

# Algorithmen und Programmieren II

## Python (Teil 5)



SoSe 2020

Prof. Dr. Margarita Esponda

# Verschachtelte Funktionen

Funktionen können innerhalb anderer Funktionen definiert werden.

```
def percent (a, b, c):
    def pc(x): return (x*100.0) / (a+b+c)
    return (pc(a), pc(b), pc(c))

print (percent (2, 4, 4))
print (percent (1, 1, 1))
```

```
>>>
(20.0, 40.0, 40.0)
(33.33333333333, 33.33333333333, 33.33333333333)
>>>
```

## Funktionen als Objekte

```
def myMap(ls, func):  
    """assumes ls is a list and f is a function"""  
    for i in range(len(ls)):  
        ls[i] = func(ls[i])
```

```
list1 = [2, 3, 4, 5, 0, 1]  
myMap(list1, factorial)  
print ( list1 )
```

```
def factorial (n):  
    if n<=0:  
        return 1  
    else:  
        return n * factorial(n-1)
```

Ausgabe:

```
>>>  
[2, 6, 24, 120, 1, 1]
```

## Funktionen höherer Ordnung

```
myMap (f, [])    = []
myMap (f, (x:xs)) = (f x) : myMap (f, xs)
```

```
def myMap (f, xs):
    """ assumes f is a function and xs is a list """
    result = []
    for x in xs:
        result.append(f(x))
    return result

nums = [2,3,4,5,0,1]
result_list = myMap (factorial, nums)
print(nums)
print(result_list)
```

Ausgabe:

```
>>>
[2, 3, 4, 5, 0, 1]
[2, 6, 24, 120, 1, 1]
```

## test-Funktionen

```
import random

def sum(nums):
    summe = 0
    for i in range(len(nums)):
        summe = summe + int(nums[i])
    return summe

def test_sum():
    print(sum([]))
    print(sum([9, 0, 3, 2, 5, 4, 9, 0, 9, 110]))

def test_sum1():
    array = []
    for i in range(10):
        array.append( random.randint(1,100) )
    print("sum( ", array, ")= ", sum(array))

def test_sum2():
    print("type the numbers to be added separated with spaces: ")
    array = list(map(int, input().split()))
    print("sum( ", array, ")= ", sum(array))
```

```
>>>
0
151
sum( [17, 15, 6, 79, 85, 52, 75, 76, 35, 17] )= 457
type the numbers to be added separated with spaces:
17 15 6 79 85 52 75 76 35 17
sum( [17, 15, 6, 79, 85, 52, 75, 76, 35, 17] )= 457
```

# Funktionen als Objekte

```
def print_char_picture( decide_char_func ):
    size = 40
    for i in range( 0, size):
        for j in range( 0, size):
            print( decide_char_func( j, i, size), end="")
        print()

def diagonal( x, y, size):
    if x==y:
        return '@'
    else:
        return '.'

def grid( x, y, size):
    if (x%4==0) or (y%4==0):
        return '.'
    else:
        return ' '

print_char_picture(diagonal)
print_char_picture(grid)
```

## yield-Anweisung

Die **yield**-Anweisung innerhalb einer Funktion **f** verursacht einen Rücksprung in die aufrufende Funktion und der Wert hinter der **yield**-Anweisung wird als Ergebnis zurückgegeben.

Im Unterschied zur **return**-Anweisung werden die aktuelle Position innerhalb der Funktion **f** und ihre lokalen Variablen zwischengespeichert.

Beim nächsten Aufruf der Funktion **f** springt Python hinter dem zuletzt ausgeführten **yield** weiter und kann wieder auf die alten lokalen Variablen von **f** zugreifen.

Wenn das Ende der Funktion **f** erreicht wird, wird diese endgültig beendet.

## yield-Anweisung

```
def myRange(n):  
    i = 0  
    while (i<n):  
        yield i  
        i += 1  
  
for i in myRange(5):  
    print(i)
```

```
>>>  
0  
1  
2  
3  
4  
>>>
```

```
def genConstants():  
    yield 3  
    yield 5  
    yield 11  
  
def testMyRange():  
    for x in genConstants():  
        print(x)  
  
testMyRange()
```

```
>>>  
3  
5  
11  
>>>
```



# Listen-Generatoren

Python:

```
[ x*x for x in range (5) ]
```

Eine Liste mit den Quadratzahlen von 0 bis 4 wird generiert.

```
>>> [ x%3 for x in [1,5,-3,-6,4,7,6,0] if (x>0) ]
```

```
[1, 2, 1, 1, 0]
```

Online **Python** Tutor - Visualize program execution

<http://www.pythontutor.com/visualize.html>

## Neue Anweisungen in Python

**Wort** **kurze Erläuterung**

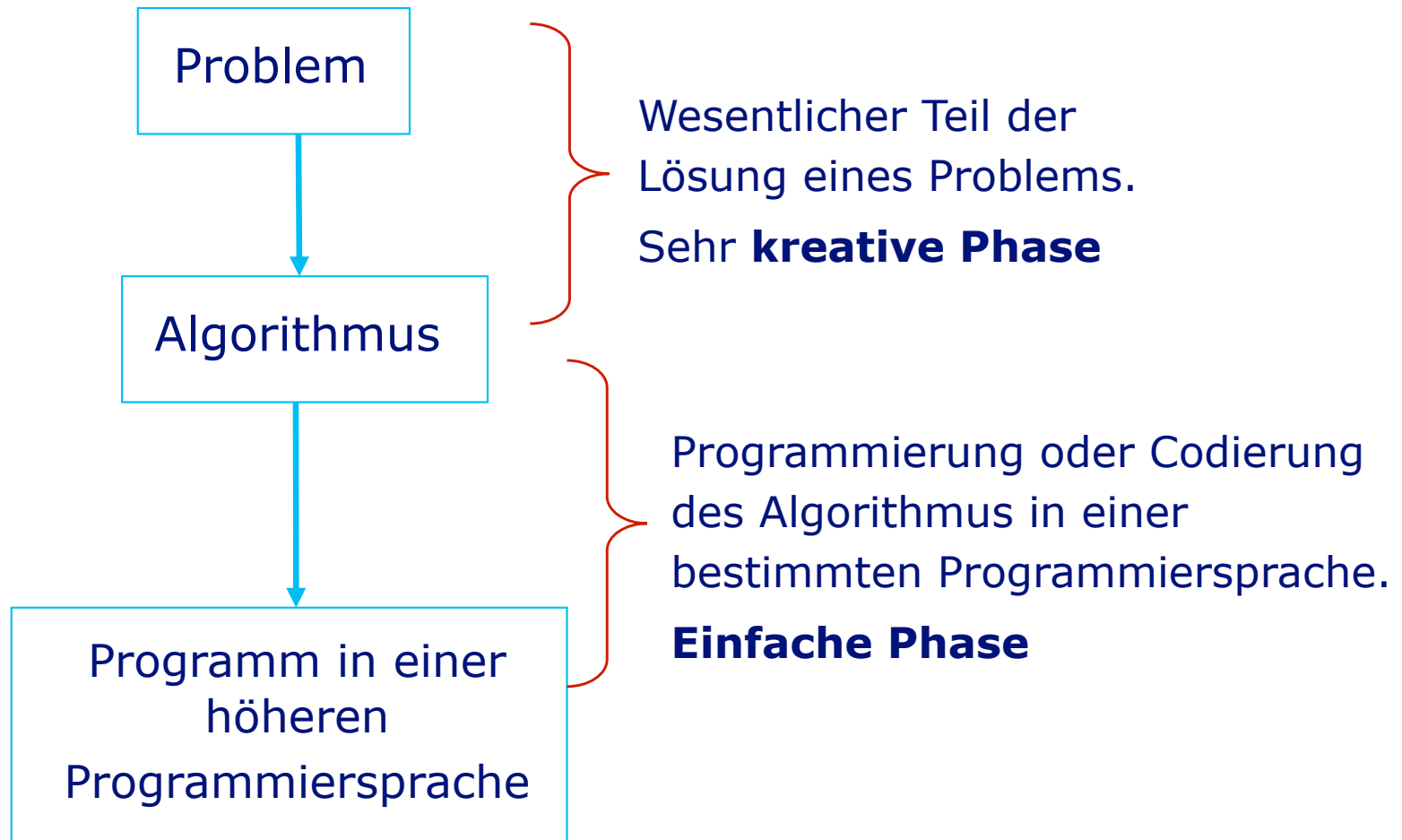
<b>from</b>	Teil einer import-Anweisung
<b>global</b>	Verlegung einer Variablen in den globalen Namensraum
<b>is</b>	test auf Identität
<b>pass</b>	Platzhalter, führt nichts aus
<b>exec</b>	Ausführung von Programmcode
<b>yield</b>	Ausführung von Programmcode

# Analyse von Algorithmen

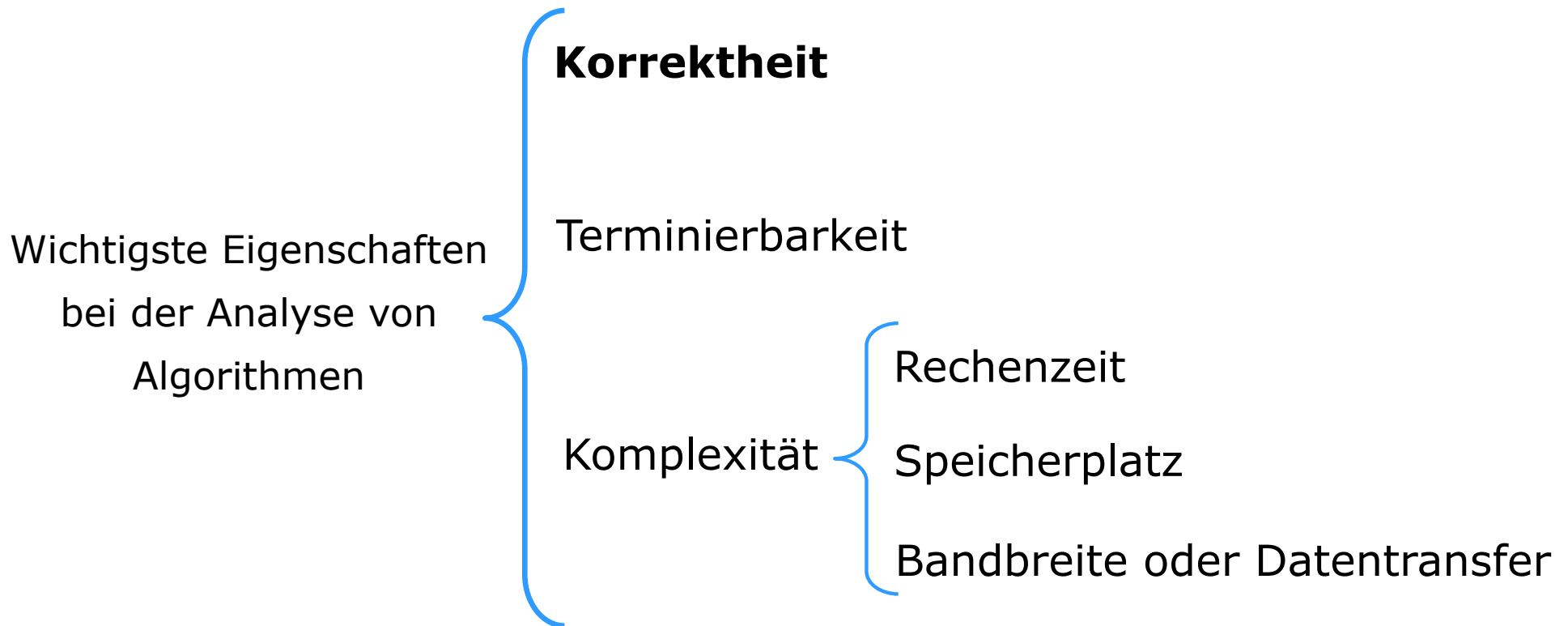


## Die O-Notation

# Korrekte und effiziente Lösung von Problemen



# Analyse von Algorithmen



# Analyse von Algorithmen

- Rechenzeit** Anzahl der durchgeführten Elementaroperationen in Abhängigkeit von der Eingabegröße.
- Speicherplatz** Maximaler Speicherverbrauch während der Ausführung des Algorithmus in Abhängigkeit von der Komplexität der Eingabe.
- Bandbreite** Wie groß ist die erforderliche Datenübertragung.

# Analyse von Algorithmen

Zeitanalyse

Charakterisierung unserer Daten  
(**Eingabegröße**)

Bestimmung der abstrakten Operationen  
(**Berechnungsschritte** in unserem Algorithmus)

Eigentliche mathematische Analyse, um eine  
Funktion in Abhängigkeit der Eingabegröße zu  
finden.

**Komplexitätsanalyse**

# Eingabedaten

**Zuerst** müssen wir unsere Eingabedaten charakterisieren.

Meistens ist es sehr schwer eine genaue Verteilung der Daten zu finden, die dem realen Fall entspricht. Deswegen müssen wir in der Regel den **schlimmsten Fall** betrachten und auf diese Weise eine obere Schranke für die Laufzeit finden.

Wenn diese obere Schranke korrekt ist, garantieren wir, dass -für eine **vorgegebene** Datenmenge- die Laufzeit unseres Algorithmus immer kleiner oder gleich dieser Schranke ist.

**Beispiel:** Die Anzahl der Objekte, die wir sortieren wollen  
Die Anzahl der Listen, die wir verarbeiten wollen  
u.S.W.



## Die zu messenden Operationen

Der zweite Schritt unserer Analyse ist die **Bestimmung der abstrakten Operationen**, die wir messen wollen.

D.h., Operationen, die mehrere kleinere Operationen zusammenfassen, welche einzeln in konstanter Zeit ausgeführt werden, aber den gesamten Zeitaufwand des Algorithmus durch ihr häufiges Vorkommen wesentlich mitbestimmen.

# Die zu messenden Operationen

**Beispiel:** Bei **Sortialgorithmen** messen wir **Vergleiche**

Bei anderen Algorithmen in imperativen Sprachen:

- Speicherzugriffe

- Anzahl der Multiplikationen

- Anzahl der Bitoperationen

- Anzahl der Schleifen-Durchgänge

- Anzahl der Funktionsaufrufe

- u.s.w.

In Funktionalen Programmiersprachen

- Anzahl der Reduktionen**

# Die eigentliche Analyse

Hier wird eine **mathematische Analyse** durchgeführt, um die Anzahl der Operationen zu bestimmen.

Das Problem besteht darin, **die beste obere Schranke zu finden**, d.h. eine Schranke, die tatsächlich erreicht wird, wenn die ungünstigsten Eingabedaten vorkommen (**worst case**).

Die meisten Algorithmen besitzen einen Hauptparameter  **$n$** , der die **Anzahl der zu verarbeitenden Datenelemente** angibt.

Die obere Schranke ist eine Funktion, die das Wachstum der **Laufzeit in Abhängigkeit der Eingabegröße** beschreibt ( **$T(n)$** ).

Oft ist es für die Praxis sehr nützlich, den mittleren Fall zu finden, aber meistens ist diese Berechnung sehr aufwendig.

