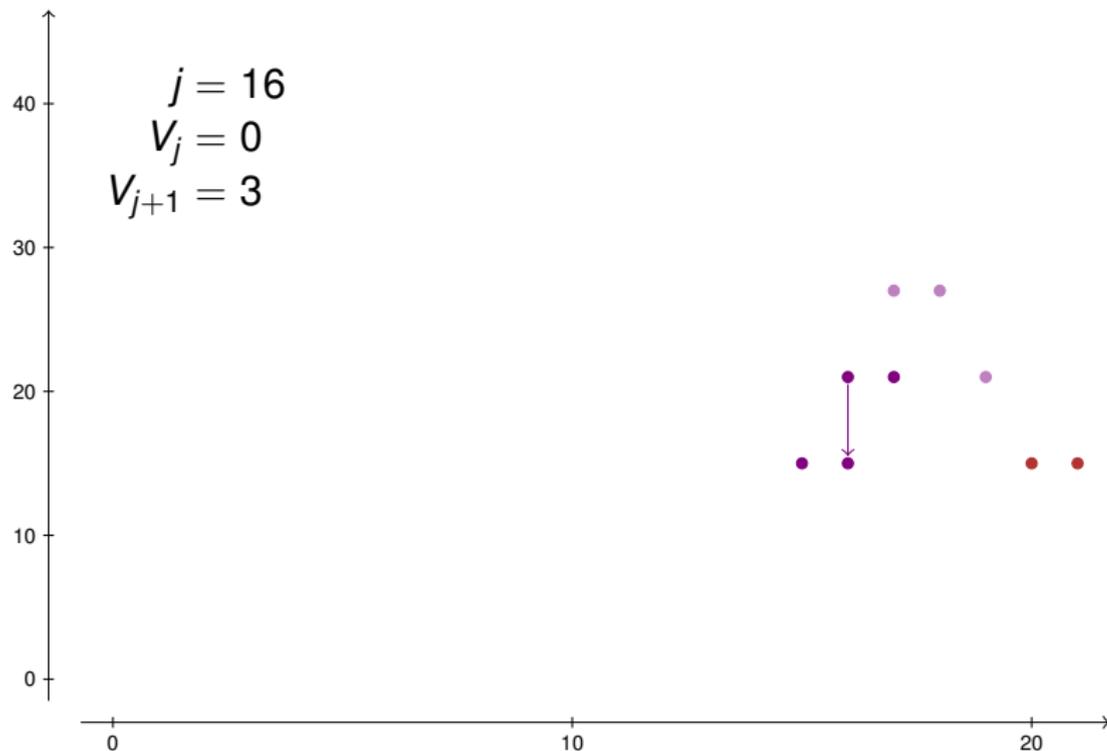
# Une méthode adaptative



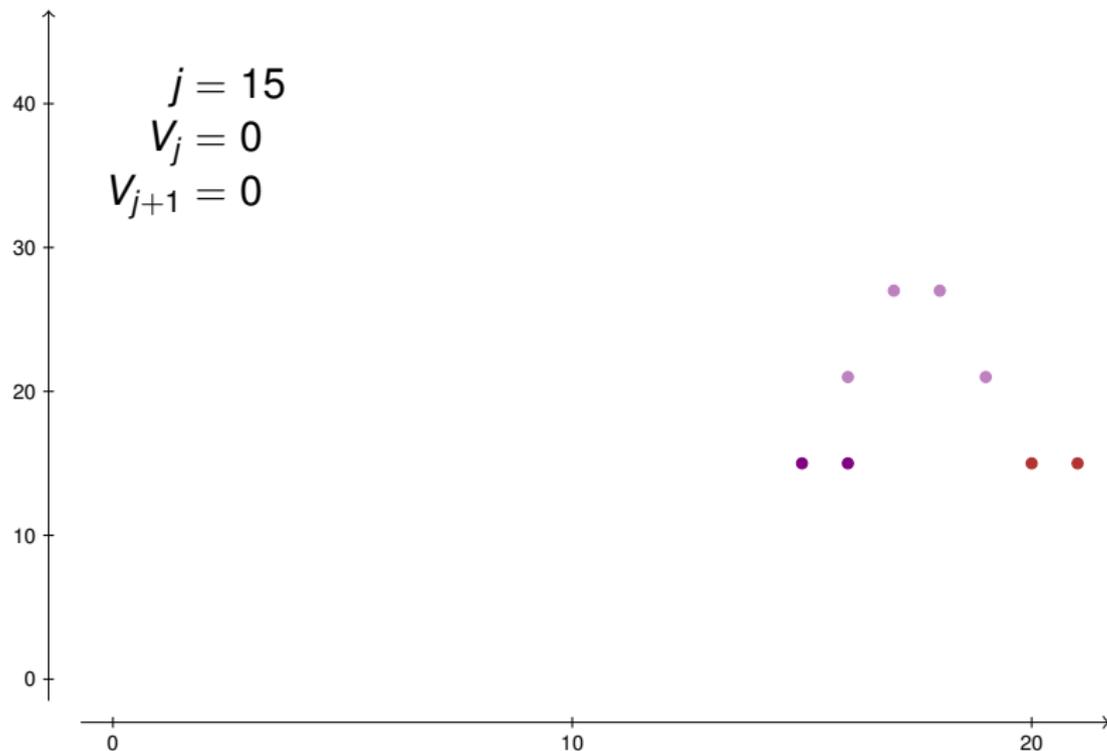
# Une méthode adaptative



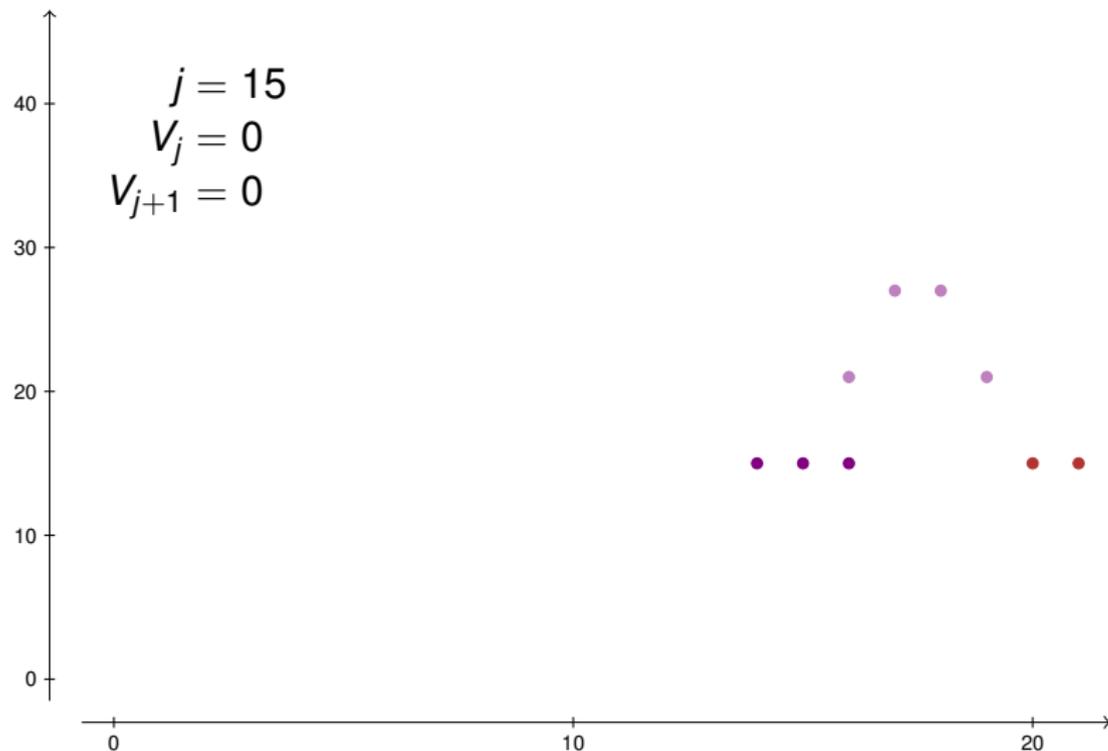
# Une méthode adaptative



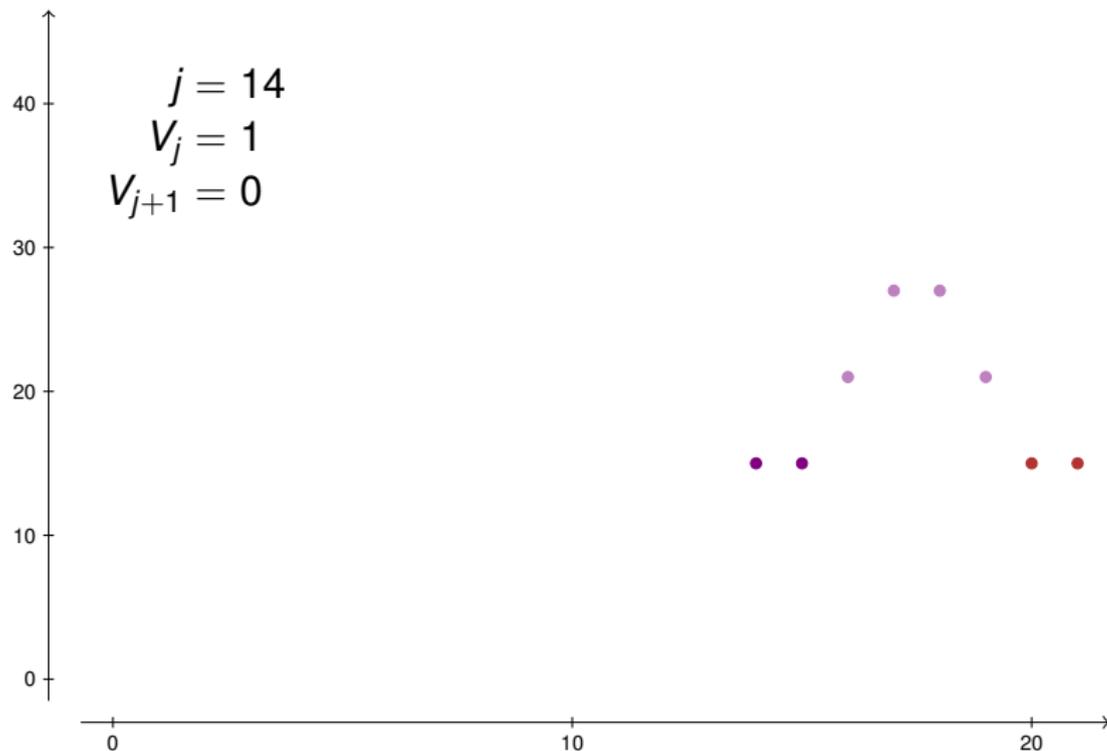
# Une méthode adaptative



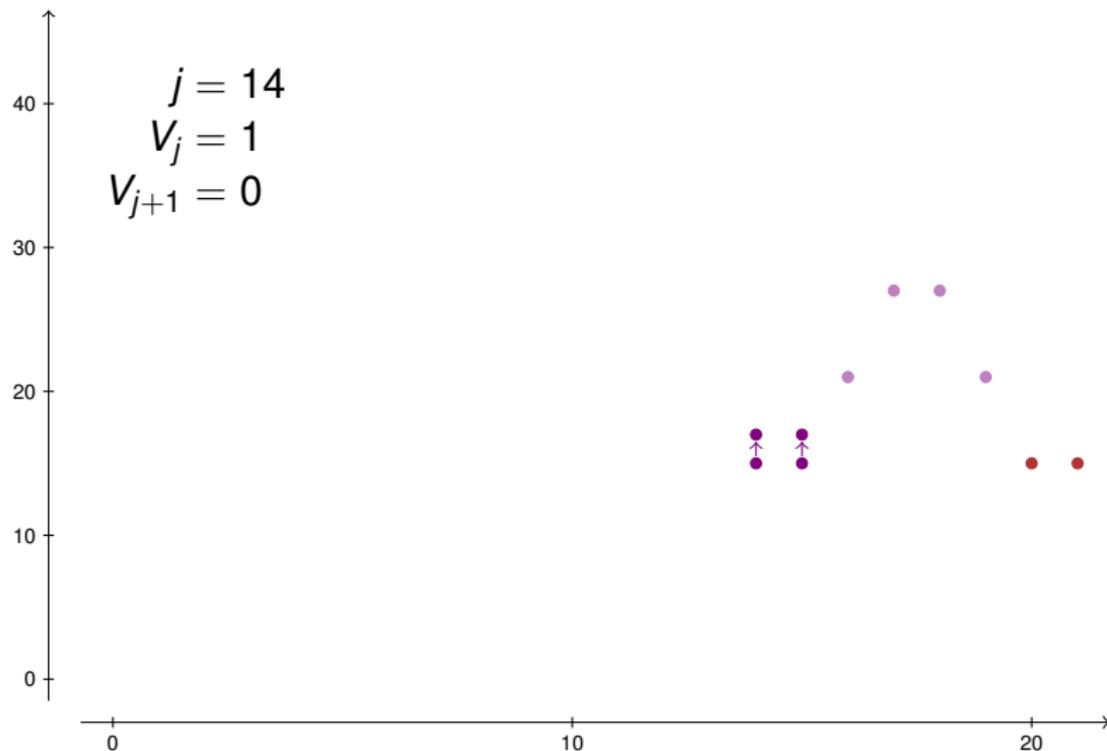
# Une méthode adaptative



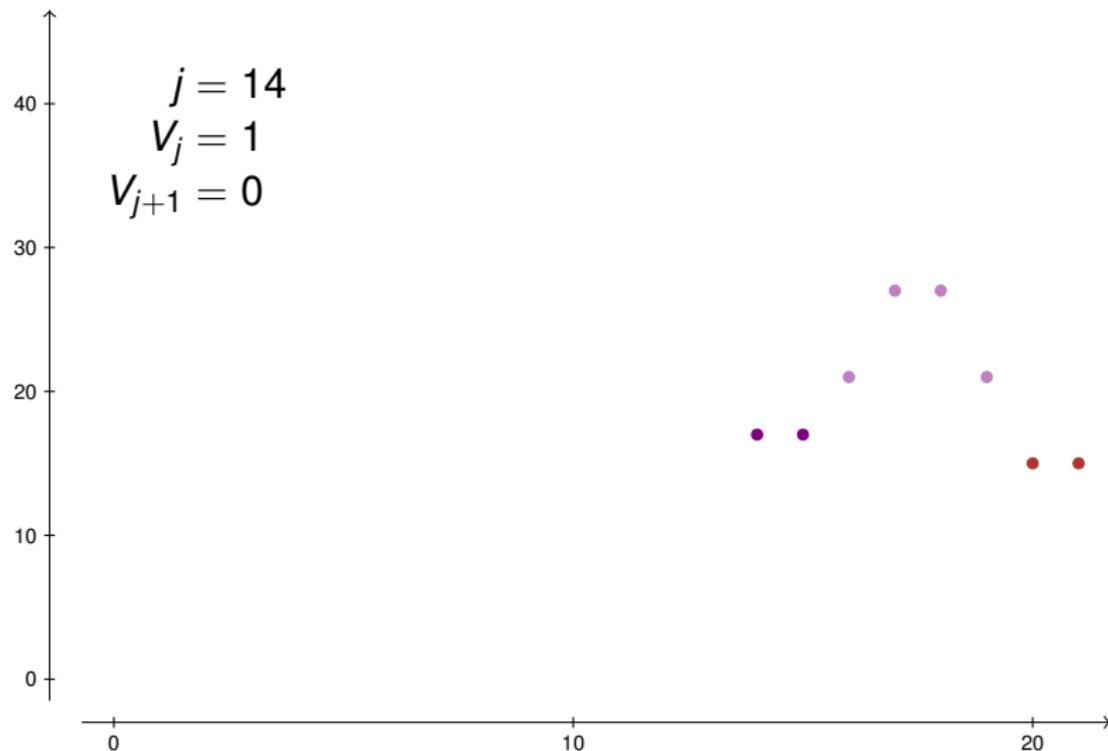
# Une méthode adaptative



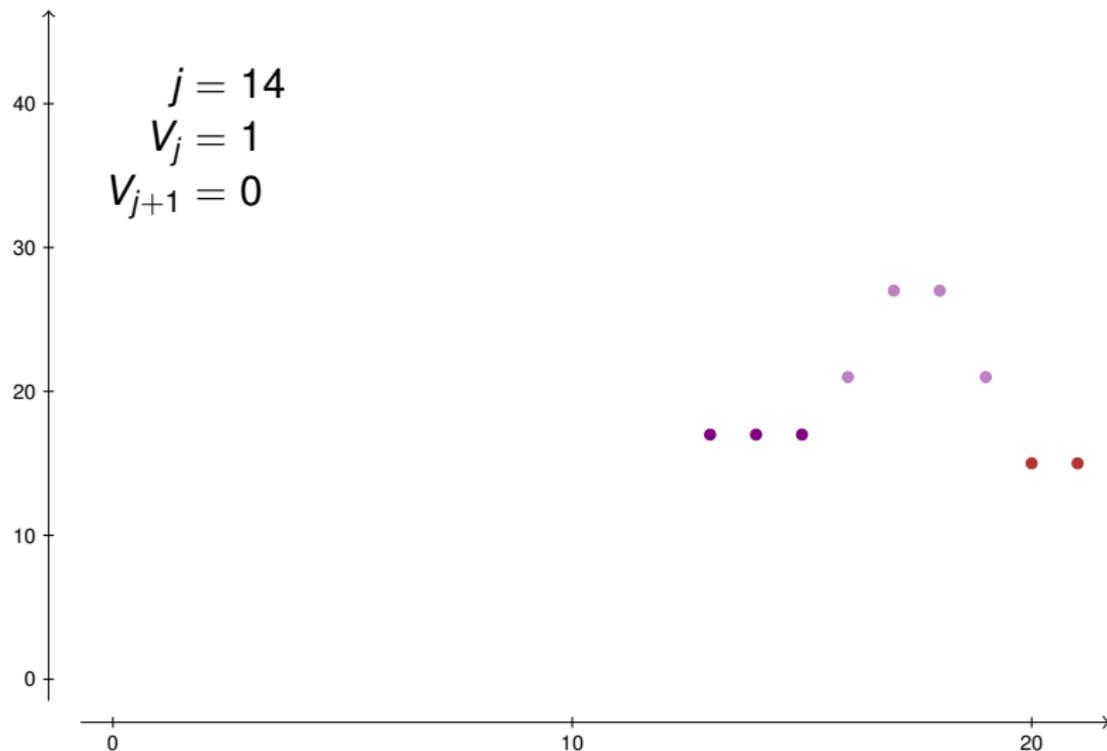
# Une méthode adaptative



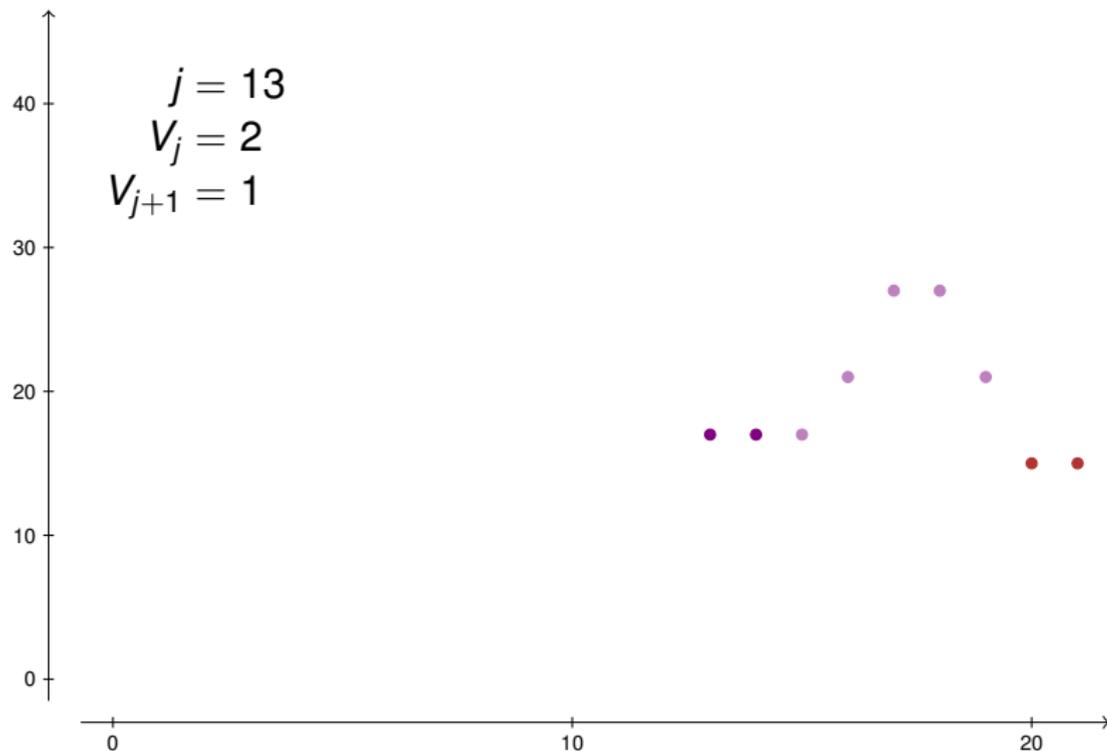
# Une méthode adaptative



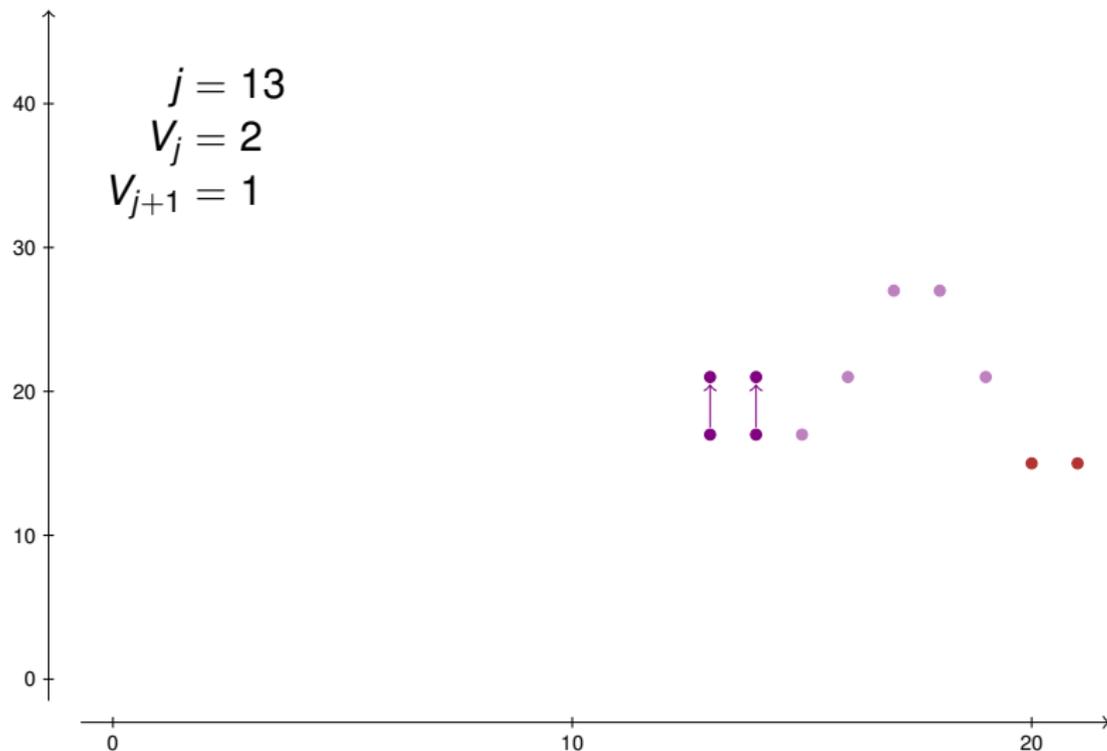
# Une méthode adaptative



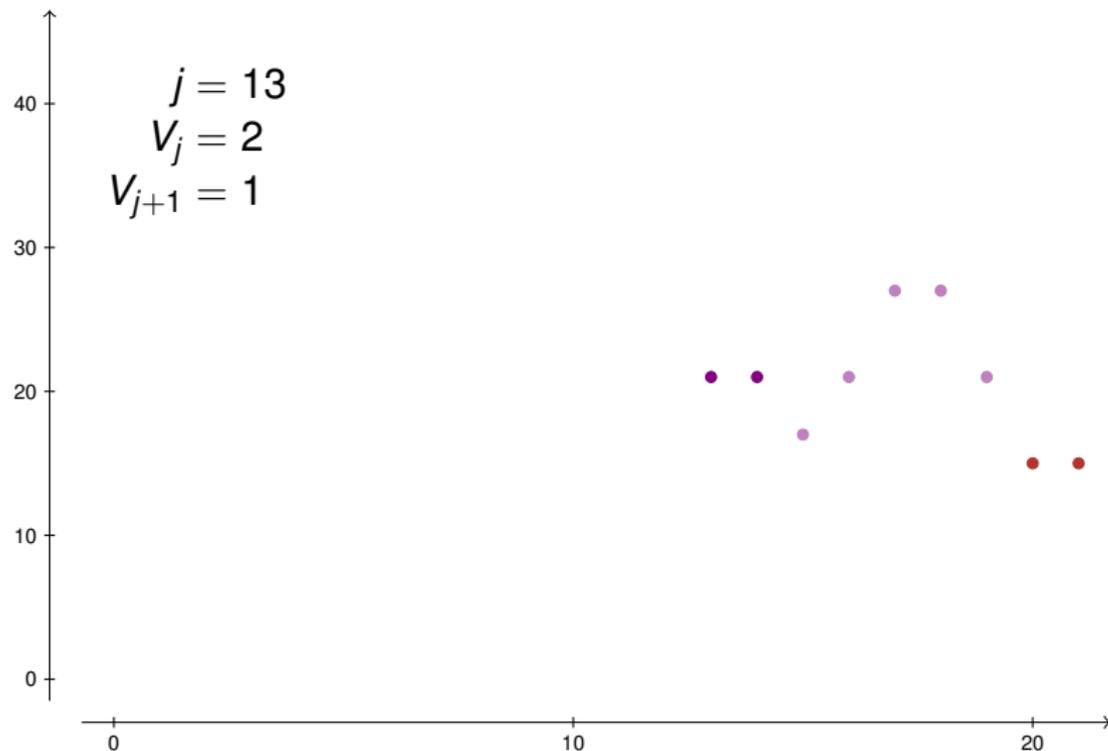
# Une méthode adaptative



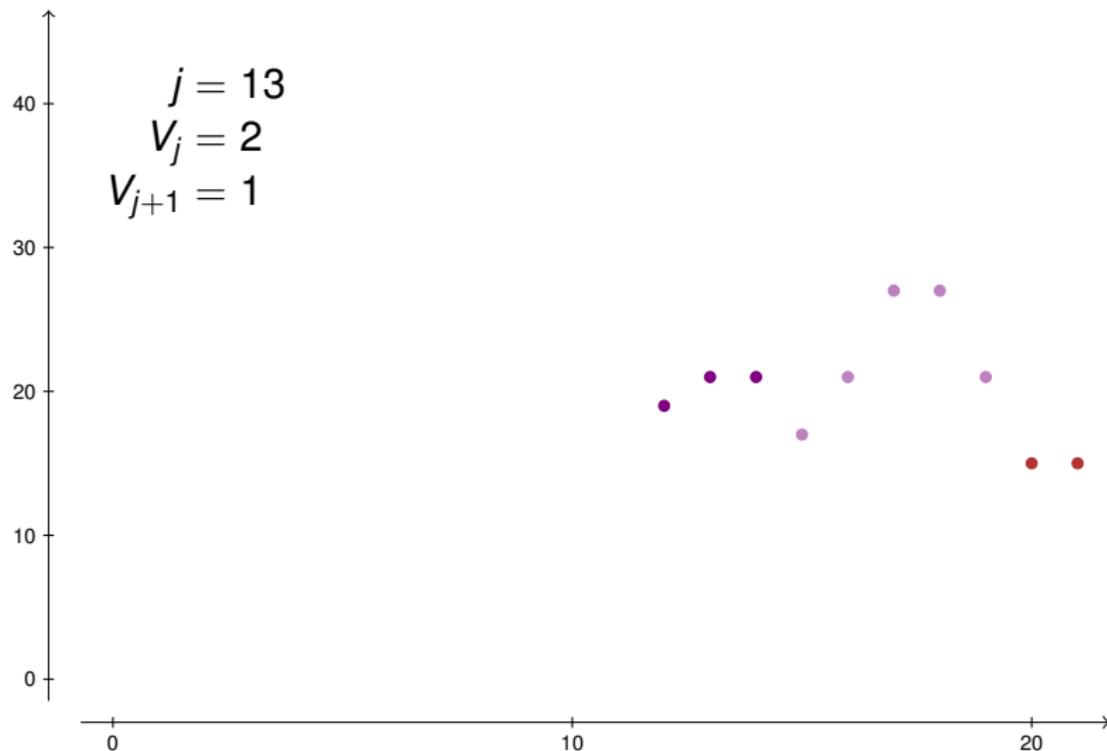
# Une méthode adaptative



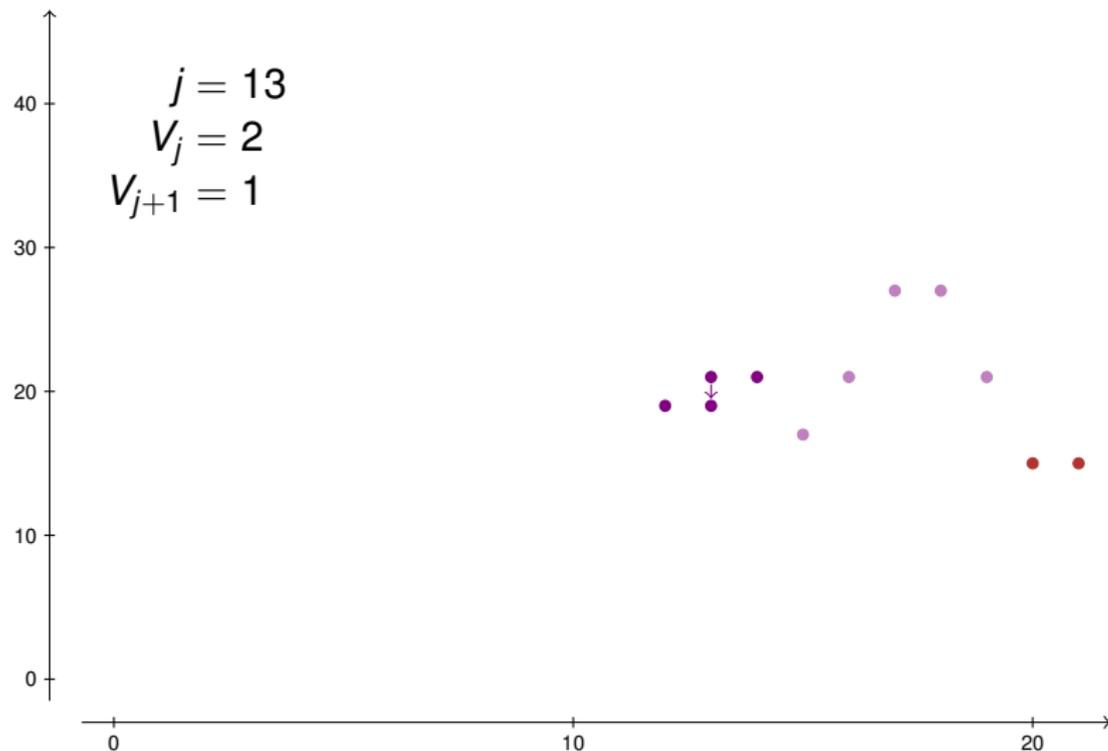
# Une méthode adaptative



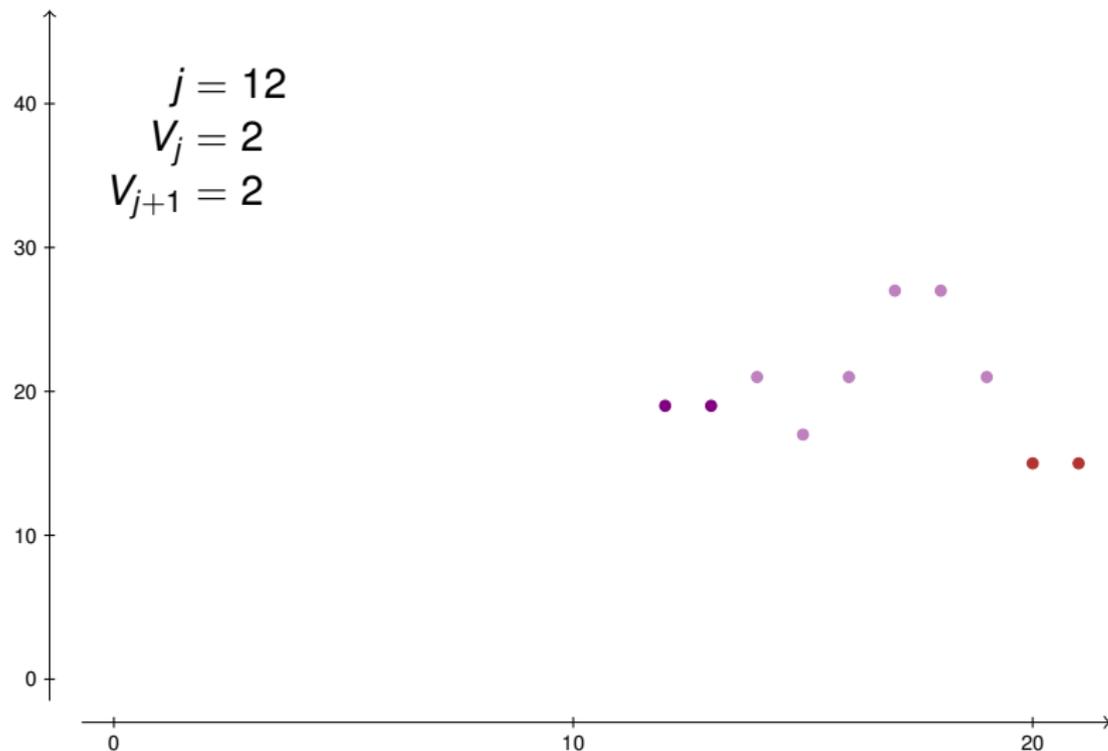
