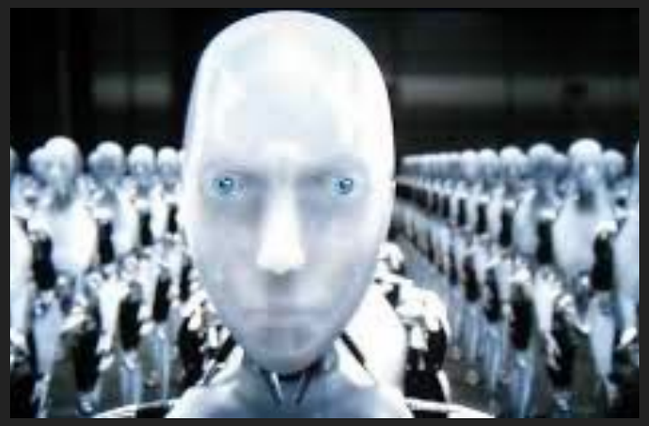
SÉBASTIEN KONIECZNY

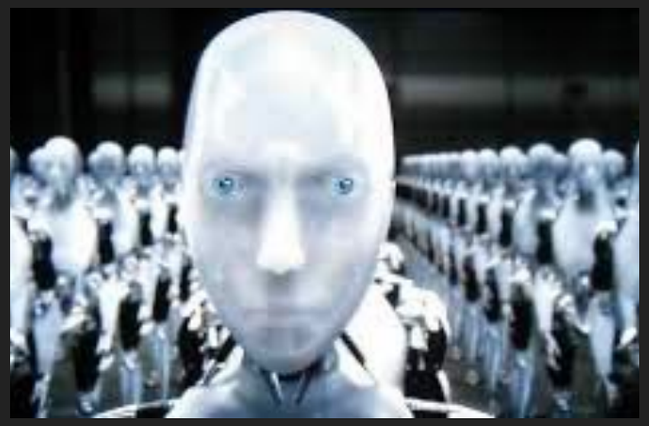
INTELLIGENCE ARTIFICIELLE: ÉTAT DE L'ART

L'IA POUR LE GRAND PUBLIC



L'IA POUR LE GRAND PUBLIC

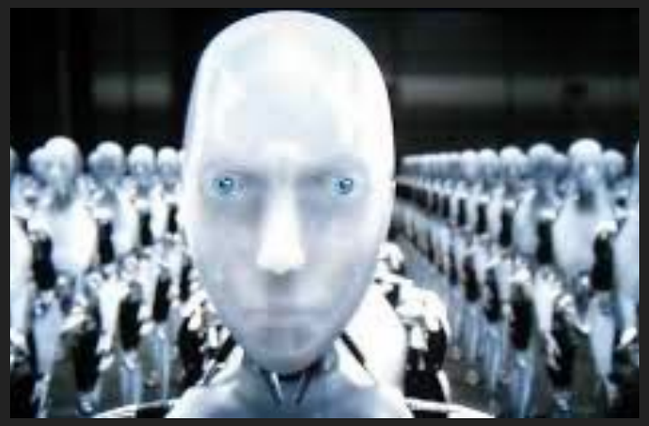
HAL - 2001...



L'IA POUR LE GRAND PUBLIC

HAL - 2001...

Matrix

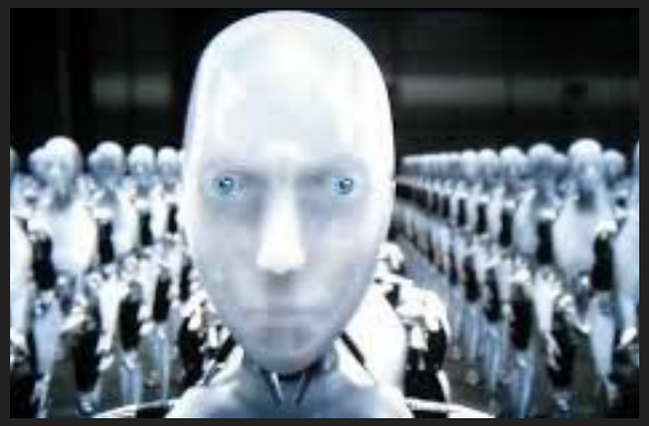


L'IA POUR LE GRAND PUBLIC

HAL - 2001…

Matrix

Terminator

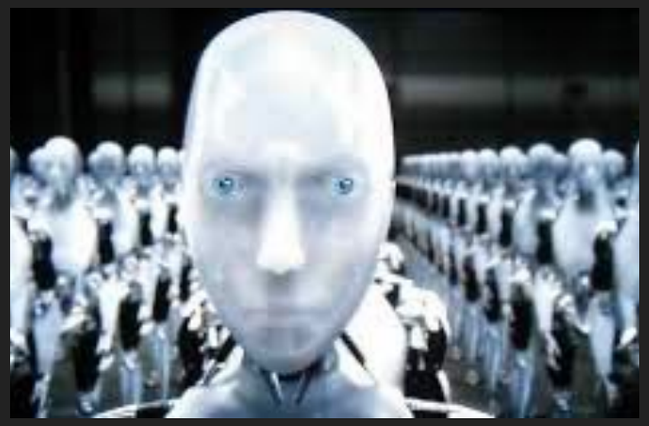


L'IA POUR LE GRAND PUBLIC

HAL - 2001…

Matrix

Terminator



I,Robot

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

L'IA est le plus grand risque auquel nous sommes confrontés en tant que civilisation (Elon Musk)

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

L'IA est le plus grand risque auquel nous sommes confrontés en tant que civilisation (Elon Musk)

Avec l'intelligence artificielle, nous invoquons le démon (Elon Musk)

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

L'IA est le plus grand risque auquel nous sommes confrontés en tant que civilisation (Elon Musk)

Avec l'intelligence artificielle, nous invoquons le démon (Elon Musk)

Au moment où nous réagirons, il sera déjà trop tard (Elon Musk)

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

Une fois que les humains développeront une intelligence artificielle, elle prendra son envol et se remodèlera elle-même de plus en plus rapidement. Les humains, qui sont limités par des fonctions biologiques lentes, ne pourront rivaliser et seront dépassés (Stefen Hawking)

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

Une fois que les humains développeront une intelligence artificielle, elle prendra son envol et se remodèlera elle-même de plus en plus rapidement. Les humains, qui sont limités par des fonctions biologiques lentes, ne pourront rivaliser et seront dépassés (Stefen Hawking)

Si nous construisons ces appareils pour s'occuper de tout à notre place, ils penseront en fin de compte plus vite que nous et se débarrasseront des hommes, plus lents, pour gérer les entreprises plus efficacement (Steve Wozniak)

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

Tout ce qui est professionnel, technique, va être balayé par l'intelligence artificielle. Un comptable n'a pas sa place en 2030 (Laurent Alexandre)

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

Tout ce qui est professionnel, technique, va être balayé par l'intelligence artificielle. Un comptable n'a pas sa place en 2030 (Laurent Alexandre)

La radiologie sera faite par l'IA dans pas longtemps (Laurent Alexandre)

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

Tout ce qui est professionnel, technique, va être balayé par l'intelligence artificielle. Un comptable n'a pas sa place en 2030 (Laurent Alexandre)

La radiologie sera faite par l'IA dans pas longtemps (Laurent Alexandre)

Parmi les enfants qu'on forme aujourd'hui dans les écoles populaires, il n'y en a pas un qui sera compétitif contre l'IA en 2070 (Laurent Alexandre)

L'IA POUR CERTAINS « LEADERS D'OPINION »

Elon Musk

Steve Wozniak

Stephen Hawking

Laurent Alexandre

Tout ce qui est professionnel, technique, va être balayé par l'intelligence artificielle. Un comptable n'a pas sa place en 2030 (Laurent Alexandre)

La radiologie sera faite par l'IA dans pas longtemps (Laurent Alexandre)

Parmi les enfants qu'on forme aujourd'hui dans les écoles populaires, il n'y en a pas un qui sera compétitif contre l'IA en 2070 (Laurent Alexandre)

En 2030, on pourra mettre des circuits intégrés dans le cerveau des enfants d'une façon ou d'une autre et on le fera (Laurent Alexandre)

IA ET INDUSTRIE

IA ET INDUSTRIE

Challenges

ENTREPRISE ECONOMIE POLITIQUE MONDE MÉDIAS TECH AUTO EMPLOI PATRIMOINE LUXE

FRENCH TECH TÉLÉCOMS JEUX VIDÉO START-UP TEST HIGH-TECH INFORMATIQUE GRAND PUBLIC GALERIES PHOTOS

50 MASTERS 500 FORTUNES 2017 TOP 30 DES GLOBAL MBA LES CLÉS DE DEMAIN REVOLUTION@WORK

CHALLENGES > HIGH-TECH > INTERNET

Internet

Pour l'auteur de Sapiens, l'intelligence artificielle va détruire la plupart des emplois

IA ET INDUSTRIE

IA ET INDUSTRIE

IA ET INDUSTRIE

IA ET INDUSTRIE

IA ET INDUSTRIE

IA ET INDUSTRIE

L'IA EST DEJA PARTOUT !

L'IA EST DEJA PARTOUT !

L'IA EST DEJA PARTOUT !

L'IA EST DEJA PARTOUT !

Google

L'IA EST DEJA PARTOUT !

Google

amazon

L'IA EST DEJA PARTOUT !

Google

amazon

NETFLIX

L'IA EST DEJA PARTOUT !

Google

amazon

NETFLIX

L'IA PLUS FORTE QUE LES HUMAINS

Deep Blue 1997

Watson 2011

Alphago 2016

Libratus 2017

MAIS, AU FAIT, C'EST QUOI L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ?

MAIS, AU FAIT, C'EST QUOI L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ?

- Tentative de Définition

MAIS, AU FAIT, C'EST QUOI L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ?

- Tentative de Définition
- Historique de l'Intelligence Artificielle

MAIS, AU FAIT, C'EST QUOI L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ?

- Tentative de Définition
- Historique de l'Intelligence Artificielle
- Informatique et Intelligence Artificielle

MAIS, AU FAIT, C'EST QUOI L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ?

- Tentative de Définition
- Historique de l'Intelligence Artificielle
- Informatique et Intelligence Artificielle
- Les thématiques principales en Intelligence Artificielle

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 1 : Le but de l'intelligence artificielle est de concevoir des machines qui font preuve d'intelligence

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 1 : Le but de l'intelligence artificielle est de concevoir des machines qui font preuve d'intelligence
  - Problème : Qu'est-ce que l'intelligence ?

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 1 : Le but de l'intelligence artificielle est de concevoir des machines qui font preuve d'intelligence
  - Problème : Qu'est-ce que l'intelligence ?
  - Exemple d'intelligence : l'homme

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 2 : Le but de l'intelligence artificielle est de concevoir des machines qui raisonnent comme les humains

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 2 : Le but de l'intelligence artificielle est de concevoir des machines qui raisonnent comme les humains
  - Test de Turing

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 2 : Le but de l'intelligence artificielle est de concevoir des machines qui raisonnent comme les humains
  - Test de Turing

Alan Turing (1912-1954)

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 2 : Le but de l'intelligence artificielle est de concevoir des machines qui raisonnent comme les humains
  - Test de Turing

Alan Turing (1912-1954)

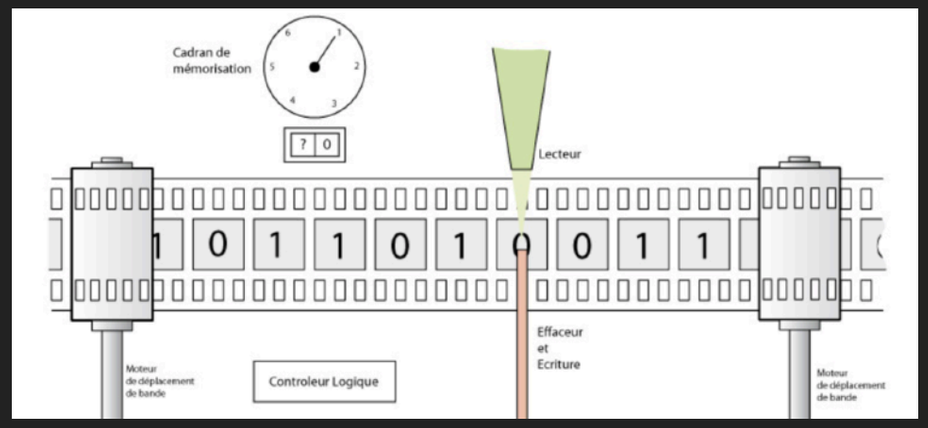
DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 2 : Le but de l'intelligence artificielle est de concevoir des machines qui raisonnent comme les humains
  - Test de Turing

Alan Turing (1912-1954)

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 2 : Le but de l'intelligence artificielle est de concevoir des machines qui raisonnent comme les humains
  - Test de Turing



Machine de Turing

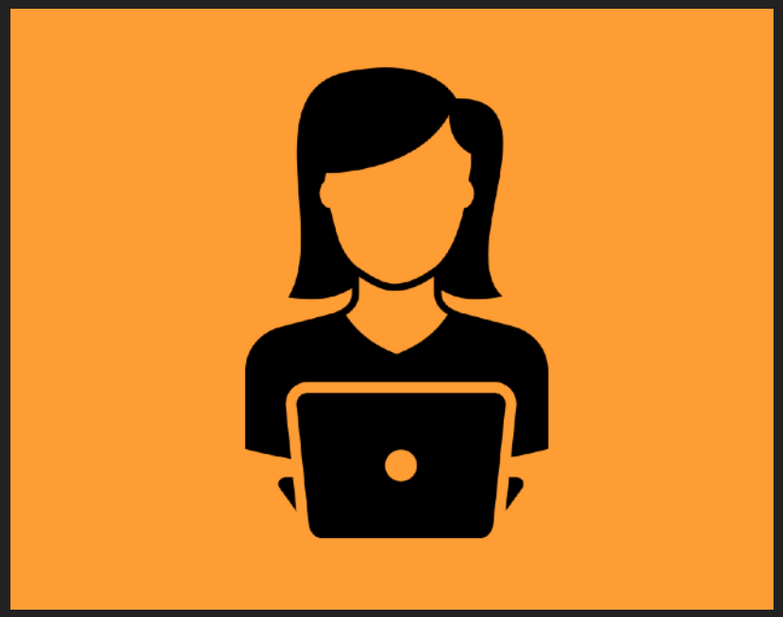
Alan Turing (1912-1954)

TEST DE TURING

TEST DE TURING

CC Nikita Kozin

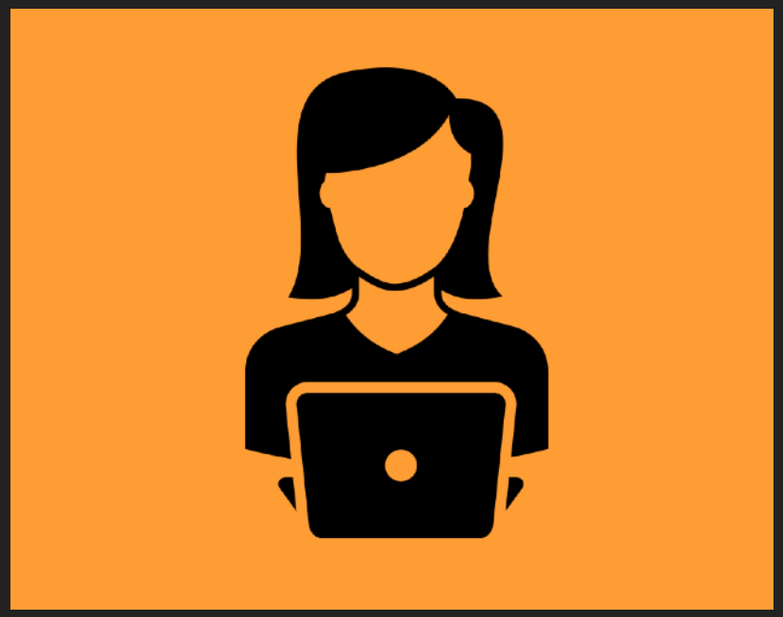
TEST DE TURING



CC Nikita Kozin

TEST DE TURING

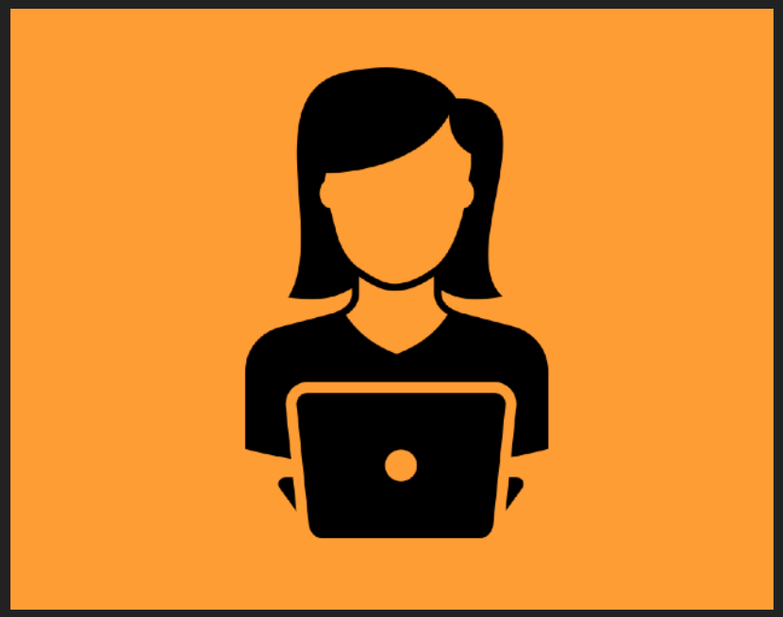
Jeu d'imitation



CC Nikita Kozin

TEST DE TURING

Jeu d'imitation

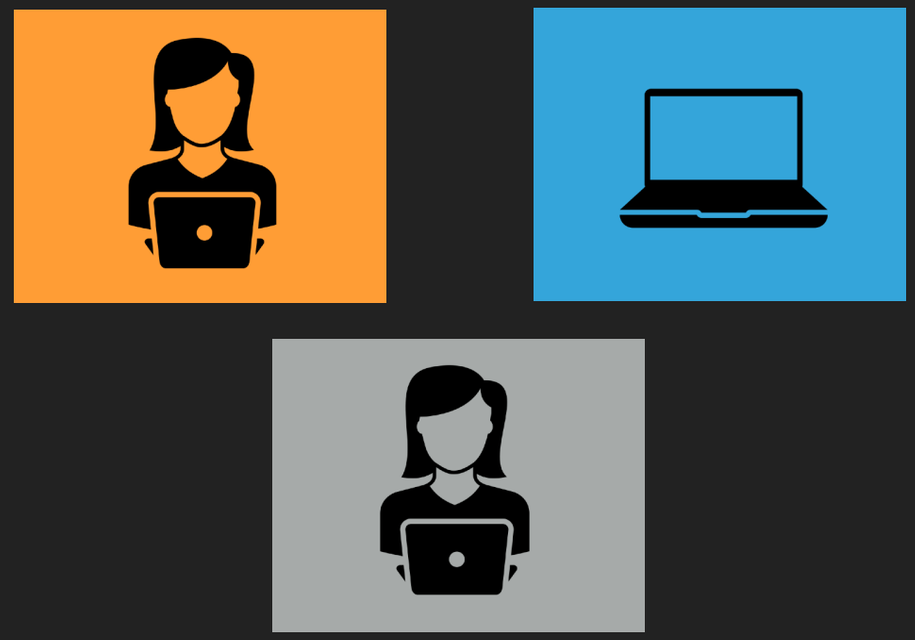


CC Nikita Kozin

TEST DE TURING

- Nécessite des capacités de :
  - Compréhension du langage naturel
  - Représentation des connaissances
  - Raisonnement
  - Apprentissage

TEST DE TURING



TEST DE TURING

- Problème : est-ce que cela teste réellement l’intelligence ?

TEST DE TURING

- Problème : est-ce que cela teste réellement l'intelligence ?
  - Eliza [1964]

TEST DE TURING

- Problème : est-ce que cela teste réellement l'intelligence ?
  - Eliza [1964]
- Question : veut-on réellement prendre l'homme comme exemple ?

TEST DE TURING

- Problème : est-ce que cela teste réellement l'intelligence ?
  - Eliza [1964]
- Question : veut-on réellement prendre l'homme comme exemple ?
  - « Combien font 4722 x 321 ? »

TEST DE TURING

- Problème : est-ce que cela teste réellement l'intelligence ?
  - Eliza [1964]
- Question : veut-on réellement prendre l'homme comme exemple ?
  - « Combien font 4722 x 321 ? »
  - L'humain est sensible à des biais, des erreurs, des oublis, …

INTELLIGENCE HUMAINE ET ARTIFICIELLE

	Comme un humain	Rationellement
Penser (méthodes)	Approches neuromimétiques réseaux de neurones (cf sciences cognitives)	Approches symboliques (logiques) (cf mathématique)
Agir (but)	Test de Turing (cf psychologie)	Agents rationels (cf économie)

Artificial Intelligence, A Modern Approach - Russel & Norvig

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 3 : « L'étude des moyens à mettre en œuvre pour que des ordinateurs accomplissent des choses pour lesquelles, pour le moment, les humains sont meilleurs.» (Rich & Knight, 1991)

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 3 : « L'étude des moyens à mettre en œuvre pour que des ordinateurs accomplissent des choses pour lesquelles, pour le moment, les humains sont meilleurs.» (Rich & Knight, 1991)
- Définition 4 : « L'art de créer des machines ayant des capacités exigeant de l'intelligence quand elles sont réalisées par des humains. » (Kurzweil, 1990)

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 3 : « L'étude des moyens à mettre en œuvre pour que des ordinateurs accomplissent des choses pour lesquelles, pour le moment, les humains sont meilleurs.» (Rich & Knight, 1991)
- Définition 4 : « L'art de créer des machines ayant des capacités exigeant de l'intelligence quand elles sont réalisées par des humains. » (Kurzweil, 1990)
- Définition 5 : « L'étude des facultés mentales grâce à des modèles informatiques. » (McDermott, 1985)

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 4 : « L'art de créer des machines ayant des capacités exigeant de l'intelligence quand elles sont réalisées par des humains. » (Kurzweil, 1990)

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 4 : « L'art de créer des machines ayant des capacités exigeant de l'intelligence quand elles sont réalisées par des humains. » (Kurzweil, 1990)
- Paradoxe de Moravec : Les tâches les plus faciles en IA (Robotique) sont celles qui sont les plus difficiles pour l'homme, et inversement.