# O-Notation

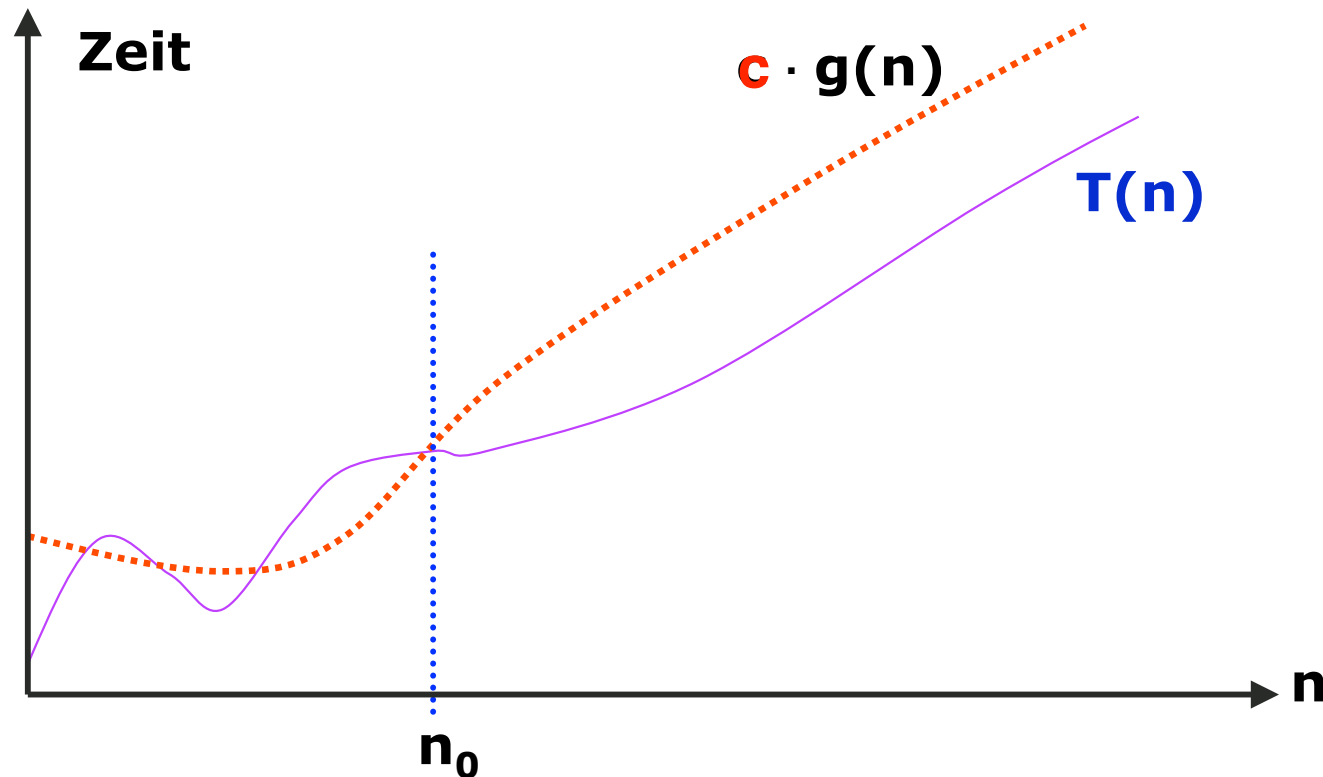
Für die Effizienzanalyse von Algorithmen wird eine spezielle mathematische Notation verwendet, die als **O-Notation** bezeichnet wird.

Die **O-Notation** erlaubt es, Algorithmen auf einer höheren Abstraktionsebene miteinander zu vergleichen.

Algorithmen können mit Hilfe der **O-Notation** unabhängig von Implementierungsdetails, wie Programmiersprache, Compiler und Hardware-Eigenschaften, verglichen werden.

**Definition:**

Die Funktion  $T(n) = O(g(n))$ , wenn es positive Konstanten  $c$  und  $n_0$  gibt, so dass  $T(n) \leq c \cdot g(n)$  für alle  $n \geq n_0$



## Bedeutung der O-Notation

Wichtig ist, dass  $\mathcal{O}(n^2)$  eine Menge darstellt, weshalb die Schreibweise  $2n + n^2 \in \mathcal{O}(n^2)$  besser ist als die Schreibweise  $n^2 + 2n = \mathcal{O}(n^2)$

$n^2$  beschreibt die allgemeine Form der Wachstumskurve

$$n^2 + 2n = \mathcal{O}(n^2)$$



Bedeutet nicht "=" im mathematischen Sinn

deswegen darf man die  
Gleichung nicht drehen!

$\mathcal{O}(n^2) = n^2 + 2n$

 $\rightarrow$  **FALSCH!**

# Eigenschaften der O-Notation

Die **O**-Notation betont die dominante Größe

Beispiel: Größter Exponent

$$3n^3 + n^2 + 1000n + 500 = \mathbf{O}(n^3)$$

Ignoriert  
Proportionalitätskonstante

Ignoriert Teile der  
Funktion mit kleinerer  
Ordnung

Beispiel:

$$5n^2 + \log_2(n) = \mathbf{O}(n^2)$$

Teilaufgaben des Algorithmus mit  
kleinem Umfang

## Bedeutung der O-Notation

Die Definition der **O**-Notation besagt, dass wenn  **$T(n) = O(g(n))$** , ab irgendeinem  **$n_0$**  die Gleichung  **$T(n) \leq c \cdot g(n)$**  gilt.

Weil  **$T(n)$**  und  **$g(n)$**  Zeitfunktionen sind, ihre Werte also immer positiv sind, gilt:

$$\frac{T(n)}{g(n)} \leq c \text{ ab irgendeinem } n_0$$

Beide Funktionen können besser verglichen werden, wenn man den Grenzwert berechnet.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{T(n)}{g(n)} \left\{ \begin{array}{l} \text{Wenn der Grenzwert existiert, dann gilt: } T(n) = O(g(n)) \\ \text{Wenn der Grenzwert gleich } 0 \text{ ist, dann bedeutet dies,} \\ \text{dass } g(n) \text{ sogar schneller wächst als } T(n). \text{ Dann wäre } g(n) \text{ eine} \\ \text{zu große Abschätzung der Laufzeit.} \end{array} \right.$$



## Bedeutung der O-Notation

Beispiel:  $100n^3 + 15n^2 + 15 = O(n^3)$  ?

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{100n^3 + 15n^2 + 15}{n^3} = 100$$

dann gilt:

$$100n^3 + 15n^2 + 15 = \mathbf{O(n^3)}$$

Beispiel:  $3n + 7 = \mathbf{O(n)} = O(n^2) = O(n^3)$

↑  
Ziel unserer Analyse ist es, die kleinste obere Schranke zu finden, die bei der ungünstigsten Dateneingabe vorkommen kann.

# Klassifikation von Algorithmen

nach Wachstumsgeschwindigkeit

## Komplexitätsklassen

konstant	$\mathbf{O}(1)$	
logarithmisch	$\mathbf{O}(\log_2 n)$	$\mathbf{O}(\log_e n)$
linear	$\mathbf{O}(n)$	
	$\mathbf{O}(n \log_2 n)$	
quadratisch	$\mathbf{O}(n^2)$	
kubisch	$\mathbf{O}(n^3)$	
exponentiell	$\mathbf{O}(2^n)$	$\mathbf{O}(10^n)$

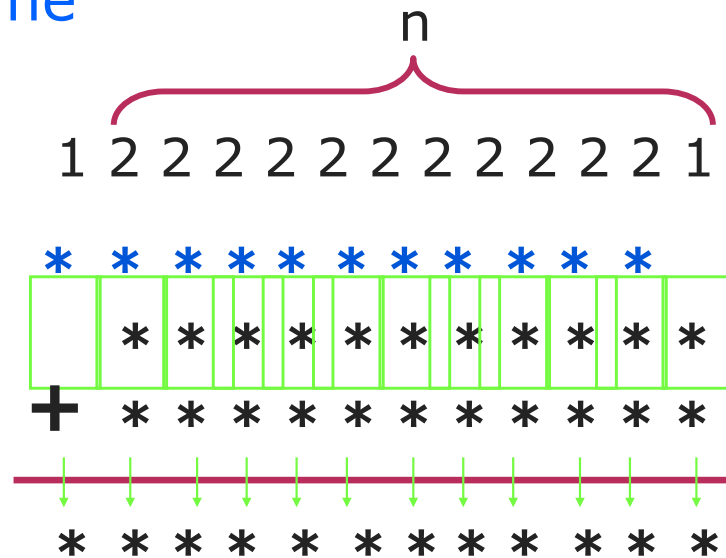
# $O(1)$

Die meisten Anweisungen in einem Programm werden nur einmal oder eine konstante Anzahl von Malen wiederholt. Wenn alle Anweisungen des Programms diese Eigenschaft haben, spricht man von konstanter Laufzeit.

**Beste Zielzeit bei der Entwicklung von Algorithmen!**

## Summe und Multiplikation in der Schule

### Summe



Im schlimmsten Fall:

$$T(n) = 2n$$

$T(n)$  ist eine lineare Funktion

$$O(n)$$

### Eingabegröße:

$n$  = Zahlenbreite

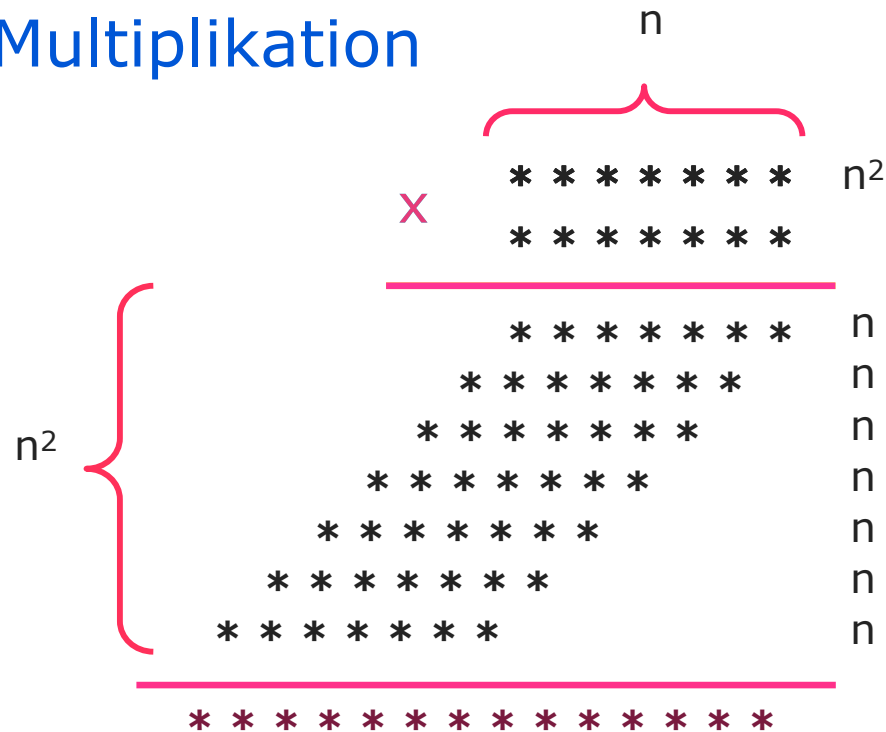
### Berechnungsschritt:

Addition von zwei Ziffern

### Komplexitätsanalyse:

$T(n)$  = Anzahl der  
Berechnungsschritte,  
um zwei Zahlen mit  $n$   
Ziffern zu addieren

## Multiplikation



Multiplikation und Addition von Ziffern

### Im schlimmsten Fall

keine Nullen

immer ein Übertrag

### Eingabegröße:

$n$  = Anzahl der Ziffern

### Berechnungsschritt:

Multiplikation von zwei Ziffern

### Komplexitätsanalyse:

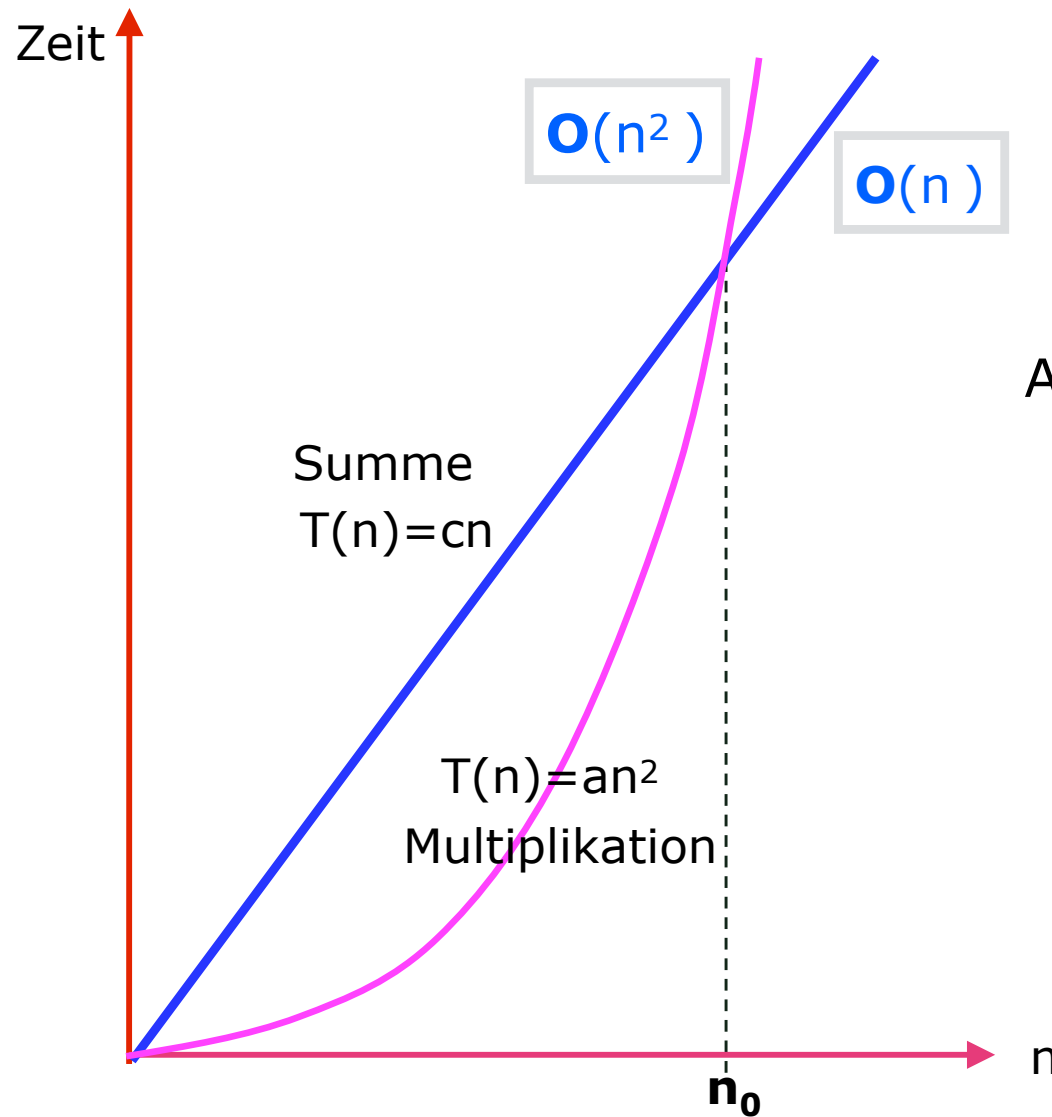
$$T(n) = n^2$$

$$T(n) = n^2 + cn^2 = (1+c)n^2 = an^2$$

**$T(n)$**  ist eine quadratische Funktion

$$\mathbf{O(n^2)}$$

## Summe und Multiplikation



Ab einem bestimmten  
 $n_0$  gilt  $cn < an^2$

## Multiplikation komplexer Zahlen

$$\begin{aligned}(a + bi)(c + di) &= (ac + adi + cbi + bdi^2) \\ &= (ac - bd) + (ad + cb)i\end{aligned}$$