# Une méthode adaptative



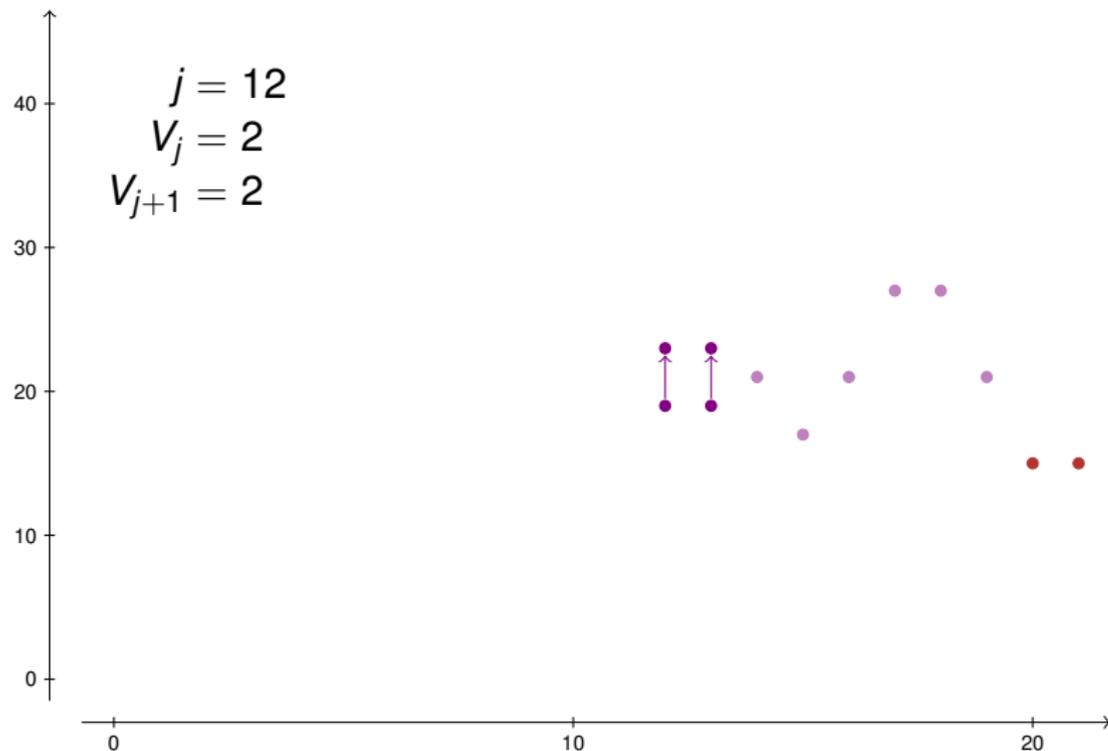
# Une méthode adaptative



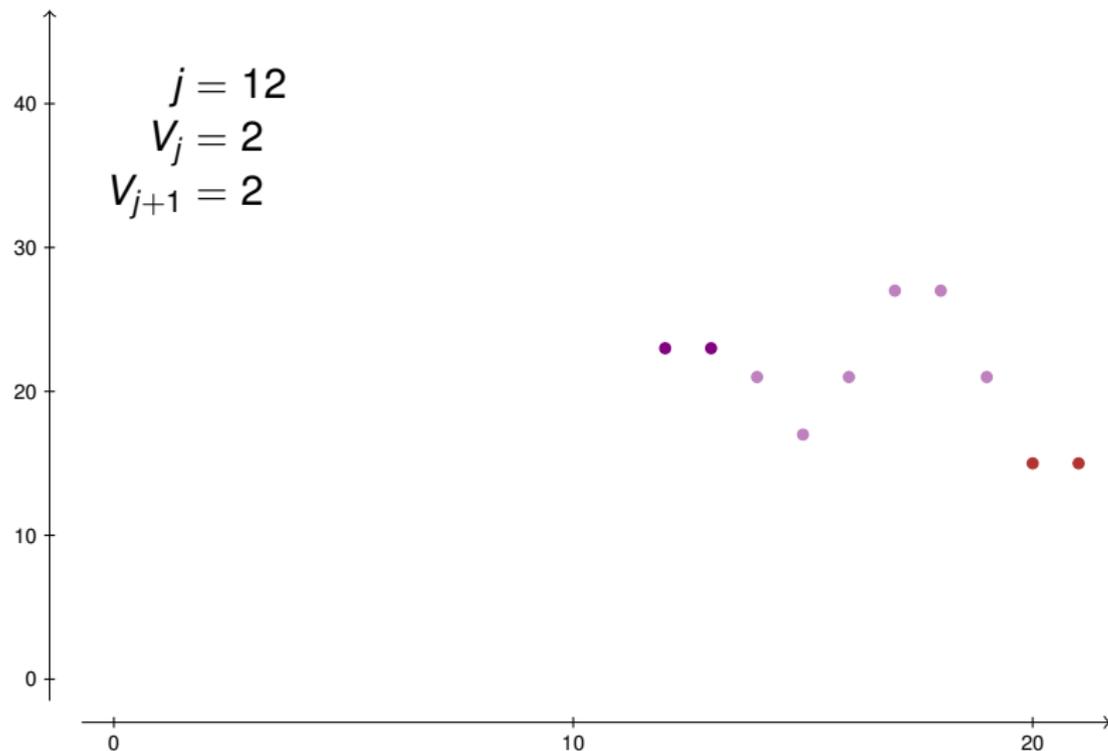
# Une méthode adaptative



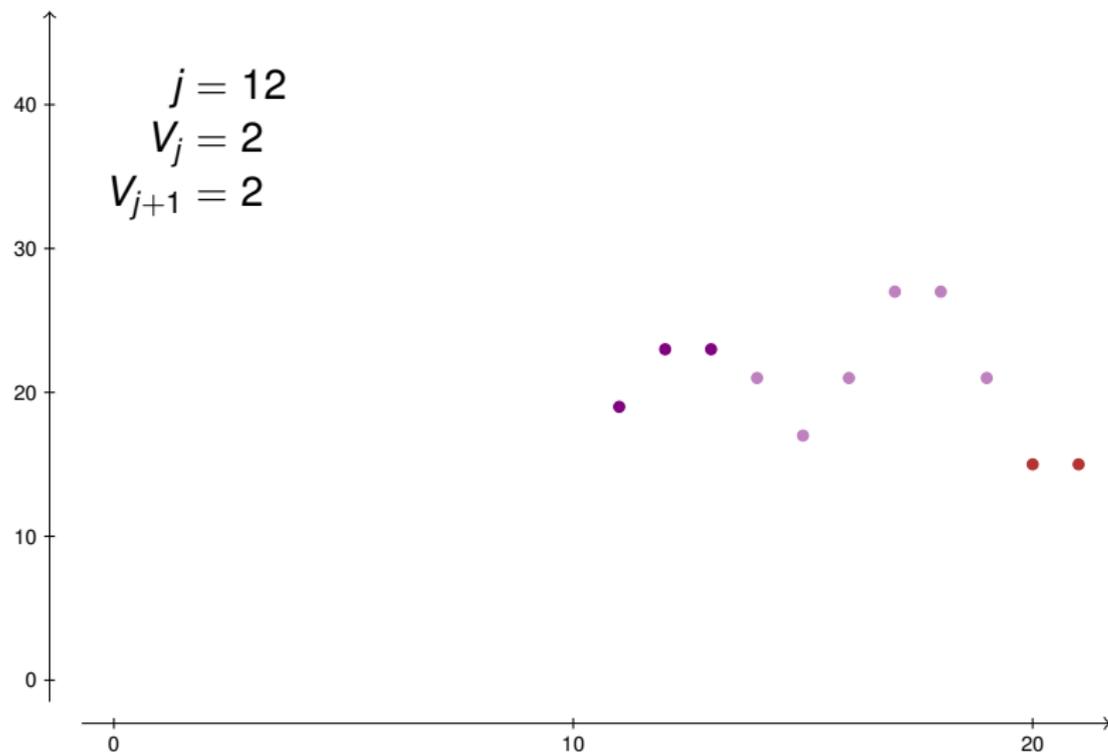
# Une méthode adaptative



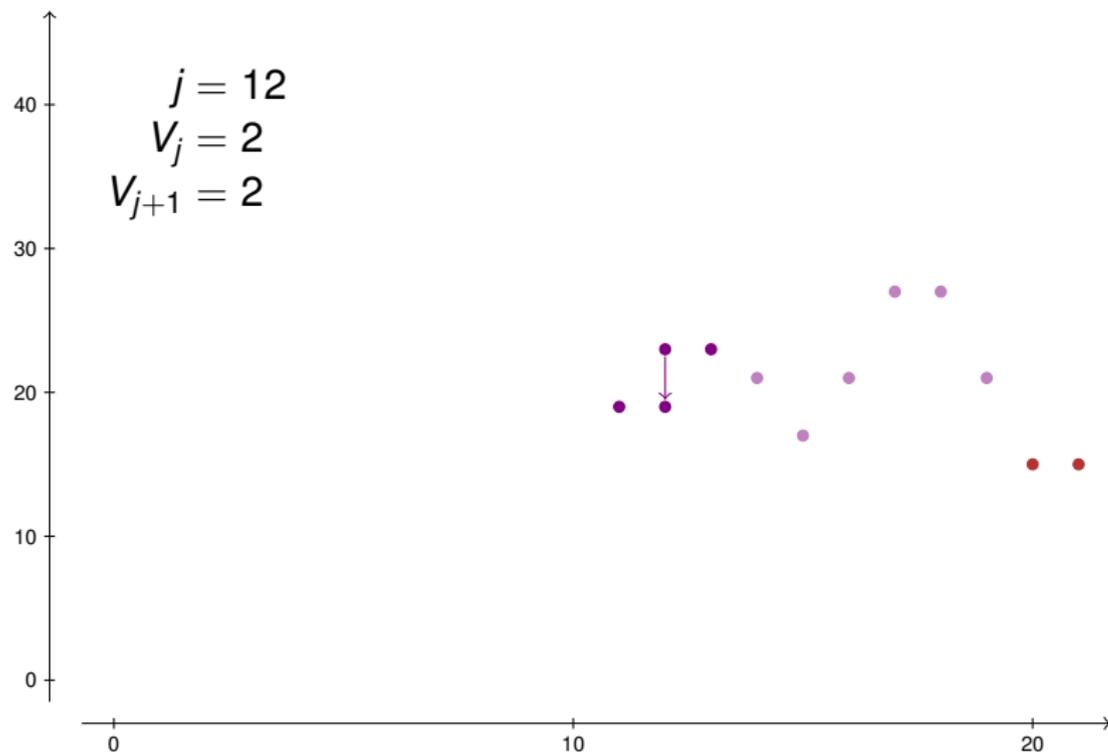
# Une méthode adaptative



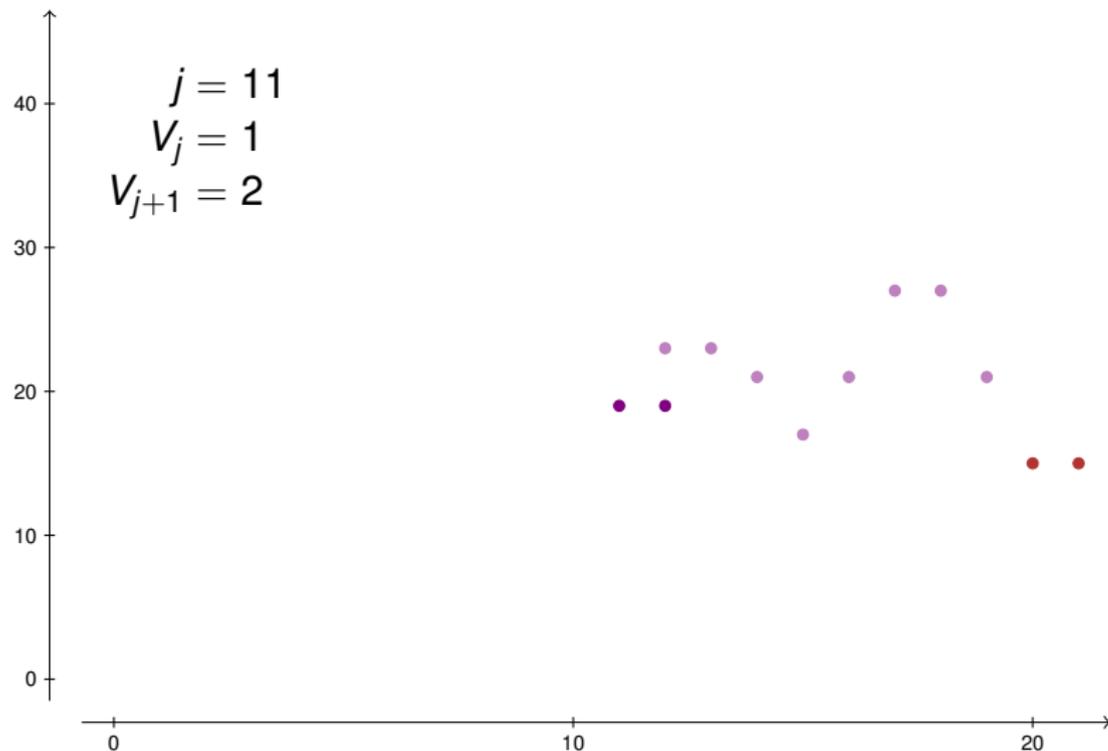
# Une méthode adaptative



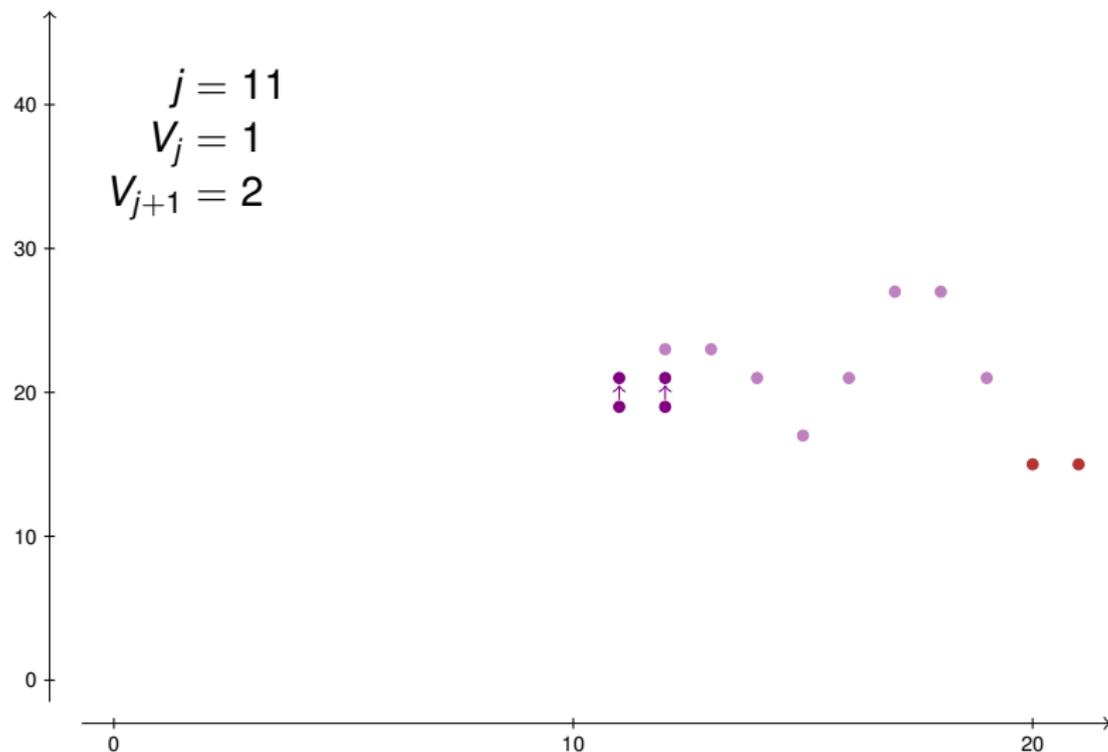
# Une méthode adaptative



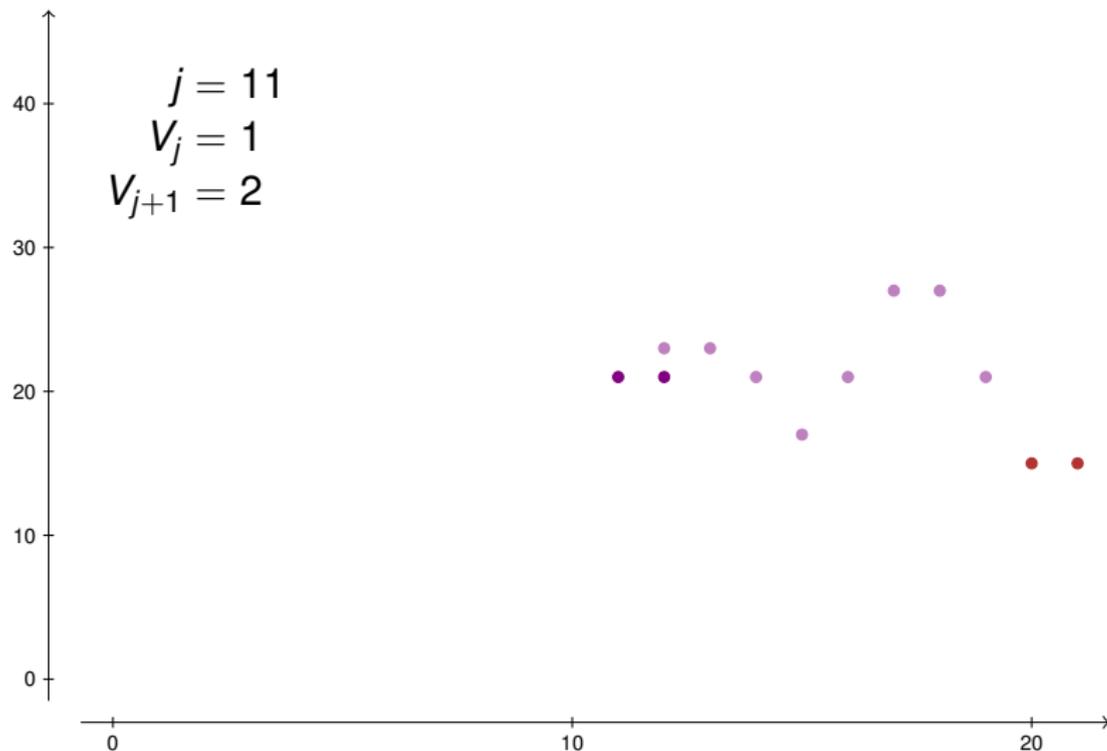
# Une méthode adaptative



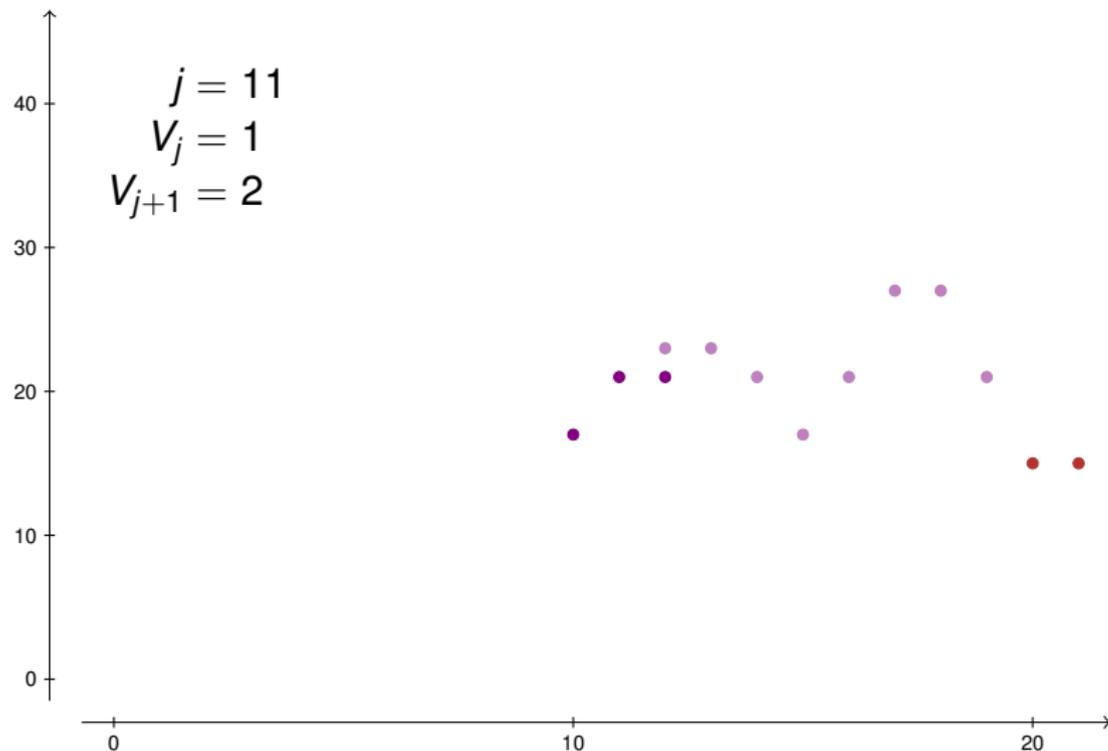
# Une méthode adaptative



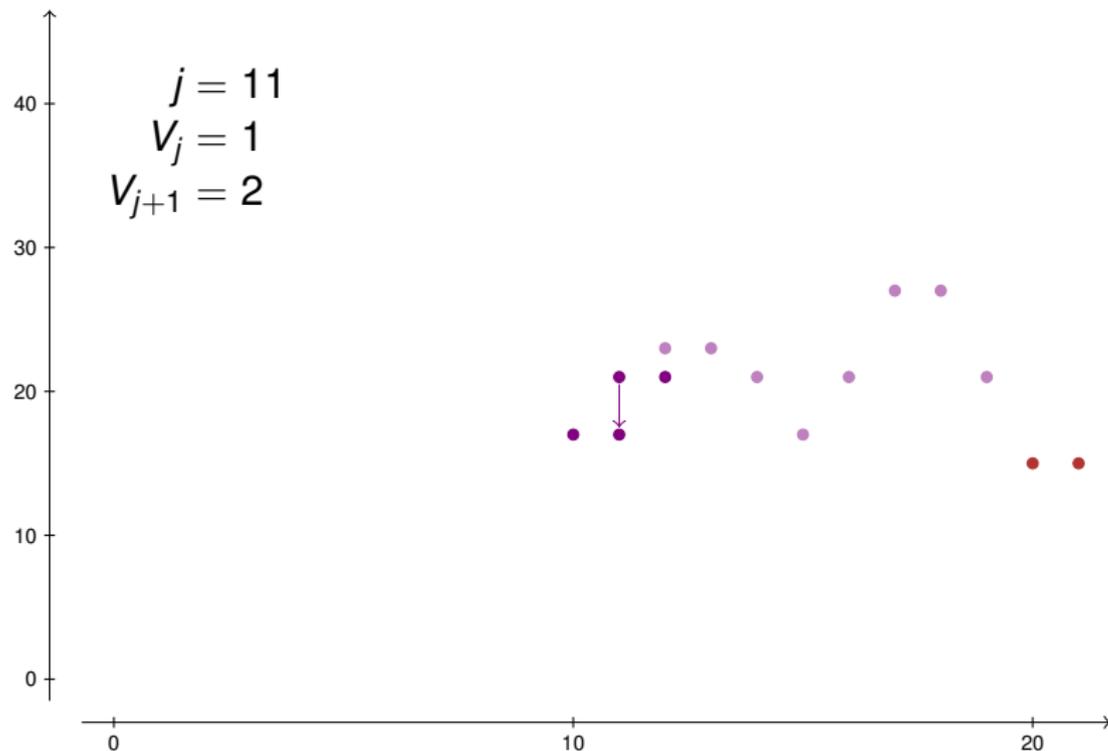
# Une méthode adaptative



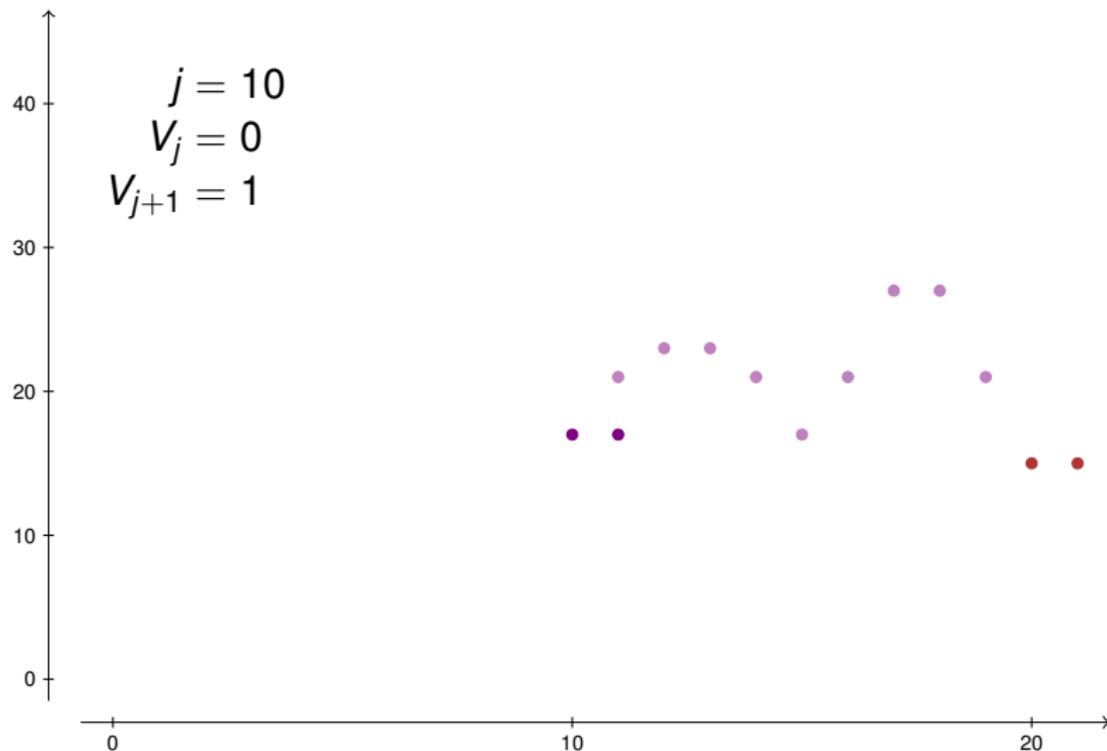
# Une méthode adaptative



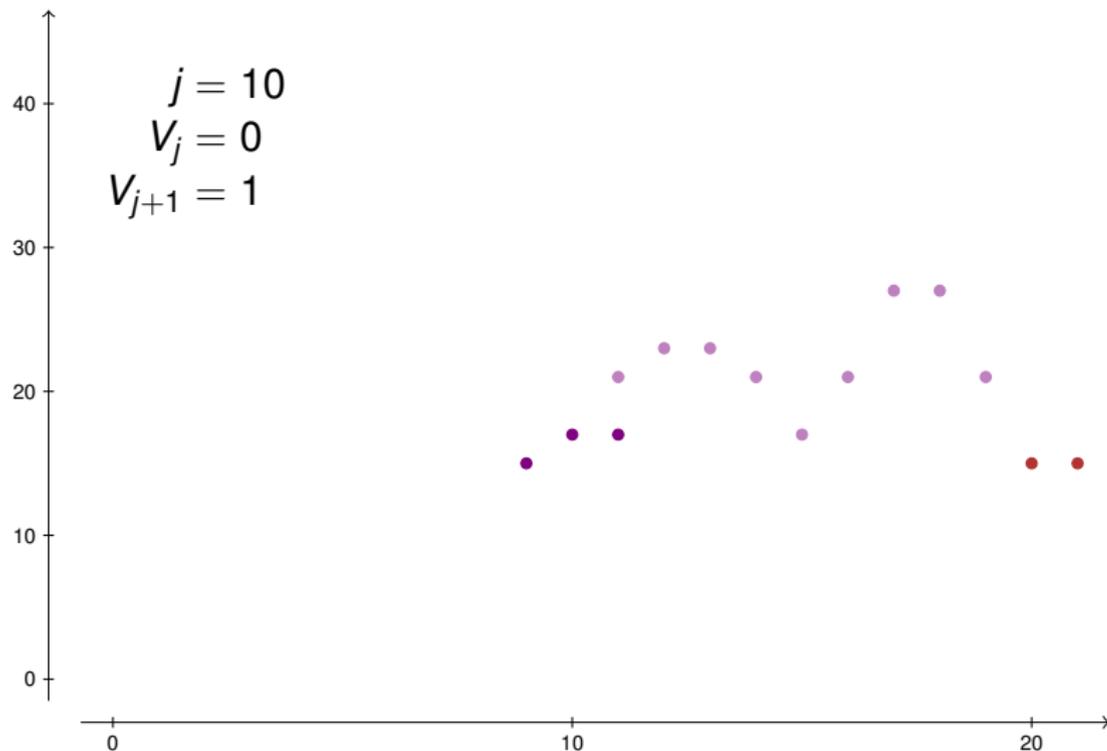
# Une méthode adaptative



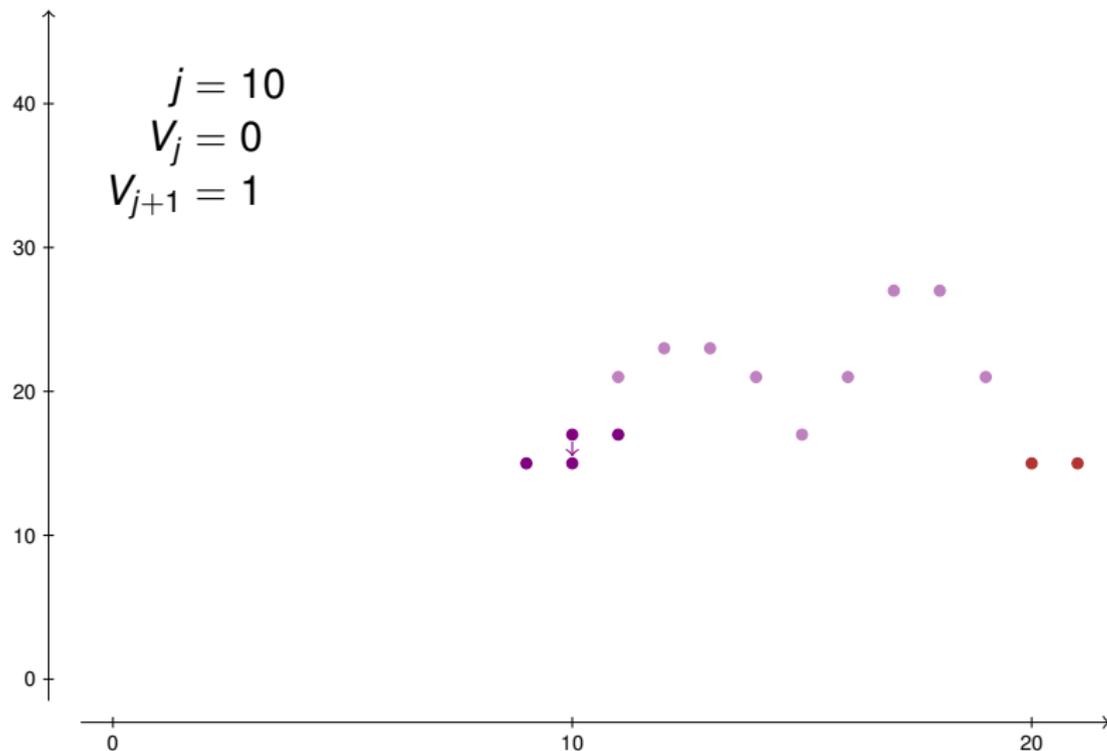
# Une méthode adaptative



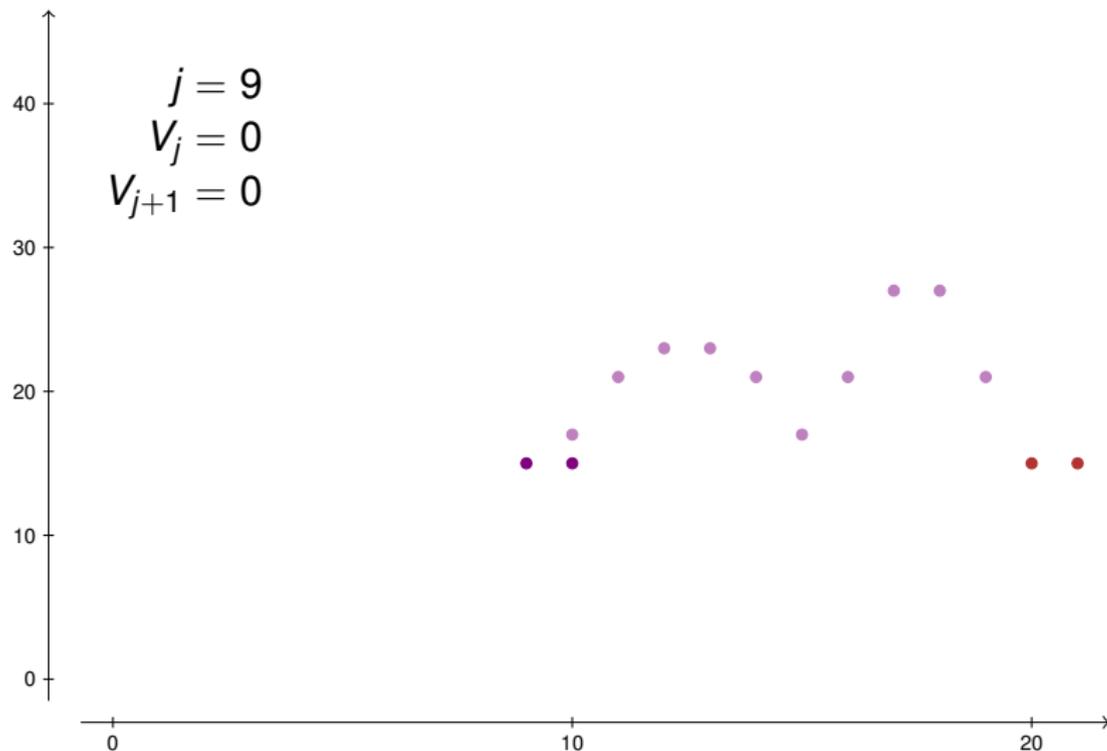