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 4 : « L'art de créer des machines ayant des capacités exigeant de l'intelligence quand elles sont réalisées par des humains. » (Kurzweil, 1990)
- Paradoxe de Moravec : Les tâches les plus faciles en IA (Robotique) sont celles qui sont les plus difficiles pour l'homme, et inversement.

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 6 : « L'automatisation d'activités que nous associons à la pensée humaine, comme la prise de décision, la résolution de problèmes, l'apprentissage… » (Bellman, 1978)

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Définition 6 : « L'automatisation d'activités que nous associons à la pensée humaine, comme la prise de décision, la résolution de problèmes, l'apprentissage… » (Bellman, 1978)
- Définition 7 : « L'étude des moyens informatiques qui rendent possible la perception, les raisonnement et l'action. » (Winston, 1992)

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Complétons la définition de Winston

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

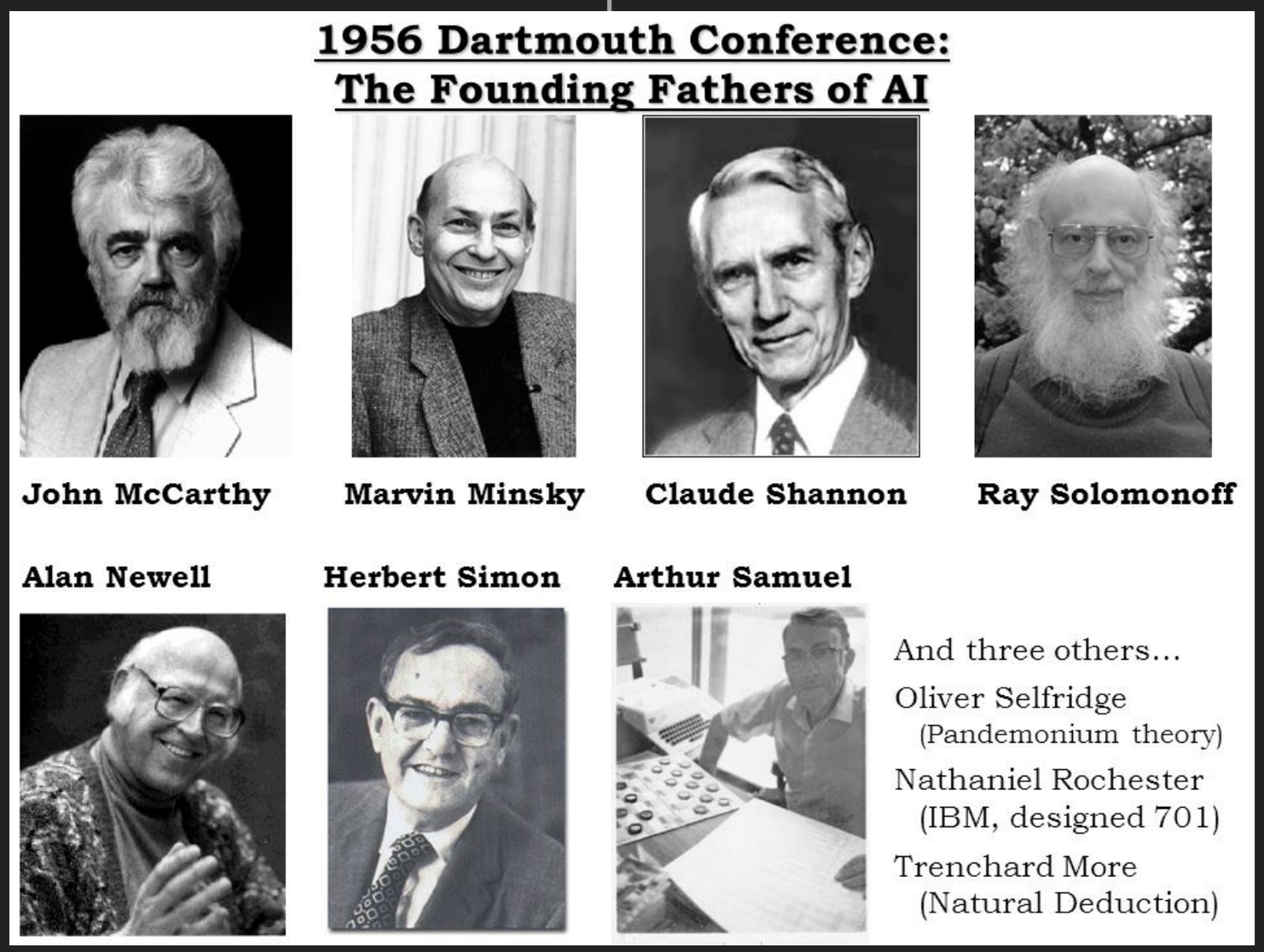
- Complétons la définition de Winston
- « L'étude des moyens qui permettent d'automatiser les processus de perception, d'apprentissage, de raisonnement, de décision et d'action. »

DÉFINITION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Complétons la définition de Winston
- « L'étude des moyens qui permettent d'automatiser les processus de perception, d'apprentissage, de raisonnement, de décision et d'action. »
- Pensez aux capacités dont il faudrait doter un robot pour qu'il soit autonome

HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

1956 — 2017



1956 DARTMOUTH COLLEGE WORKSHOP

- « We propose that a 2 month, 10 man study of artificial intelligence be carried out during the summer of 1956 at Dartmouth College in Hanover, New Hampshire. The study is to proceed on the basis of the conjecture that every aspect of learning or any other feature of intelligence can in principle be so precisely described that a machine can be made to simulate it. An attempt will be made to find how to make machines use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves. We think that a significant advance can be made in one or more of these problems if a carefully selected group of scientists work on it together for a summer. »

1956 DARTMOUTH COLLEGE WORKSHOP

- John Mc Carthy - Approche symbolique - Raisonnement + Programmation fonctionnelle (LISP)
- Marvin Minsky - Approche neuromimétique - Perceptrons
- Claude Shannon - Signal - Théorie de l'information + Echecs
- Ray Solomonoff - Apprentissage + Complexité informationnelle
- Alan Newell
- Herbert Simon

  Approche symbolique - General Problem Solver (démonstrateur automatique de théorèmes)
- Arthur Samuel - Résolution + Apprentissage - Programme de dames (checkers)
- Nathaniel Rochester - Aspects matériels - IBM

PRÉ-HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

1956

2017

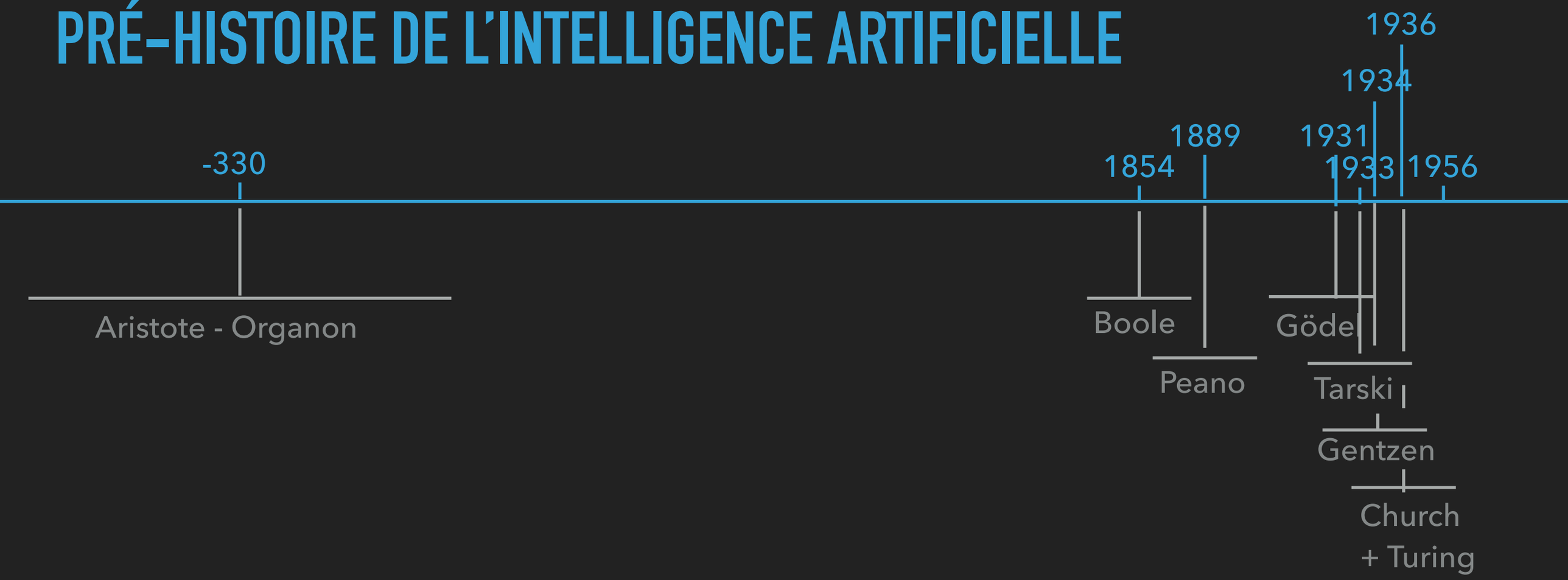
PRÉ-HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

1956

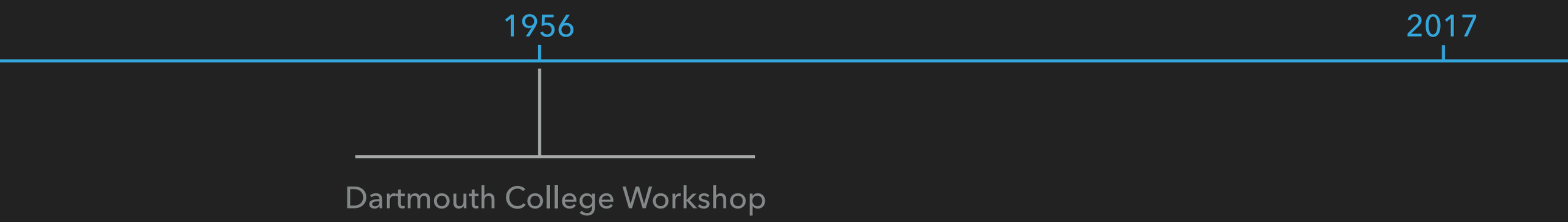
PRÉ-HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

1956

PRÉ-HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE



HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

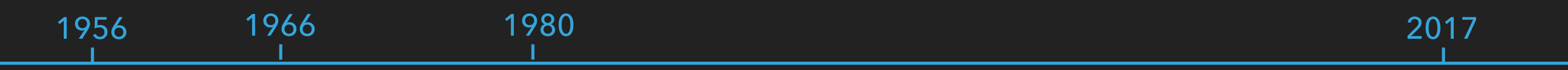


HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

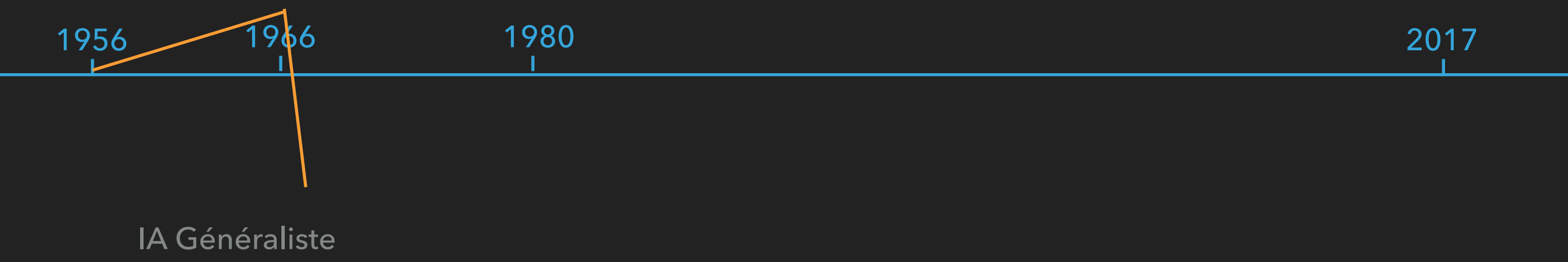
1956

2017

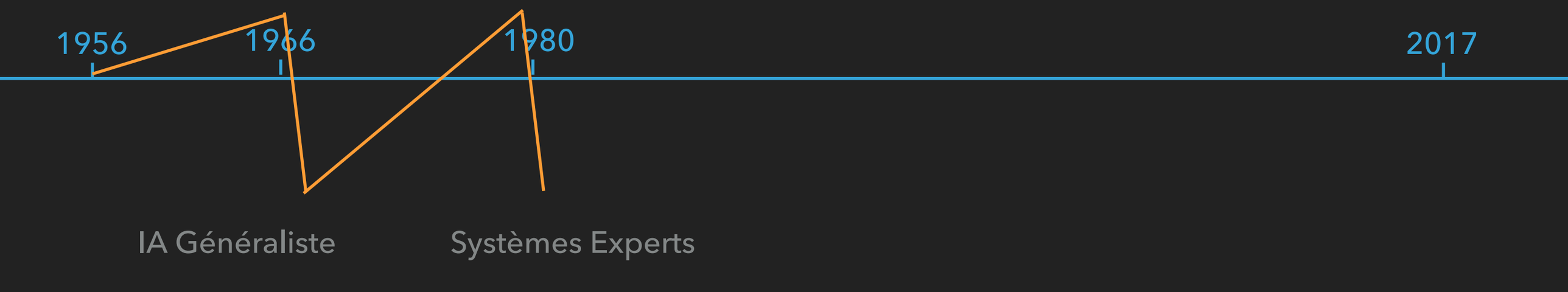
HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE



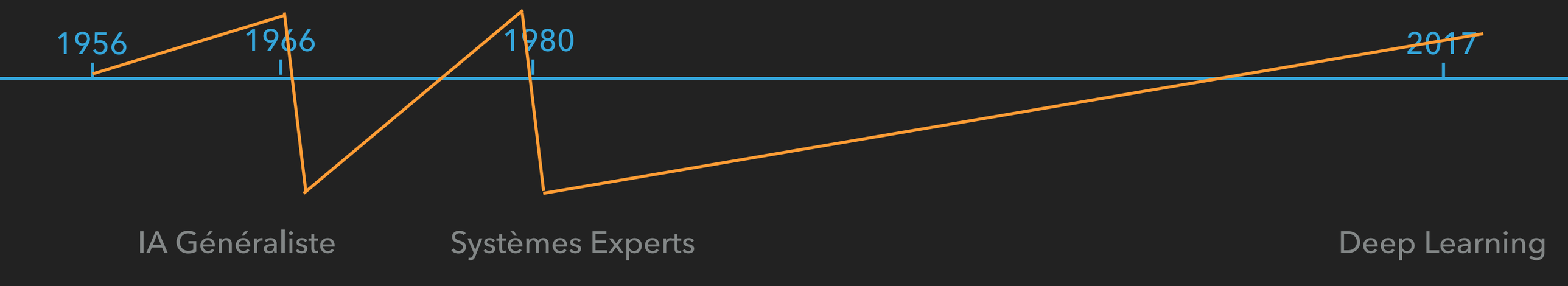
HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE



HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE



HISTOIRE DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE



UN ENTHOUSIASME EXAGÉRÉ

- Herbert Simon (1956) "machines will be capable, within 20 years, of doing any work a man can do"
- Marvin Minsky (1967) "within a generation . . . the problem of creating 'artificial intelligence' will substantially be solved"

INFORMATIQUE ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

INFORMATIQUE ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- L'informatique est la science des ordinateurs...

INFORMATIQUE ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- L'informatique est la science des ordinateurs...
  - ... comme les mathématiques sont la science des calculatrices

INFORMATIQUE ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- L'informatique est la science des ordinateurs...
  - ... comme les mathématiques sont la science des calculatrices
  - ... comme la biologie est la science des microscopes

INFORMATIQUE ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- L'informatique est la science des ordinateurs...
  - ... comme les mathématiques sont la science des calculatrices
  - ... comme la biologie est la science des microscopes
- INS2I - Institut des Sciences de l'Information et de leurs Interactions

INFORMATIQUE ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Architecture
- Réseaux
- Système
- Langages de programmation
- Génie logiciel
- Informatique graphique
- Interaction
- Sécurité
- Systèmes d'information
- Bases de données
- Traitement automatique des langues
- Informatique théorique
- Recherche opérationnelle
- Intelligence artificielle
- Applications / interfaces (droit, medecine, arts, education, économie)

INFORMATIQUE ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

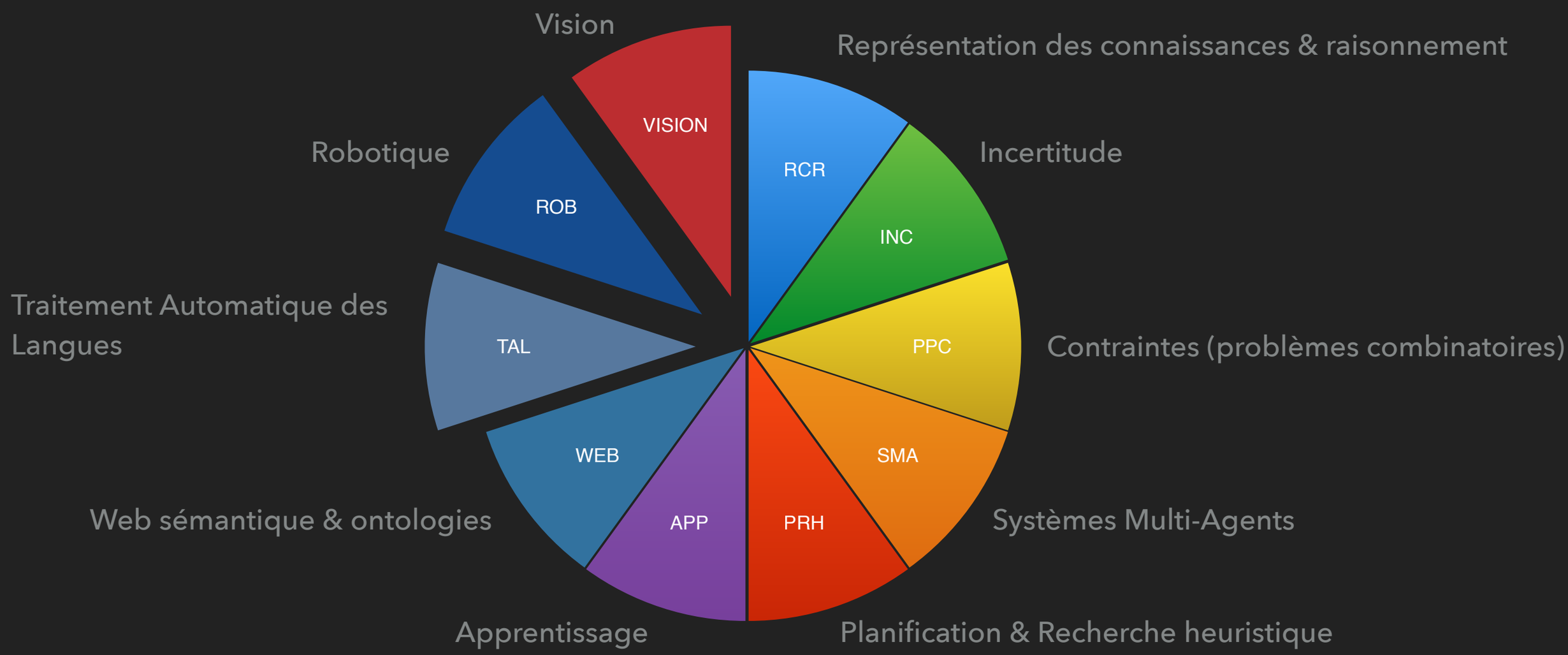
- Architecture
- Réseaux
- Système
- Langages de programmation
- Génie logiciel
- Informatique graphique
- Interaction
- Sécurité
- Systèmes d'information
- Bases de données
- Traitement automatique des langues
- Informatique théorique
- Recherche opérationnelle
- Intelligence artificielle
- Applications / interfaces (droit, medecine, arts, education, économie)

INFORMATIQUE ET INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

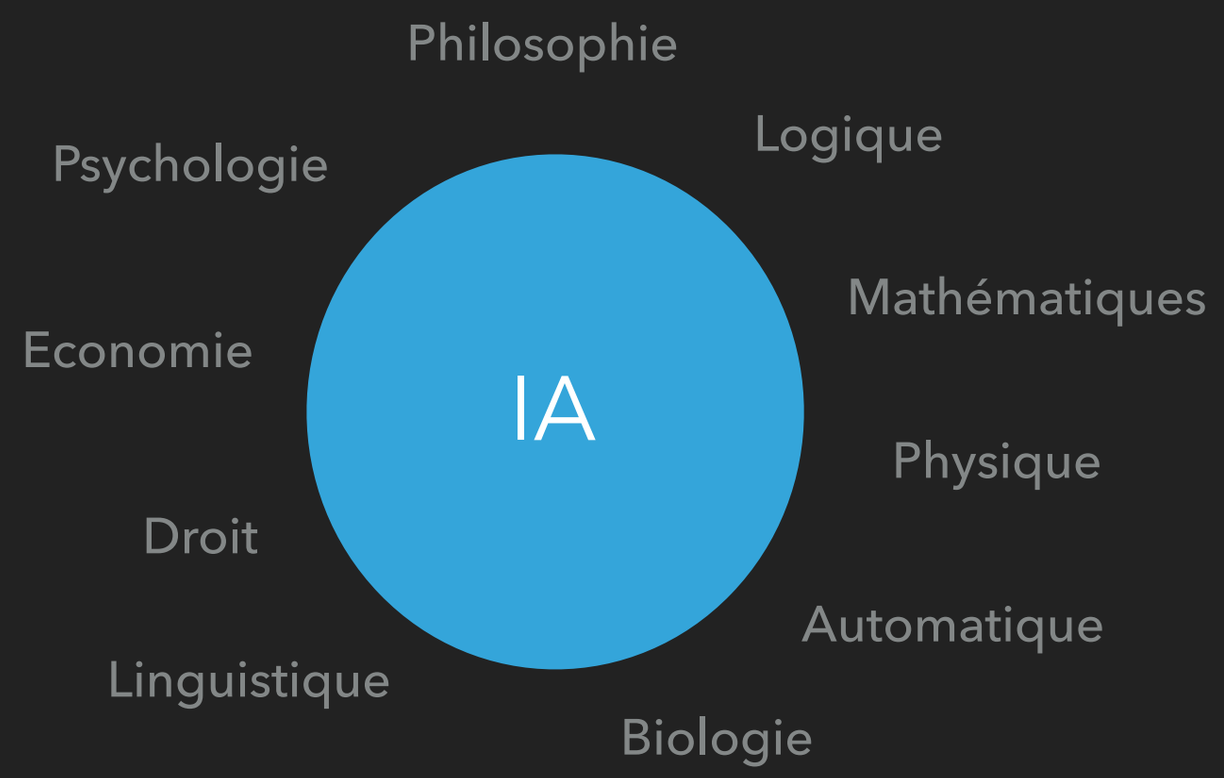
- Architecture
- Réseaux
- Système
- Langages de programmation
- Génie logiciel
- Informatique graphique
- Interaction
- Sécurité
- Systèmes d'information
- Bases de données
- Traitement automatique des langues
- Informatique théorique
- Recherche opérationnelle
- Intelligence artificielle
- Applications / interfaces (droit, medecine, arts, education, économie)

INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- « L'étude des moyens qui permettent d'automatiser les processus de perception, d'apprentissage, de raisonnement, de décision et d'action. »



INTELLIGENCE ARTIFICIELLE



INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Représentation des connaissances & raisonnement
- Incertitude & décision
- Contraintes & SAT (résolution de problèmes combinatoires)
- Systèmes Multi-Agents
- Planification & Recherche heuristique
- Apprentissage

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Qu'est-ce que c'est ?
- Il s'agit de représenter les différentes informations dont a besoin un agent pour raisonner (croyances, connaissances, buts, etc.), et d'automatiser le raisonnement (raisonnement sur l'action et le changement des croyances, raisonnement en présence d'exceptions, gestion ou résolution de l'incohérence, raisonnement temporel et spatial , raisonnement à partir de cas et par analogie,...)