Eingabe:  $a, b, c, d$  **2** Summen

Ausgabe:  $(ac - bd), (ad + cb)$

**4** Multiplikationen

Eine Multiplikation kostet **1 Euro**

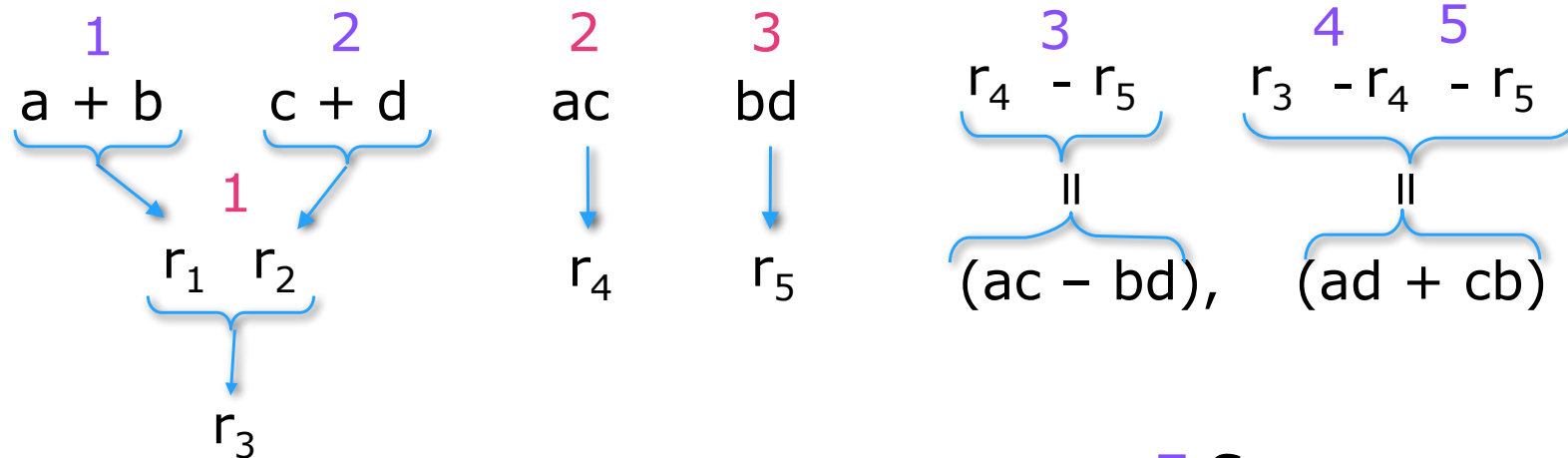
Eine Summe kostet **1 Cent**

Zwei Komplexe Zahlen  
zu multiplizieren kostet

**4,02 €**

## Algorithmus von Gauß

$$(a + bi)(c + di) = (ac - bd) + (ad + cb)i$$



$$\begin{aligned} r_3 &= r_1 r_2 \\ &= ac + ad + cb + bd \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} r_3 - r_4 - r_5 &= \cancel{ac} + ad + cb + \cancel{bd} - \cancel{ac} - \cancel{bd} \\ &= ad + cb \end{aligned}$$

**5** Summen

**3** Multiplikationen

Zwei Komplexe Zahlen  
zu multiplizieren kostet

**3,05 €**



Die Funktion **sum** berechnet für ein gegebenes  $n > 0$  die Summe aller Zahlen von **1** bis **n**

### Iterativ (nicht rekursiv)

```
def sum(n):
    sum = 0
    for i in range(n+1):
        sum = sum + i
    return sum
```

Diagramm zur Zeitkomplexität der iterativen Funktion:

- $c_1$  ist mit dem `return sum` und dem `sum = 0` verbunden.
- $c_2$  ist mit dem `for`-Schleifendurchgang verbunden.

$c_1$  = Zeit (`sum=0` und `return sum`)

$c_2$  = Zeitkosten eines Schleifendurchgangs

$$T(n) = c_1 + c_2(n+1)$$

$$T(n) = \cancel{c_1} + \cancel{c_2} + \cancel{c_2}n$$

$$T(n) = O(n)$$

### Rekursiv

```
def sum_rec(n):
    if n==0:
        return 0
    else:
        return n + sum_rec(n-1)
```

Diagramm zur Zeitkomplexität der rekursiven Funktion:

- $c_1$  ist mit dem `return 0` verbunden.

$c_1$  = Zeit (`return 0`)

$c_2$  = Zeitkosten eines Funktionsaufrufs

$$T(n) = c_1 + c_2(n-1)$$

$$T(n) = c_1 - c_2 + c_2n$$

$$T(n) = O(n)$$

# Komplexität eines Algorithmus

## $O$ -Notation

Obere Komplexitätsgrenze (höchstens)

## $\Omega$ -Notation

Untere Komplexitätsgrenze (mindestens)

## $\Theta$ -Notation

Genaue Komplexität (genau)

# Komplexität eines Algorithmus

## Definitionen:

### $\Omega$ -Notation

Die Funktion  $\mathbf{T(n)} = \Omega(\mathbf{g(n)})$ , wenn es positive Konstanten  $\mathbf{c}$  und  $\mathbf{n_0}$  gibt, so dass  $\mathbf{T(n)} \geq \mathbf{c \times g(n)}$  für alle  $\mathbf{n \geq n_0}$

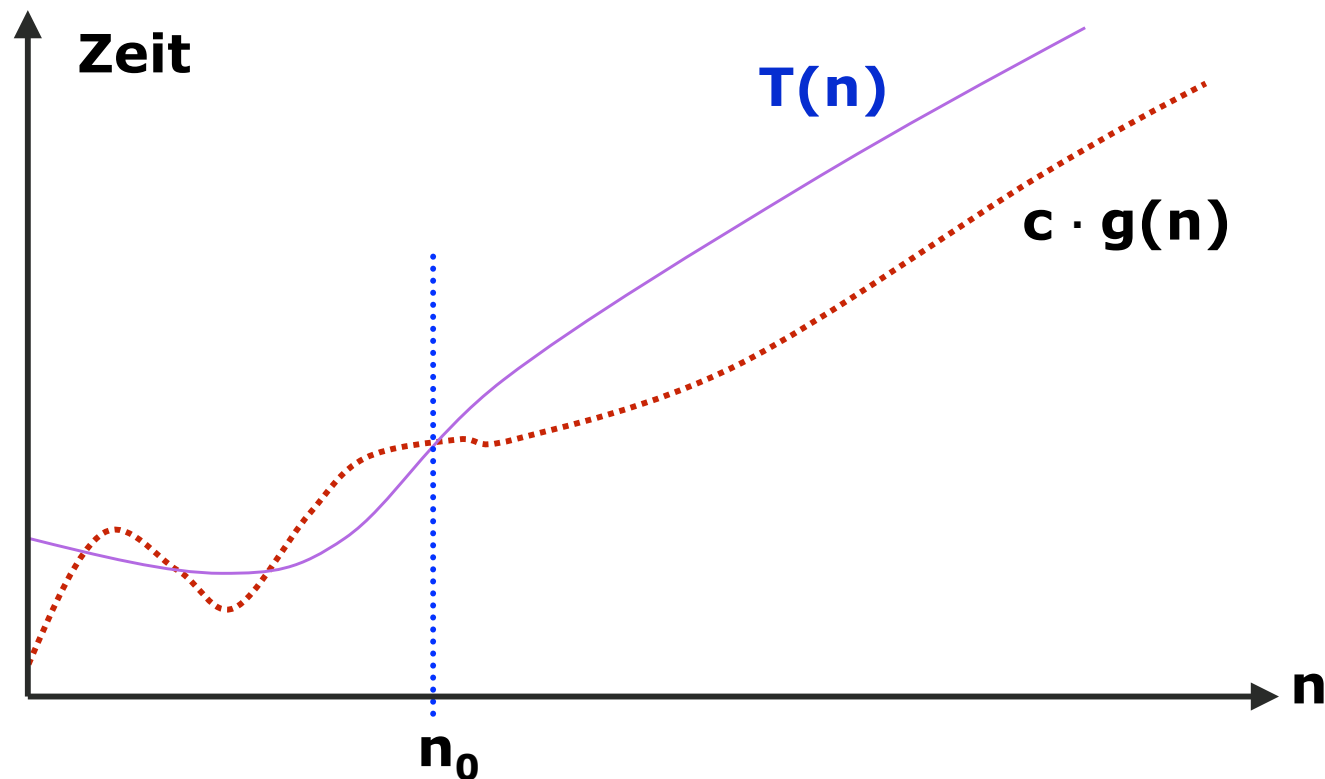
### $\Theta$ -Notation

Die Funktion  $\mathbf{T(n)} = \Theta(\mathbf{g(n)})$  genau dann, wenn

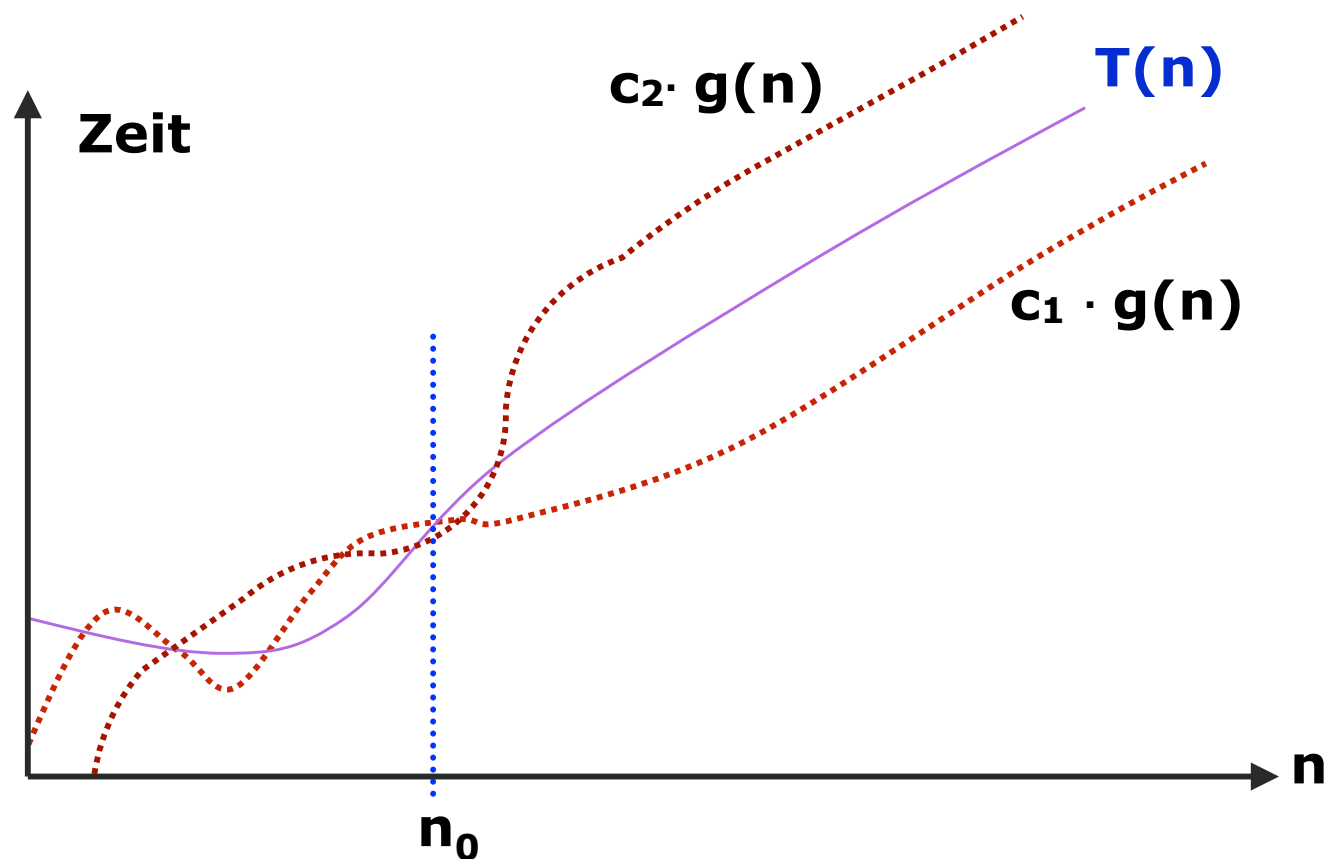
$$\mathbf{T(n)} = \mathbf{o(g(n))} \text{ und } \mathbf{T(n)} = \Omega(\mathbf{g(n)})$$

## $\Omega$ -Notation

Die Funktion  $T(n) = \Omega(g(n))$ , wenn es positive Konstanten  $c$  und  $n_0$  gibt, so dass  $T(n) \geq c \times g(n)$  für alle  $n \geq n_0$



**$\theta$ -Notation** Die Funktion  $T(n) = \theta(g(n))$  genau dann, wenn  
 $T(n) = O(g(n))$  und  $T(n) = \Omega(g(n))$



Die Funktion **sum** berechnet für ein gegebenes  $n > 0$  die Summe aller Zahlen von **1** bis **n**

### Iterativ (nicht rekursiv)

```
def sum(n):
    sum = 0
    for i in range(n+1):
        sum = sum + i
    return sum
```

Diagramm zur Zeitkomplexität der iterativen Funktion:

- $C_1$  markiert die Zeit für die Initialisierung `sum = 0` und den Return `return sum`.
- $C_2$  markiert die Zeitkosten eines Schleifendurchgangs.

$C_1$  = Zeit (`sum=0` und `return sum`)

$C_2$  = Zeitkosten eines Schleifendurchgangs

$$T(n) = c_1 + c_2(n+1)$$

$$T(n) = \cancel{c_1} + \cancel{c_2} + \cancel{c_2}n$$

$$T(n) = O(n)$$

### Rekursiv

```
def sum_rec(n):
    if n==0:
        return 0
    else:
        return n + sum_rec(n-1)
```

Diagramm zur Zeitkomplexität der rekursiven Funktion:

- $C_1$  markiert die Zeit für den Basisfall `if n==0: return 0`.

$C_1$  = Zeit (`if n==0: return 0`)

$C_2$  = Zeit (`if n!=0: return n + sum_rec(n-1)`)

$$T(n) = c_1 + c_2(n-1)$$

$$T(n) = c_1 - c_2 + c_2n$$

$$T(n) = O(n)$$

Die Funktion **sum** berechnet für ein gegebenes **n > 0** die Summe aller Zahlen von **1** bis **n**

**direkt**

Formel von Gauß

```
def sum(n):  
    return n*(n+1)//2
```

$$T(n) = O(1)$$

## Warum ist Rekursion ineffizient?

Eine rekursive Funktion verursacht eine Kette von Funktionsaufrufen

Eine Funktion arbeitet in ihrer eigenen **lokalen Umgebung**

- **Werte aller lokaler Variablen**
- **Stelle, an der die Ausführung der Funktion sich gerade befindet**

Wenn innerhalb einer Funktion **f (...)** eine Funktion **g (...)** aufgerufen wird:

- \* **die gesamte lokale Umgebung von f wird gespeichert**
- \* **die Werte der Parameter von g werden gesetzt**
- \* **das Programm springt zum Anfang der Funktion g und die Funktion g wird entsprechend ausgeführt**
- \* **das Programm springt zurück zu f und das Ergebnis der Funktion g wird an f übergeben**
- \* **die gesamte Umgebung von f wird zurückgesetzt**
- \* **und die Ausführung der Funktion f wird fortgesetzt**



# Implementierung der Funktion Fakultät

Fakultät ( 0 ) = 1

Fakultät ( n ) = n · Fakultät ( n-1 )

## Rekursive Implementierung

```
def factorial (n):  
    if n<=0:  
        return 1  
    else:  
        return n * factorial(n-1)
```

## Iterative Implementierung

```
def factorial (n):  
    if (n<=0):  
        return 1  
    else:  
        factor = 1  
        for i in range(2, n+1):  
            factor = factor * i  
        return factor
```

# Rekursionsarten

## Lineare Rekursion

Rekursive Funktionen, die in jedem Zweig ihre Definition maximal einen rekursiven Aufruf beinhalten, werden als **linear rekursiv** bezeichnet.