# Une méthode adaptative



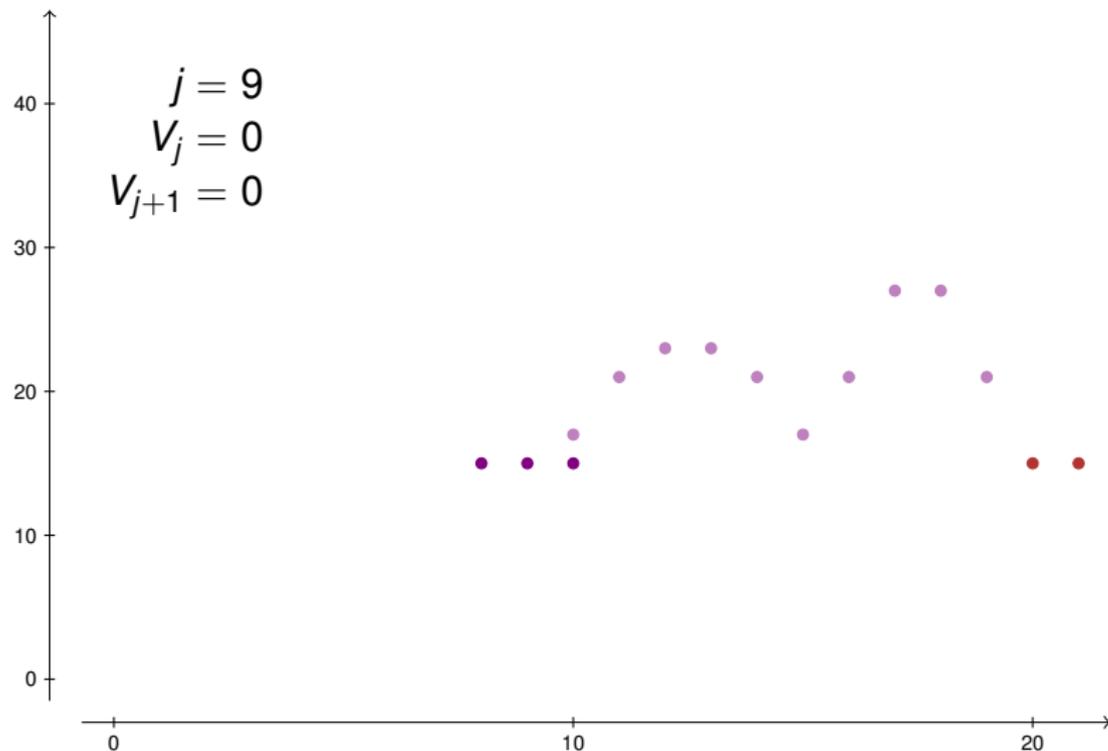
# Une méthode adaptative



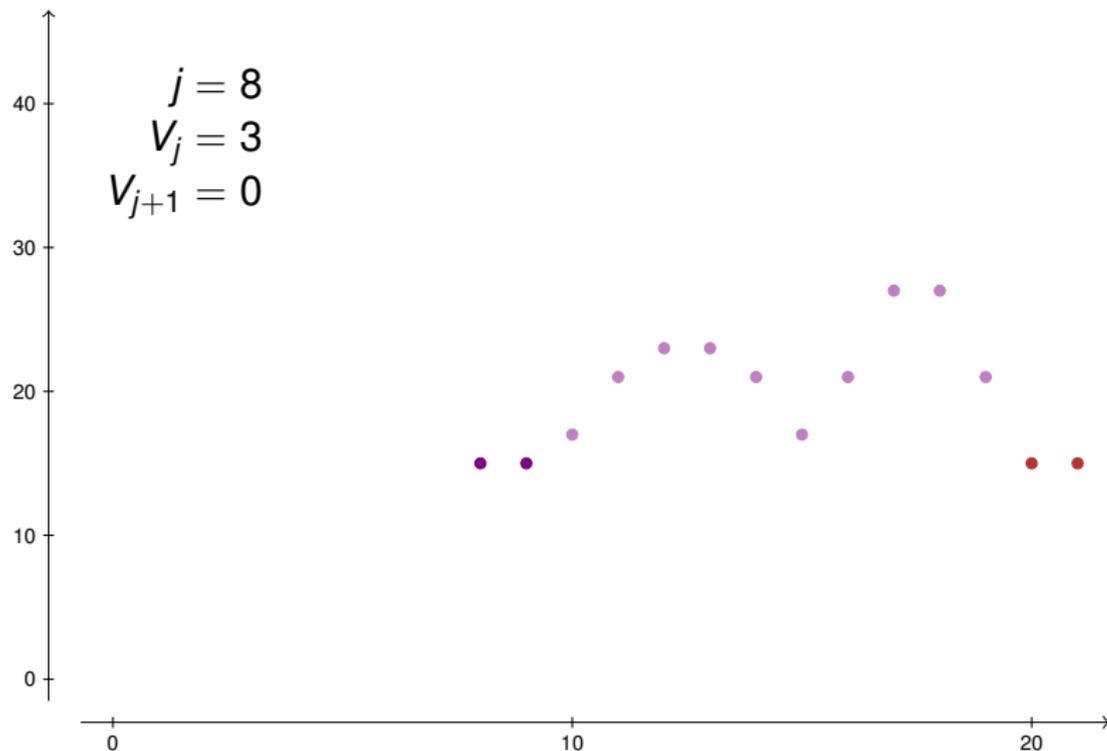
# Une méthode adaptative



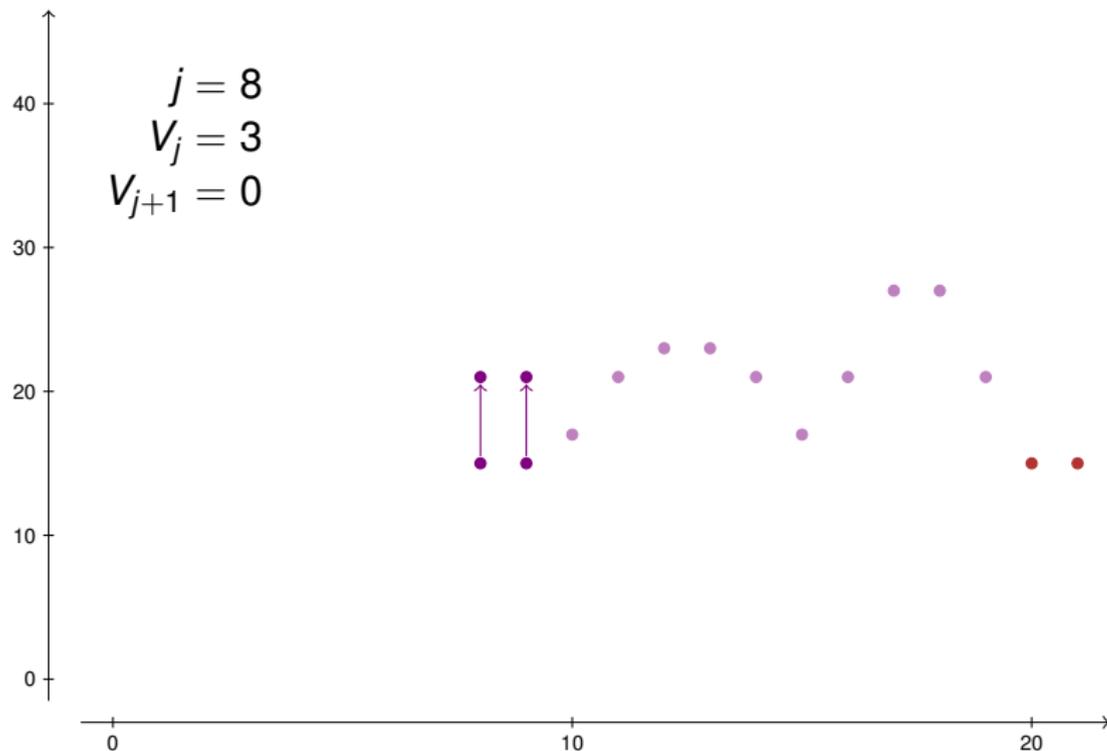
# Une méthode adaptative



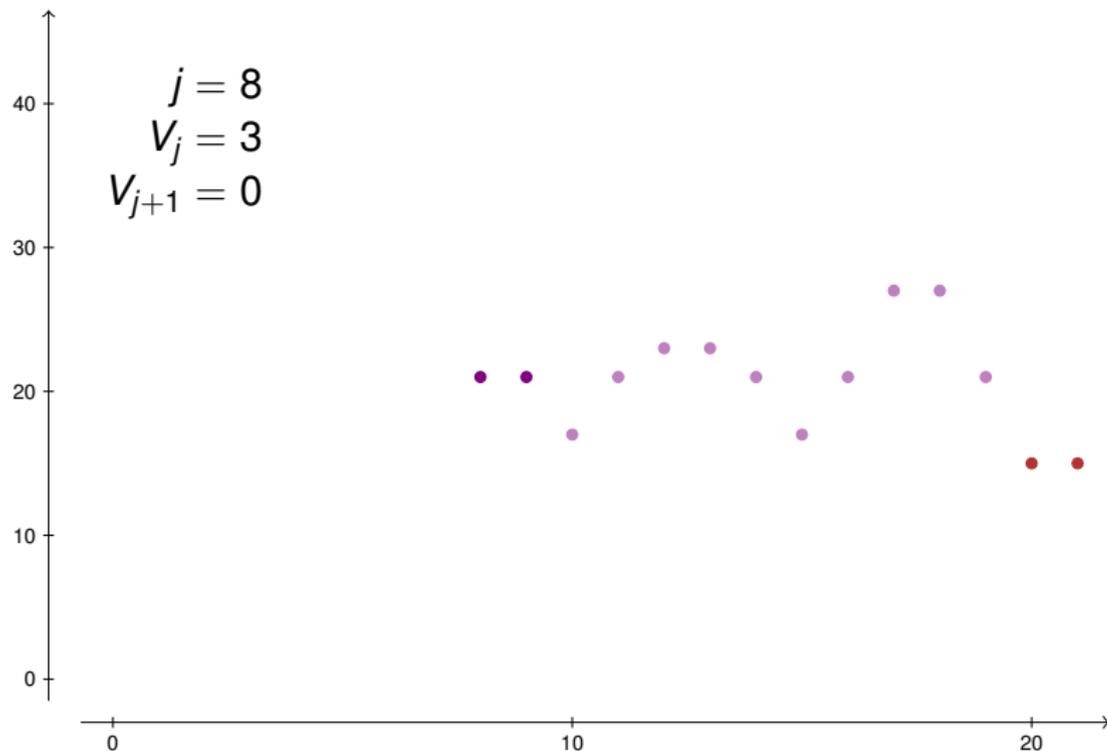
# Une méthode adaptative



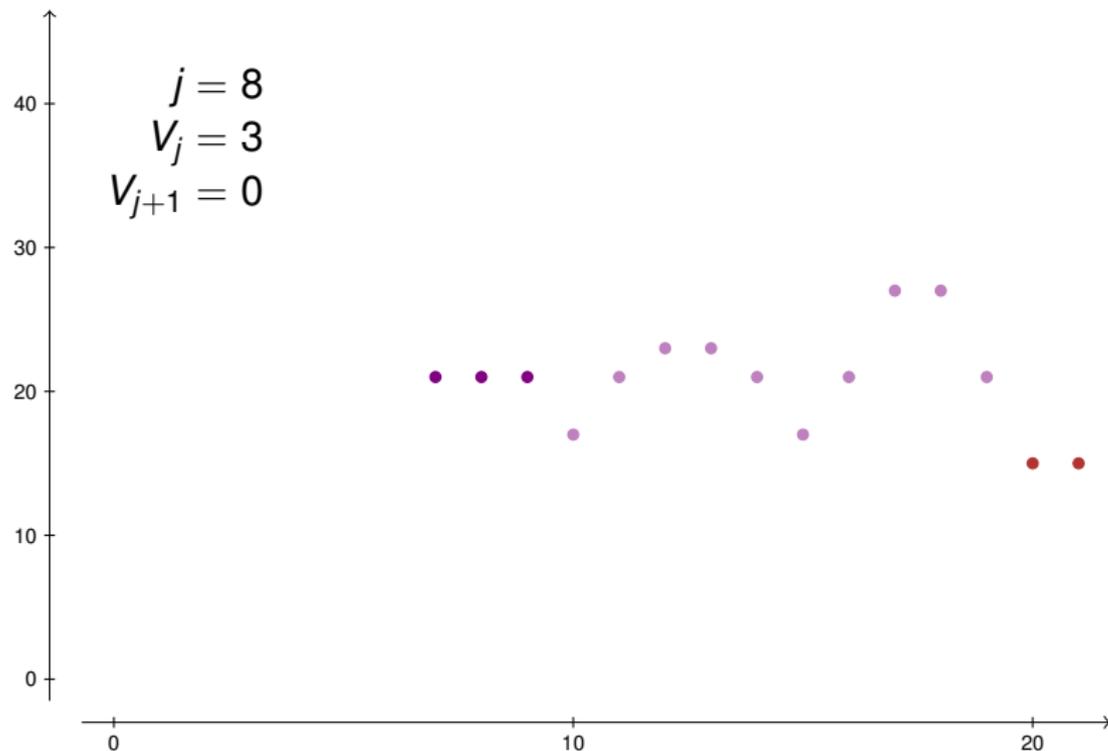
# Une méthode adaptative



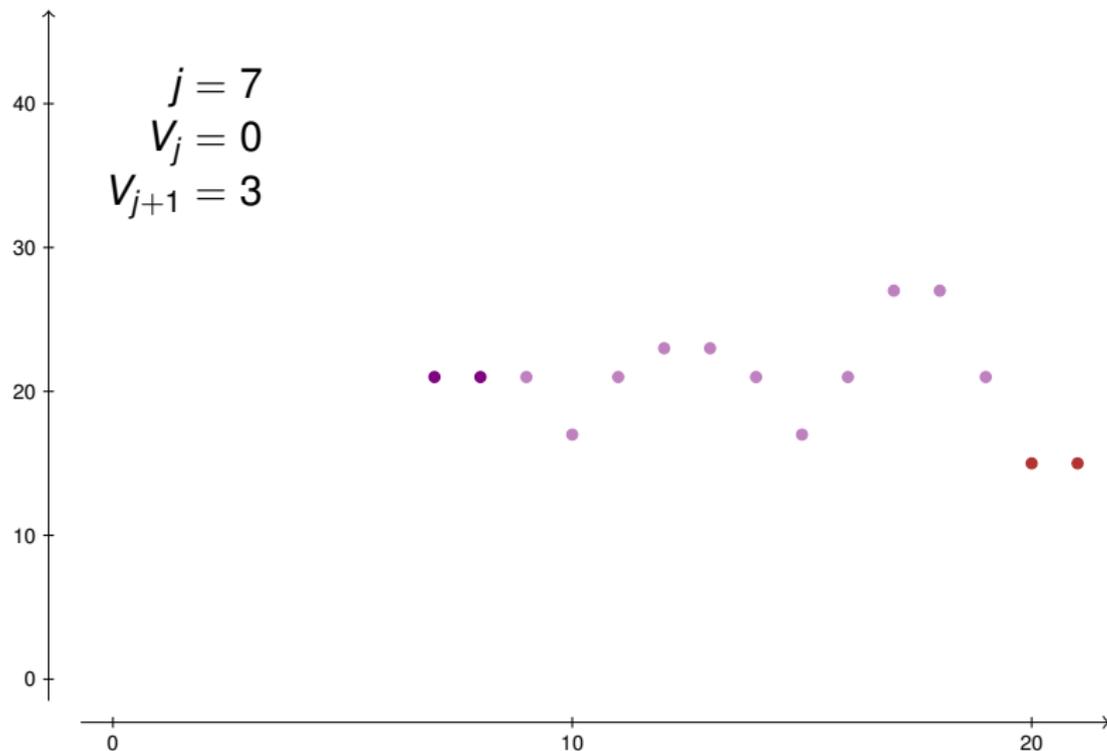
# Une méthode adaptative



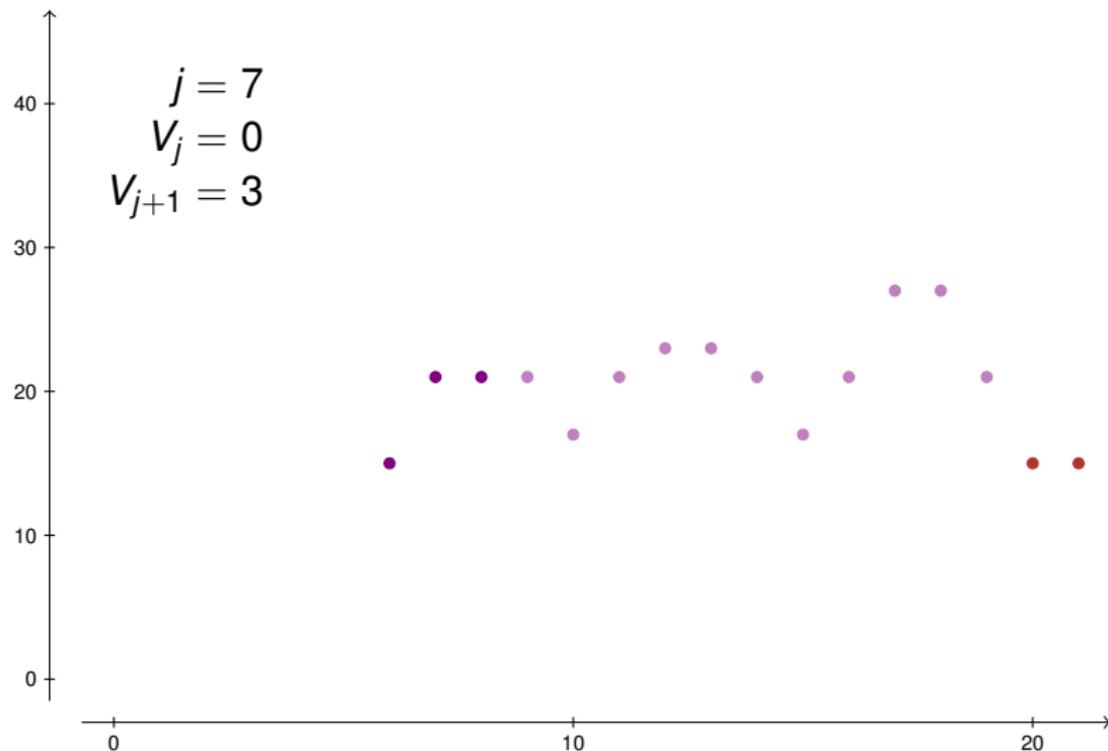
# Une méthode adaptative



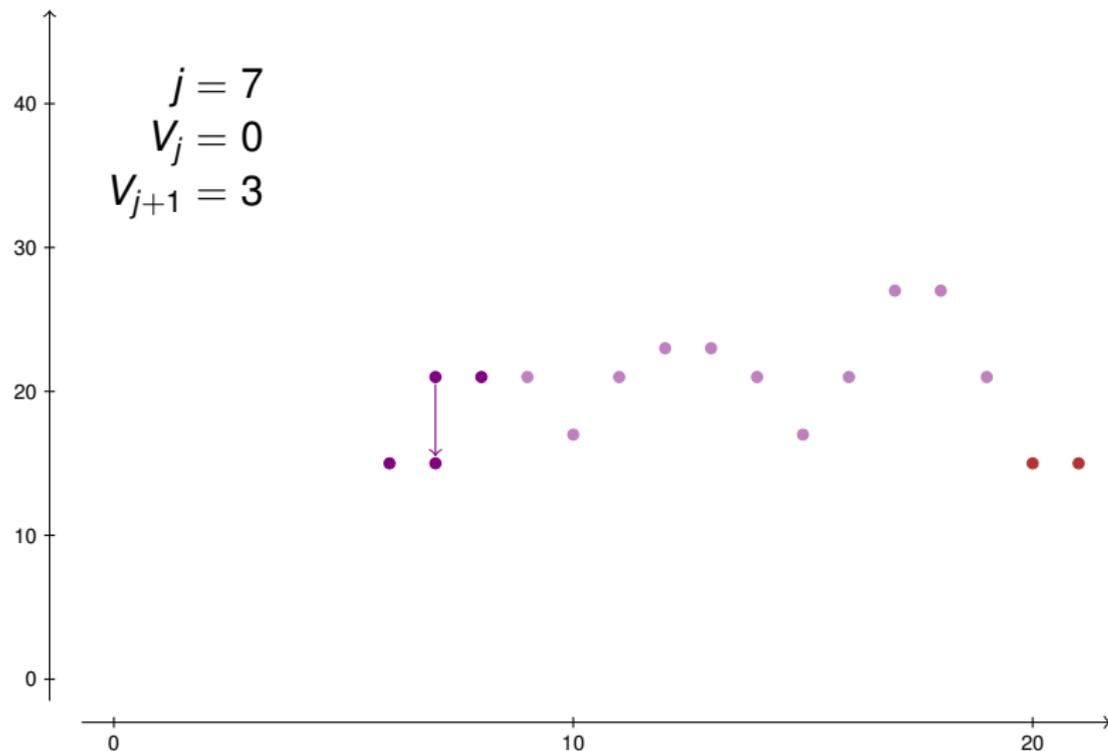
# Une méthode adaptative



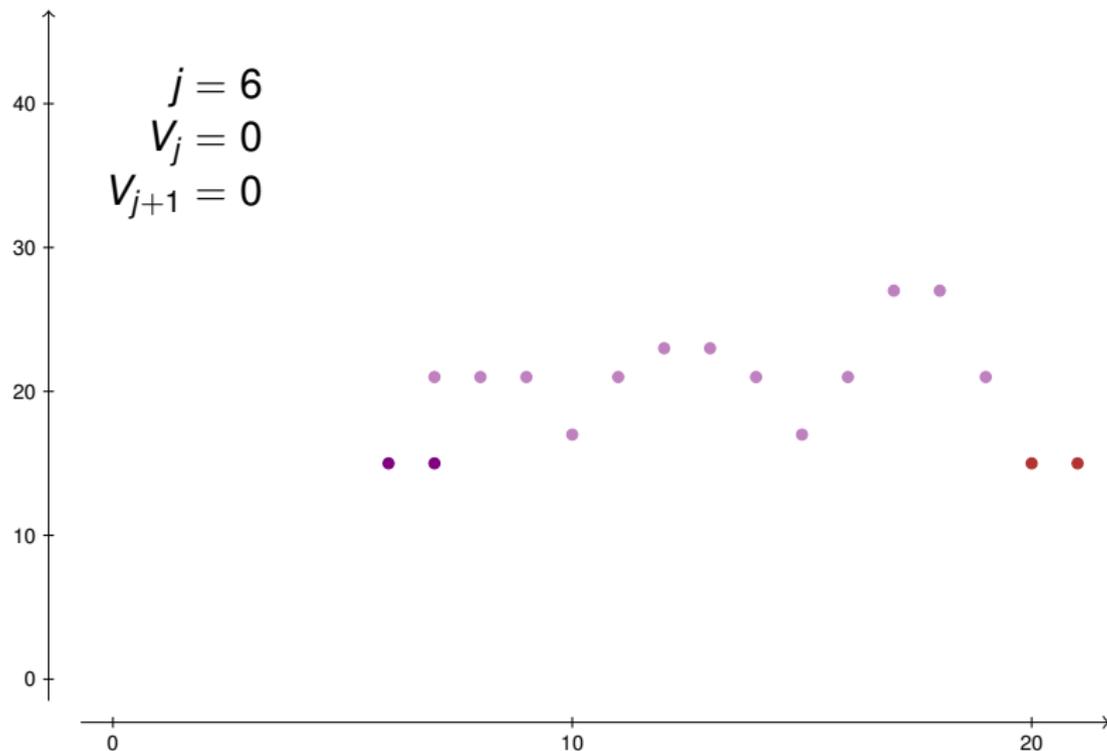
# Une méthode adaptative



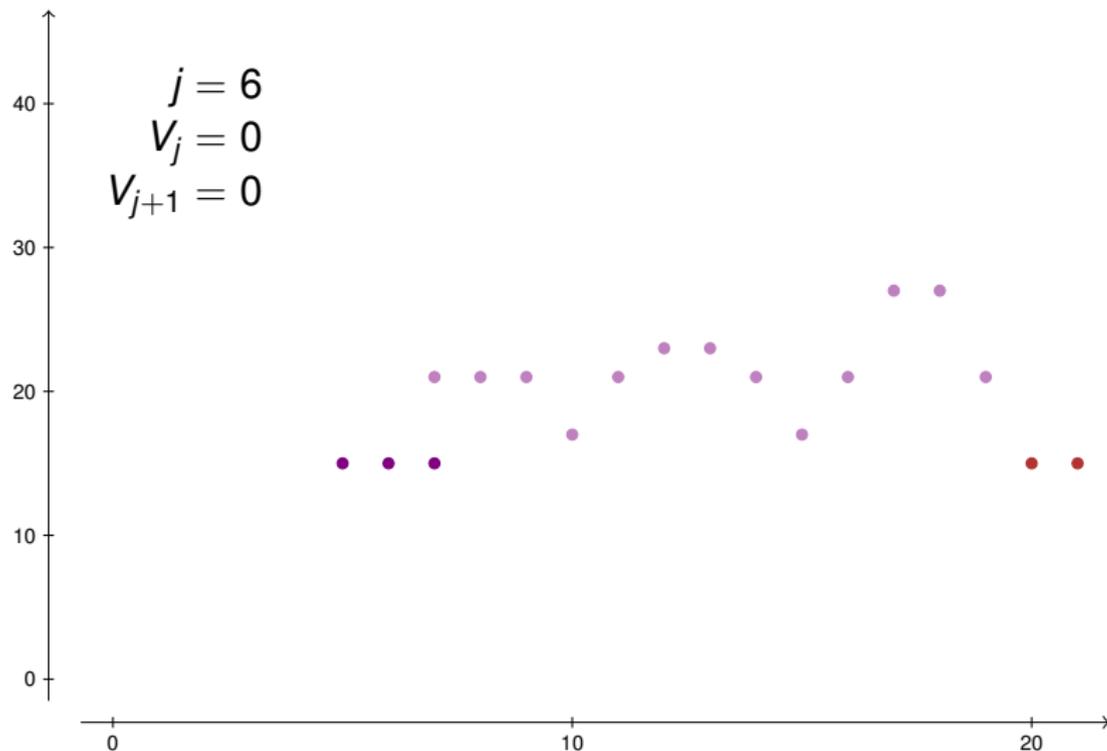
# Une méthode adaptative



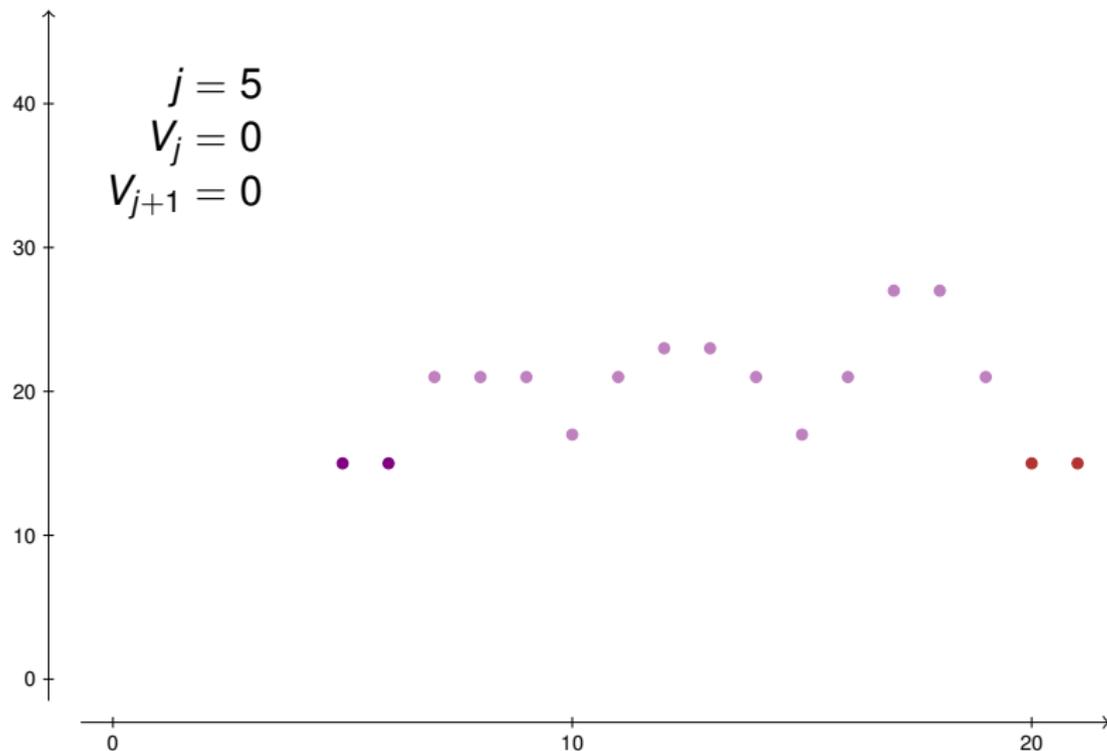
# Une méthode adaptative



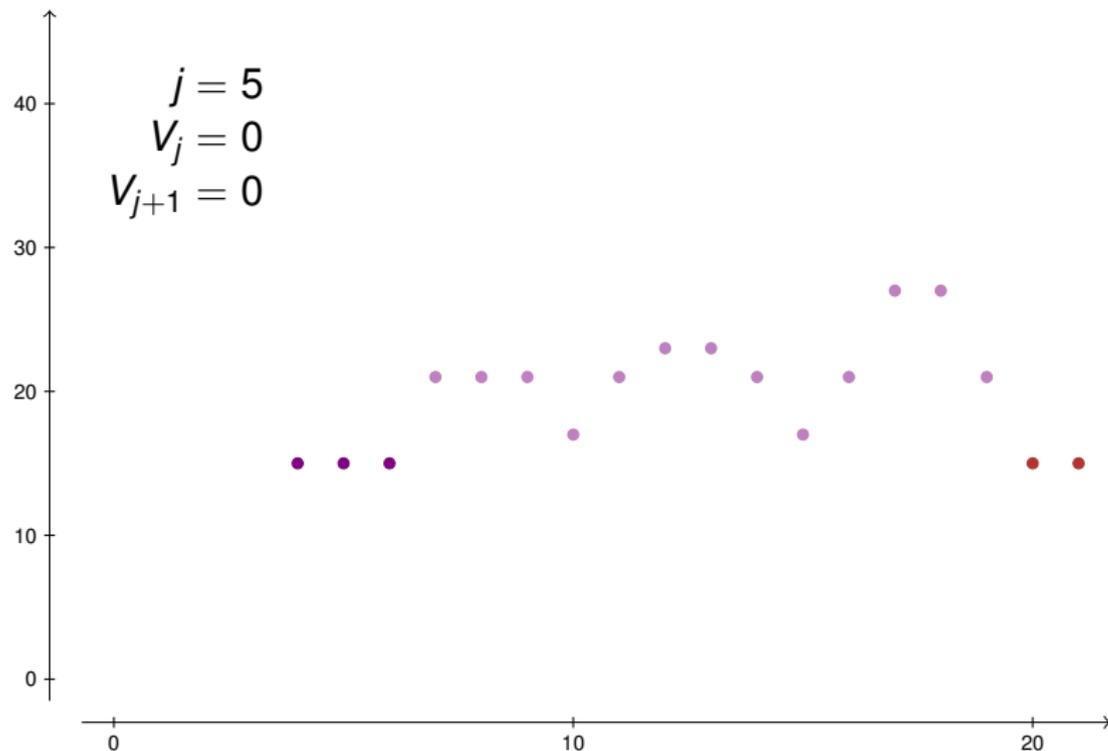