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Techniques Employées
  - Logique
  - Complexité algorithmique

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

pingouin

pingouin → oiseau

oiseau → oeufs

→ ?

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

pingouin

pingouin → oiseau

oiseau → oeufs

→ oeufs

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

pingouin

pingouin → oiseau

oiseau → oeufs

oiseau → vole

→ oeufs

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

pingouin

pingouin → oiseau

oiseau → oeufs

oiseau → vole

pingouin → non(vole)

→ oeufs

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

pingouin

pingouin → oiseau

oiseau → oeufs

oiseau → vole

pingouin → non(vole)

→ vole

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

pingouin

pingouin → oiseau

oiseau → oeufs

oiseau → vole

pingouin → non(vole)

→ non(vole)

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

pingouin

pingouin → oiseau

oiseau → oeufs

oiseau → vole

pingouin → non(vole)

→ parle japonais

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

pingouin

pingouin → oiseau

oiseau → oeufs

oiseau → vole

pingouin → non(vole)

→ atteint la vitesse de la lumière

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

pingouin

pingouin → oiseau

oiseau → oeufs

oiseau → vole

pingouin → non(vole)

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

- logique du raisonnement mathématique
- pas la logique du sens commun
- ex falso quodlibet (principe d'explosion)

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

  - ex falso quodlibet (principe d'explosion)

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

  - ex falso quodlibet (principe d'explosion)

$$A \vdash A \text{ ou } B$$

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

  - ex falso quodlibet (principe d'explosion)

$$A \vdash A \text{ ou } B$$

$$\begin{array}{l} A \\ \text{non}(A) \text{ ou } B \end{array} \vdash B$$

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

  - ex falso quodlibet (principe d'explosion)

$$A \vdash A \text{ ou } B$$

$$\begin{array}{r} A \\ \text{non}(A) \text{ ou } B \end{array} \vdash B$$

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

  - ex falso quodlibet (principe d'explosion)

$$A \vdash A \text{ ou } B$$

$$\begin{array}{l} A \\ \text{non}(A) \text{ ou } B \end{array} \vdash B$$

V

non(V)

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

- ex falso quodlibet (principe d'explosion)

$A \vdash A \text{ ou } B$

$\text{non}(A) \text{ ou } B,\ A \vdash B$

V non(V)

pour toute proposition P

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

  - ex falso quodlibet (principe d'explosion)

A $\vdash$ A ou B

A
non(A) ou B $\vdash$ B

V non(V)

pour toute proposition P

non(V)

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

- ex falso quodlibet (principe d'explosion)

A $\vdash$ A ou B

A
non(A) ou B $\vdash$ B

V non(V)

pour toute proposition P

non(V) $\vdash$

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

- ex falso quodlibet (principe d'explosion)

A $\vdash$ A ou B

A, non(A) ou B $\vdash$ B

V non(V)

pour toute proposition P

non(V) $\vdash$ non(V) ou P

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

- ex falso quodlibet (principe d'explosion)

A $\vdash$ A ou B

A, non(A) ou B $\vdash$ B

V non(V)

pour toute proposition P

non(V) $\vdash$ non(V) ou P

non(V) ou P

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

- ex falso quodlibet (principe d'explosion)

A $\vdash$ A ou B

A, non(A) ou B $\vdash$ B

V non(V)

pour toute proposition P

non(V) $\vdash$ non(V) ou P

non(V) ou P, V

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

- ex falso quodlibet (principe d'explosion)

A $\vdash$ A ou B

A, non(A) ou B $\vdash$ B

V non(V)

pour toute proposition P

non(V) $\vdash$ non(V) ou P

non(V) ou P, V $\vdash$

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

- ex falso quodlibet (principe d'explosion)

A $\vdash$ A ou B

A, non(A) ou B $\vdash$ B

V non(V)

pour toute proposition P

non(V) $\vdash$ non(V) ou P

non(V) ou P, V $\vdash$ P

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Raisonnement de sens commun

logique classique

- logique du raisonnement mathématique
- pas la logique du sens commun
- ex falso quodlibet (principe d'explosion)
- nécessité de développer des logiques pour le raisonnement, et des approches tolérant l'incohérence: logiques non-monotones, logiques paraconsistantes, révision de croyances, mise à jour, fusion, etc.

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Exemples
  - Logiques doxastiques
  - Logiques déontiques
  - Logiques temporelles et spatiales

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Raisonnement sur les croyances des autres agents
    - Muddy Children

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Raisonnement sur les croyances des autres agents
    - Muddy Children

Alex

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Raisonnement sur les croyances des autres agents
    - Muddy Children

Alex

Théo

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Raisonnement sur les croyances des autres agents
    - Muddy Children

1. Alex: ? Théo: ?

Alex

Théo

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Raisonnement sur les croyances des autres agents
    - Muddy Children

1. Alex: ? Théo: ?
2. Alex sait que Théo

Alex

Théo

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Raisonnement sur les croyances des autres agents
    - Muddy Children

1. Alex: ? Théo: ?
2. Alex sait que Théo
   sait qu'il est sale

Alex

Théo

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Raisonnement sur les croyances des autres agents
    - Muddy Children

1. Alex: ? Théo: ?
2. Alex sait que Théo
   sait qu'il est sale
2. Théo sait qu'Alex

Alex

Théo

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Raisonnement sur les croyances des autres agents
    - Muddy Children

1. Alex: ? Théo: ?
2. Alex sait que Théo
   sait qu'il est sale
2. Théo sait qu'Alex
   sait qu'il est sale

Alex

Théo

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Raisonnement sur les croyances des autres agents
    - Muddy Children

1. Alex: ? Théo: ?
2. Alex sait que Théo
   sait qu'il est sale
2. Théo sait qu'Alex
   sait qu'il est sale

Alex

Théo

    - Poker - Théorie des jeux

REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Raisonnement sur les croyances des autres agents
    - Muddy Children

1. Alex: ? Théo: ?
2. Alex sait que Théo
   sait qu'il est sale
2. Théo sait qu'Alex
   sait qu'il est sale

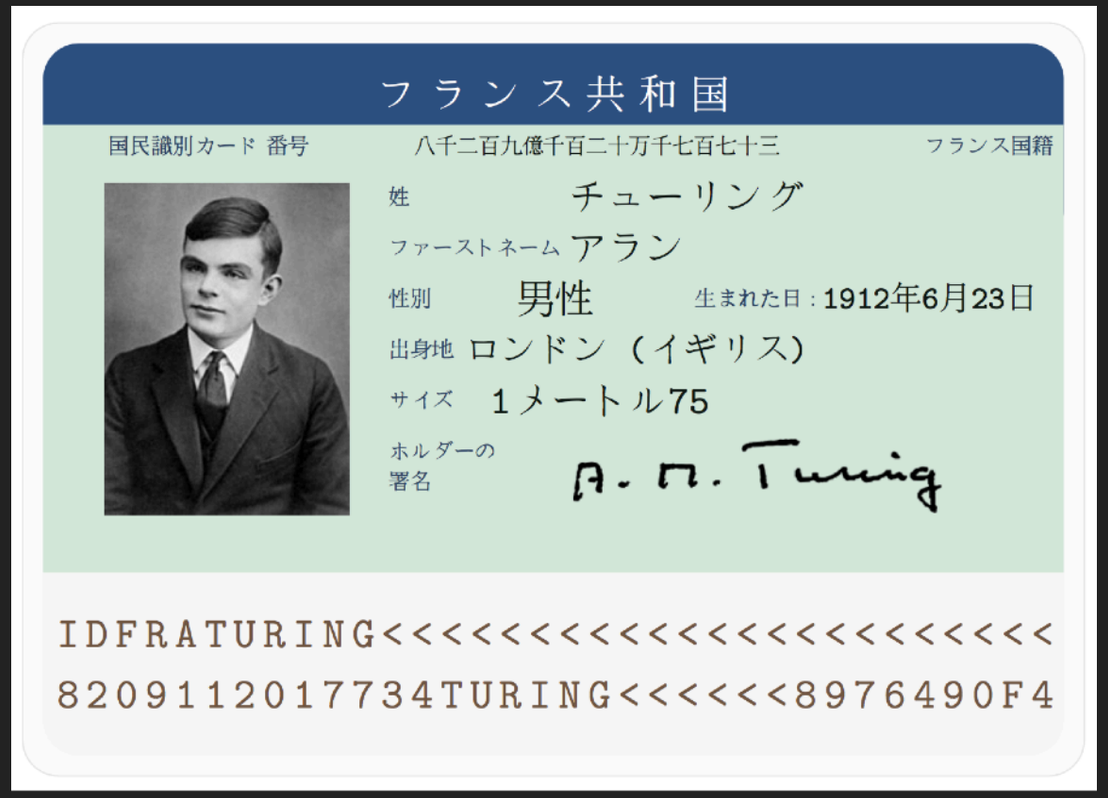
Alex

Théo

    - Poker - Théorie des jeux
    - Indispensable pour anticiper les décisions et le comportement des autres agents

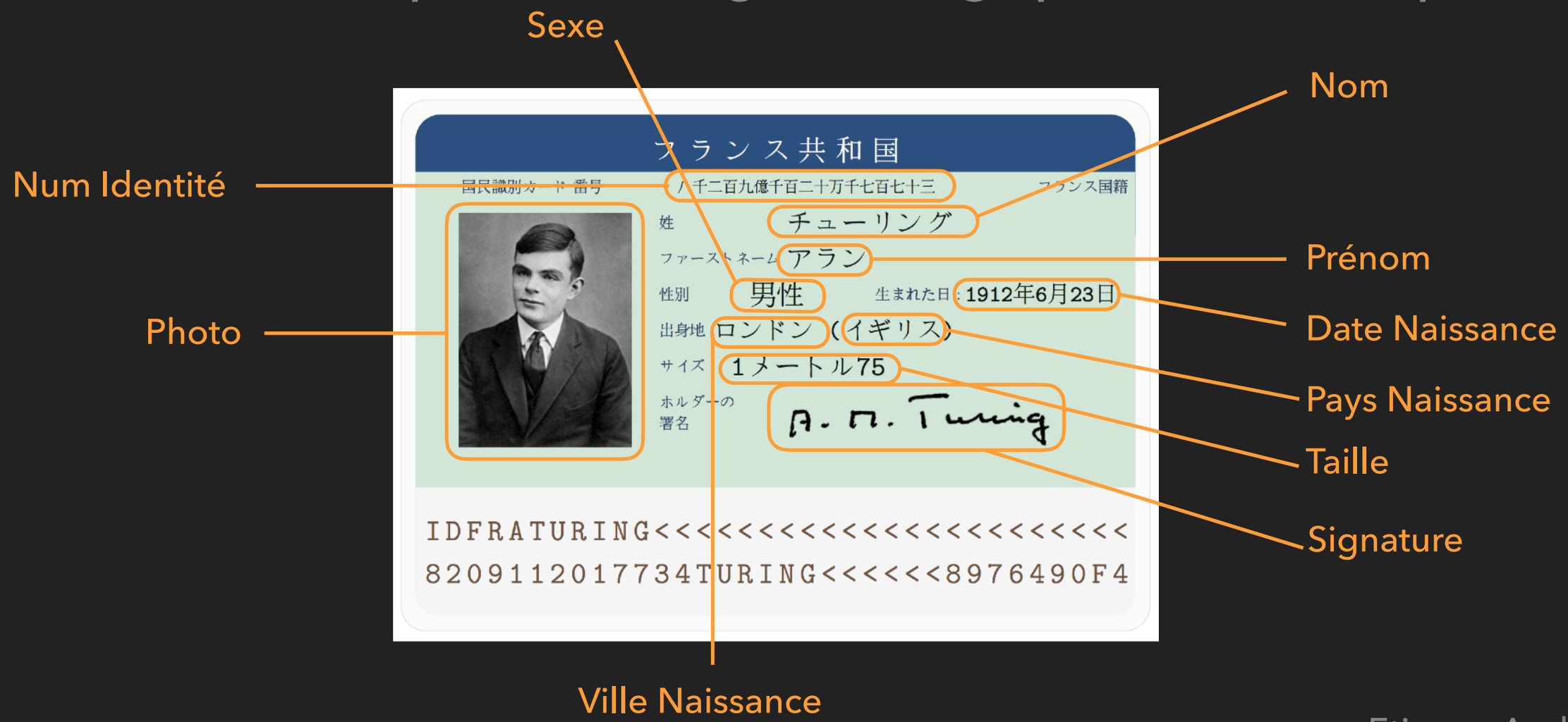
REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Web sémantique (Ontologies / Logiques de description)



REPRÉSENTATION DES CONNAISSANCES & RAISONNEMENT

- Applications
  - Web sémantique (Ontologies / Logiques de description)



INCERTITUDE & DÉCISION

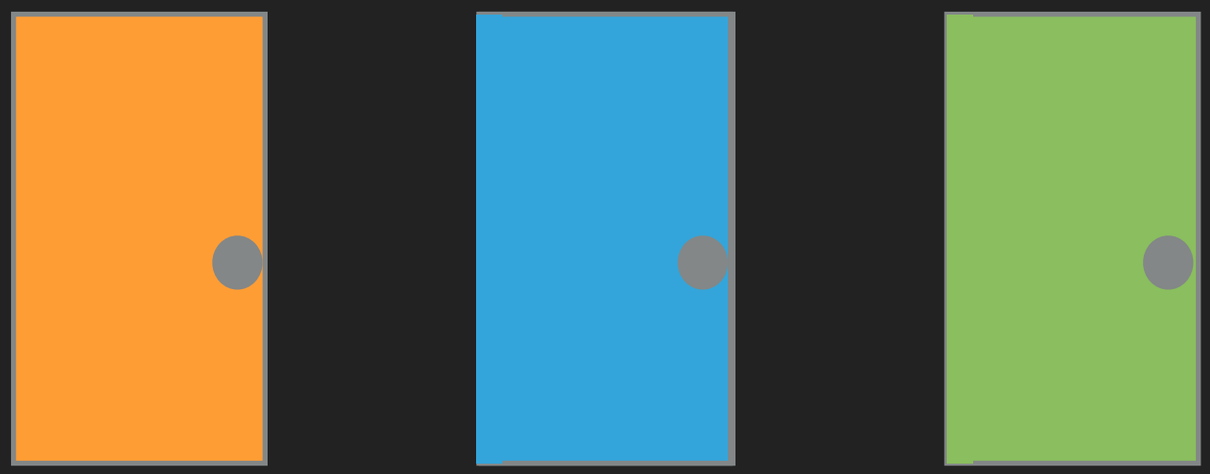
- Qu'est-ce que c'est ?
- La modélisation de l'incertitude concerne les situations où l'agent n'a qu'une connaissance imparfaite du monde, du fait d'informations imprécises, incertaines, inexactes. La question est de savoir comment représenter ces informations, comme construire des modèles, et comment (bien) décider à partir de ces informations.

INCERTITUDE & DÉCISION

- Techniques utilisées
  - Probabilités (possibilités, fonctions de croyances, probabilités imprécises, …)
  - Modèles graphiques (réseaux Bayésiens, champs de Markov, diagrammes d'influence, …)
  - Théorie de la décision
  - Logiques floues