Beispiel:

$$factorial(n) = \begin{cases} 1 & , falls \ n \leq 1 \\ n \cdot factorial(n-1) & , sonst \end{cases}$$

## Endrekursion (*tail recursion*)

Linear rekursive Funktionen werden als endrekursive Funktionen klassifiziert, wenn der rekursive Aufruf in jedem Zweig der Definition die letzte Aktion zur Berechnung der Funktion ist. D.h. keine weiteren Operationen müssen nach der Auswertung der Rekursion berechnet werden.

Eine **nicht** endrekursive Funktion ist folgende Definition der Fakultätsfunktion:

**start ()**

**factorial ( 5 )**

**factorial ( 4 ) \* 5**

**factorial ( 3 ) \* 4 \* 5**

**factorial ( 2 ) \* 3 \* 4 \* 5**

**factorial ( 1 ) \* 2 \* 3 \* 4 \* 5**

**factorial ( 0 ) \* 1 \* 2 \* 3 \* 4 \* 5**

**1 \* 1 \* 2 \* 3 \* 4 \* 5**

**1 \* 2 \* 3 \* 4 \* 5**

**2 \* 3 \* 4 \* 5**

**6 \* 4 \* 5**

**24 \* 5**

**120**

zurück in start

Die Endberechnungen  
finden erst beim Abbau  
des Ausführungstapels  
statt.

return-Adresse in factorial  
n = 1

return-Adresse in factorial  
n = 2

return-Adresse in factorial  
n = 3

return-Adresse in factorial  
n = 4

return-Adresse in factorial  
n = 5

return-Adresse in start  
lokaler Variablen von start

**Laufzeitkeller**

## Endrekursive Definition der Fakultätsfunktion

Python:

```
def factorial (n):  
  
    def factorial_helper (a, n):  
        if n==0:  
            return a  
        else:  
            return factorial_helper (a*n, n-1)  
  
    return factorial_helper (1, n)
```

## Berechnung der Fibonacci-Zahlen

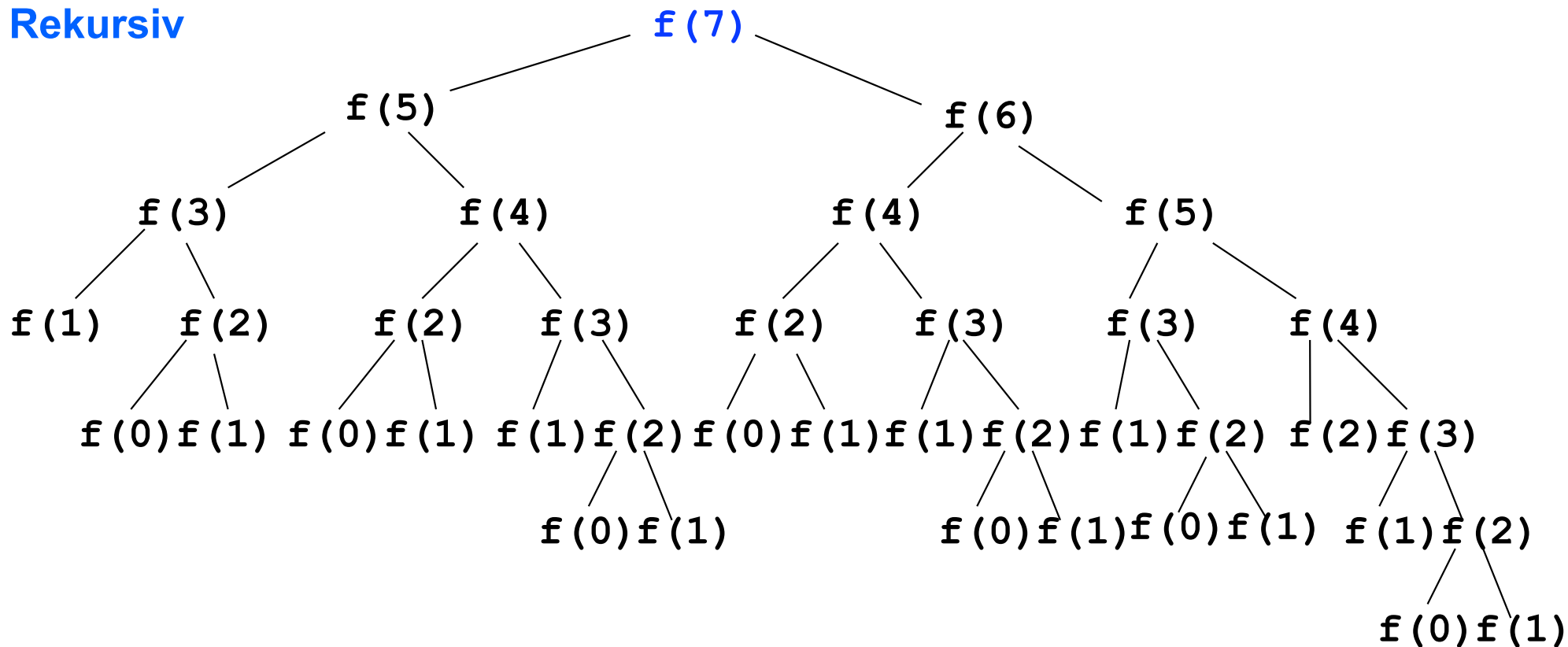
### Rekursiv

```
def fib (n):  
    if n==0 or n==1:  
        return n  
    else:  
        return fib(n-2) + fib(n-1)
```

Die rekursive Berechnung der Fibonacci-Zahlen hat eine exponentielle Komplexität  $\mathbf{O}((1,618\dots)^n)$

# Berechnung der Fibonacci-Zahlen

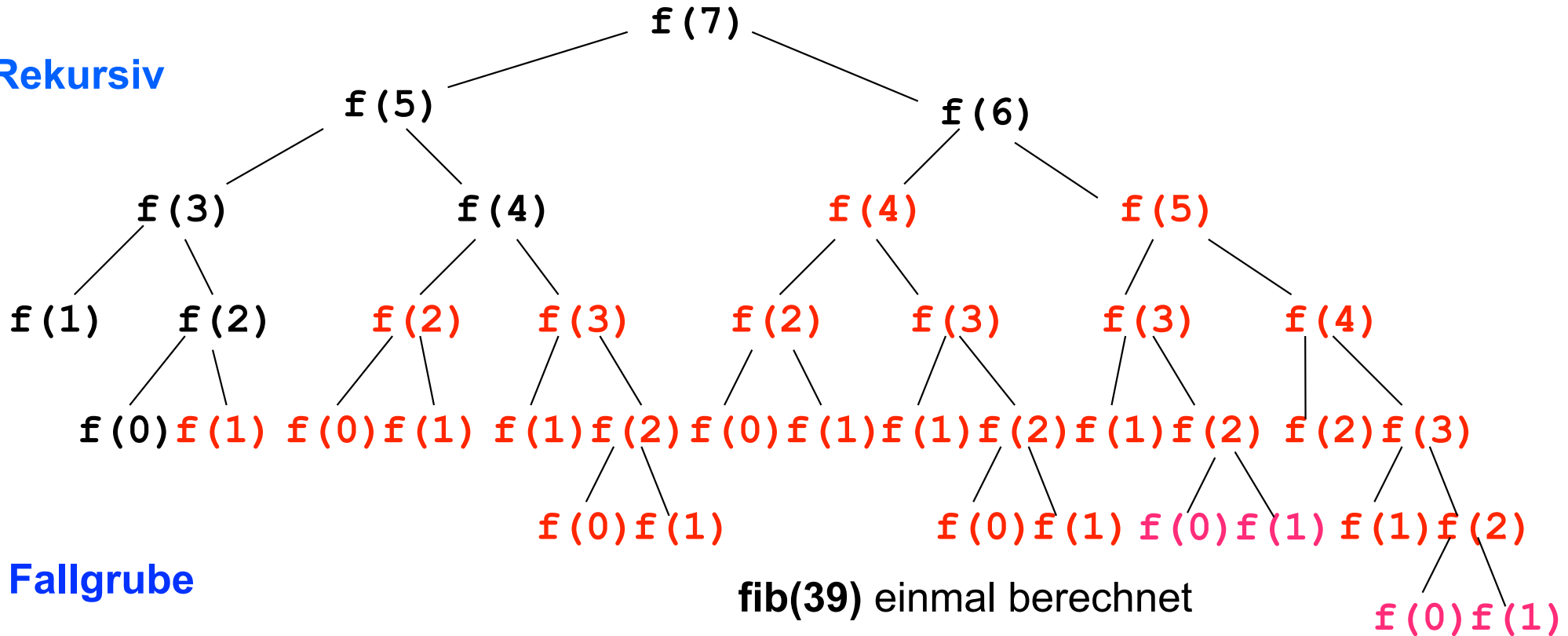
## Rekursiv



# Rekursiv



## Rekursiv



## Fallgrube

Wenn wir **fib(40)** mit unserer rekursiven Implementierung berechnen,

wird:

**fib(39)** einmal berechnet

**fib(38)** 2 mal berechnet

**fib(37)** 3 mal berechnet

**fib(36)** 5 mal berechnet

**fib(35)** 8 mal berechnet

...

**fib(0)** 165 580 141 mal berechnet

Beim Aufruf von **fib(40)** werden 331 160 281 Funktionsaufrufe gemacht

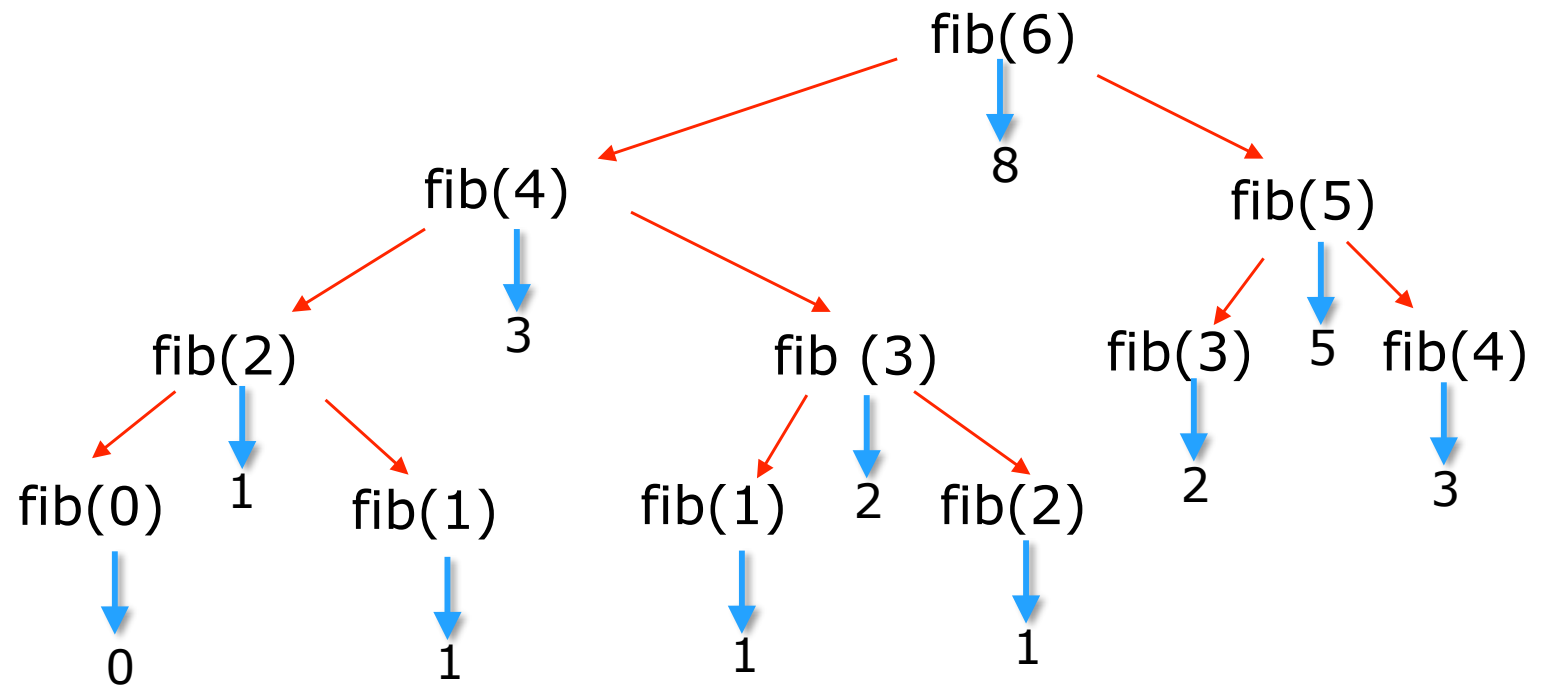


# Berechnung der Fibonacci-Zahlen

Lösung mit **Dynamischer Programmierung**

fibs-Tabelle

0	0
1	1
2	1
3	2
4	3
5	5
6	8



## Berechnung der Fibonacci-Zahlen

```
def fib_dyn(n):  
    if n==0 or n==1:  
        return n  
    else:  
        fibs = [0 for i in range(n+1)]  
        fibs[1] = 1  
        return fib_help(fibs, n)
```

```
def fib_help (fibs, n):  
    if fibs[n] != 0:  
        return fibs[n]  
    elif n==0:  
        return 0  
    else:  
        fibs[n] = fib_help(fibs, n-1) + fib_help(fibs, n-2)  
        return fibs[n]
```

mit **Dynamischer Programmierung**

$$T(n) = O(n)$$

```
>>> fib_dyn(992)  
925239415994386554869588530526732113391791  
027107146089675782213997604728132159099144  
675176879829352818608730653883769505215818  
615700996374793242741022444070914268567004  
041261931970004460258737885521082308229  
>>> fib_dyn(993)  
...  
RuntimeError: maximum recursion depth exceeded  
in comparison
```

## Berechnung der Fibonacci-Zahlen

Eine rekursive Implementierung kann extrem ineffizient werden, wenn die gleichen Berechnungen wiederholt berechnet werden.

Eine Lösung ist **Dynamische Programmierung**

Bei dynamischer Programmierung werden Zwischenberechnungen in einer Tabelle gespeichert, damit diese später wieder verwendet werden können.