# Une méthode adaptative



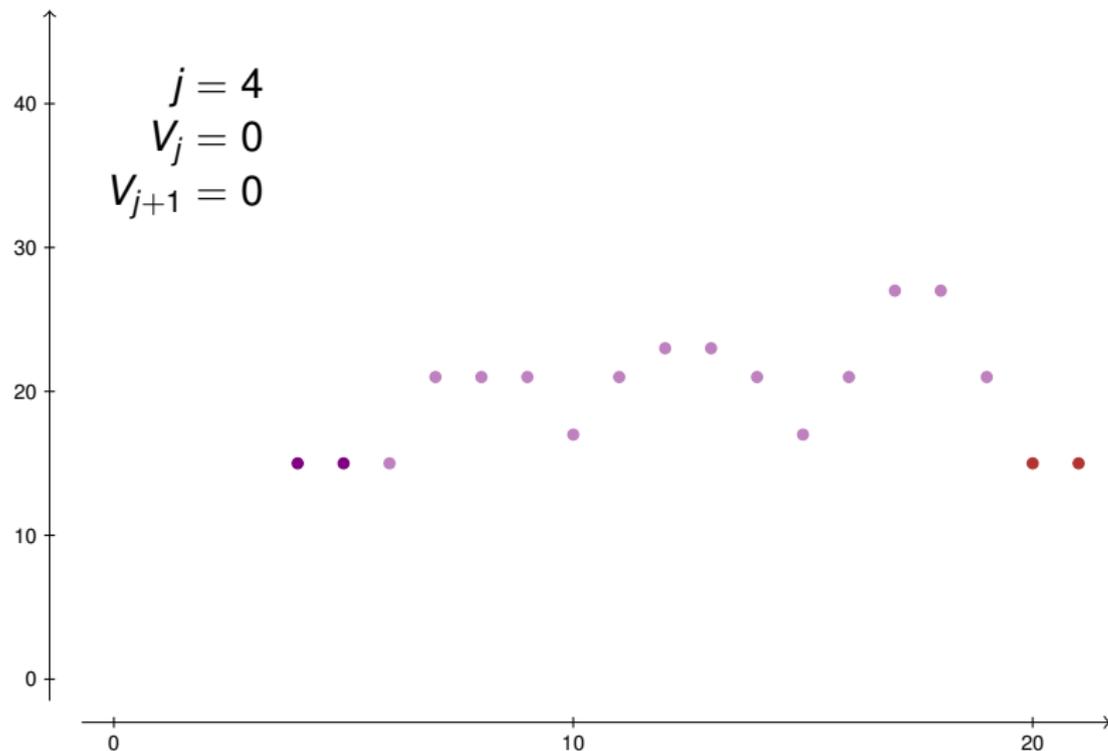
# Une méthode adaptative



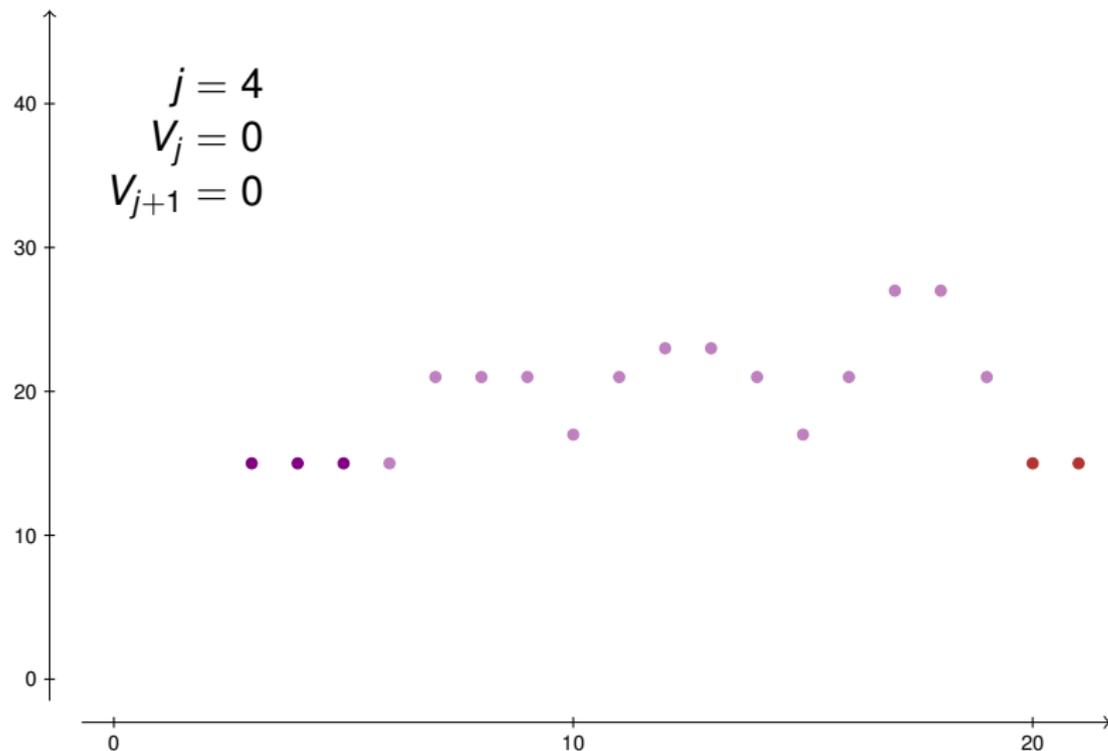
# Une méthode adaptative



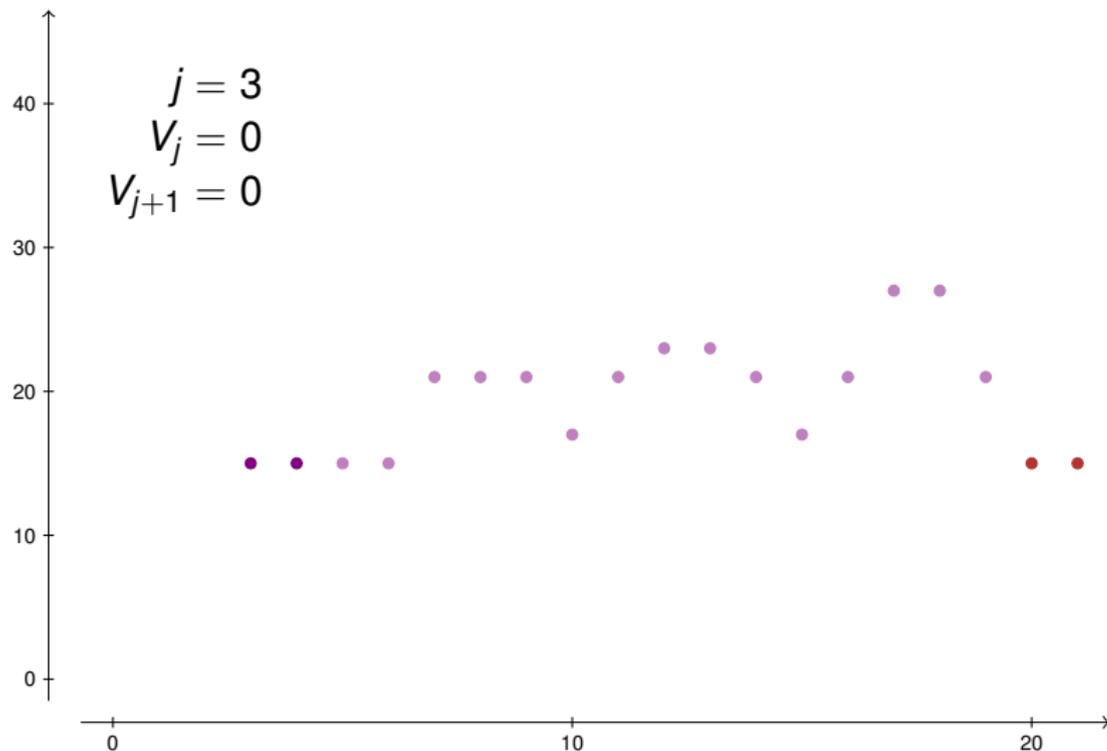
# Une méthode adaptative



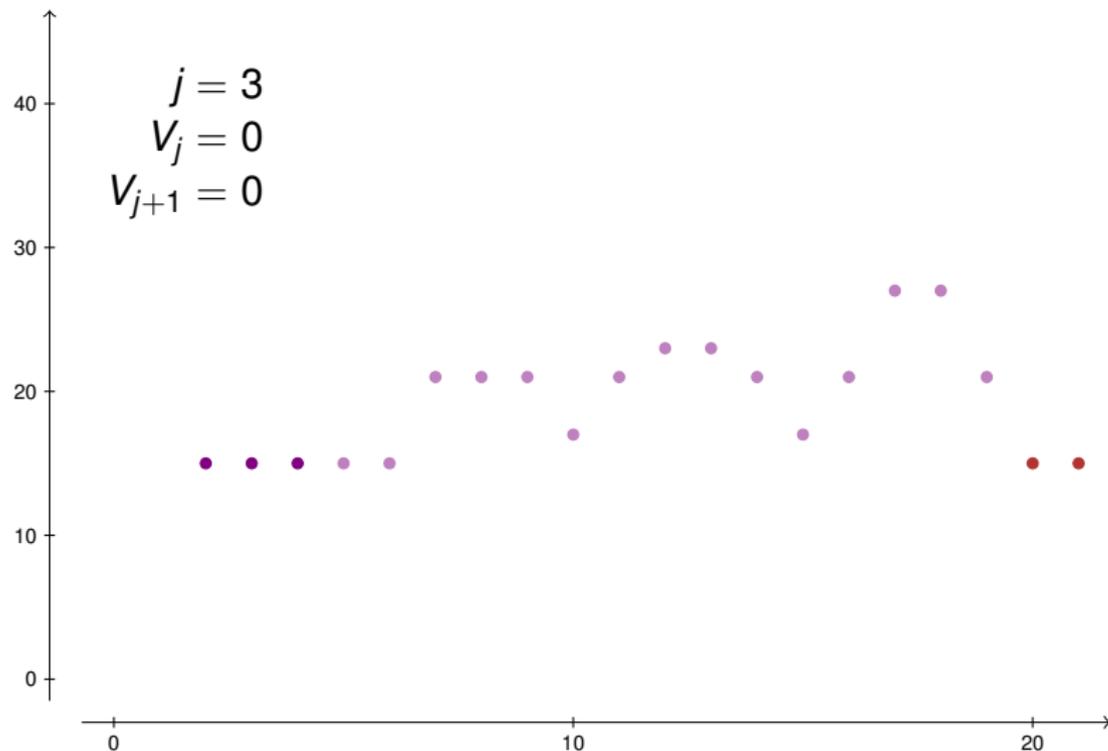
# Une méthode adaptative



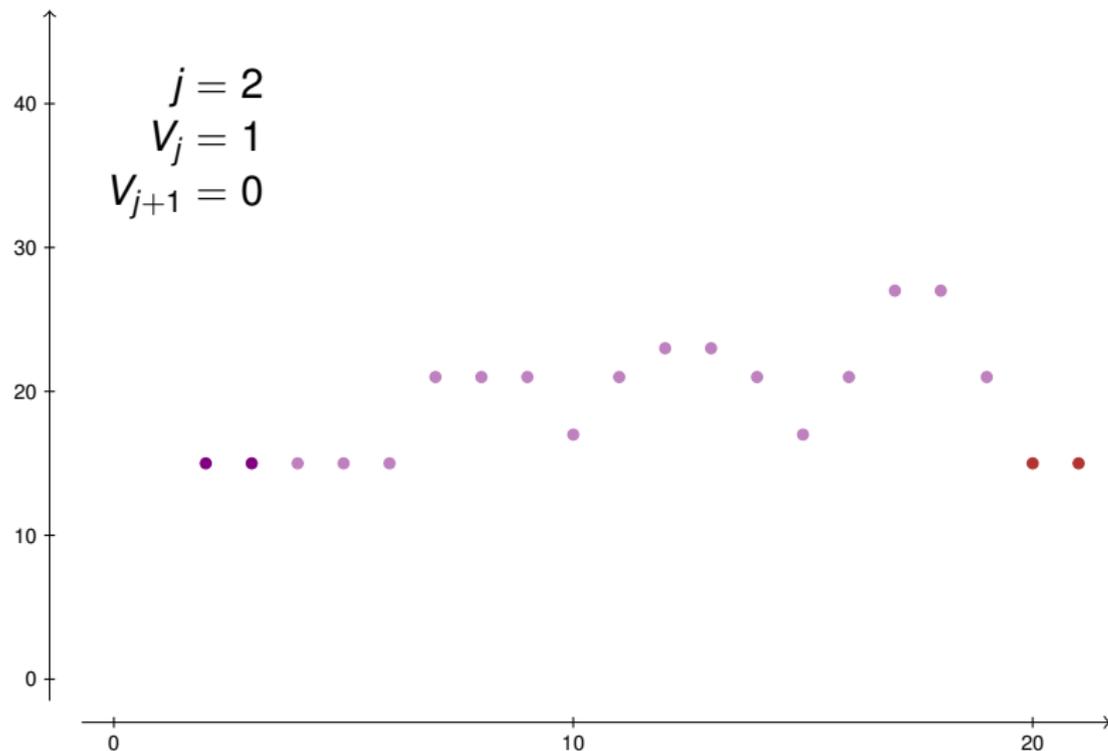
# Une méthode adaptative



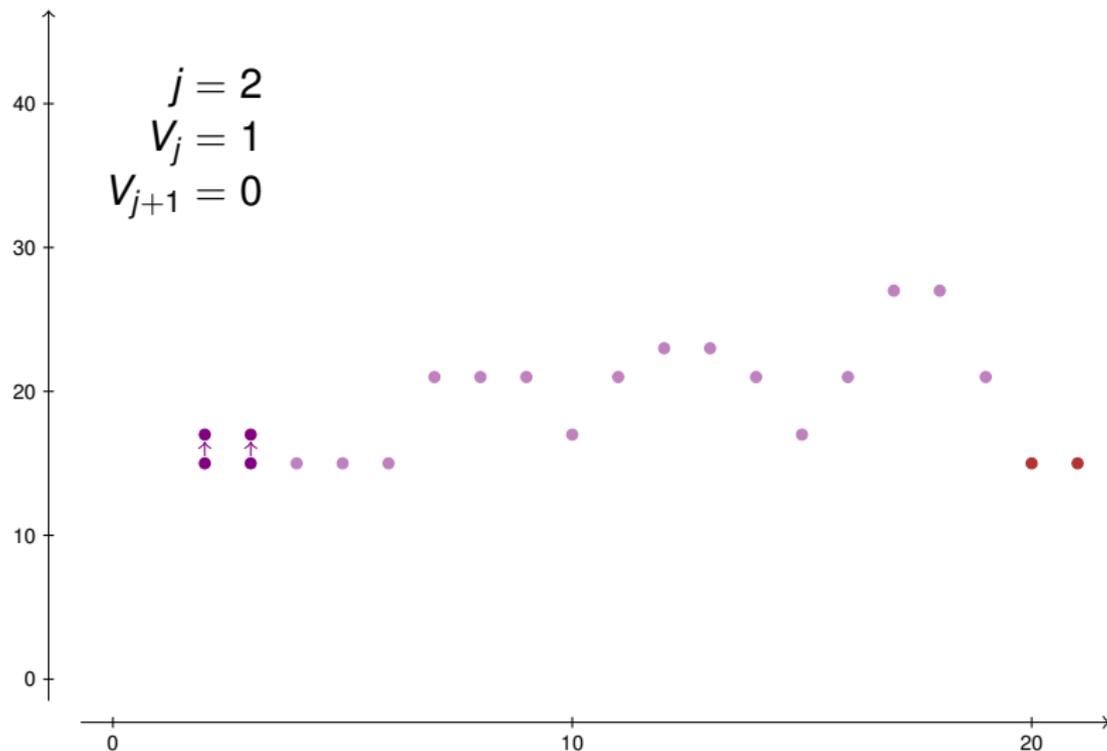
# Une méthode adaptative



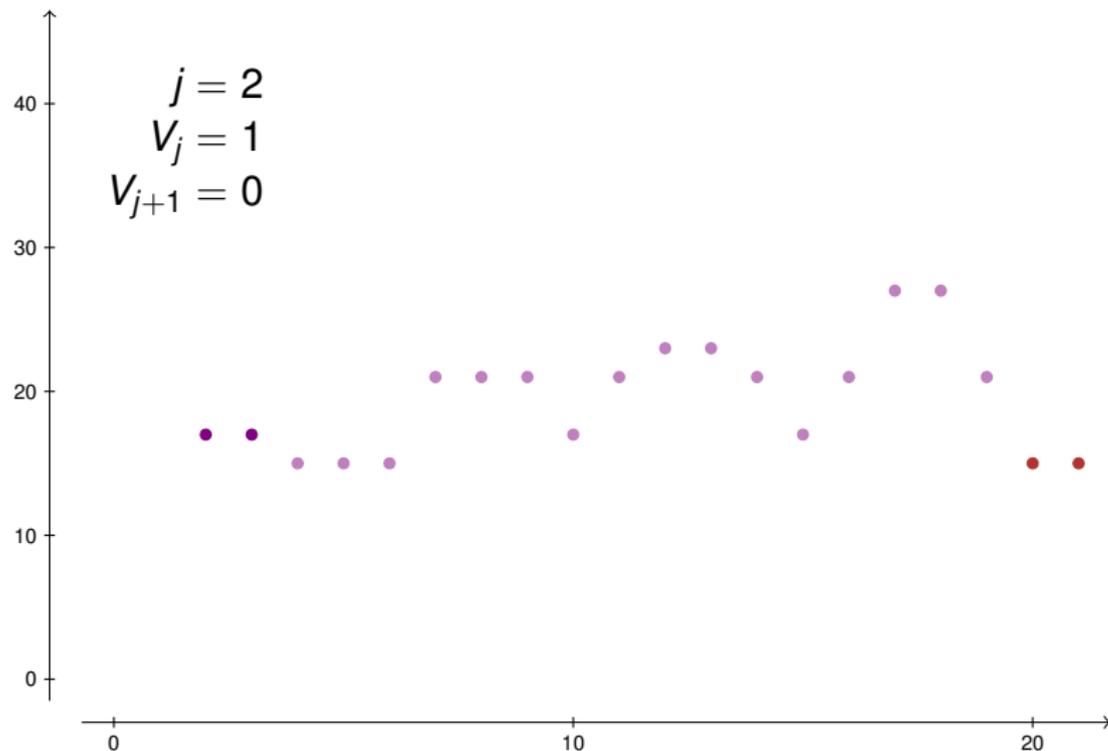
# Une méthode adaptative



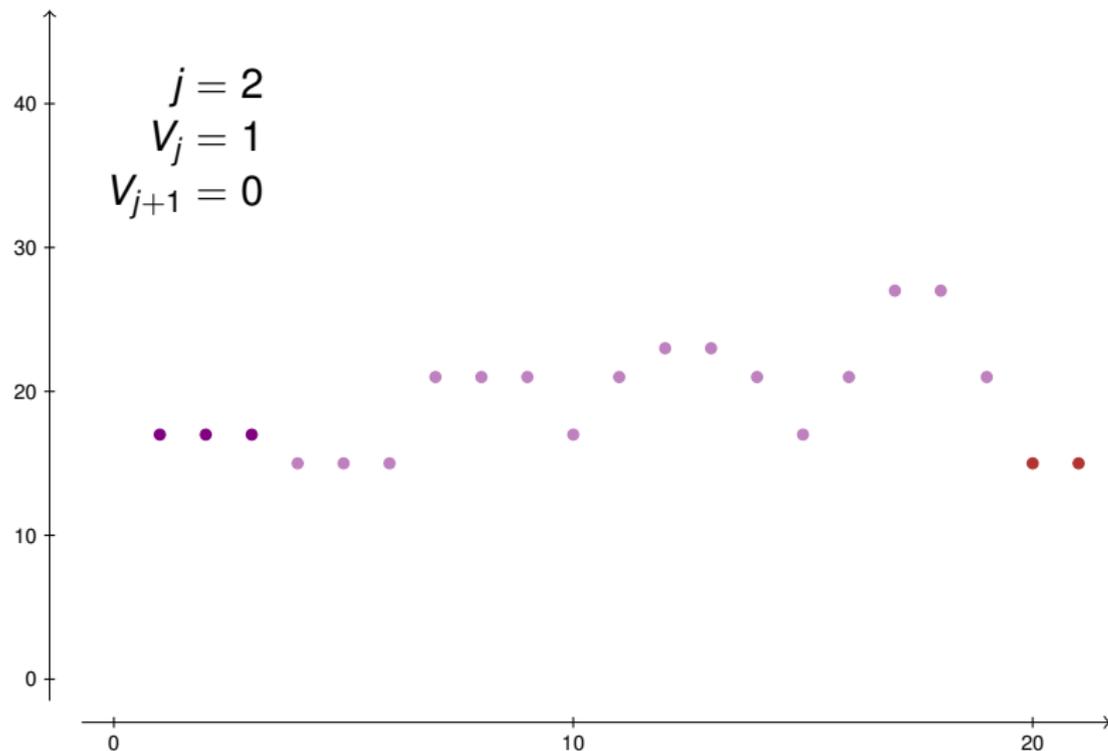
# Une méthode adaptative



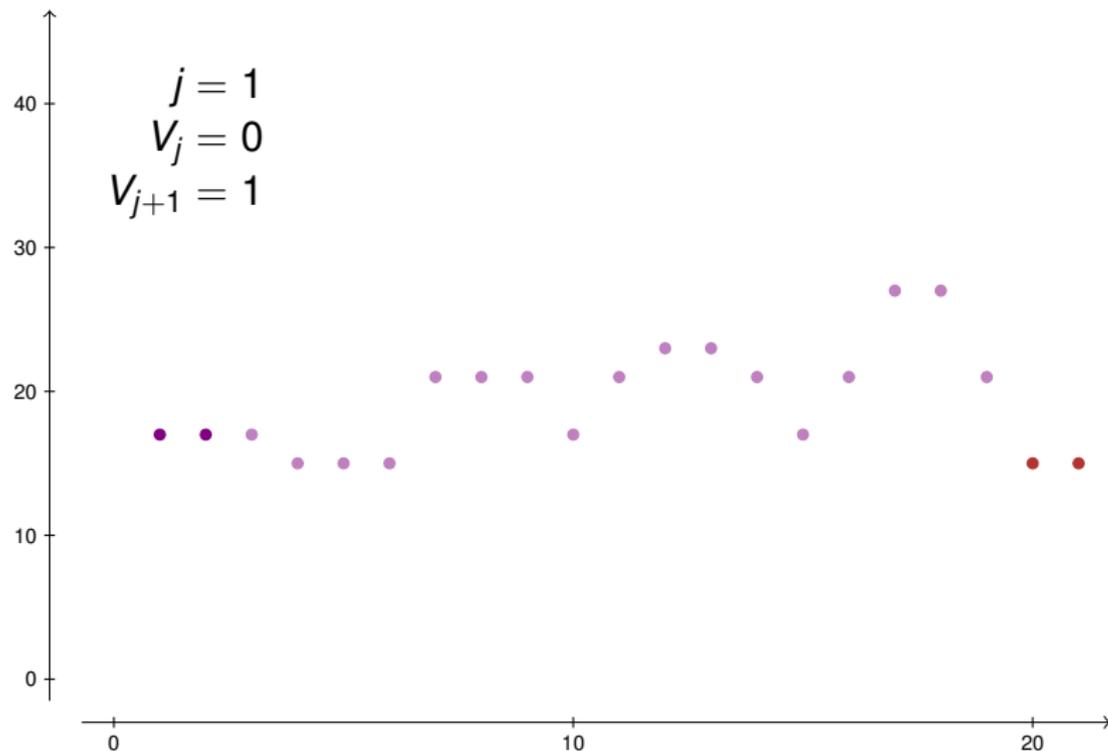
# Une méthode adaptative



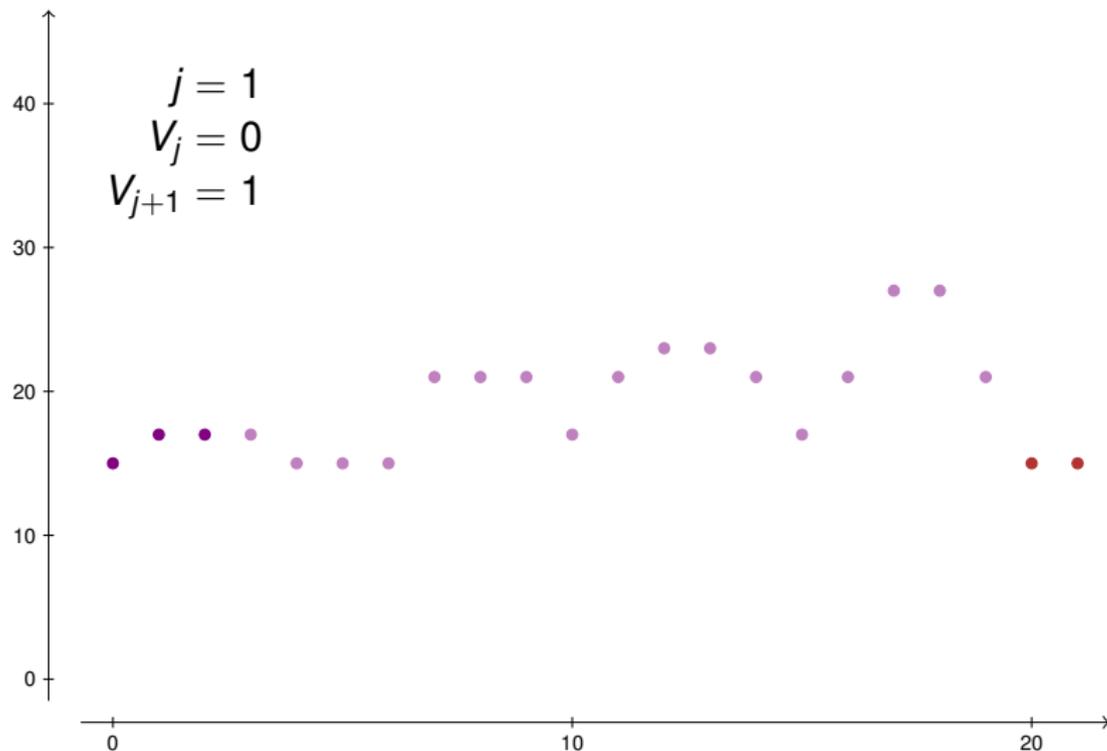
# Une méthode adaptative



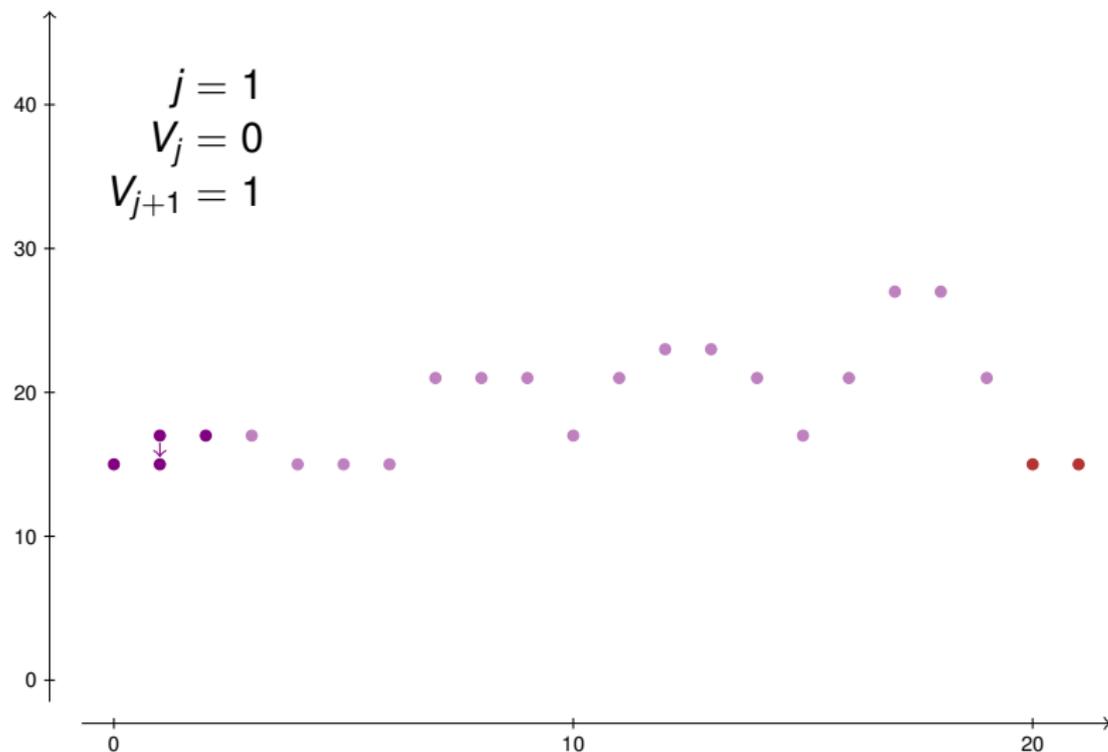
# Une méthode adaptative



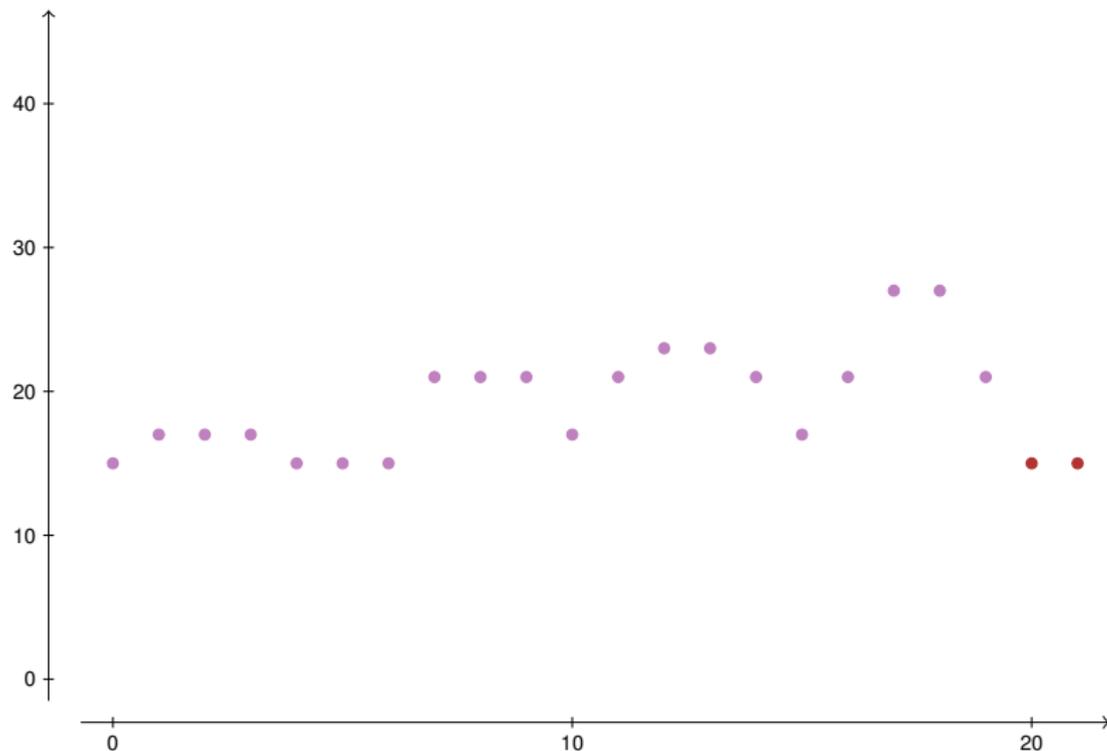
# Une méthode adaptative



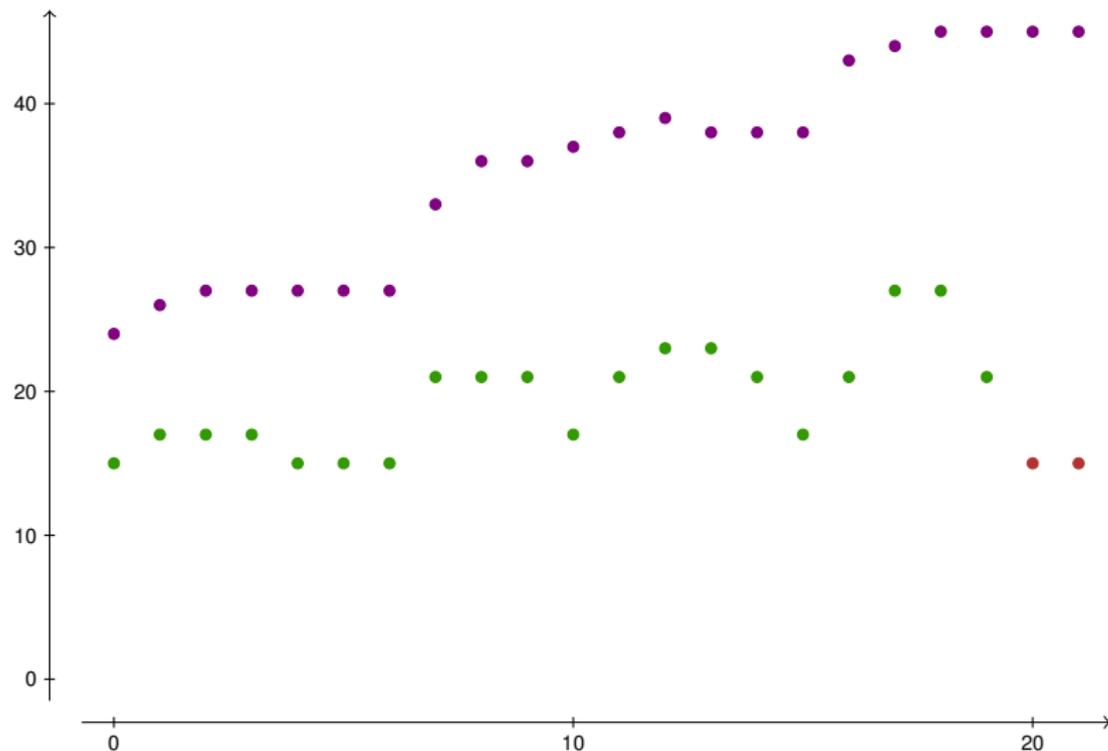