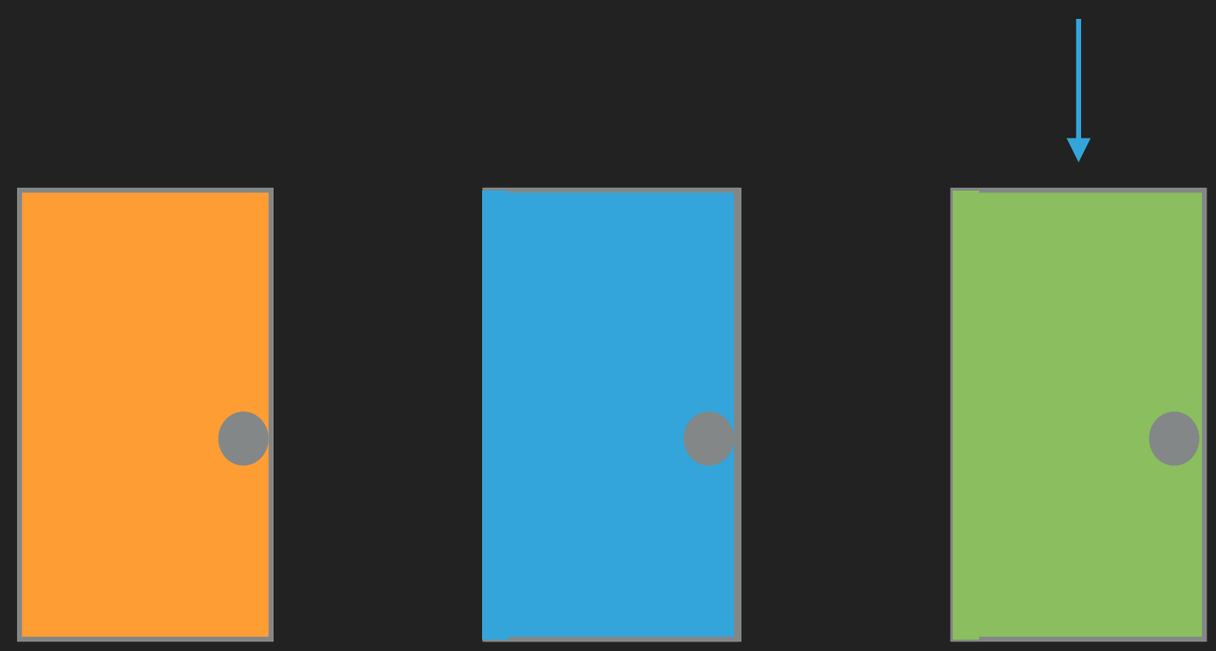
INCERTITUDE & DÉCISION

- Exemple
  - Problème du Monty Hall



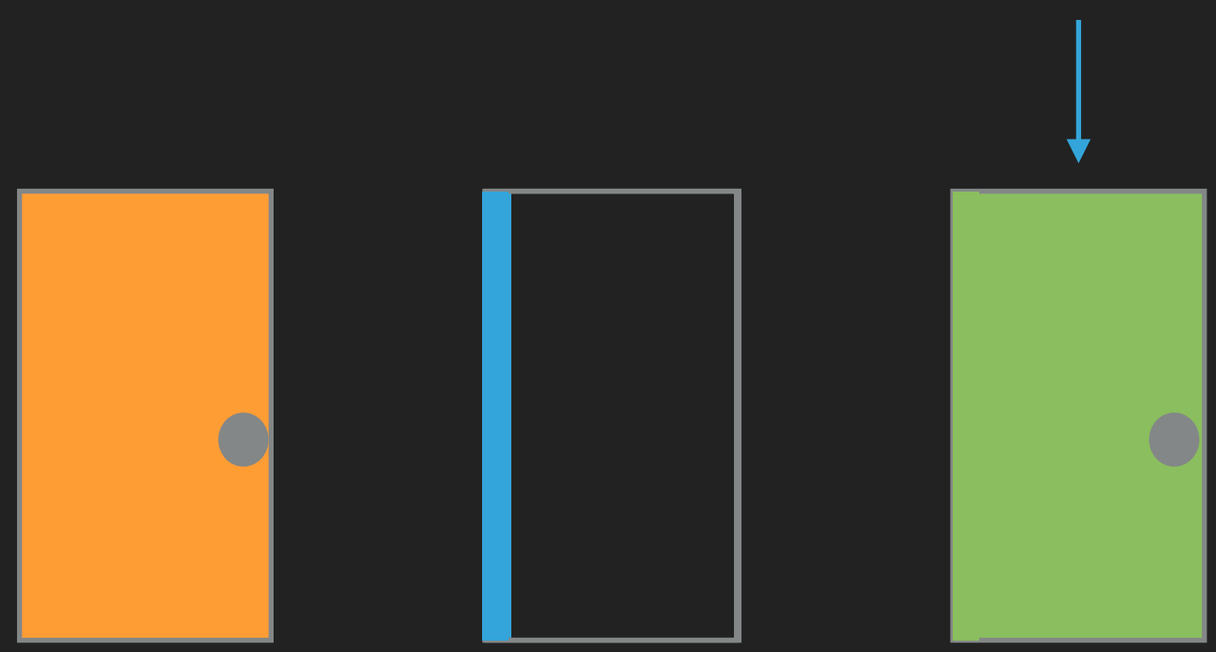
INCERTITUDE & DÉCISION

- Exemple
  - Problème du Monty Hall



INCERTITUDE & DÉCISION

- Exemple
  - Problème du Monty Hall

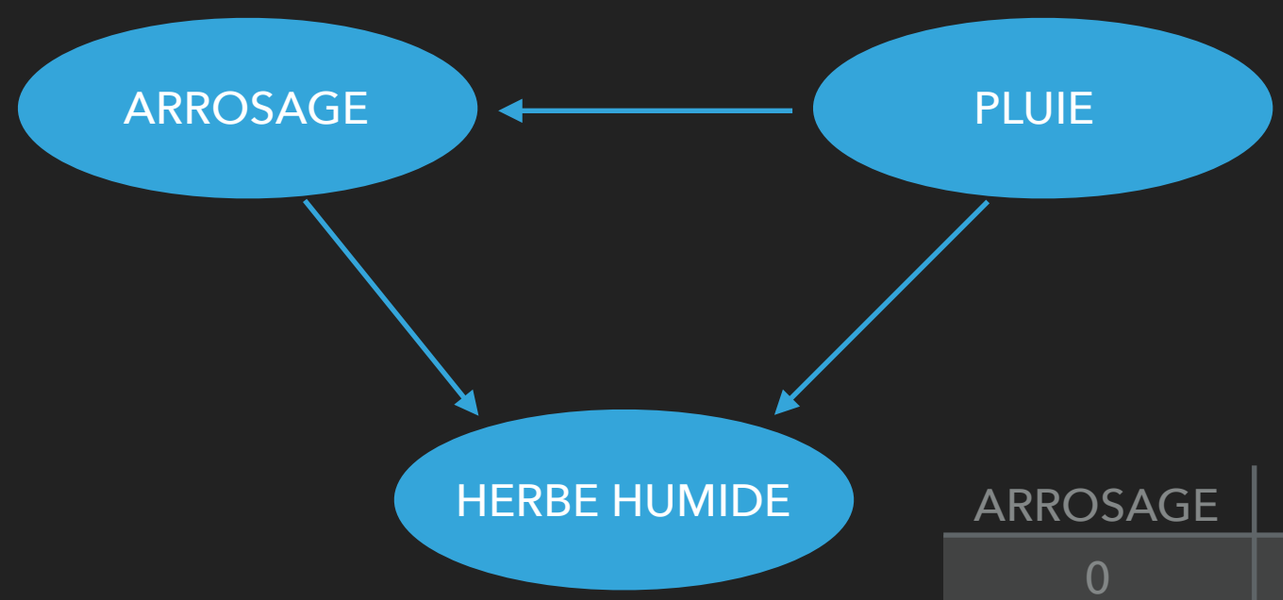


INCERTITUDE & DÉCISION

- Exemple
  - Réseaux Bayésiens

ARROSAGE

PLUIE	1	0
0	0.4	0.6
1	0.01	0.99



PLUIE

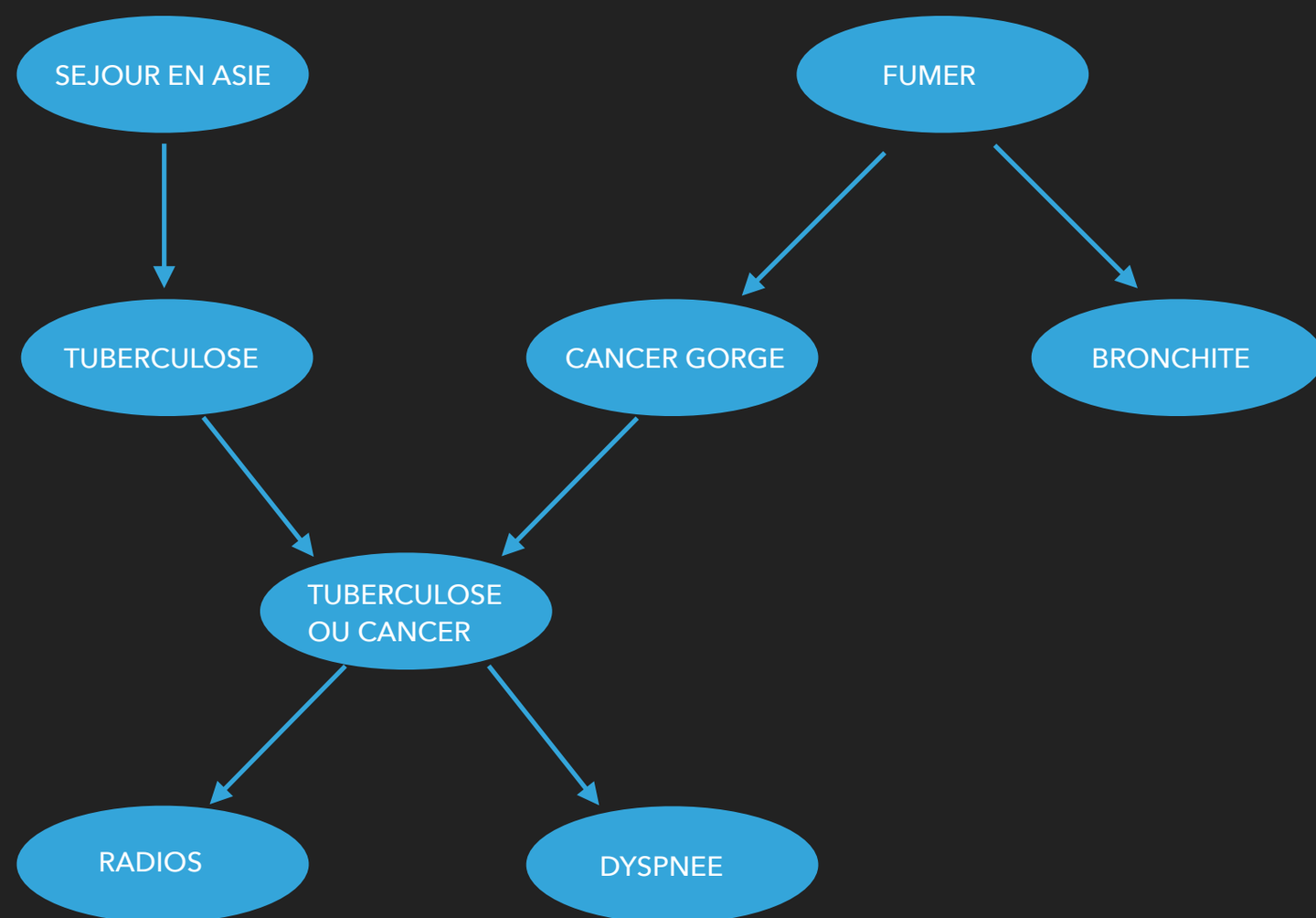
1	0
0.2	0.8

HERBE HUMIDE

ARROSAGE	PLUIE	1	0
0	0	0.0	1.0
0	1	0.8	0.2
1	0	0.9	0.1
1	1	0.99	0.01

INCERTITUDE & DÉCISION

- Réseaux Bayésiens



CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

- Qu'est-ce que c'est ?
- Résolution automatique de problèmes combinatoires par des algorithmes génériques. L'utilisateur définit son problème de manière déclarative en termes de contraintes à satisfaire, sa résolution étant prise en charge par un solveur de contraintes.

CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

- Techniques Employées
  - Algorithmique
  - Complexité
  - Logique
  - Théorie des graphes
  - Recherche opérationnelle

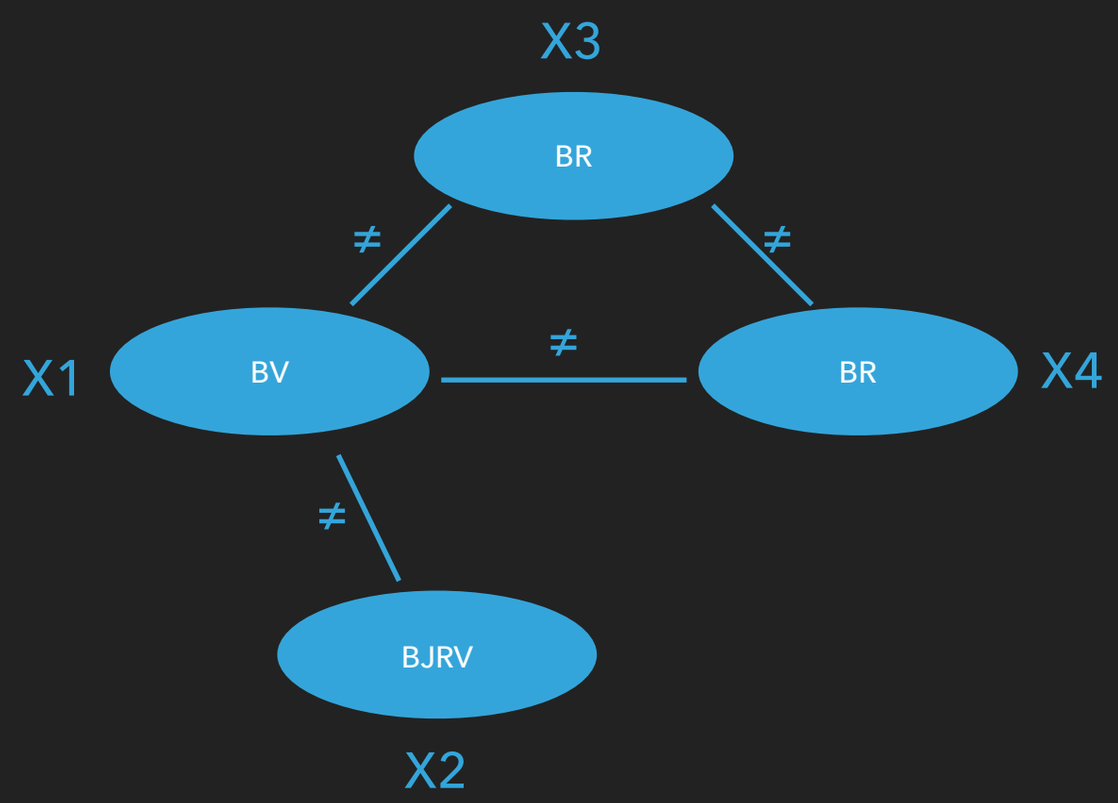
CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

- Carrés magiques

```
% All different on cells
constraint
alldifferent(i,j in 1..4)(magic[i,j]);

% sum in rows.
constraint forall (i in 1..4) (
  sum(j in 1..4)(magic[i,j]) = 34 );

% sum in columns.
constraint forall (j in 1..4) (
  sum(i in 1..4)(magic[i,j]) = 34 );

% sum in diagonals.
constraint
  sum(i in 1..4)(magic[i,i]) = 34;
  sum(i in 1..4)(magic[i,4-i+1]) = 34;

solve satisfy;
```

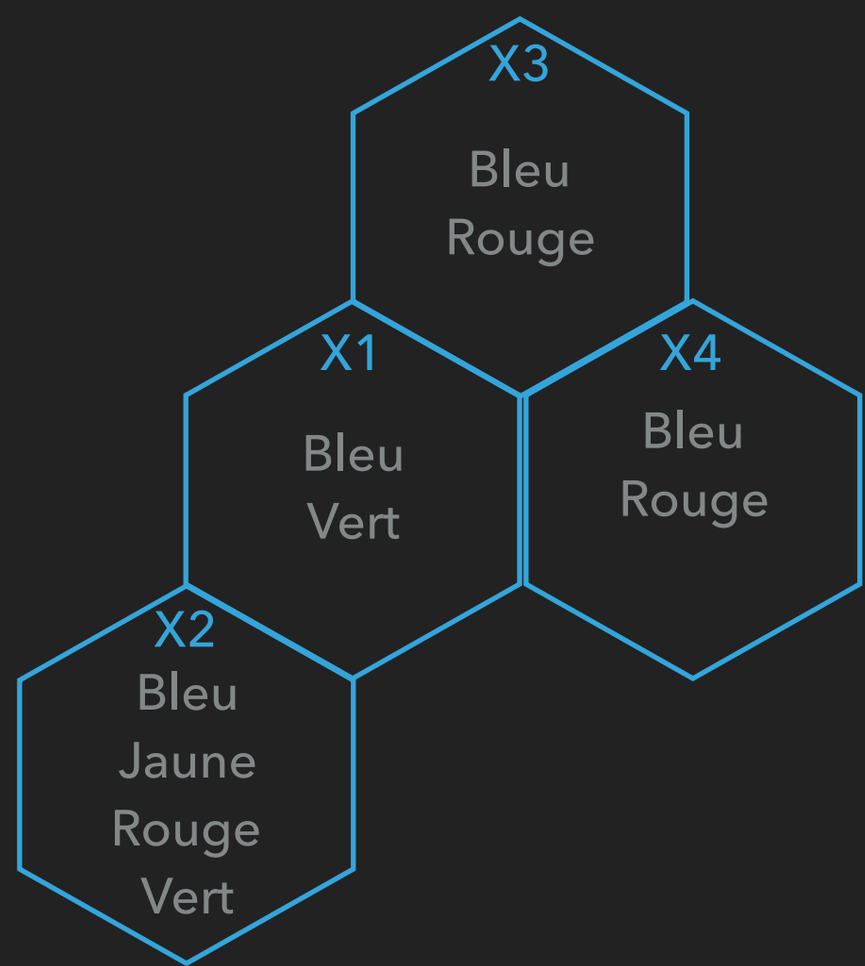
CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