## Berechnung der Fibonacci-Zahlen

```
def fib_end_rek(n):  
    def quick_fib(a, b, n):  
        if n==0:  
            return a  
        else:  
            return quick_fib(b, a+b, n-1)  
    return quick_fib(0, 1, n)
```

**Endrekursiv** **$T(n) = O(n)$** 

```
>>> fib_end_rek (991)  
571829406815633979529643697006273045106845980748991112071673038743  
714031497887739023091610769764627307772654802298784361803421747114  
571265690519449915873452164193174293407940201977897716937097604164  
288130909
```

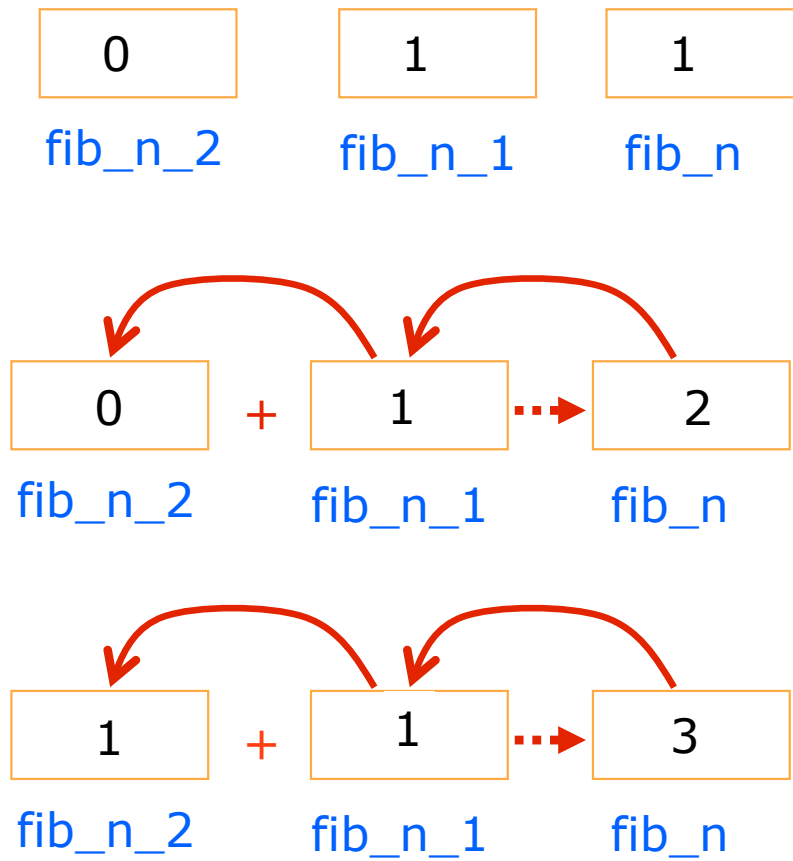
```
>>> fib_end_rek (992)
```

```
....  
RuntimeError: maximum recursion depth exceeded in comparison
```



# Berechnung der Fibonacci-Zahlen

## Iterativ



```
def fib_iter(n):
```

```
    if n==0 or n==1:
```

```
        return n
```

```
    elif n==2:
```

```
        return 1
```

```
    else:
```

```
        fib_n_2 = 0
```

```
        fib_n_1 = 1
```

```
        fib_n = 1
```

```
        for i in range(2, n):
```

```
            fib_n_2 = fib_n_1
```

```
            fib_n_1 = fib_n
```

```
            fib_n = fib_n_1 + fib_n_2
```

```
        return fib_n
```

```
>>> fib_iter(5000)
387896845438832563370191630832
590531208212771464624510616059
721489555013904403709701082291
646221066947929345285888297381
348310200895498294036143015691
147893836421656394410691021450
563413370655865623825465670071
252592990385493381392883637834
751890876297071203333705292310
769300851809384980180384781399
674888176555465378829164426891
298038461377896902150229308247
566634622492307188332480328037
503913035290330450584270114763
524227021093463769910400671417
488329842289149127310405432875
329804427367682297724498774987
455569190770388063704683279481
135897373999311010621930814901
857081539785437919530561751076
105307568878376603366735544525
884488624161921055345749367589
784902798823435102359984466393
485325641195222185956306047536
464547076033090242080638258492
915645287629157575914234380914
230291749108898415520985443248
659407979357131684169286803954
530954538869811466508206686289
742063932343848846524098874239
587380197699382031717420893226
546887936400263079778005875912
967138963421425257911687275560
036031137054775472460463998758
8046985178408674382863125
>>>
```

```
def fib_iter(n):
```

```
    if n==0 or n==1:
```

```
        return n
```

```
    elif n==2:
```

```
        return 1
```

```
    else:
```

```
        fib_n_2 = 0
```

```
        fib_n_1 = 1
```

```
        fib_n = 1
```

```
        for i in range(2, n):
```

```
            fib_n_2 = fib_n_1
```

```
            fib_n_1 = fib_n
```

```
            fib_n = fib_n_1 + fib_n_2
```

```
        return fib_n
```

 $c_1$  $c_2$ 

## Komplexitätsanalyse

### Iterativ

$$T(n) = c_1 + c_2 (n-3)$$

$c_2$  = Zeitkosten eines Schleifedurchgangs

$$T(n) = c_1 - 3c_2 + c_2 n$$

$$T(n) = \mathbf{O(n)}$$

## yield-Anweisung

```
def fibonacci():  
    """Unendlicher Fibonacci-Zahlen-Generator"""  
    a, b = 0, 1  
    while True:  
        yield a  
        a, b = b, a + b  
  
def getFibonacci(n):  
    counter = 0  
    for x in fibonacci():  
        counter += 1  
        if (counter > n):  
            break  
    return x  
  
print(getFibonacci(10))
```

## Rekursion vs. Iteration

Jede interaktive Funktion kann in eine rekursive Funktion umgeschrieben werden.

Sehr wichtig ist es, bei rekursiven Funktionen die Abbruchbedingung korrekt zu programmieren

Endrekursive Funktionen können als Iteration umgeschrieben werden.

Der Compiler implementiert Rekursion mit Hilfe des Stapels

Die Rekursion kann in eine Iteration verwandelt werden, wenn ein Stapel explizit verwendet wird

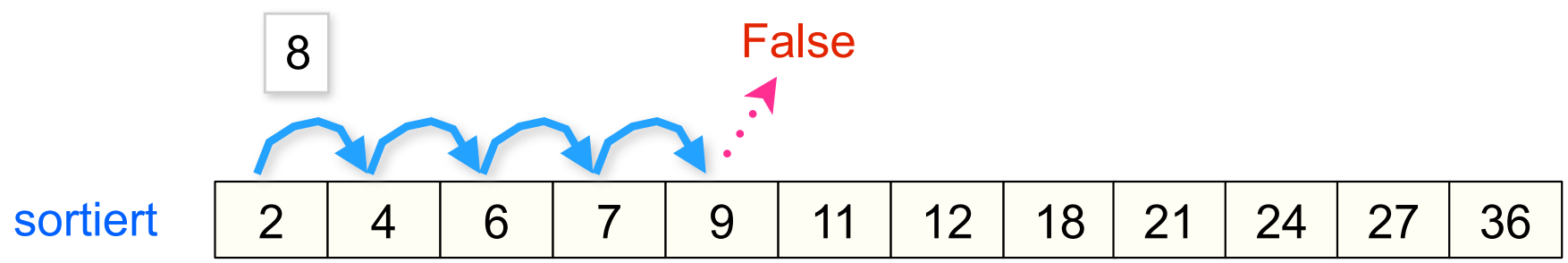
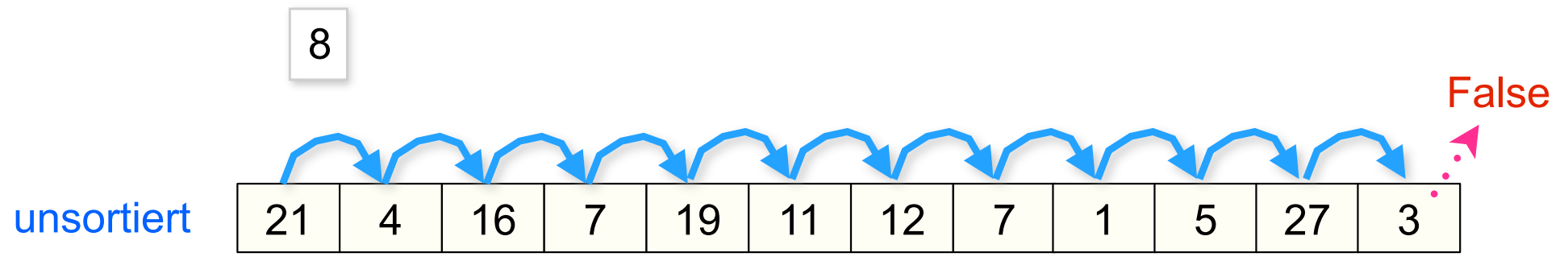
Wann sollen wir Iteration und wann Rekursion verwenden?

Einfache und übersichtliche Implementierung  
Effiziente Implementierung

**Rekursion**  
**Iteration**



# Suchen



## Lineare Suche in Python

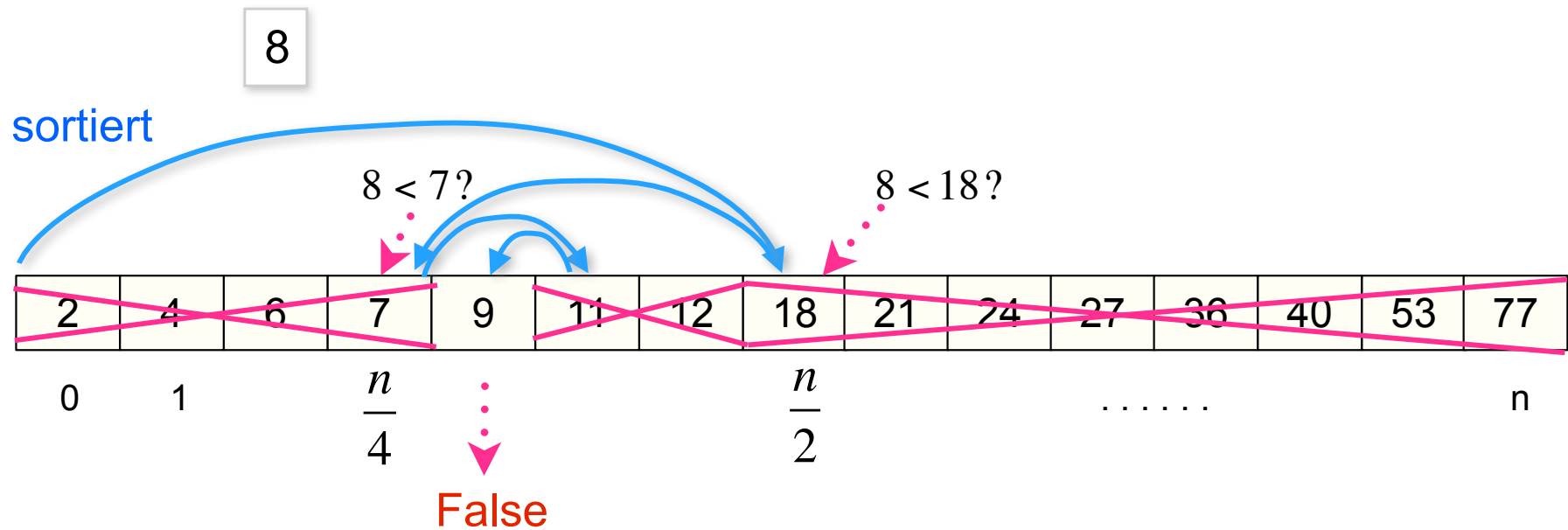
```
def linear_search(key, seq ):  
    for i in seq:  
        if i==key:  
            return True  
    return False
```

## Rekursive lineare Suche in Python

```
def linear_search(key, seq ):
    if len(seq)==0:
        return False
    elif seq[0]==key:
        return True
    else:
        return linear_search(key, seq[1:])
```

# Suchen in sortierten Listen

## Binärsuche



nur **4** Schritte

Gut für imperative Programmiersprachen!

## Binäre Suche

## Rekursiv

```
def bin_search(key, seq):  
    if len(seq) > 1:  
        m = len(seq) // 2  
        if seq[m] == key:  
            return True  
        elif key < seq[m]:  
            return bin_search(key, seq[0:m])  
        else:  
            return bin_search(key, seq[(m+1):])  
    elif len(seq) == 1:  
        return seq[0] == key  
    else:  
        return False
```