# Une méthode adaptative



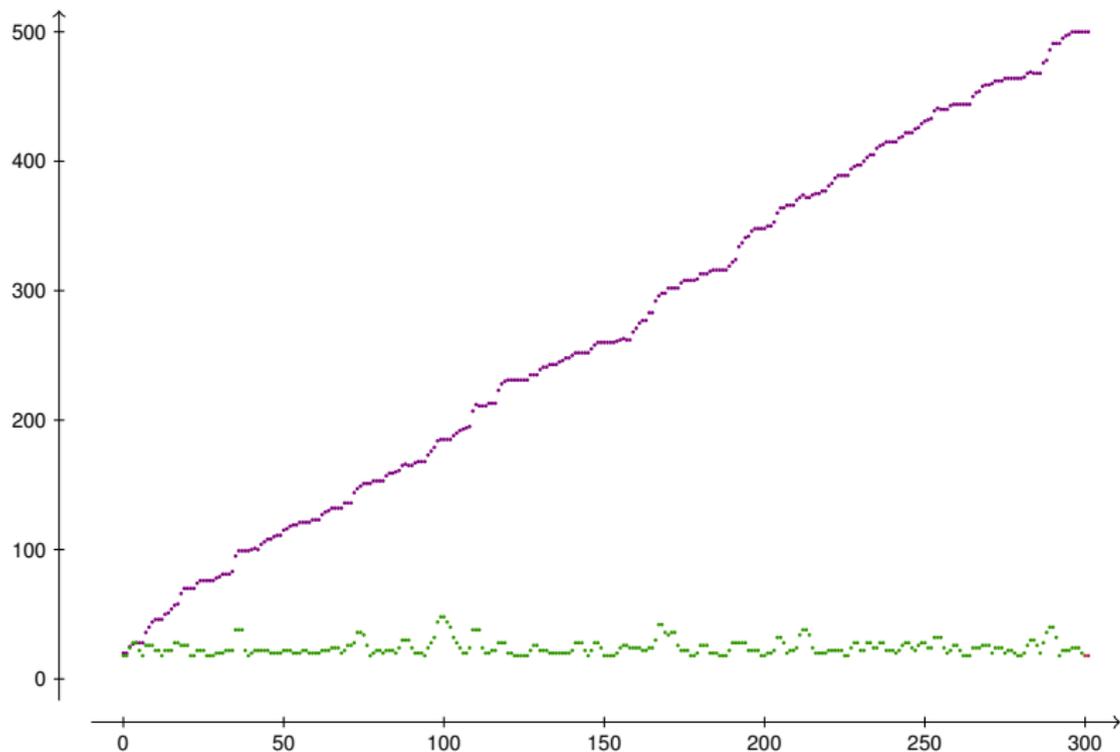
# Une méthode adaptative



# Comparaison des méthodes



# Comparaison des méthodes



# Conclusion

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

## Inconvénient

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

## Inconvénient

Aucune garantie sur l'exactitude des chiffres du résultat calculé.

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

## Inconvénient

Aucune garantie sur l'exactitude des chiffres du résultat calculé.

## Avantages (potentiels)

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

## Inconvénient

Aucune garantie sur l'exactitude des chiffres du résultat calculé.

## Avantages (potentiels)

Implémentation plus simple (et possiblement plus rapide).

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