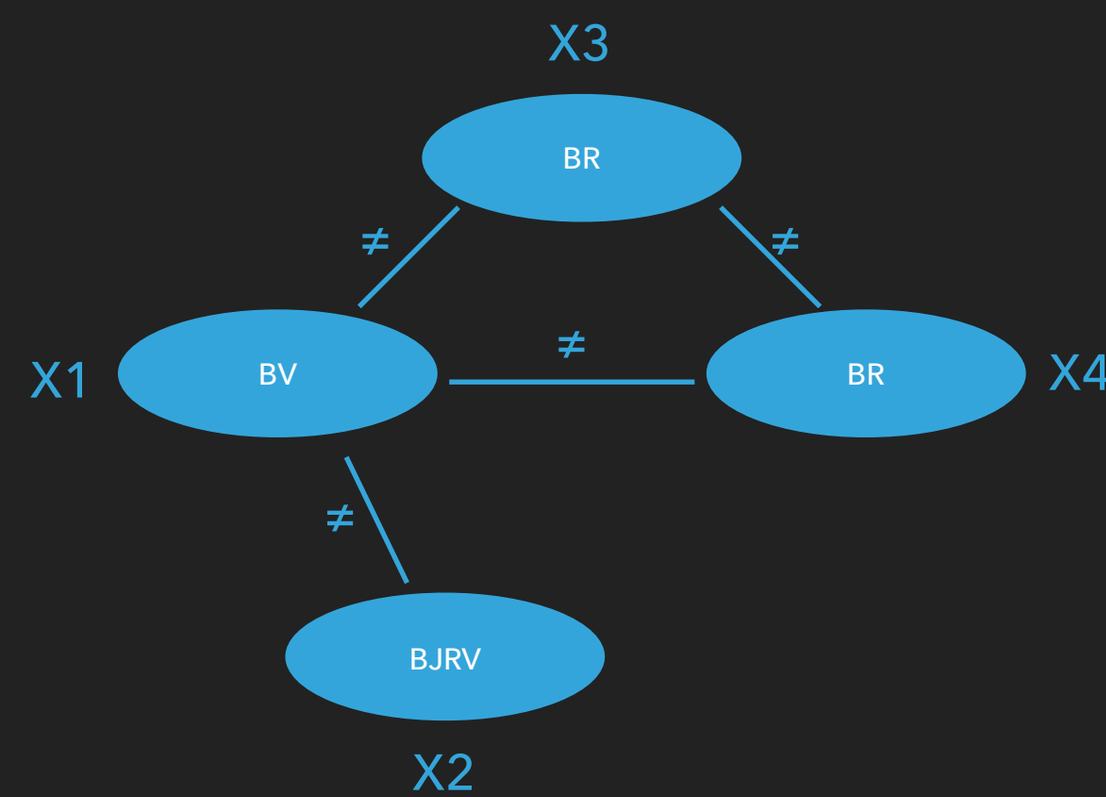
- Solveurs



CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

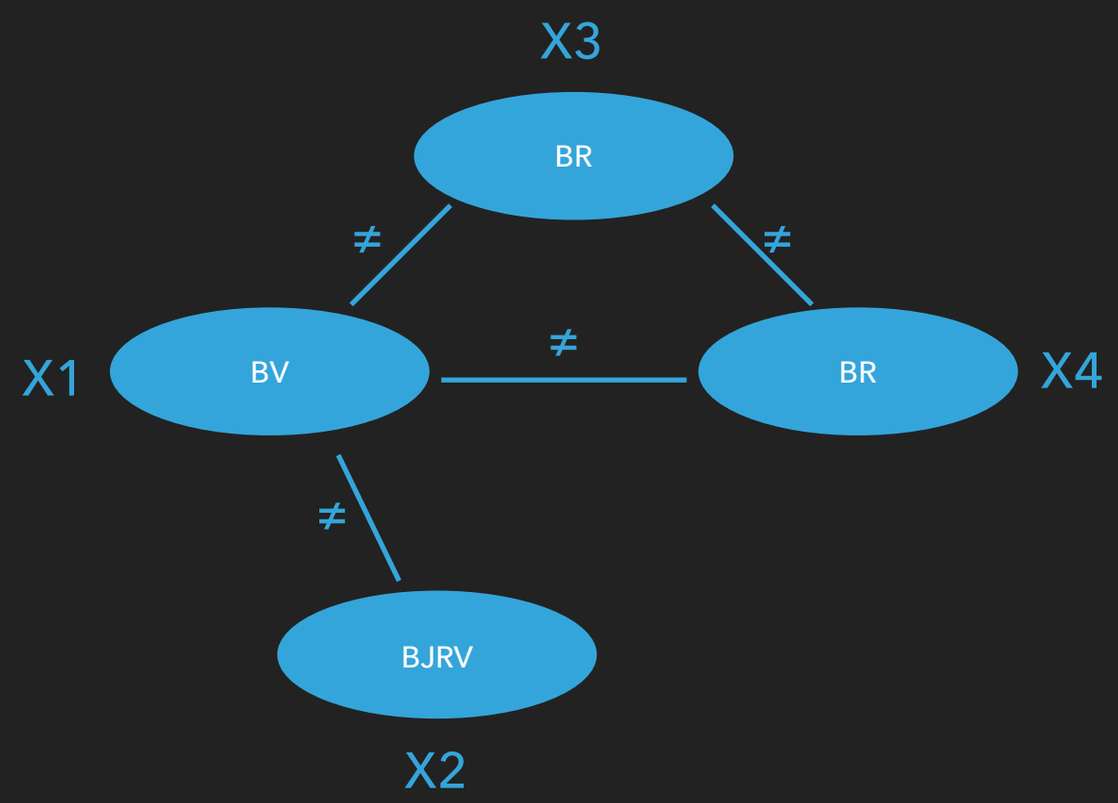
- Solveurs





CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

- Solveurs



CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

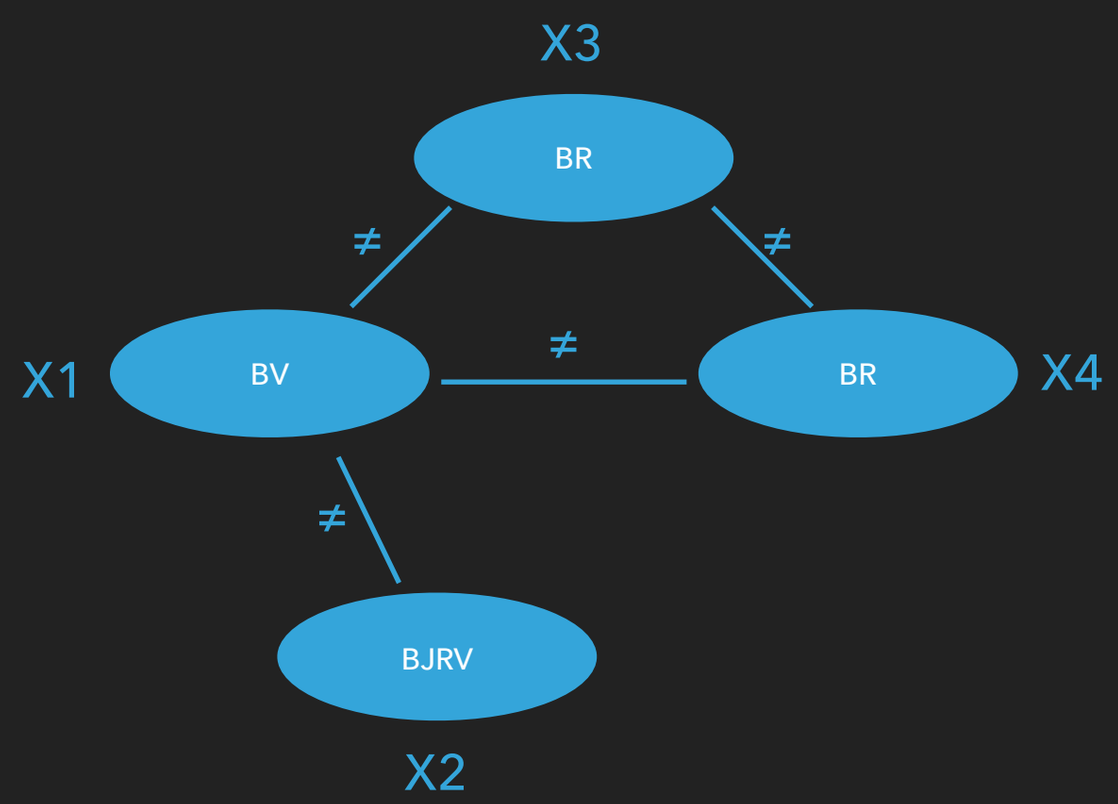
- Solveurs

X1

X2

X3

X4



CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

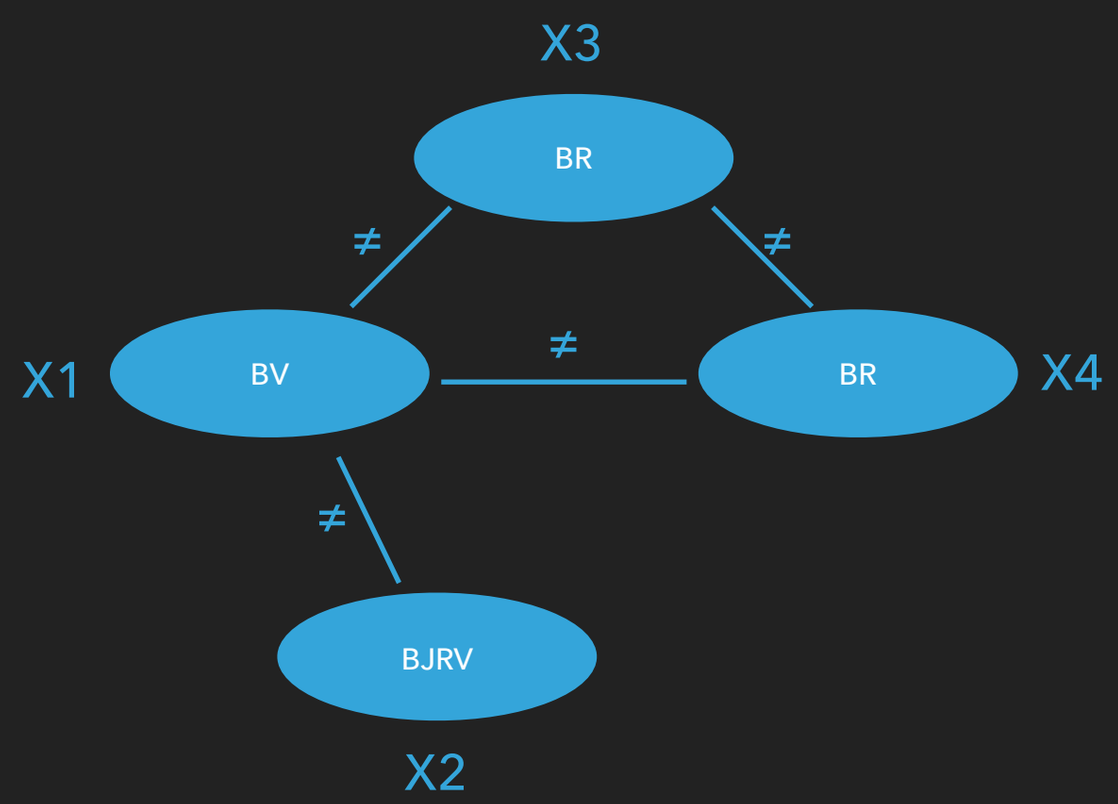
- Solveurs

X1 BV

X2

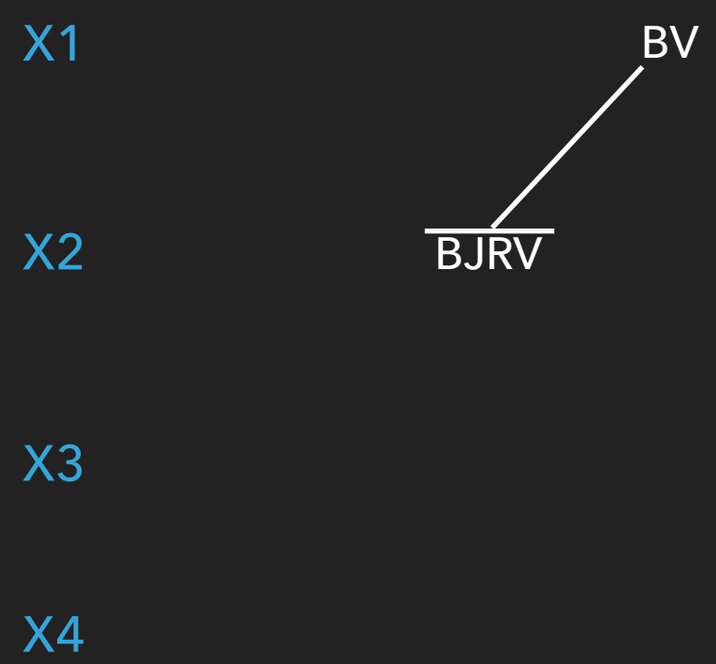
X3

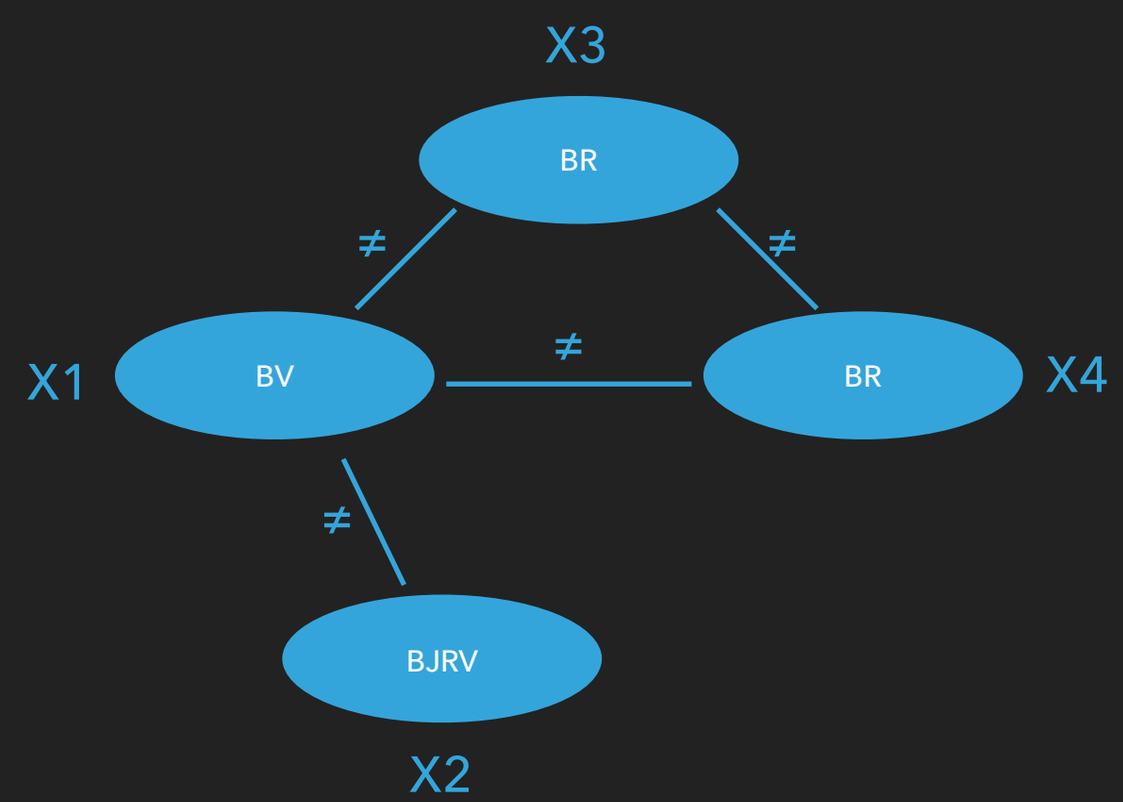
X4



CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

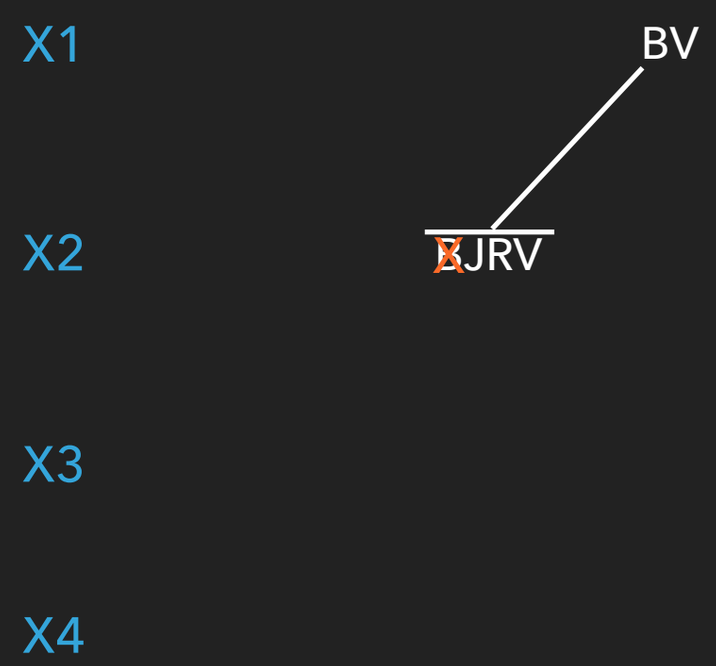
- Solveurs

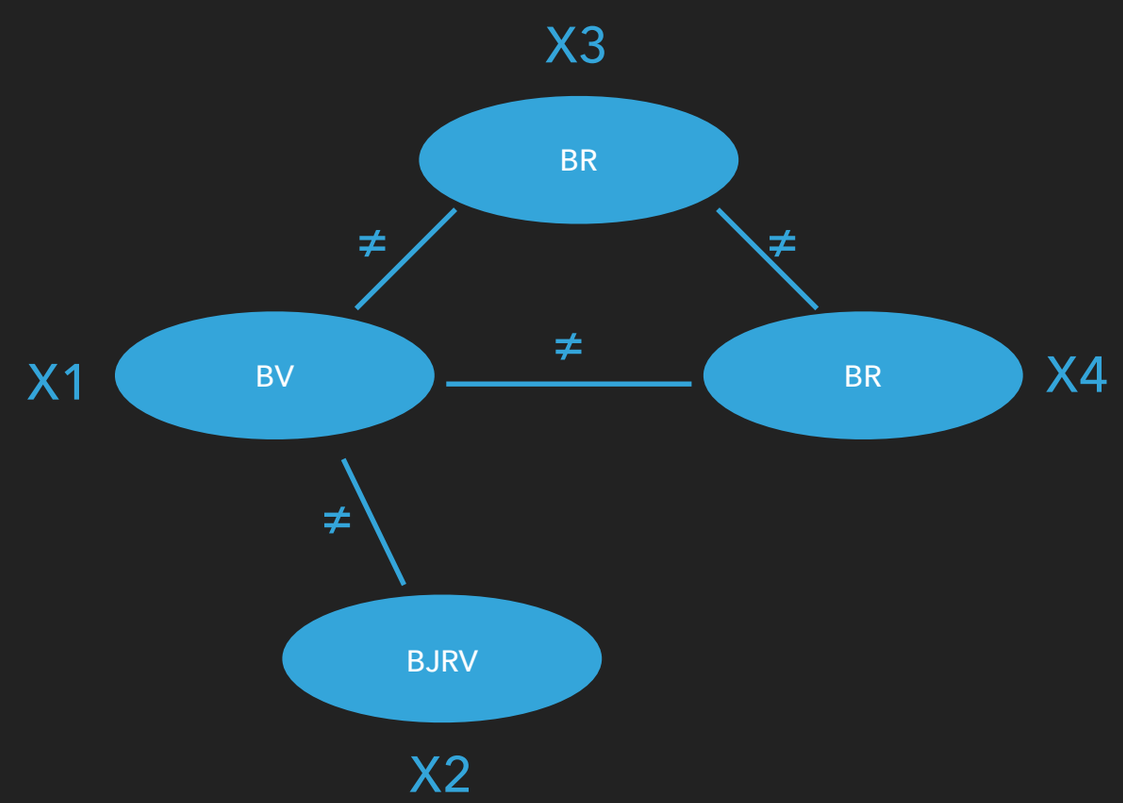




CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

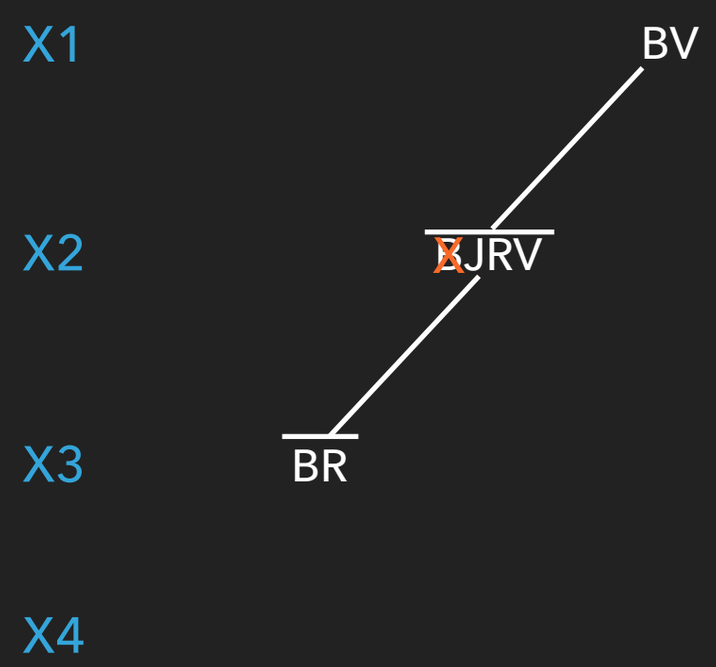
- Solveurs

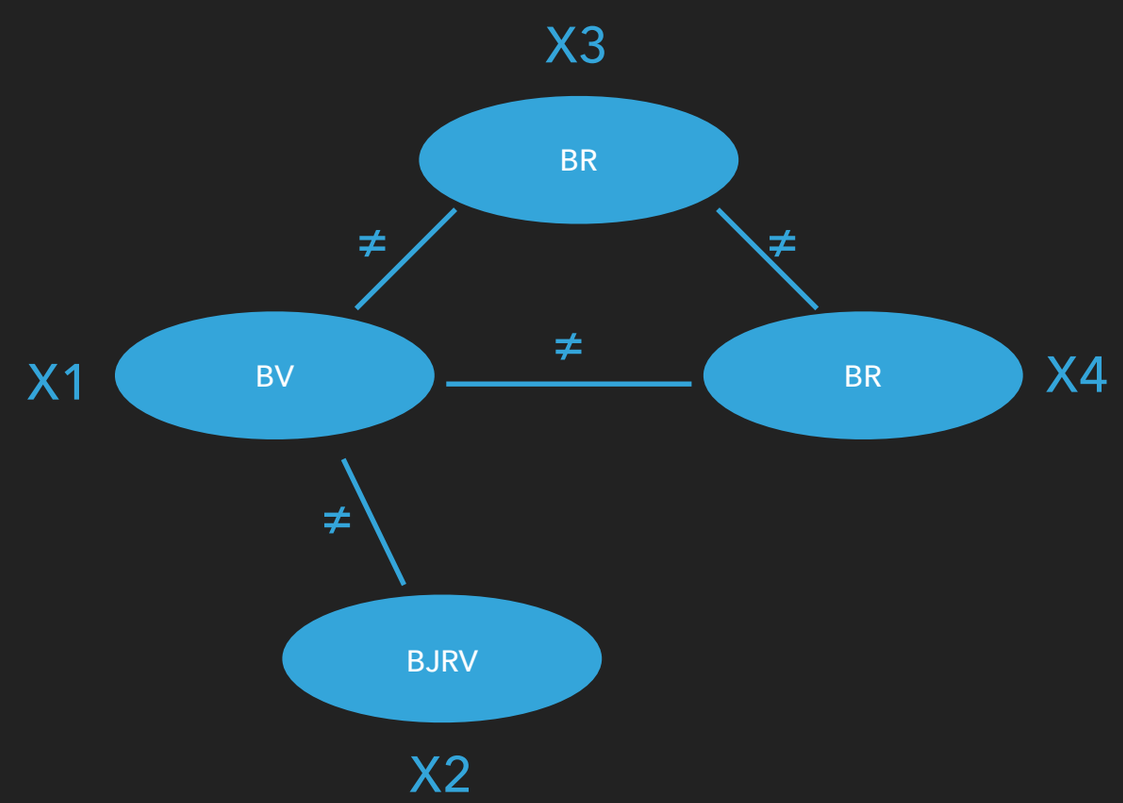




CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

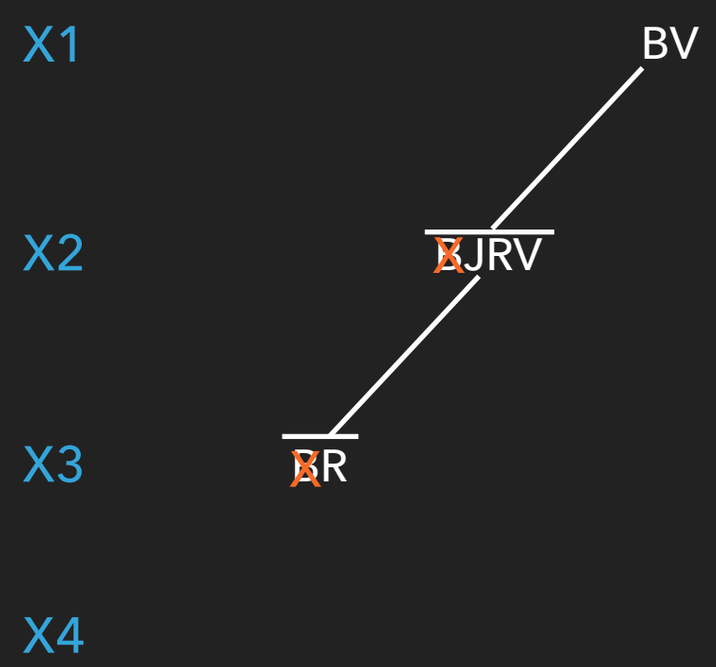
- Solveurs

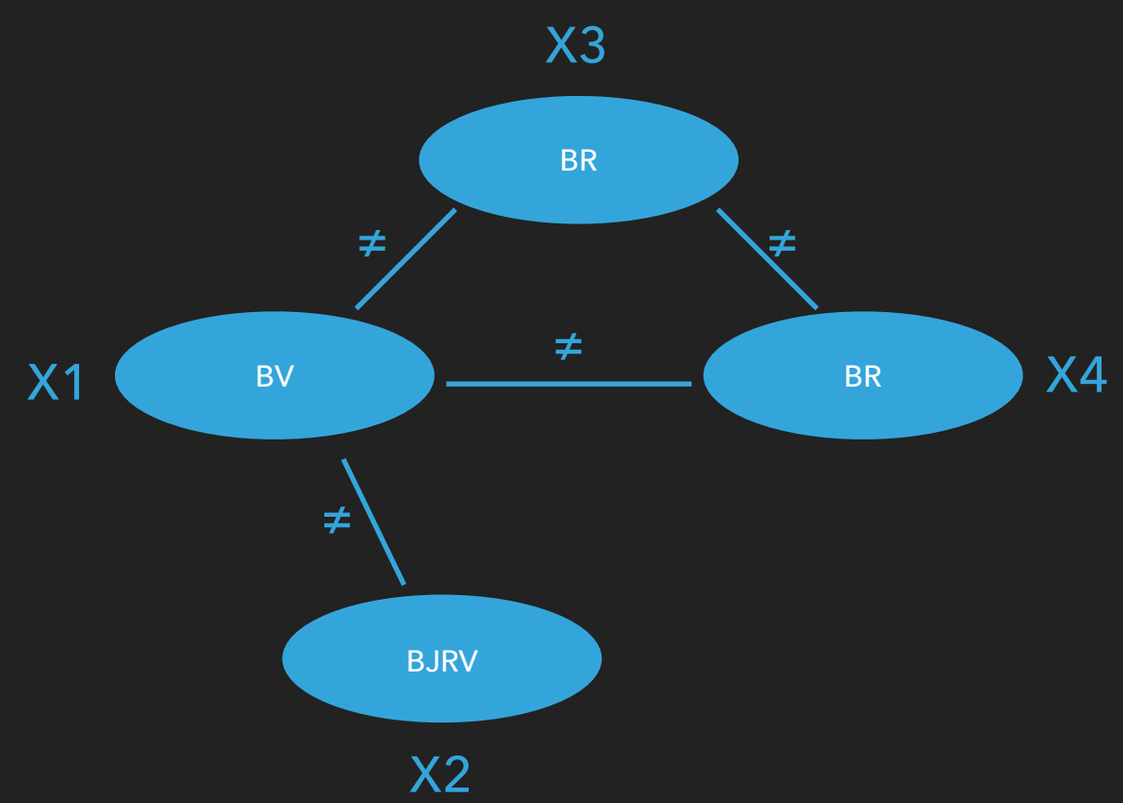




CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

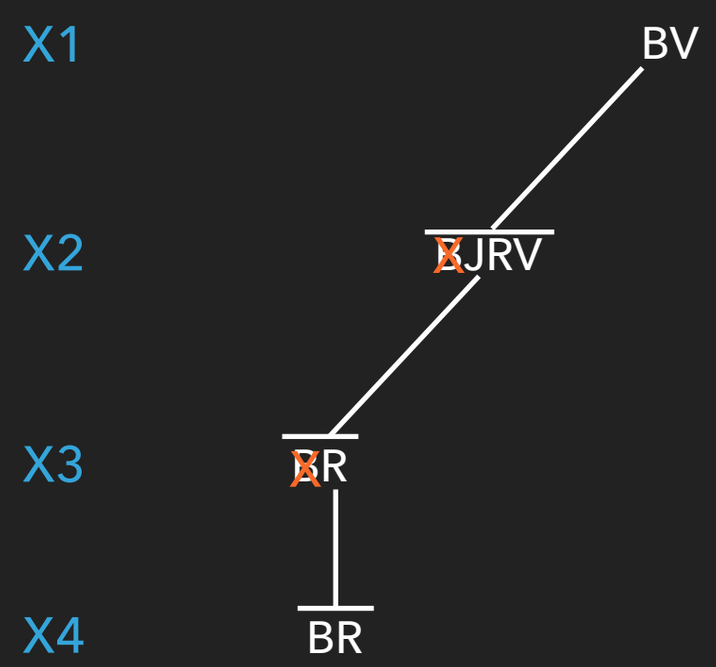
- Solveurs

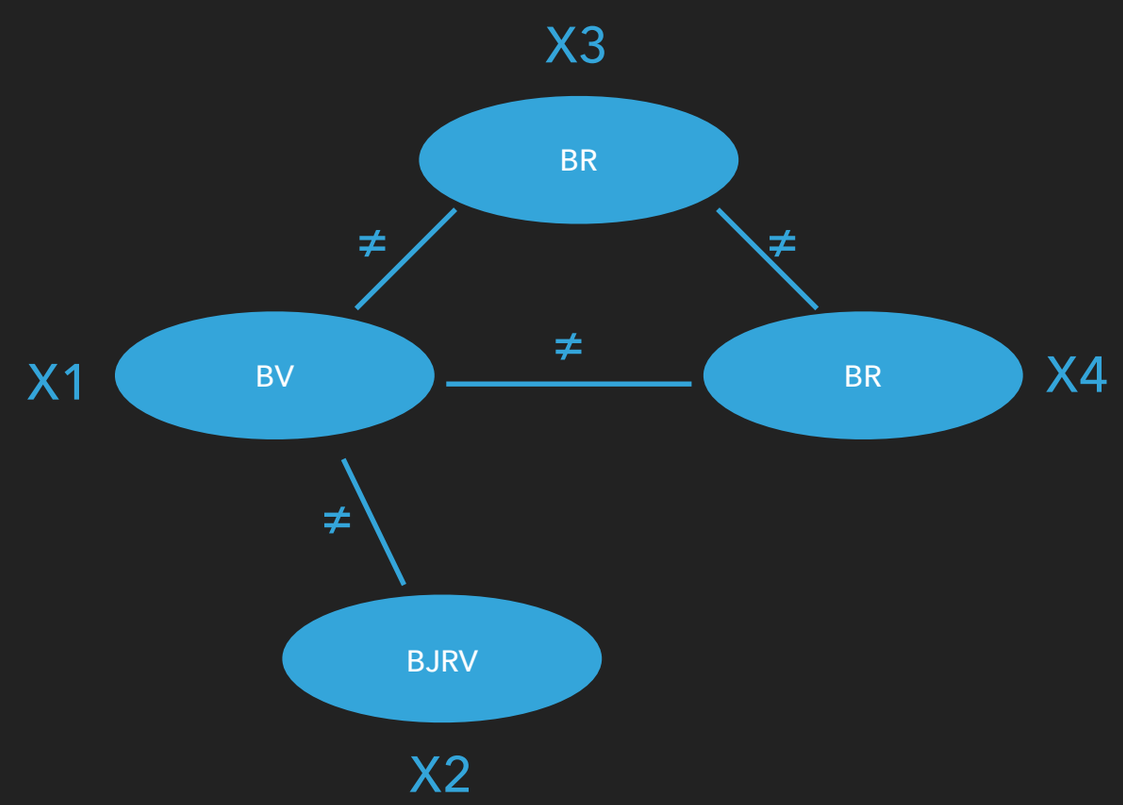




CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

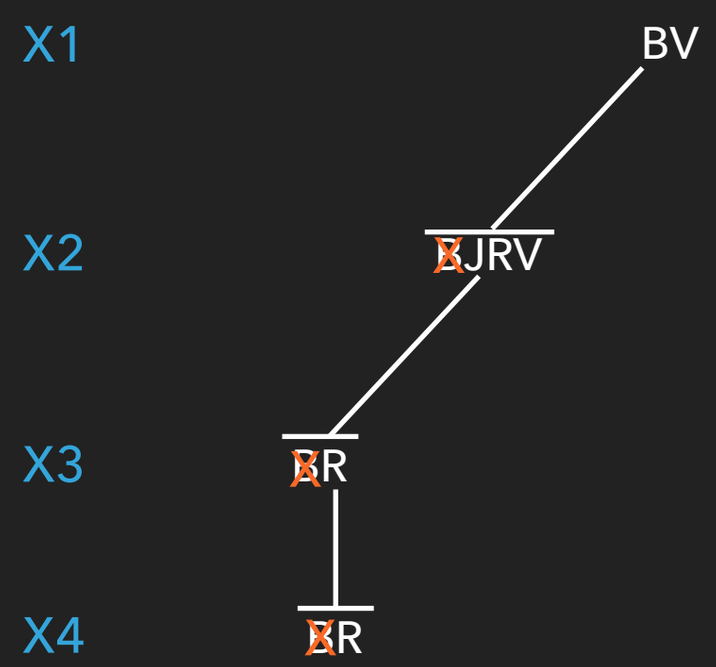
- Solveurs

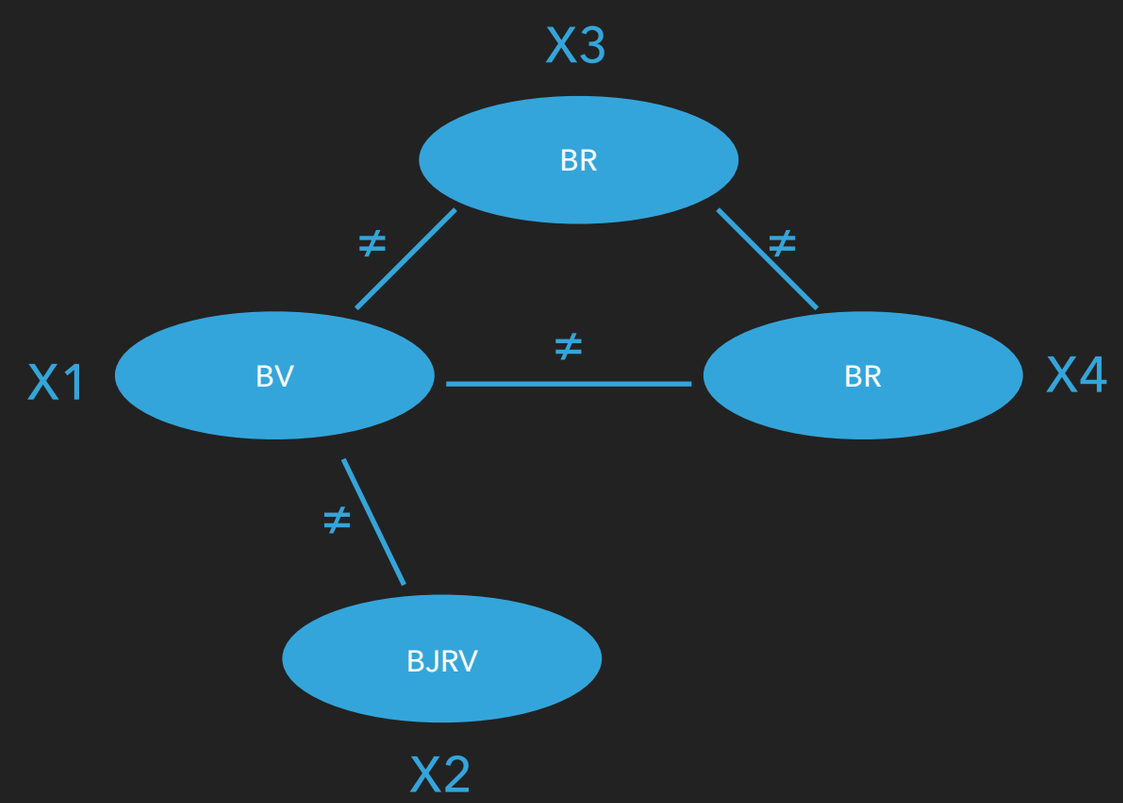




CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

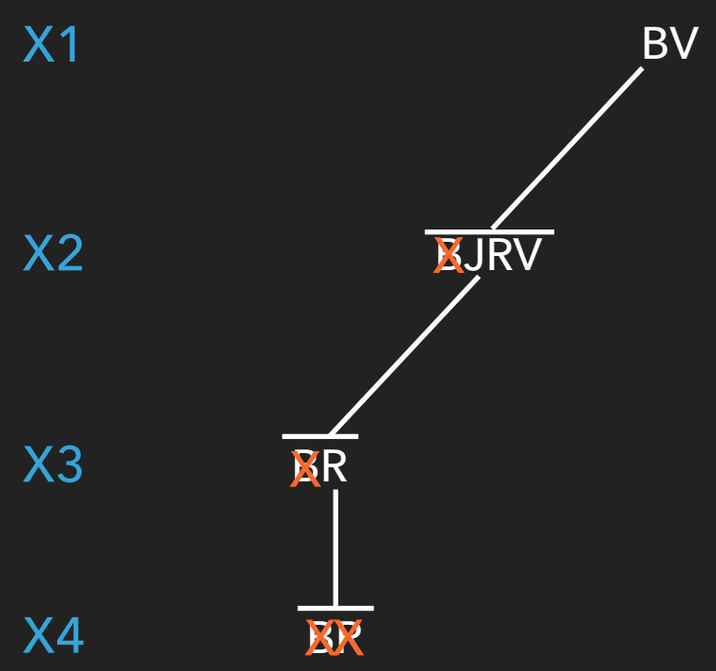
- Solveurs

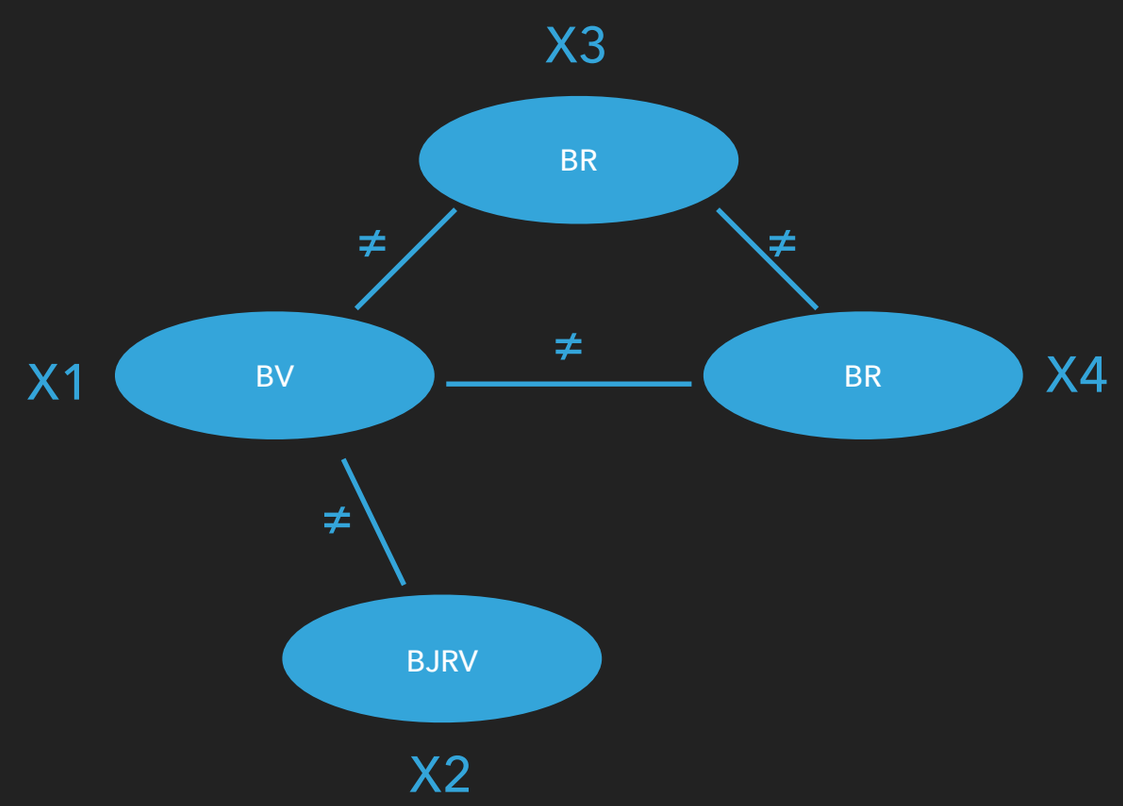




CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

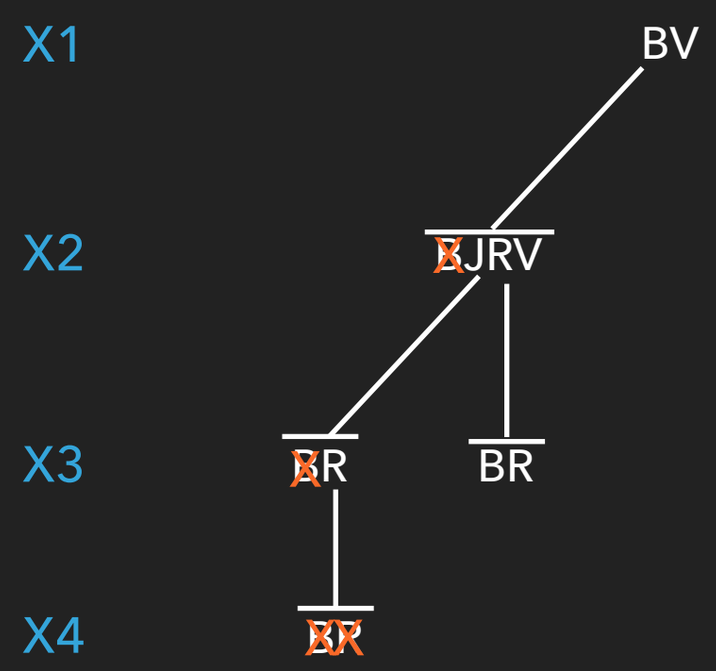
- Solveurs

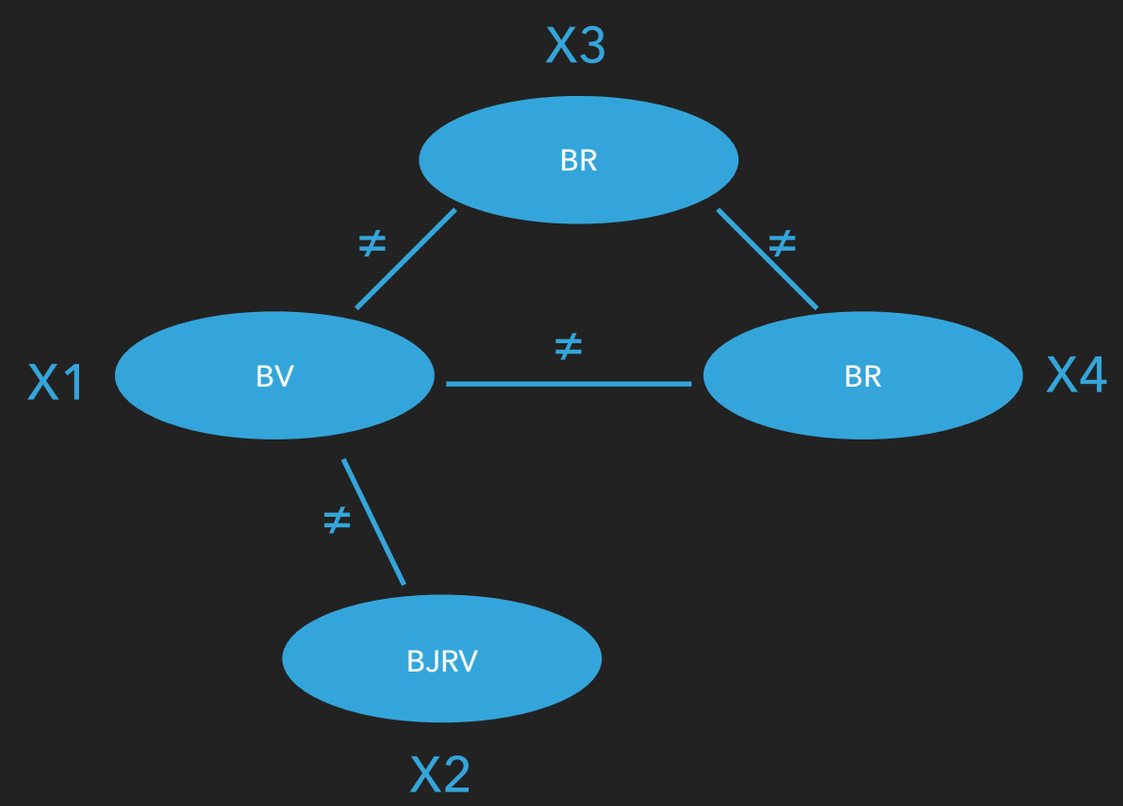




CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

- Solveurs

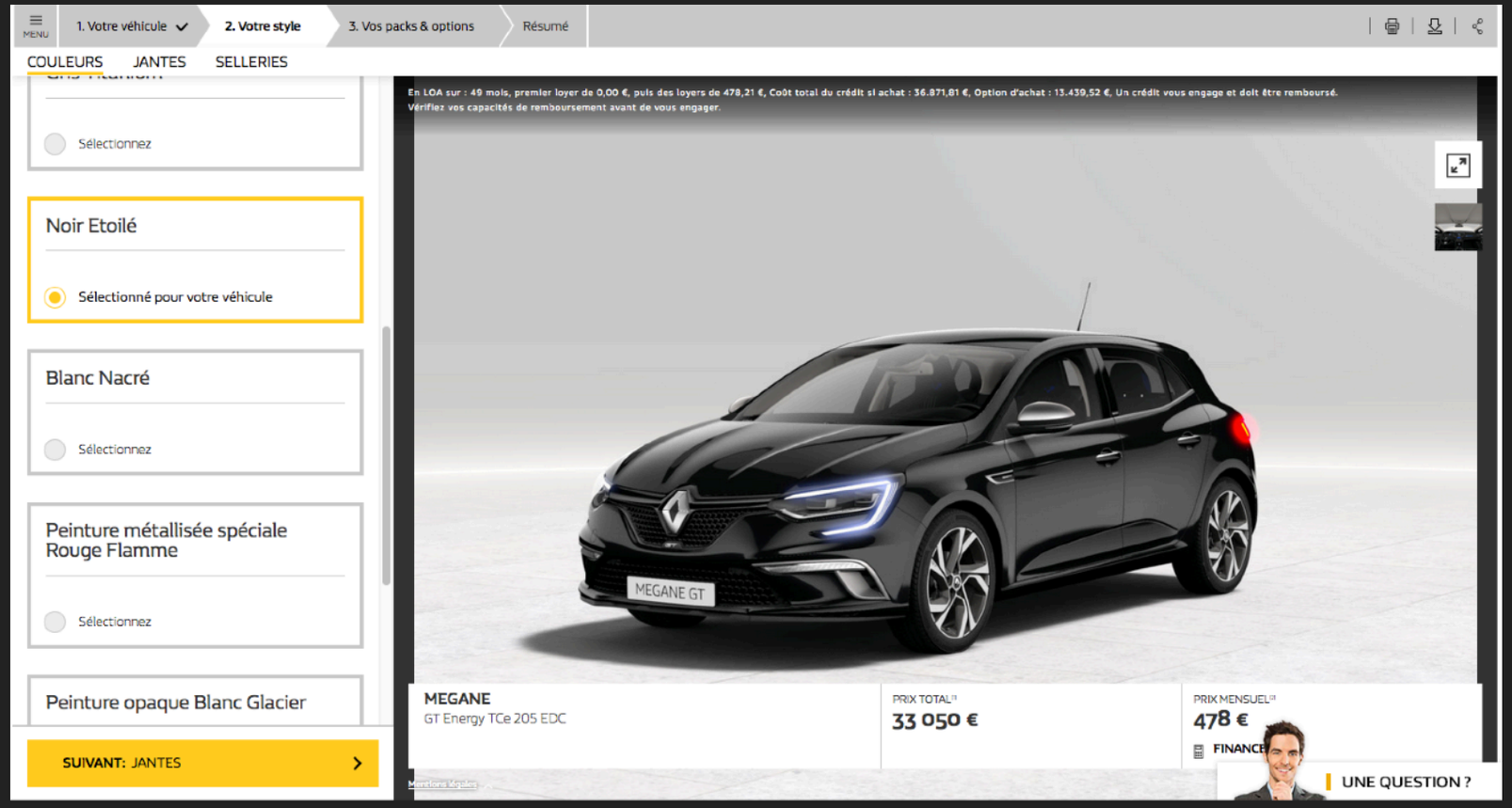




CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

- Applications
  - Problèmes de configuration

Plus de 10^{30} véhicules fabricables



CONTRAINTES & SAT (RÉSOLUTION DE PROBLÈMES COMBINATOIRES)

- Applications
  - Problèmes de configuration
  - Ordonnancement de tâches
  - Optimisation de production
  - Bio-informatique