## Maximale Schrittzahl mit Arrays

$$n = 128 \quad = 2^7 \quad 7 = \log_2 ( 128 )$$

$$64 \quad = 2^6 \quad \text{Im schlimmsten Fall}$$

$$32 \quad = 2^5 \quad \approx \log_2(n)$$

$$16 \quad = 2^4$$

$$8 \quad = 2^3$$

$$4 \quad = 2^2$$

$$2 \quad = 2^1$$

$$1 \quad = 2^0$$

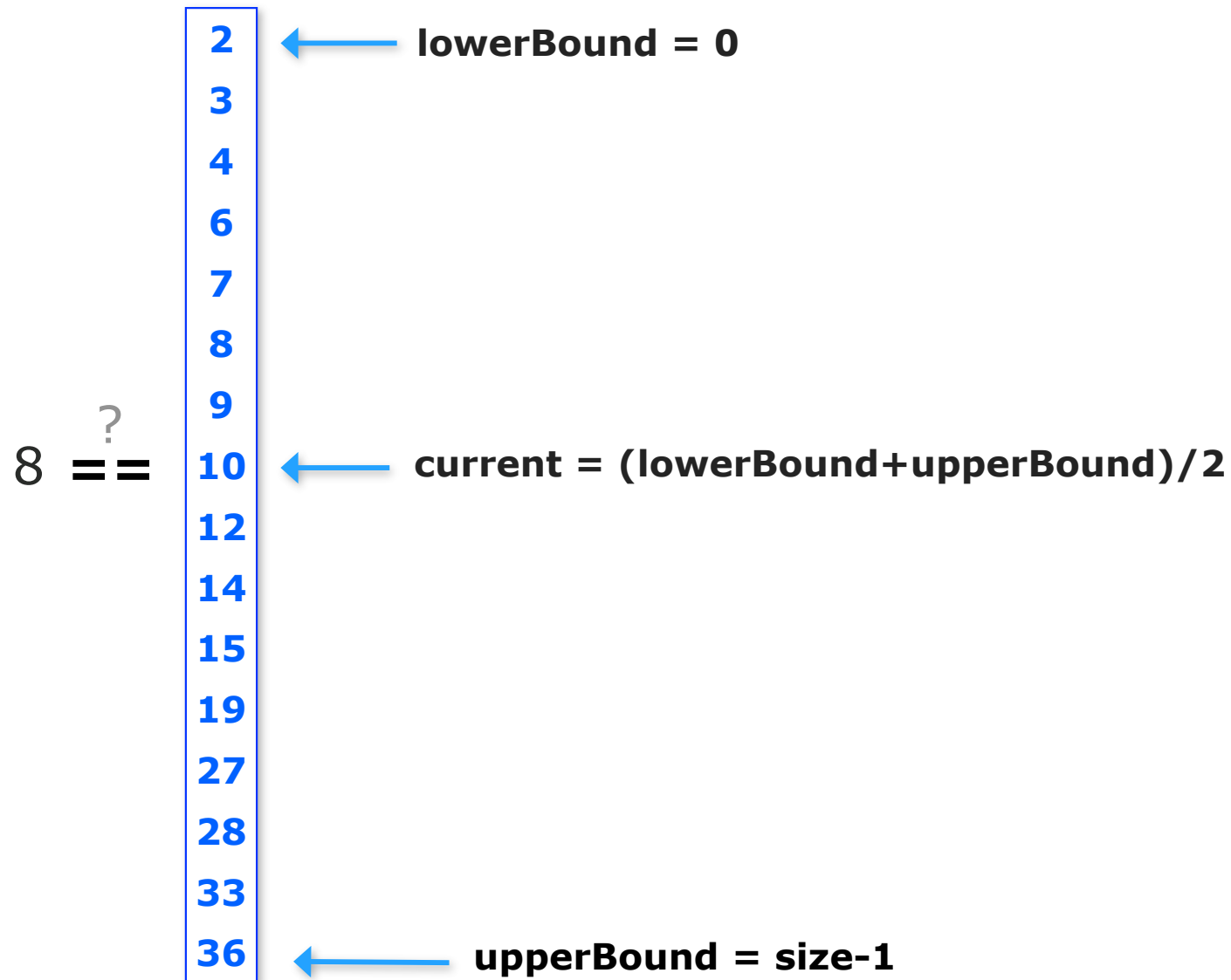
Anzahl der Elemente

Lineare Suche

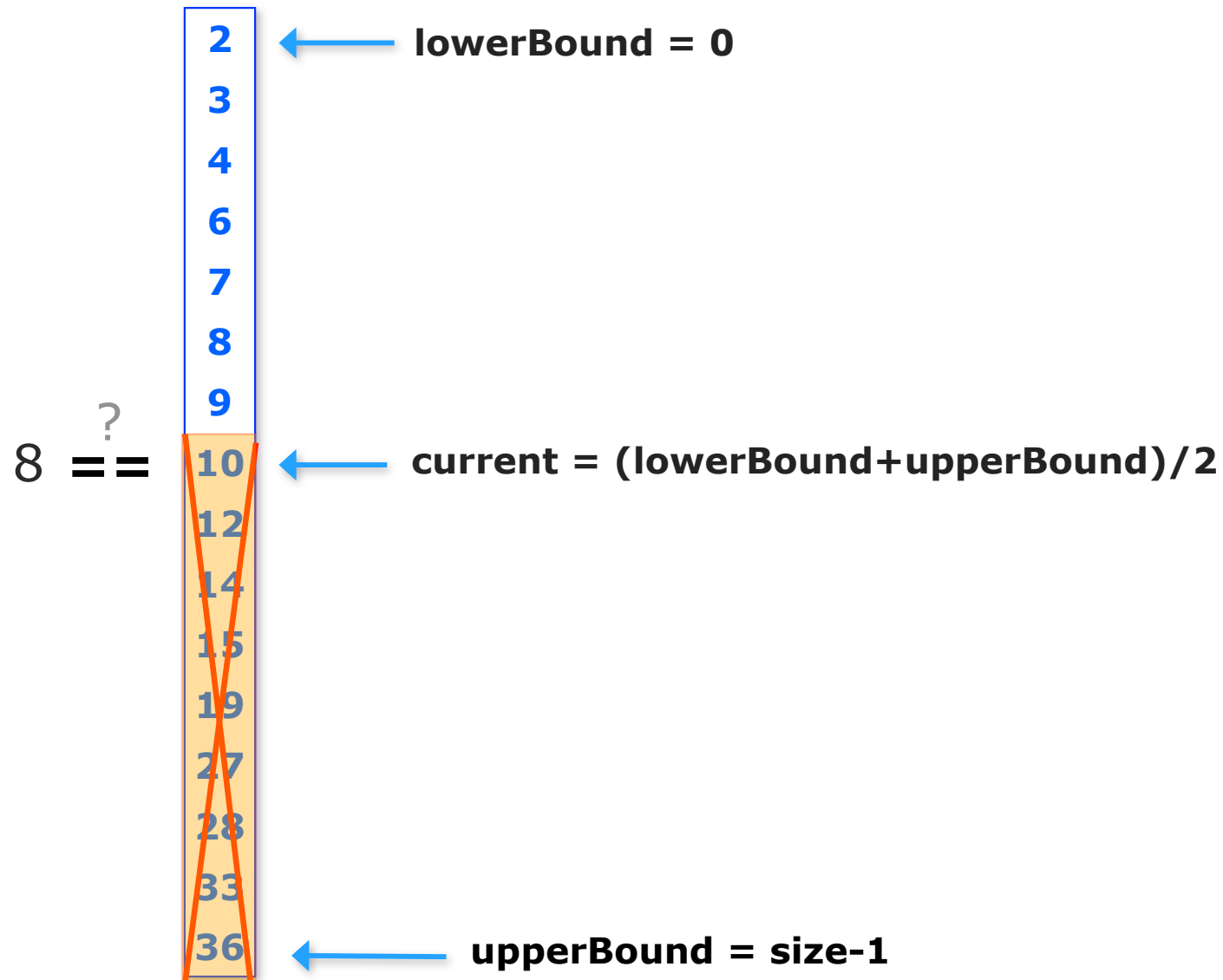
Binäre Suche

3	3	2
...	...	...
1,023	1,023	10
...	...	...
1,073,741,824	1,073,741,824	30

## Iterativ

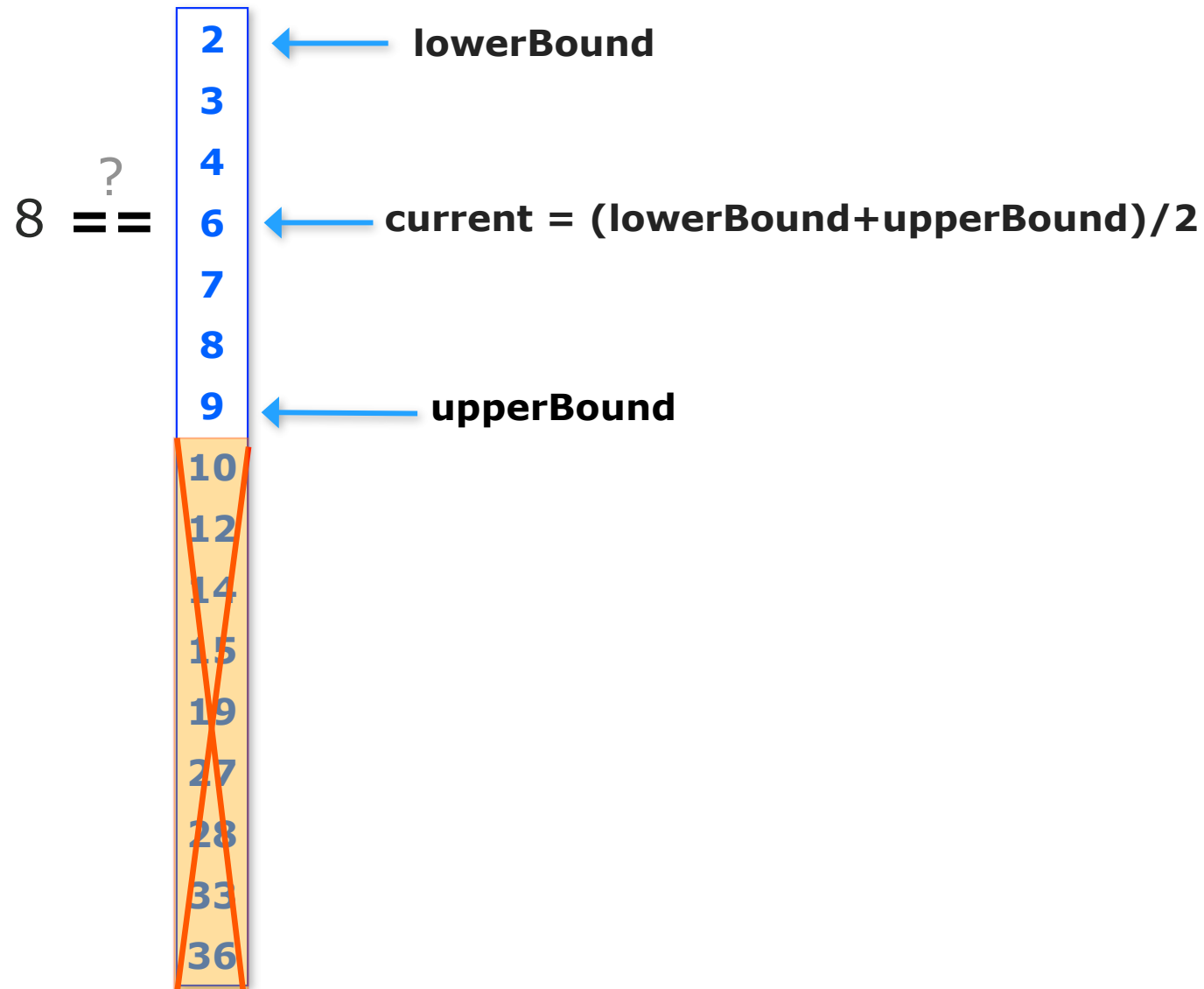