## Inconvénient

Aucune garantie sur l'exactitude des chiffres du résultat calculé.

## Avantages (potentiels)

Implémentation plus simple (et possiblement plus rapide).  
En moyenne, beaucoup de chiffres pourraient être corrects.

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

## Inconvénient

Aucune garantie sur l'exactitude des chiffres du résultat calculé.

## Avantages (potentiels)

Implémentation plus simple (et possiblement plus rapide).

En moyenne, beaucoup de chiffres pourraient être corrects.

[ beaucoup = bien plus que ceux prédits par un suivi naïf de la précision ]

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

## Inconvénient

Aucune garantie sur l'exactitude des chiffres du résultat calculé.

## Avantages (potentiels)

Implémentation plus simple (et possiblement plus rapide).

En moyenne, beaucoup de chiffres pourraient être corrects.

[ beaucoup = bien plus que ceux prédits par un suivi naïf de la précision ]

Exemples : ● calcul des sous-résultants

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

## Inconvénient

Aucune garantie sur l'exactitude des chiffres du résultat calculé.

## Avantages (potentiels)

Implémentation plus simple (et possiblement plus rapide).

En moyenne, beaucoup de chiffres pourraient être corrects.

[ beaucoup = bien plus que ceux prédits par un suivi naïf de la précision ]

- Exemples :
- calcul des sous-résultants
  - résolution d'équations différentielles

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

## Inconvénient

Aucune garantie sur l'exactitude des chiffres du résultat calculé.

## Avantages (potentiels)

Implémentation plus simple (et possiblement plus rapide).

En moyenne, beaucoup de chiffres pourraient être corrects.

[ beaucoup = bien plus que ceux prédits par un suivi naïf de la précision ]

- Exemples :
- calcul des sous-résultants
  - résolution d'équations différentielles
  - calcul de la décomposition LU d'une matrice

# Vers les « $p$ -adiques flottants » ?

## Concept

On calcule avec un nombre de chiffres significatifs fixé *a priori*.  
On complète par des zéros quand cela est nécessaire.

## Inconvénient

Aucune garantie sur l'exactitude des chiffres du résultat calculé.

## Avantages (potentiels)

Implémentation plus simple (et possiblement plus rapide).

En moyenne, beaucoup de chiffres pourraient être corrects.

[ beaucoup = bien plus que ceux prédits par un suivi naïf de la précision ]

- Exemples :
- calcul des sous-résultants
  - résolution d'équations différentielles
  - calcul de la décomposition LU d'une matrice
  - calcul de la suite de SOMOS 4

Merci pour votre attention