  - Vérification formelle de matériels et de logiciels
  - …

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Qu'est-ce que c'est ?
- Beaucoup d'applications actuelles et à venir nécessitent l'interaction de plusieurs agents. Il faut développer les outils permettant à ces agents de communiquer, d'interagir, de coopérer, …
    - Etude de systèmes complexes
    - Résolution décentralisée

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

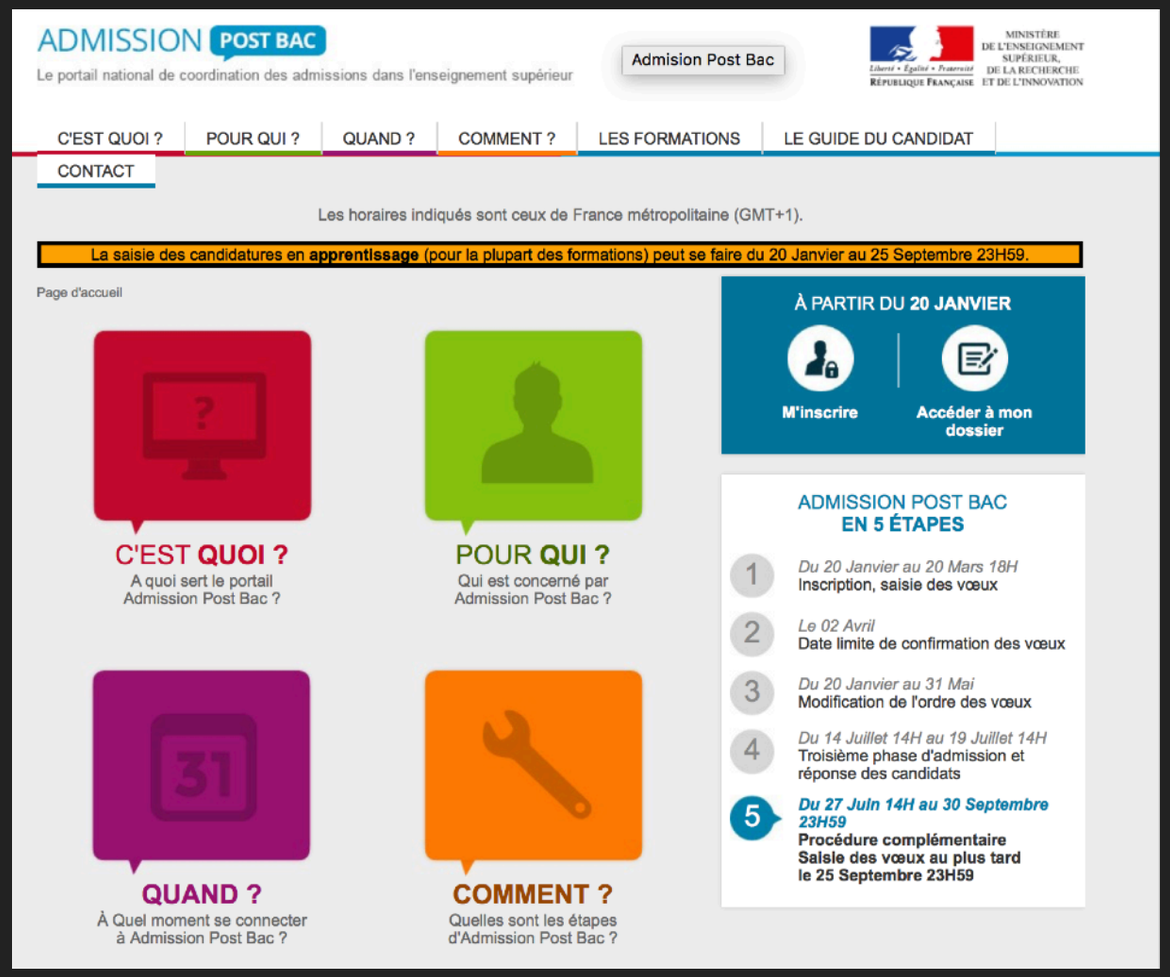
- Techniques utilisées
  - Simulations
  - Logique
  - Théorie des jeux
  - Théorie du choix social

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application
  - Partage de ressources

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application
  - Problèmes d'allocation



SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

RoboCupSoccer

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

RoboCupSoccer

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

RoboCupSoccer

RoboCupRescue

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

RoboCupSoccer

RoboCupRescue

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

RoboCupSoccer

RoboCupRescue

RoboCup@Home

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

RoboCupSoccer

RoboCupRescue

RoboCup@Home

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

RoboCupSoccer

RoboCupRescue

RoboCup@Home

RoboCupLogistics

SYSTÈMES MULTI-AGENTS

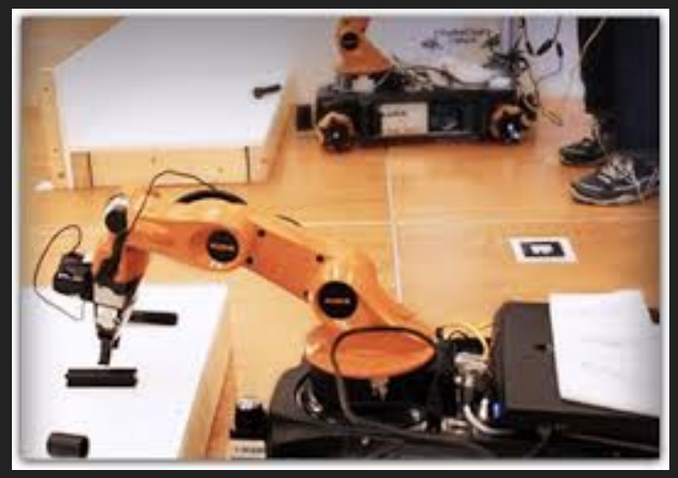
- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

RoboCupSoccer

RoboCupRescue

RoboCup@Home

RoboCupLogistics



SYSTÈMES MULTI-AGENTS

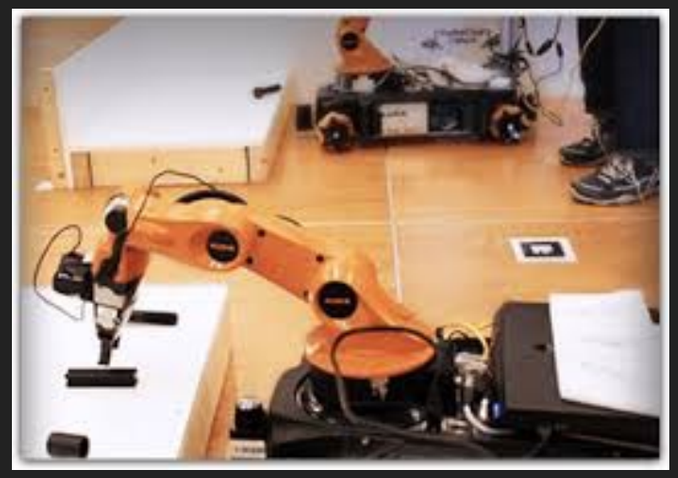
- Application: RoboCup - Coordination / Interaction

RoboCupSoccer

RoboCupRescue

RoboCup@Home

RoboCupLogistics



RoboCup@work

PLANIFICATION & RECHERCHE HEURISTIQUE

- Qu'est-ce que c'est ?
- La problématique commune ici est l'exploration de grands espaces d'états. La planification s'intéresse à trouver une séquence d'actions pour arriver à un état but. Plus généralement les méthodes de recherche heuristique consistent à étudier des méthodes de parcours efficaces de grands espaces d'états.