## Iterativ

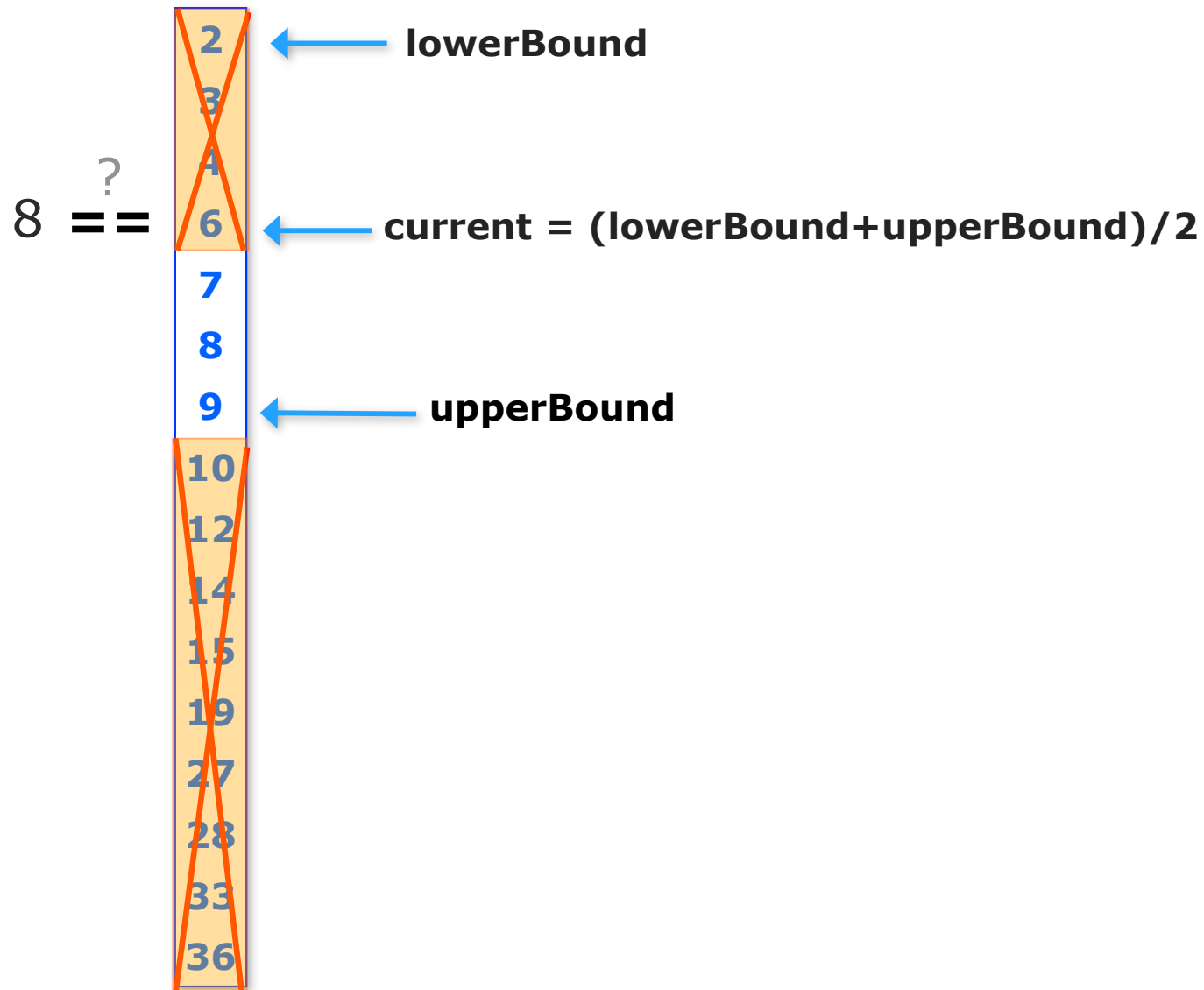




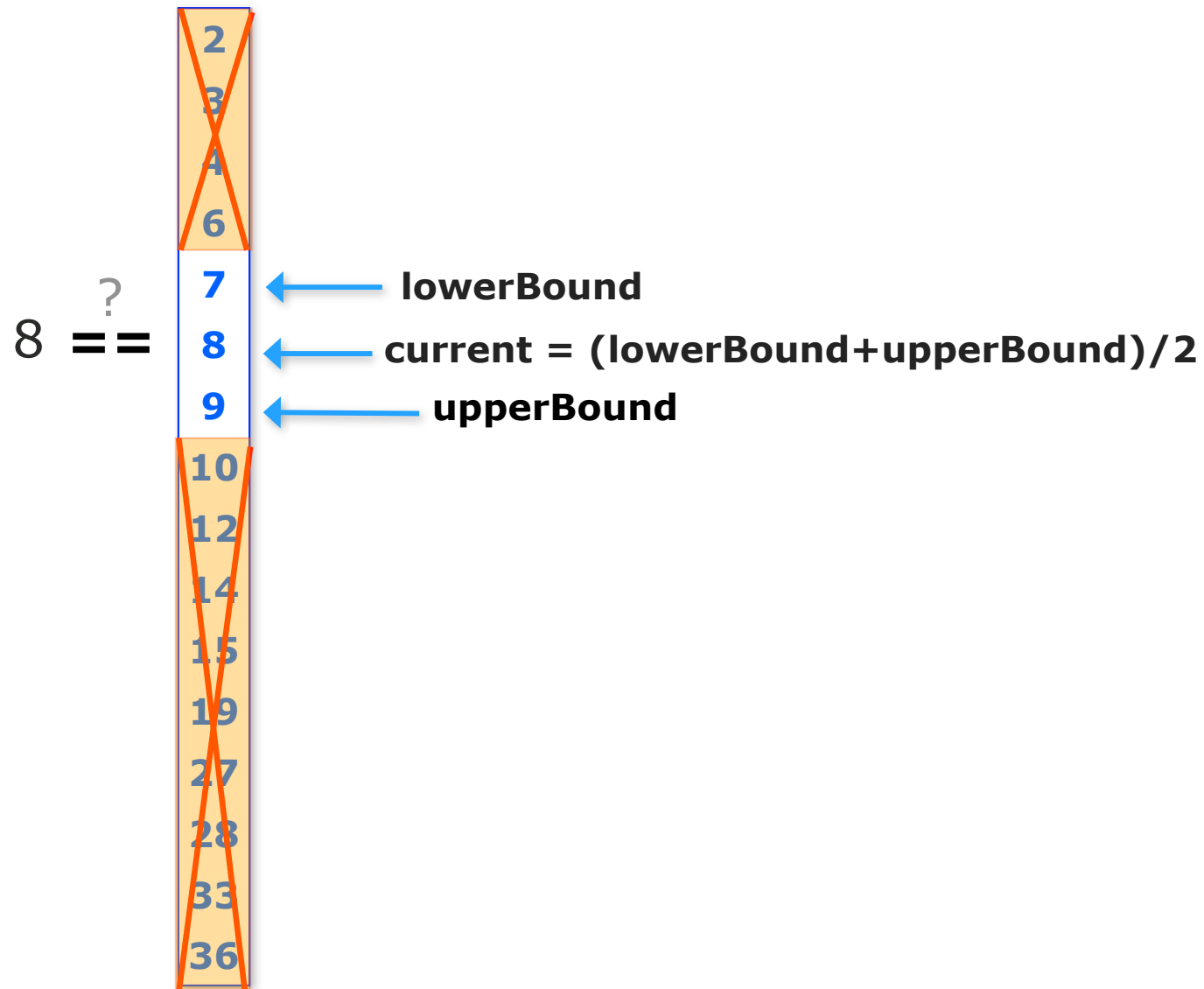
## Iterativ



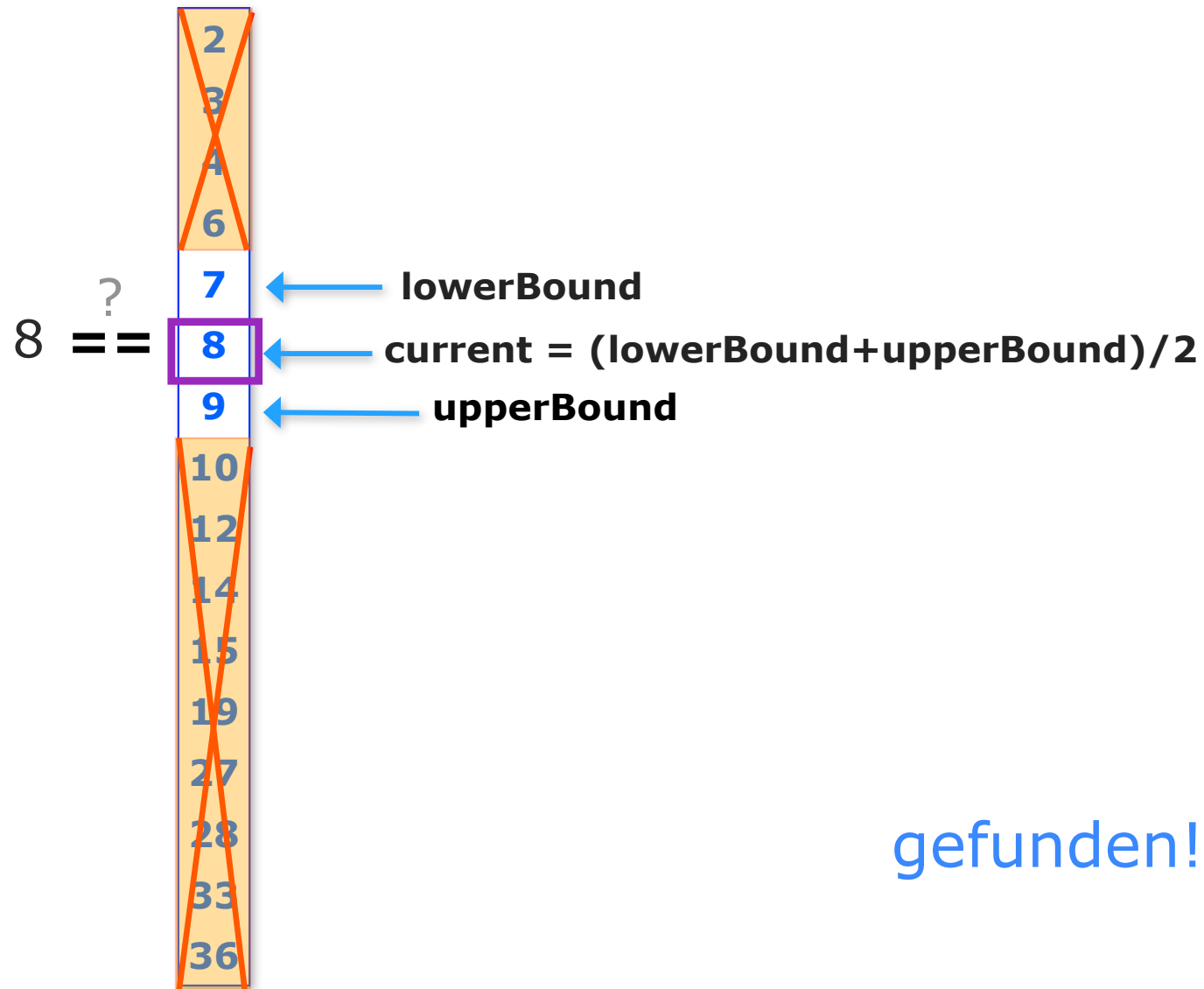
## Iterativ



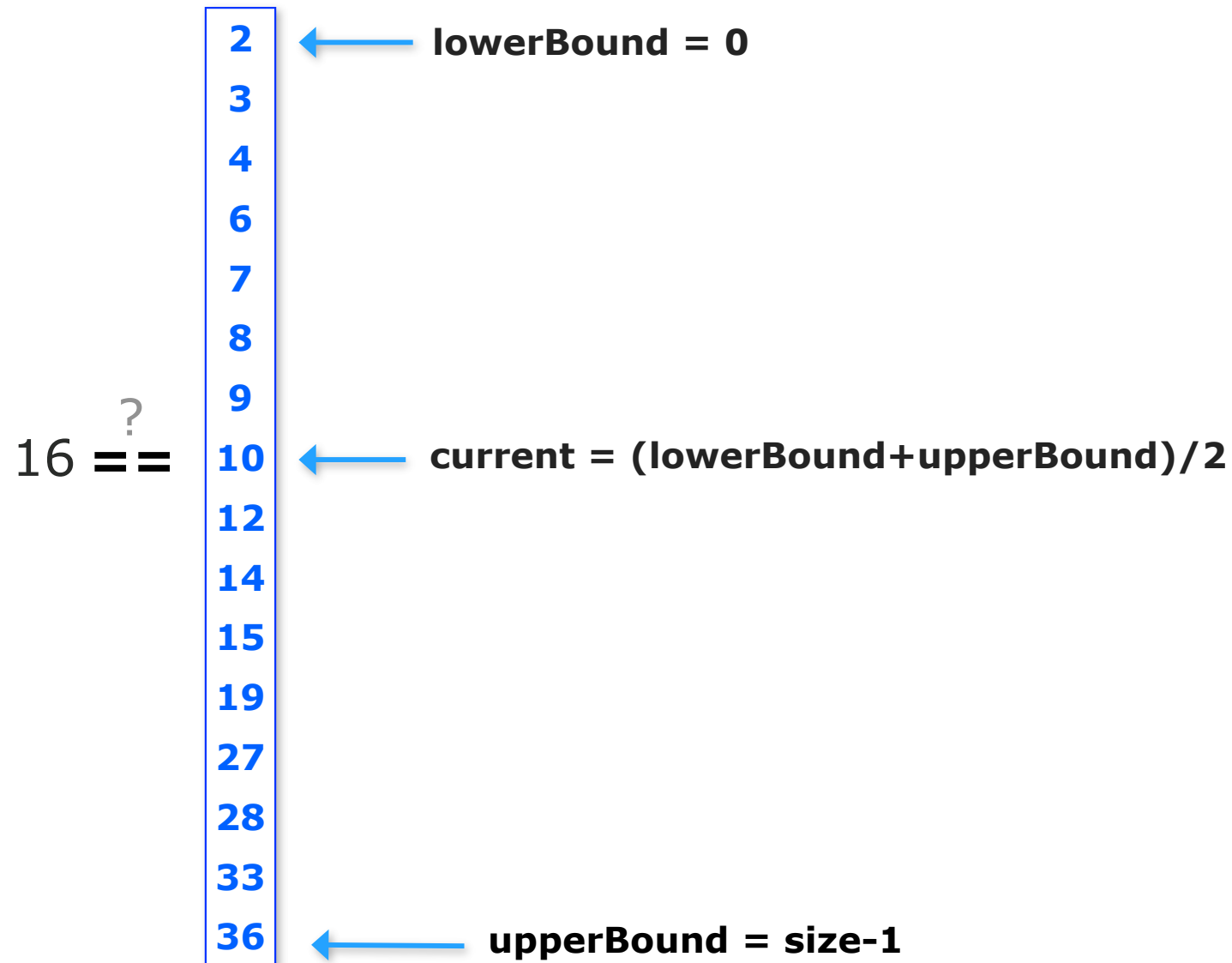
## Iterativ



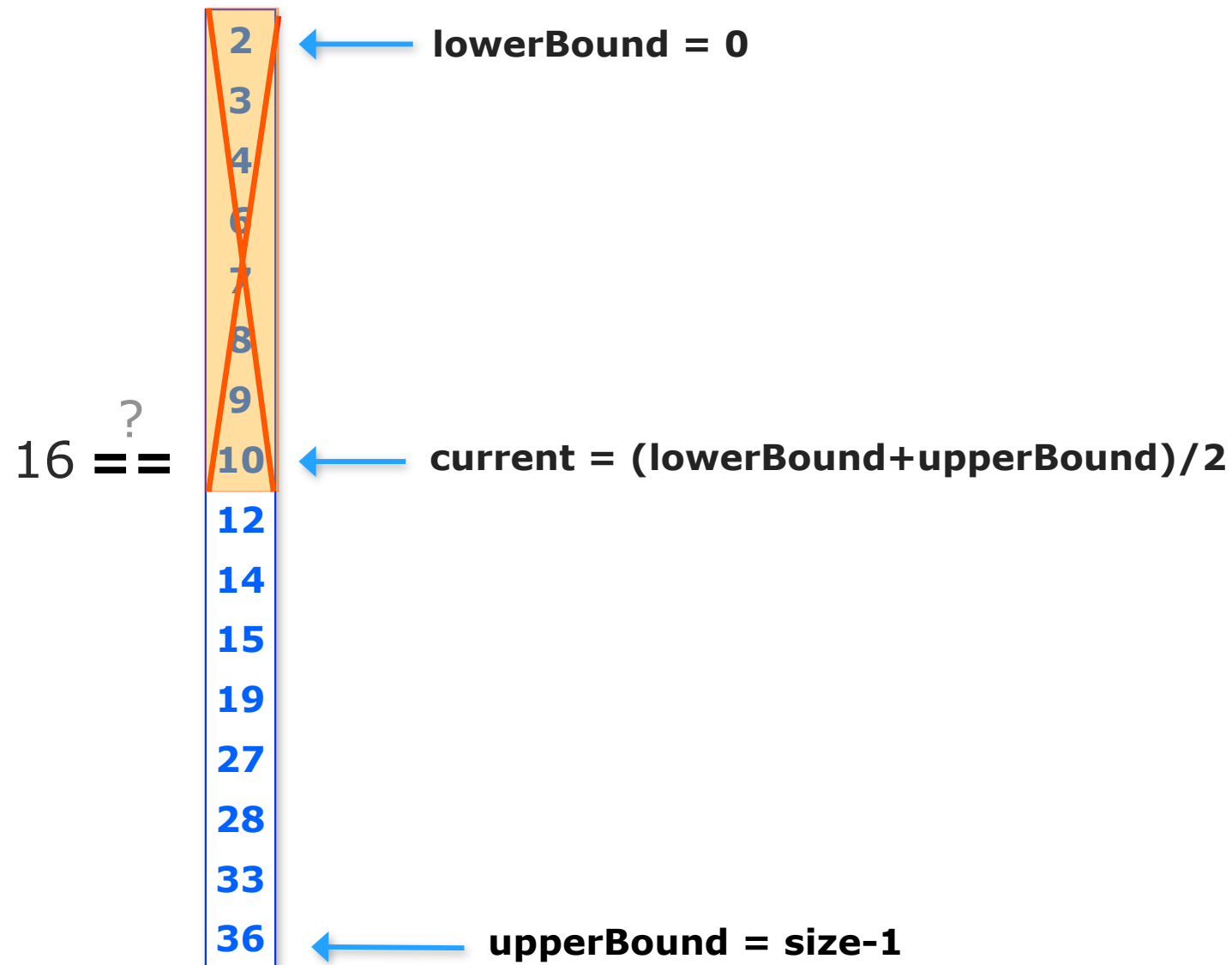
## Iterativ



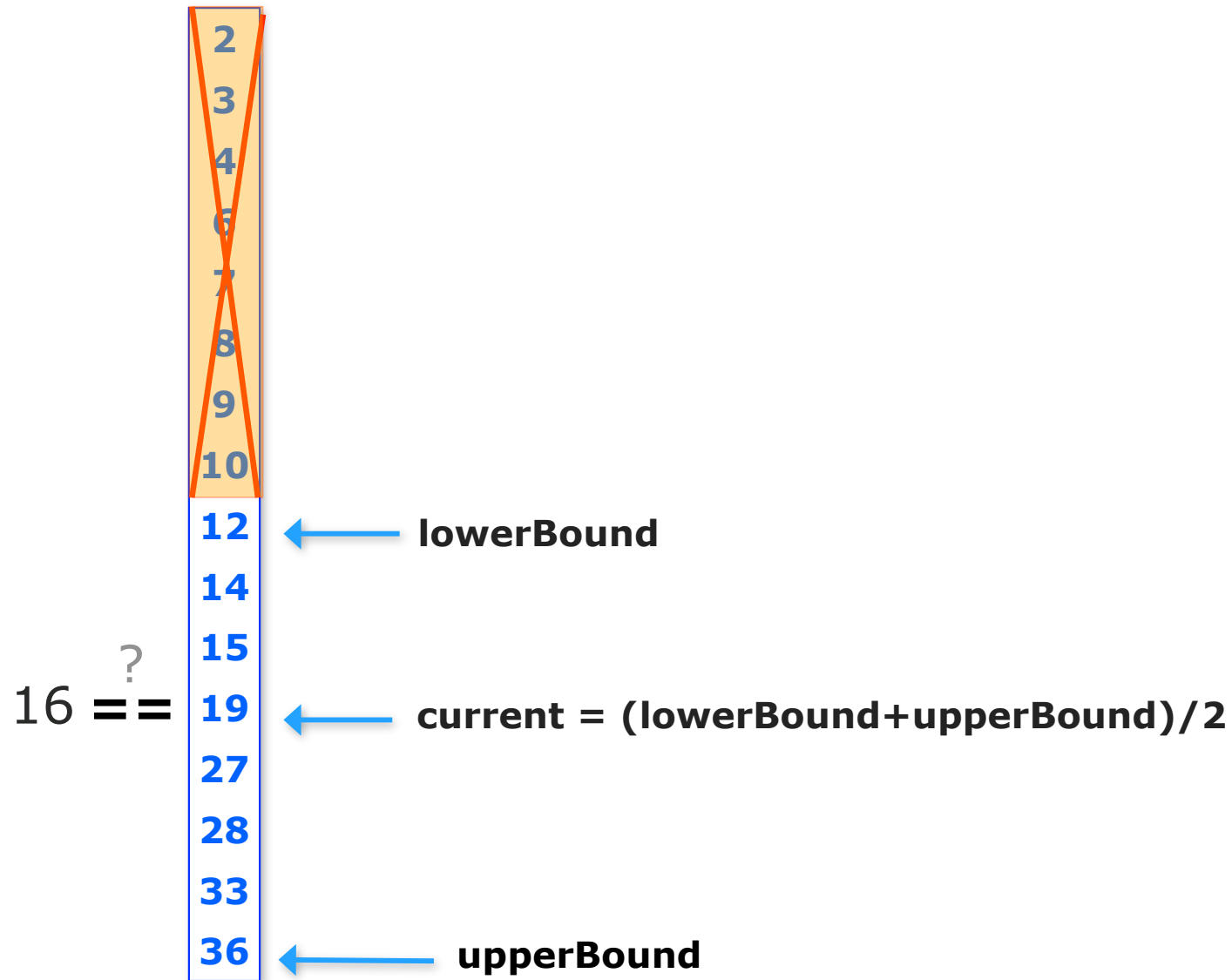
## Iterativ



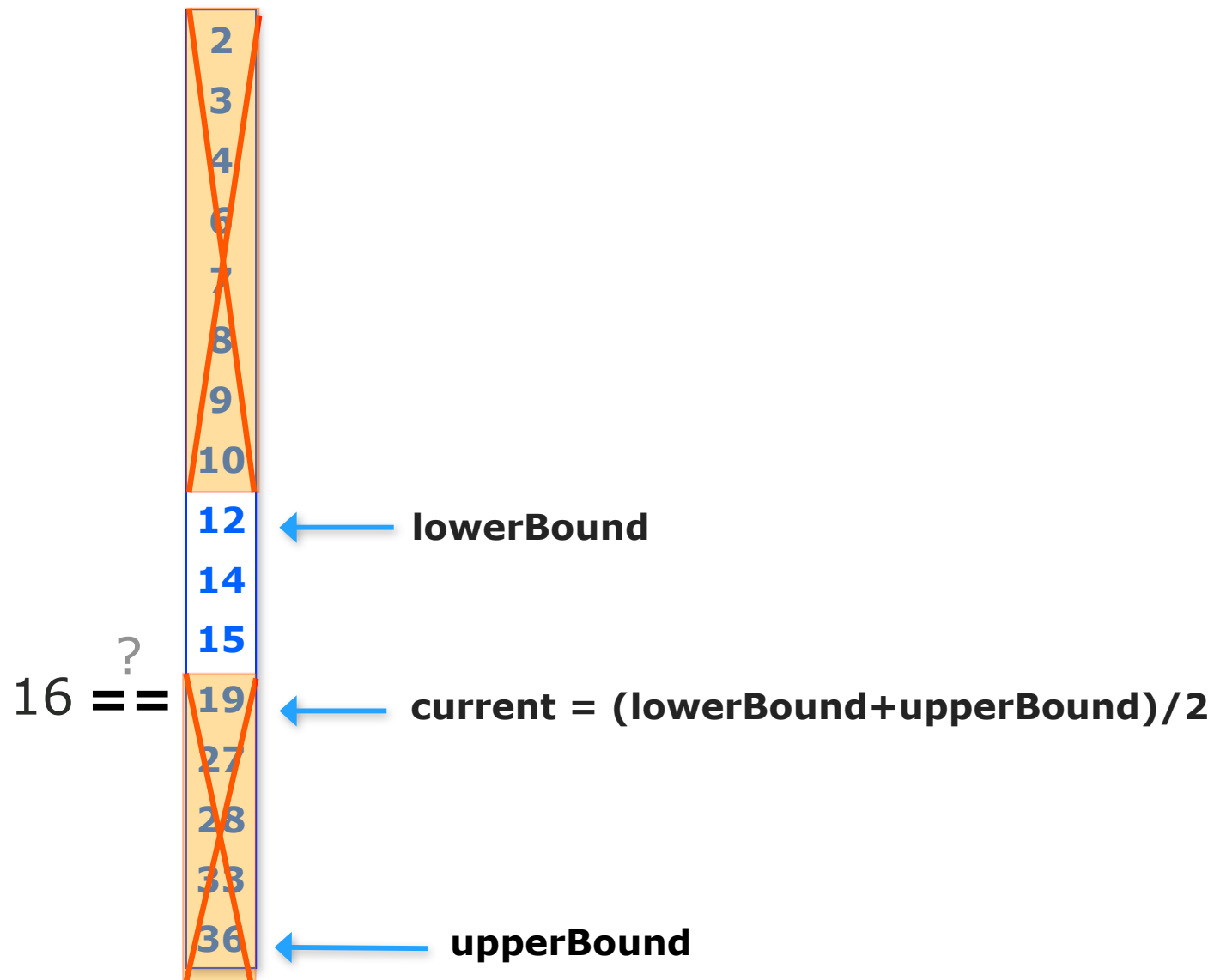
## Iterativ



## Iterativ

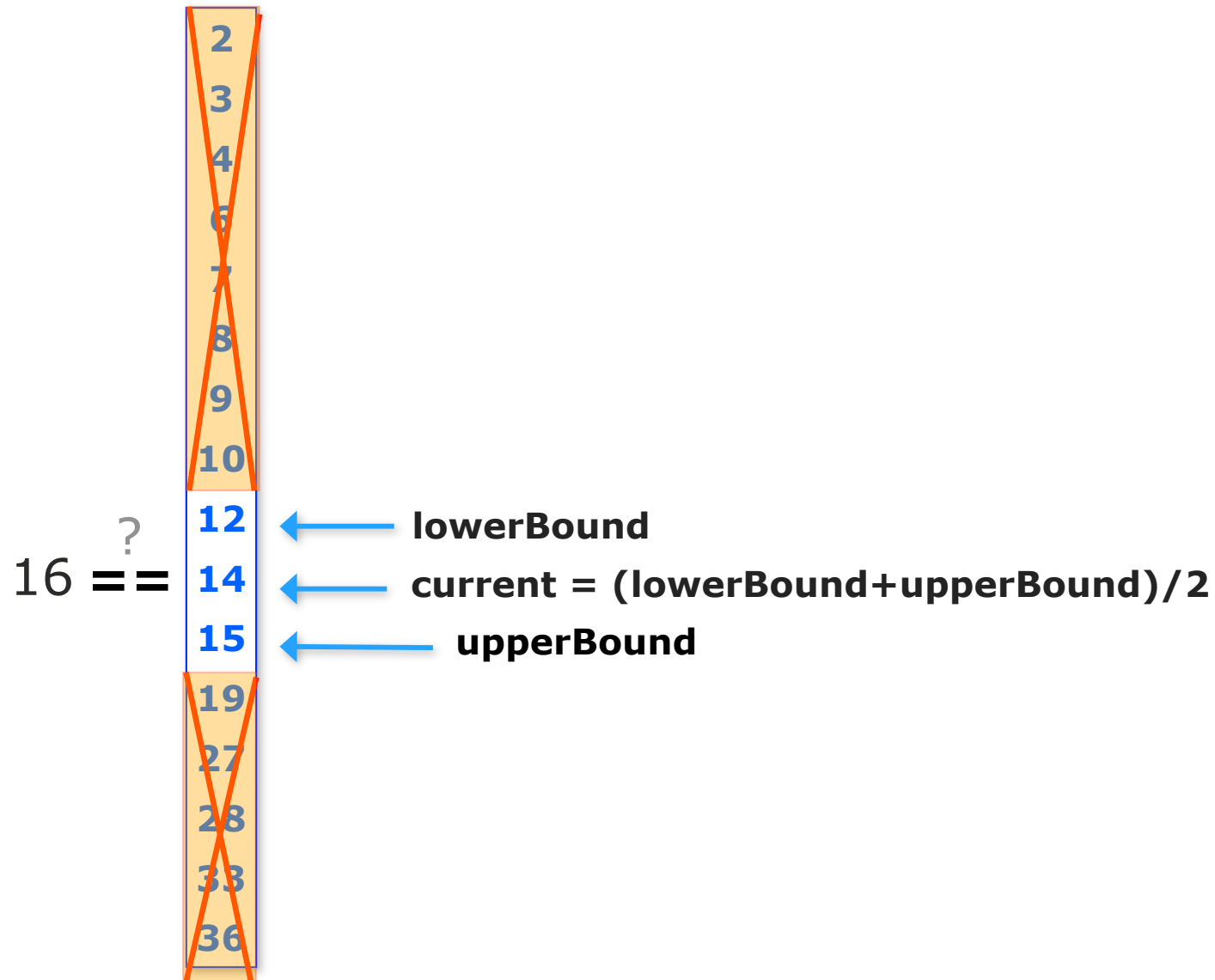


## Iterativ

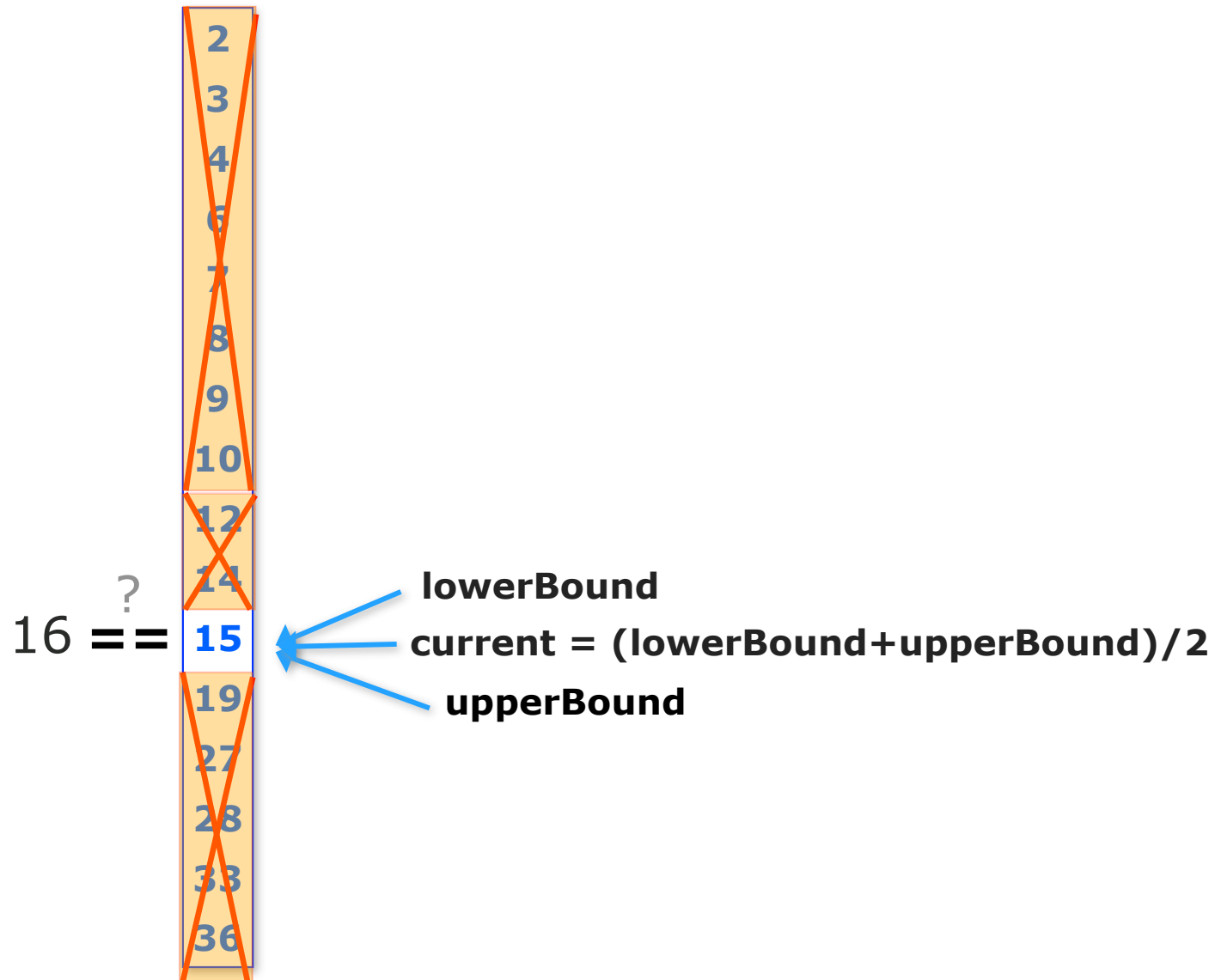