PLANIFICATION & RECHERCHE HEURISTIQUE

- Techniques utilisées
  - Algorithmique
  - Probabilités
  - Heuristiques

PLANIFICATION & RECHERCHE HEURISTIQUE

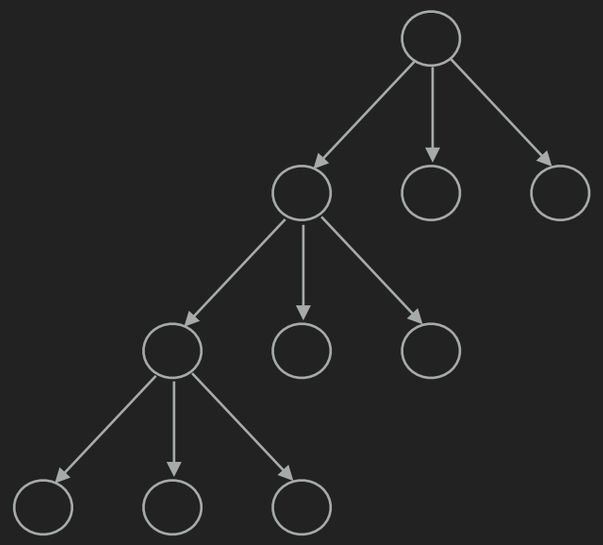
- Applications
  - Planification

PLANIFICATION & RECHERCHE HEURISTIQUE

- Applications
  - Planification (Modèles Markoviens)

PLANIFICATION & RECHERCHE HEURISTIQUE

- Recherche Heuristique
  - Monte-Carlo Tree Search



APPRENTISSAGE

- Qu'est-ce que c'est ?
- L'objectif principal de l'apprentissage artificiel est de construire des systèmes informatiques capables de découvrir ou construire des régularités, des relations, et des règles de décision, à partir de données symboliques ou numériques, structurées ou semi-structurées.

APPRENTISSAGE

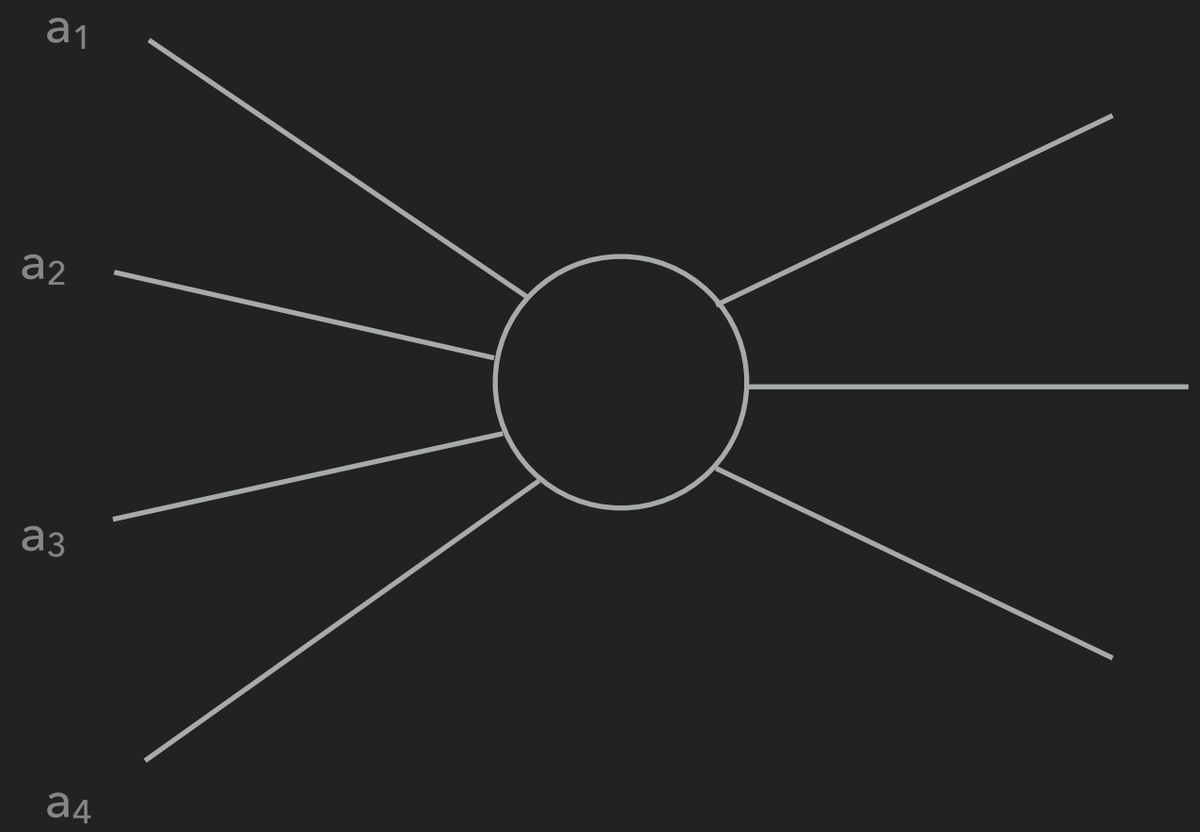
- Qu'est-ce que c'est ?
  - Apprentissage supervisé (prédictif)
  - Apprentissage non-supervisé (descriptif)
  - Apprentissage par renforcement

APPRENTISSAGE

- Techniques utilisées
  - Induction logique
  - Statistiques
  - Réseaux de neurones

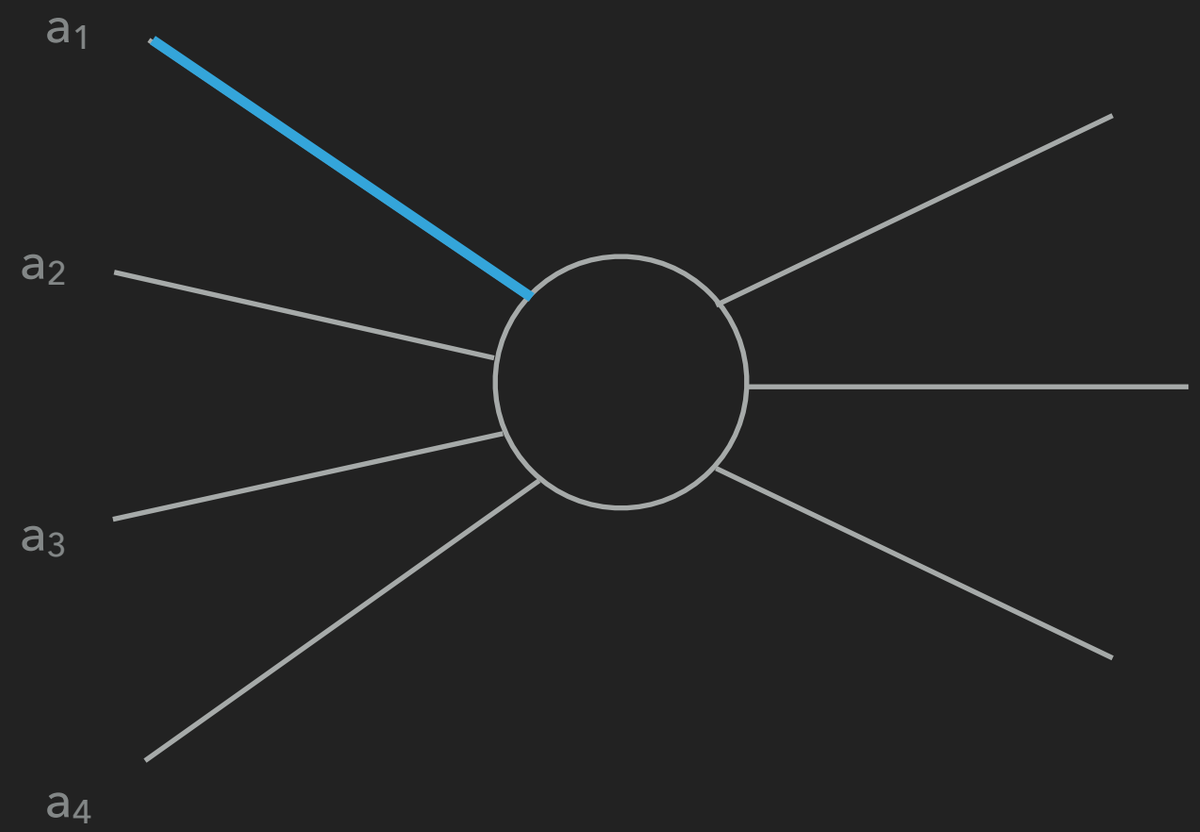
APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



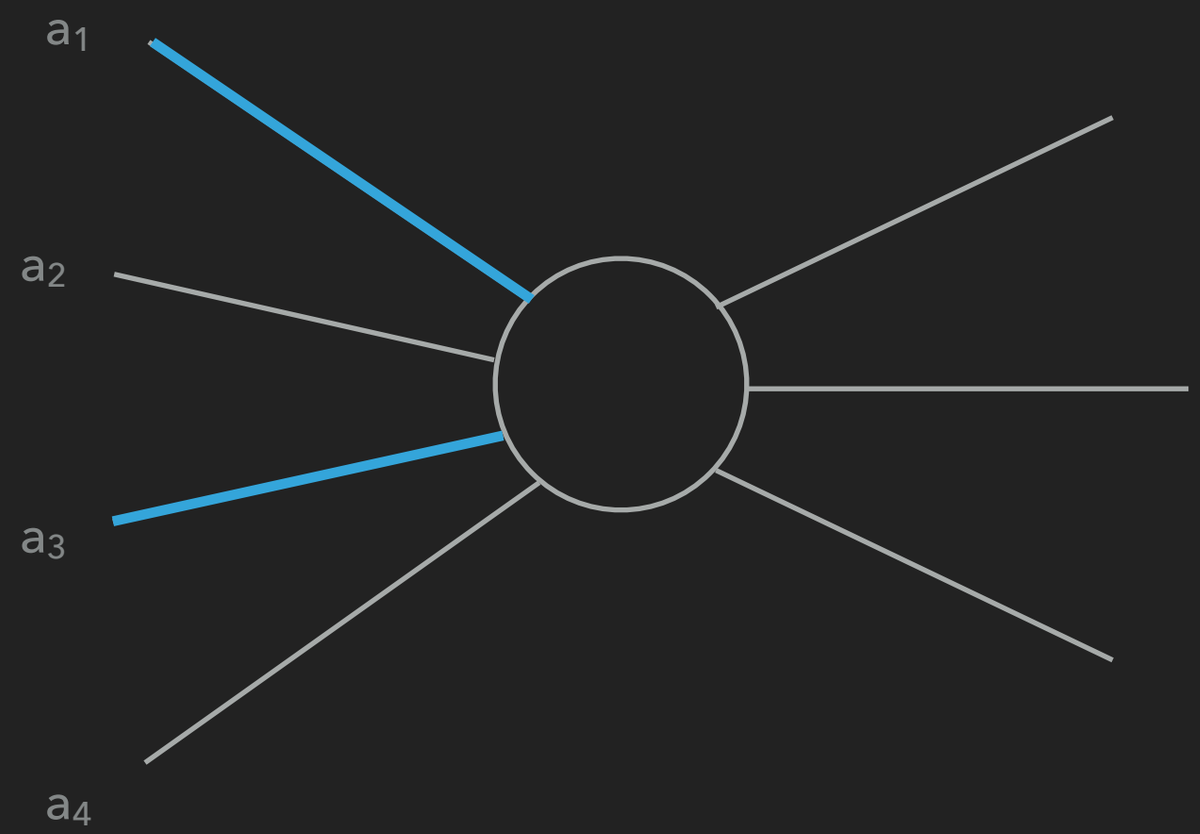
APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



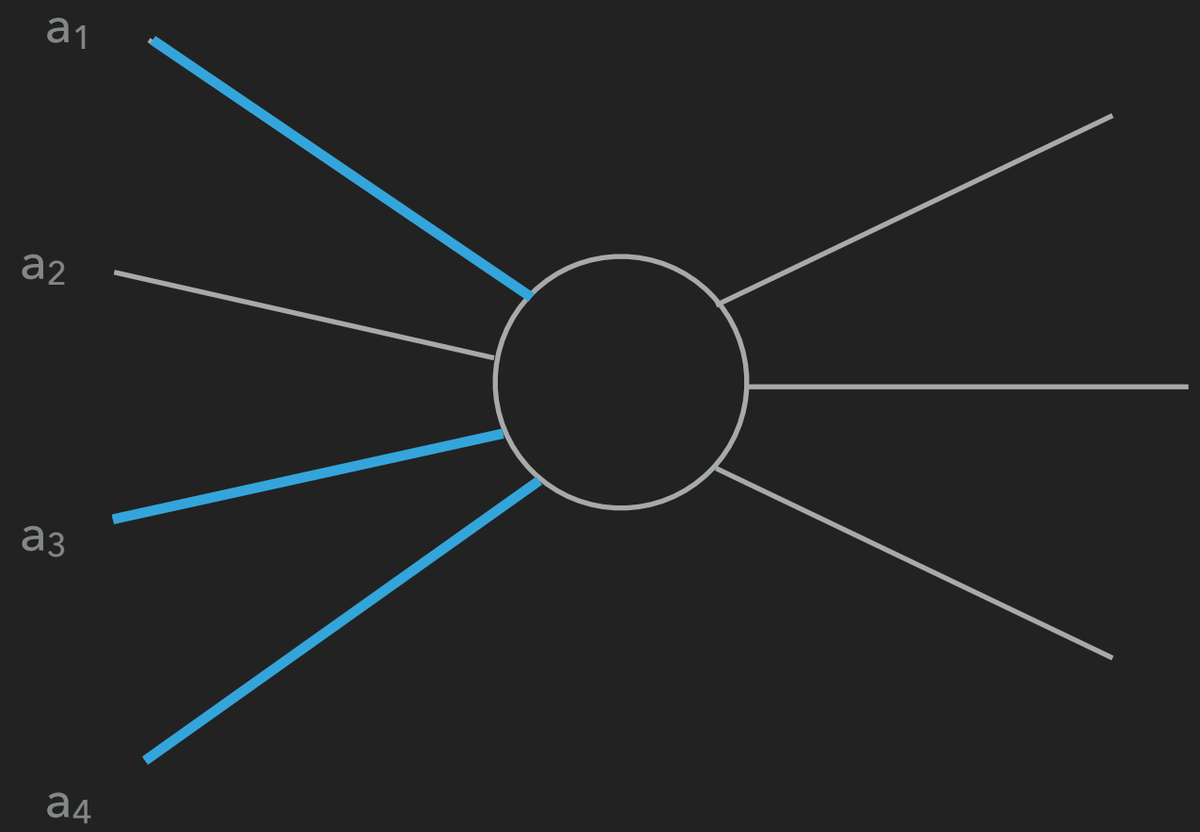
APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



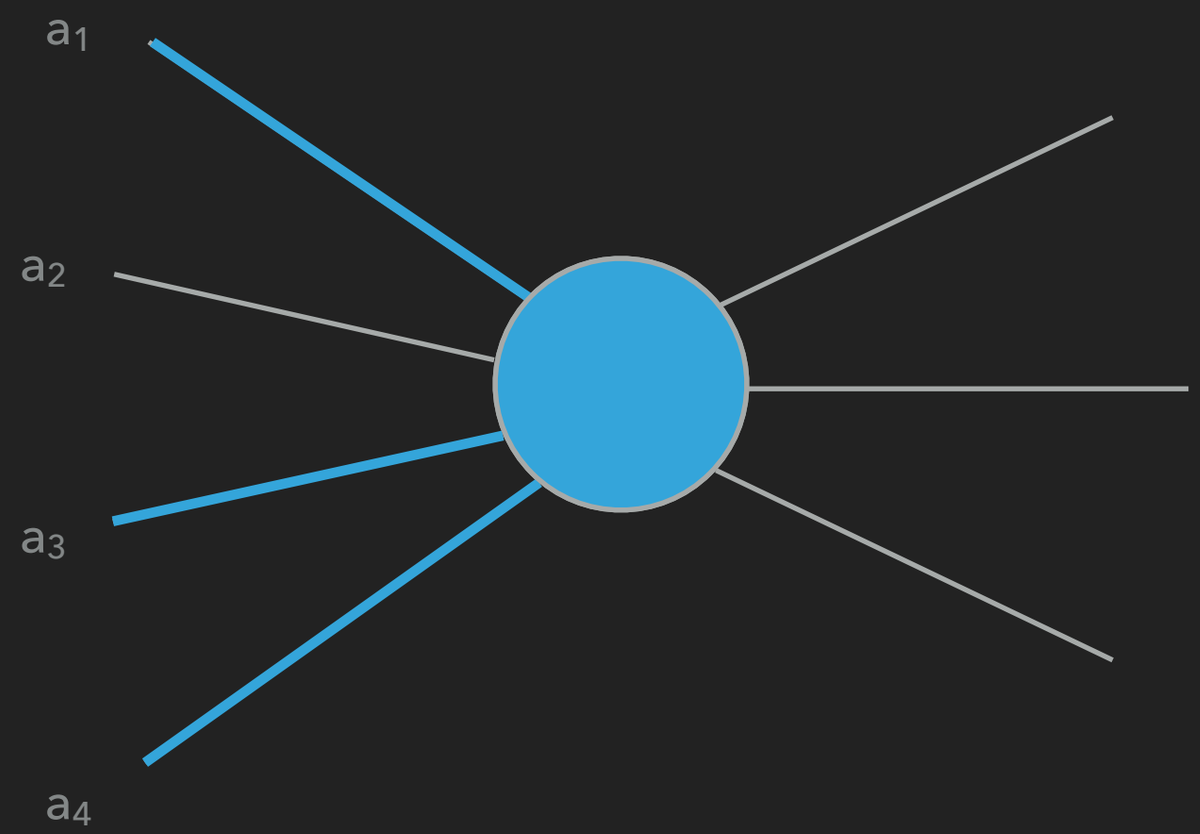
APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



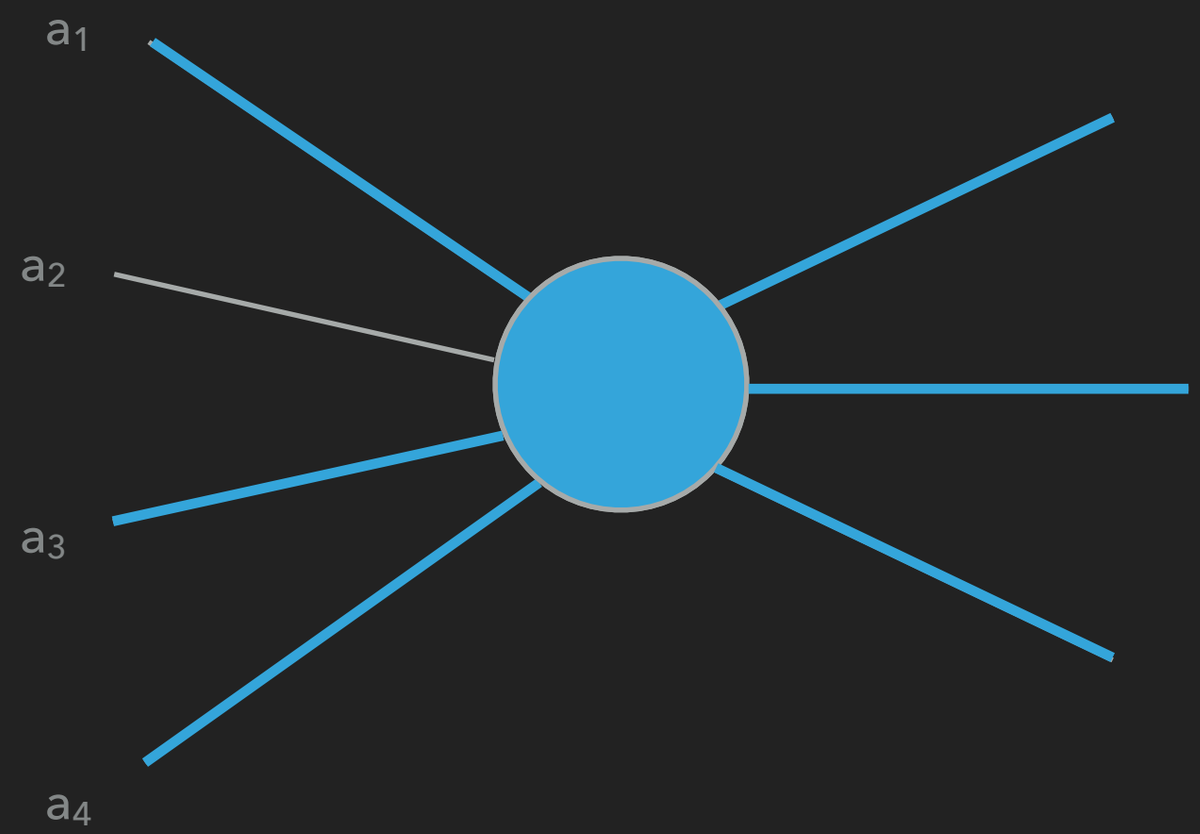
APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