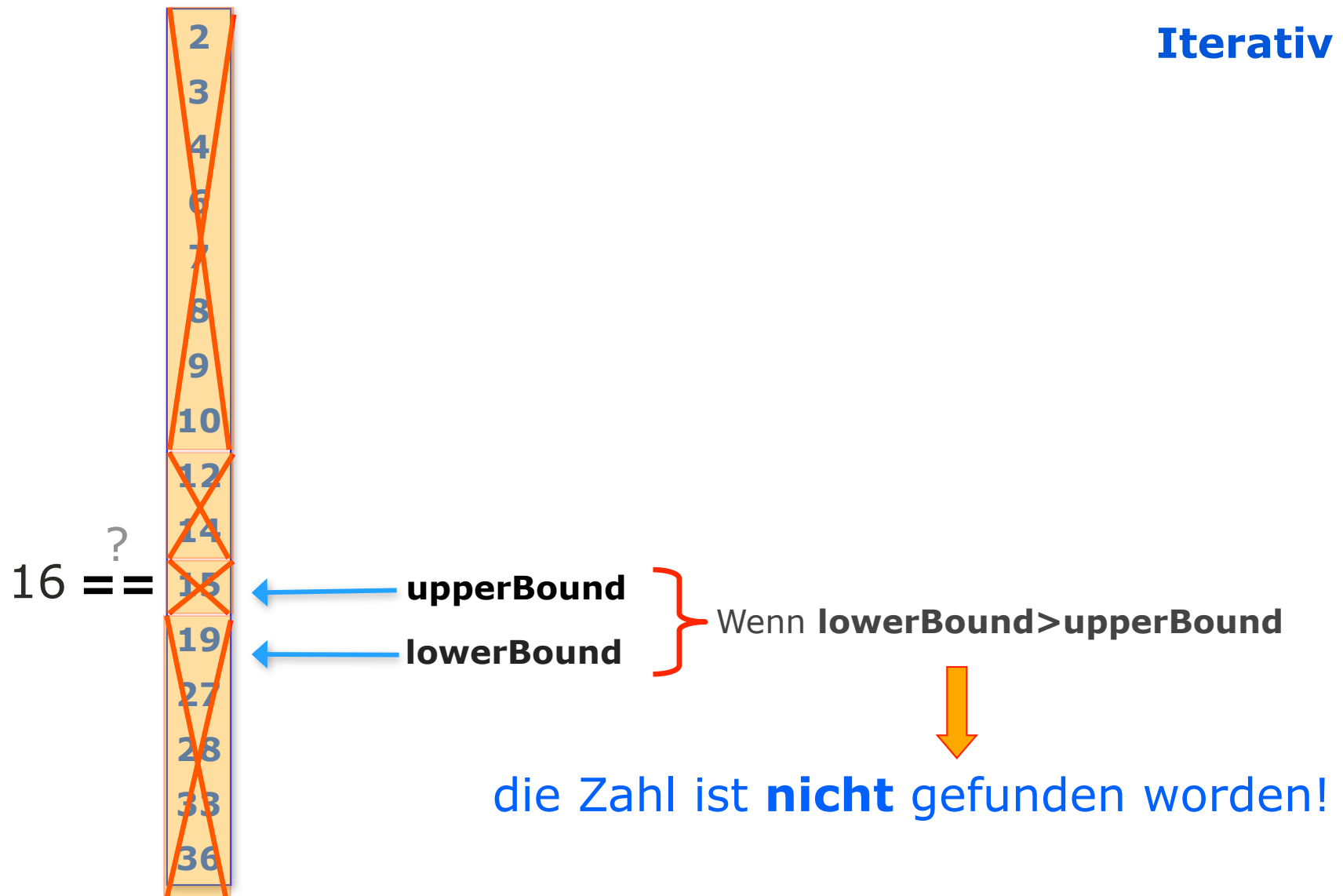
## Iterativ



## Iterativ



## Iterativ



## Binärsuche in einem Feld

Iterativ

```
def binary_search (nums, key):  
  
    lowerBound = 0  
    upperBound = len(nums) - 1  
  
    while lowerBound <= upperBound:  
        current = (lowerBound + upperBound)//2  
        if nums[current] == key:  
            return True  
        else:  
            if nums[current] < key:  
                lowerBound = current + 1  
            else:  
                upperBound = current - 1  
  
    return False
```