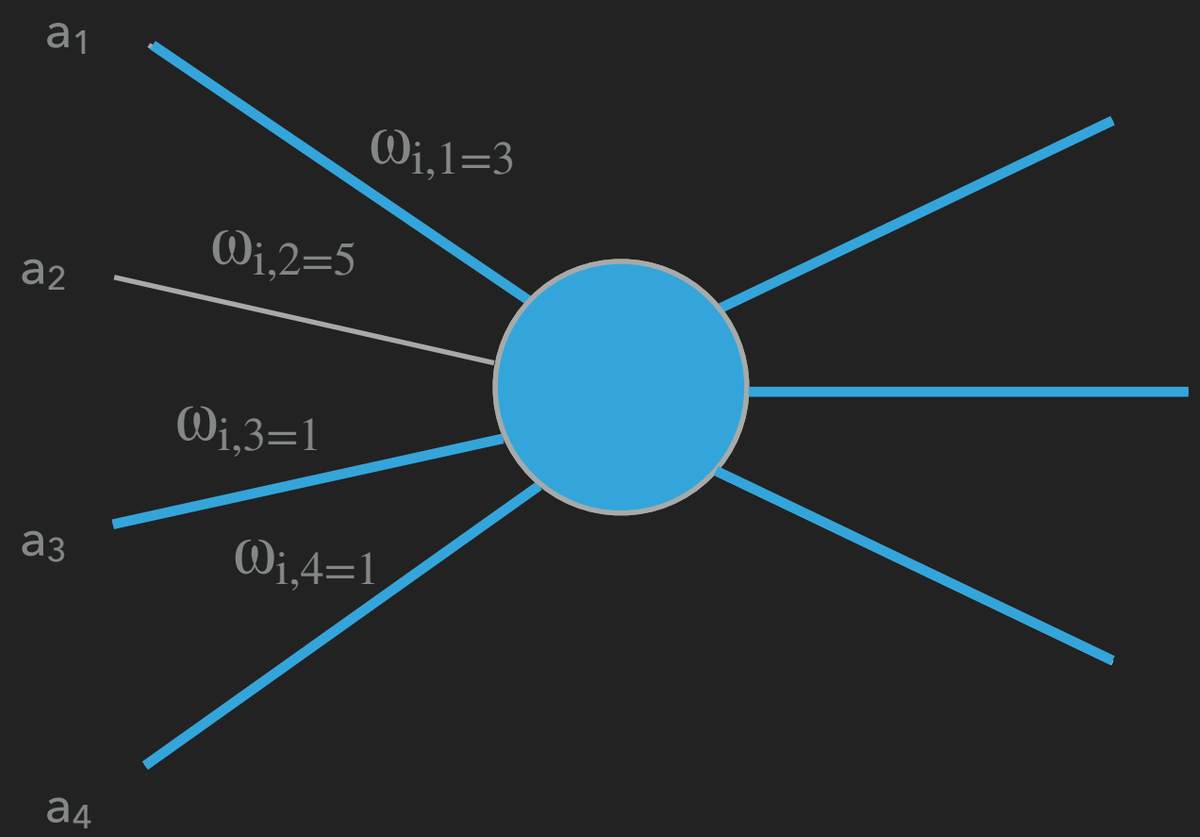
APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



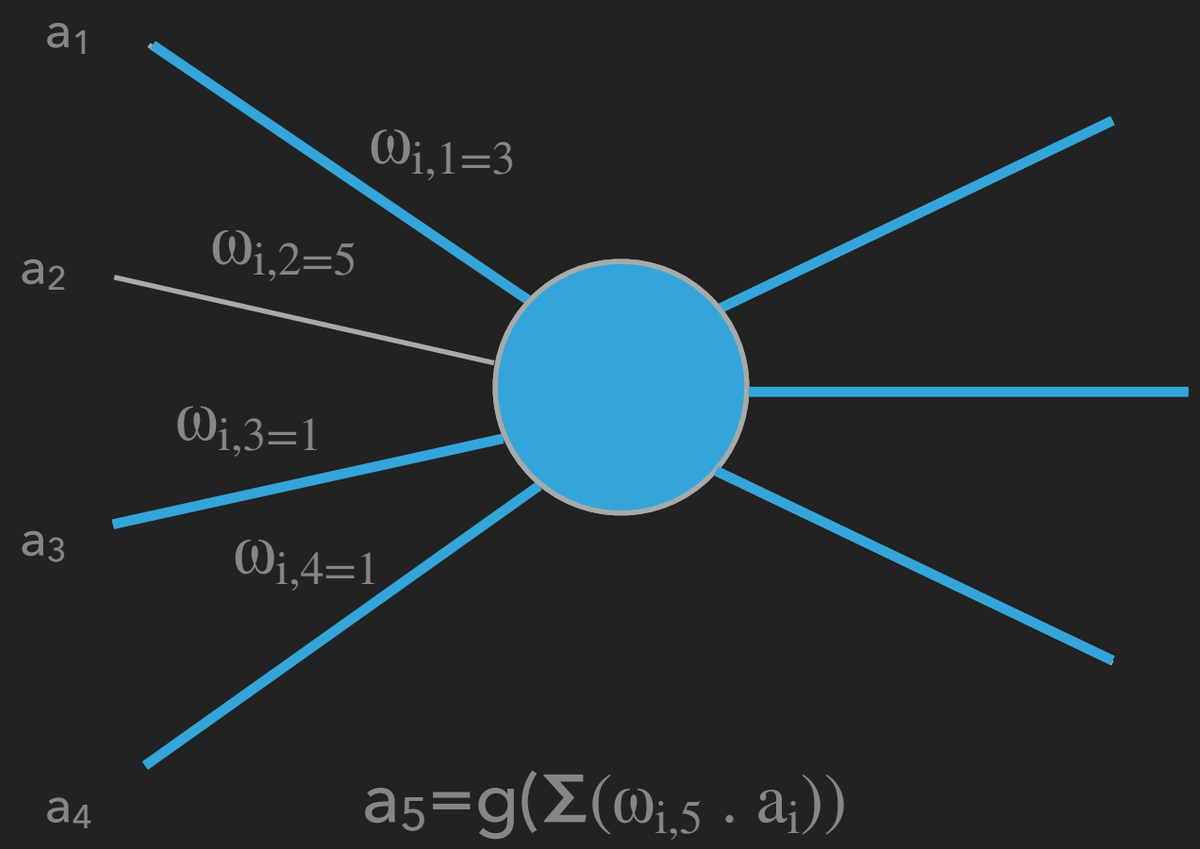
APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

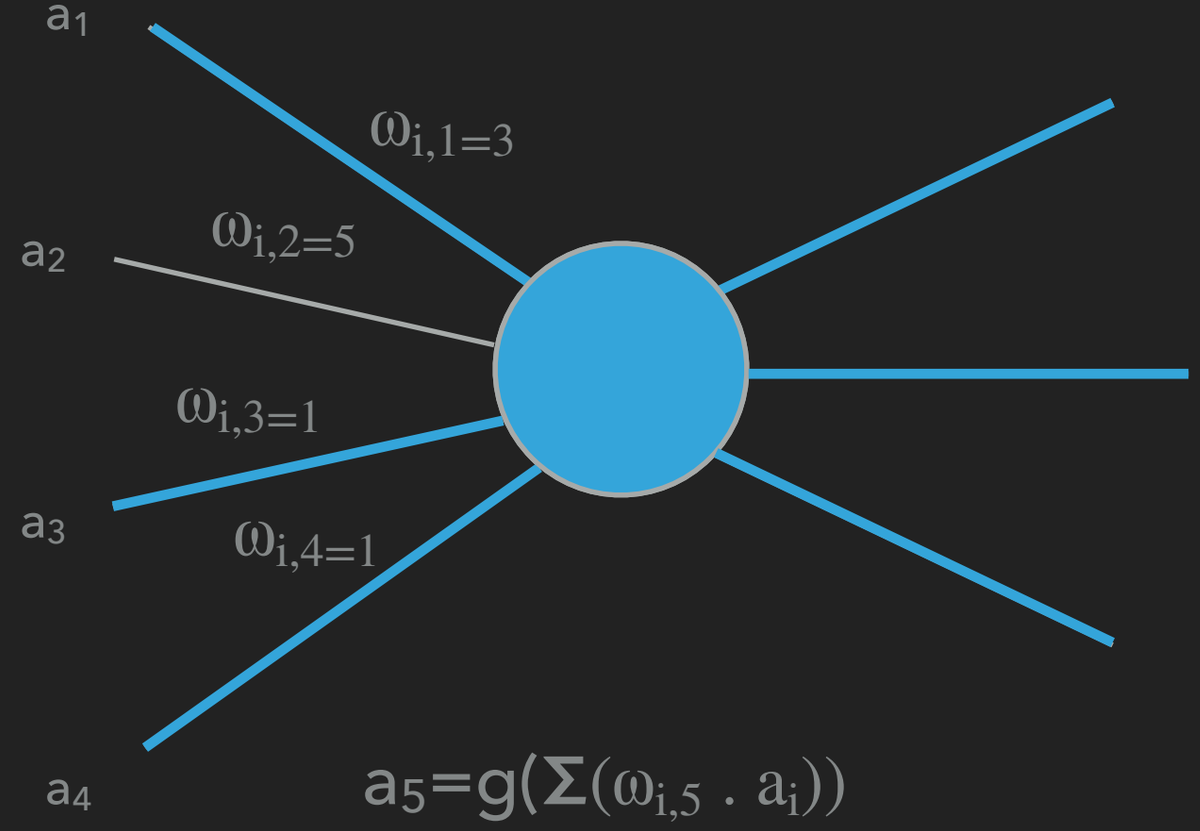
- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)

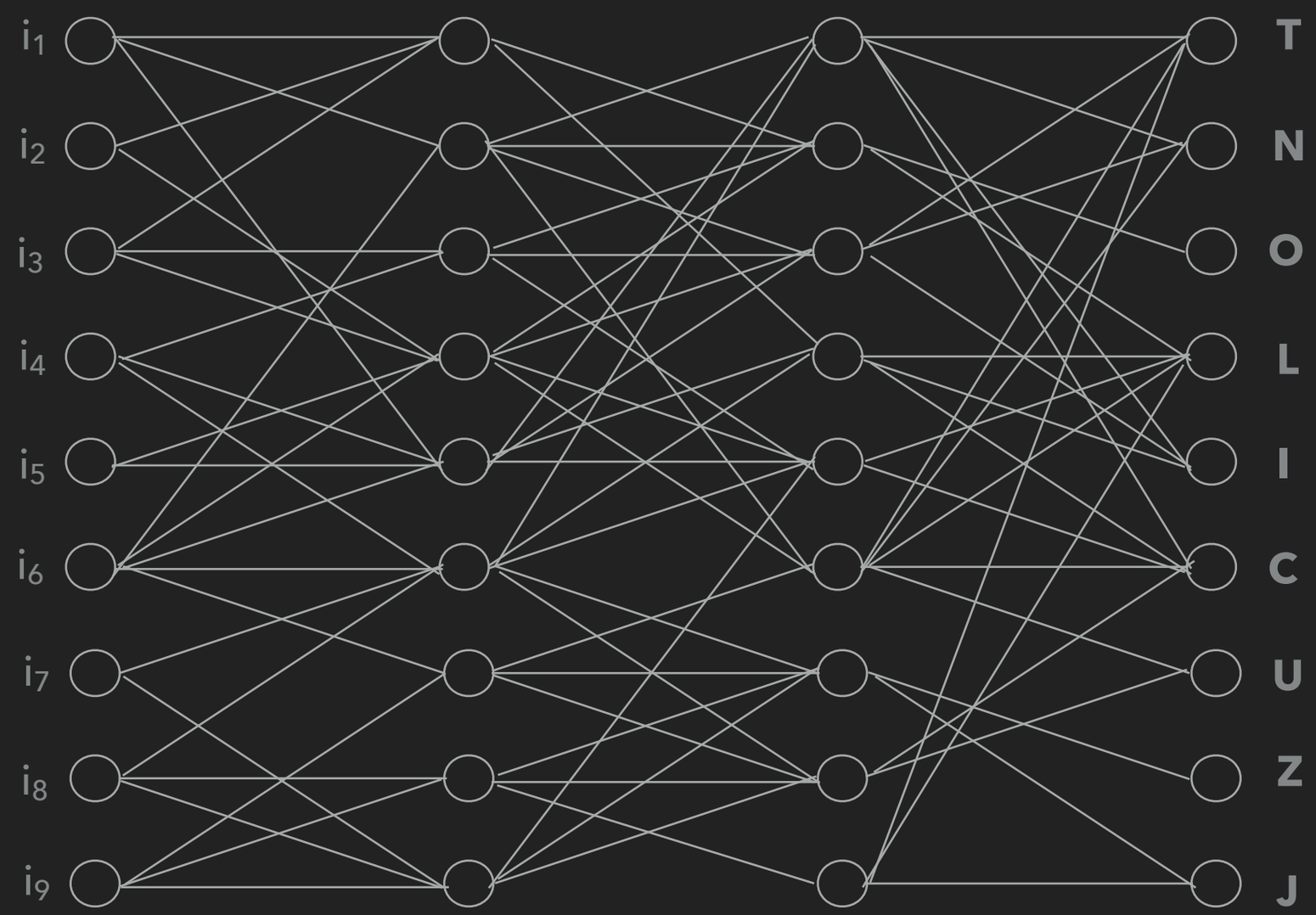
$$a_5=[\Sigma(\omega_{i,5} \,.\, a_i) > 4]$$



$$a_5=g(\Sigma(\omega_{i,5} \,.\, a_i))$$

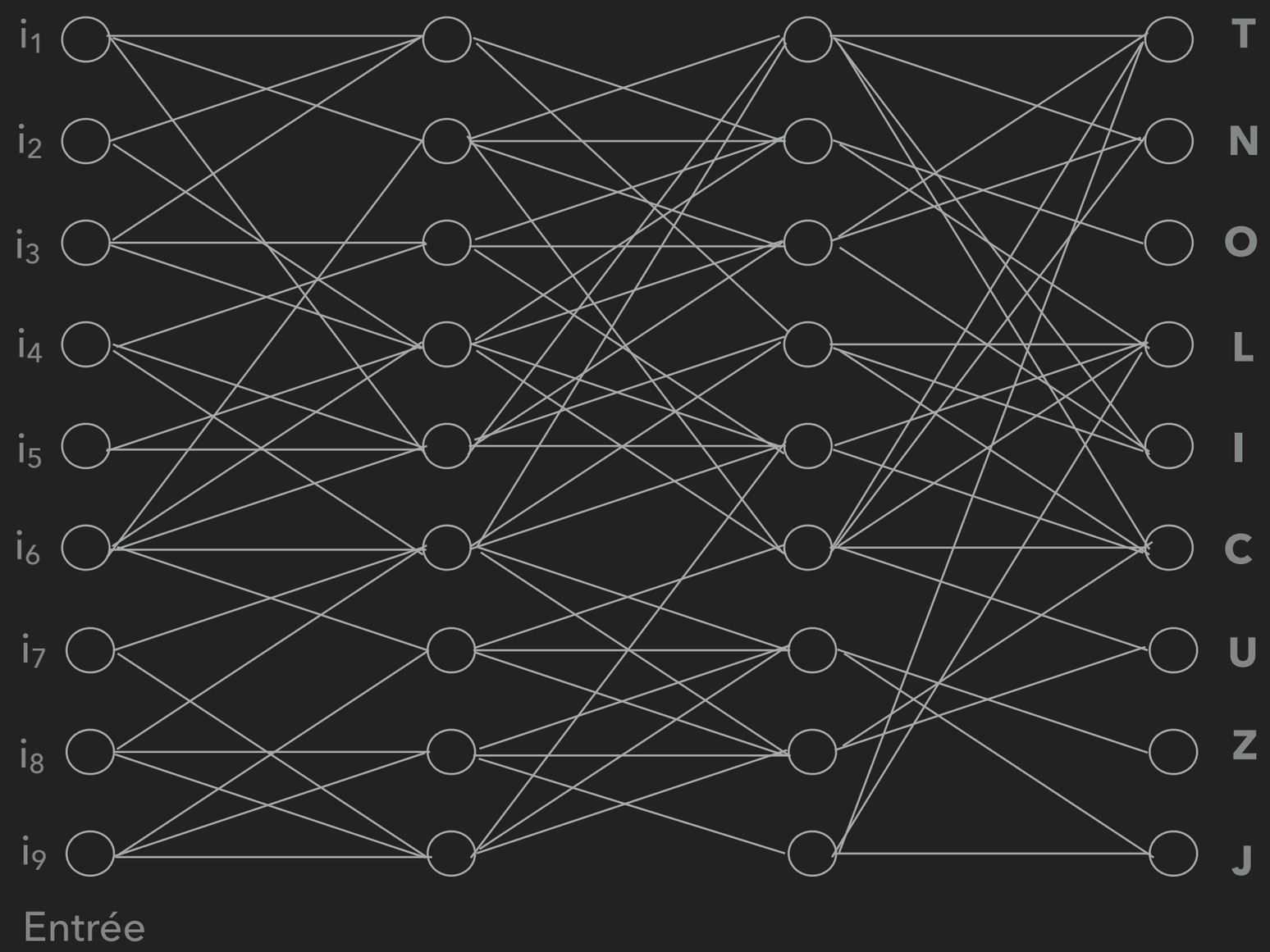
APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



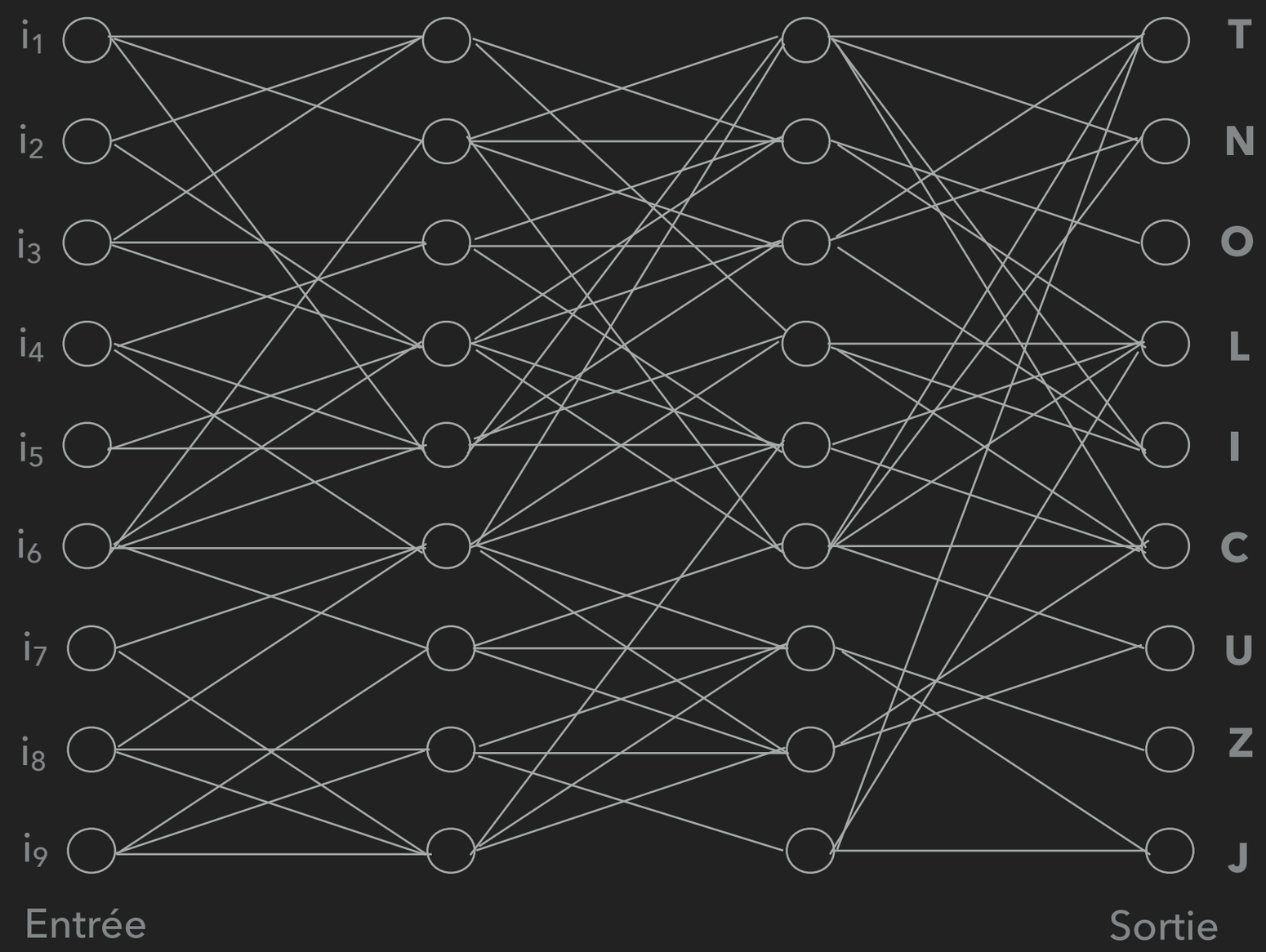
APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



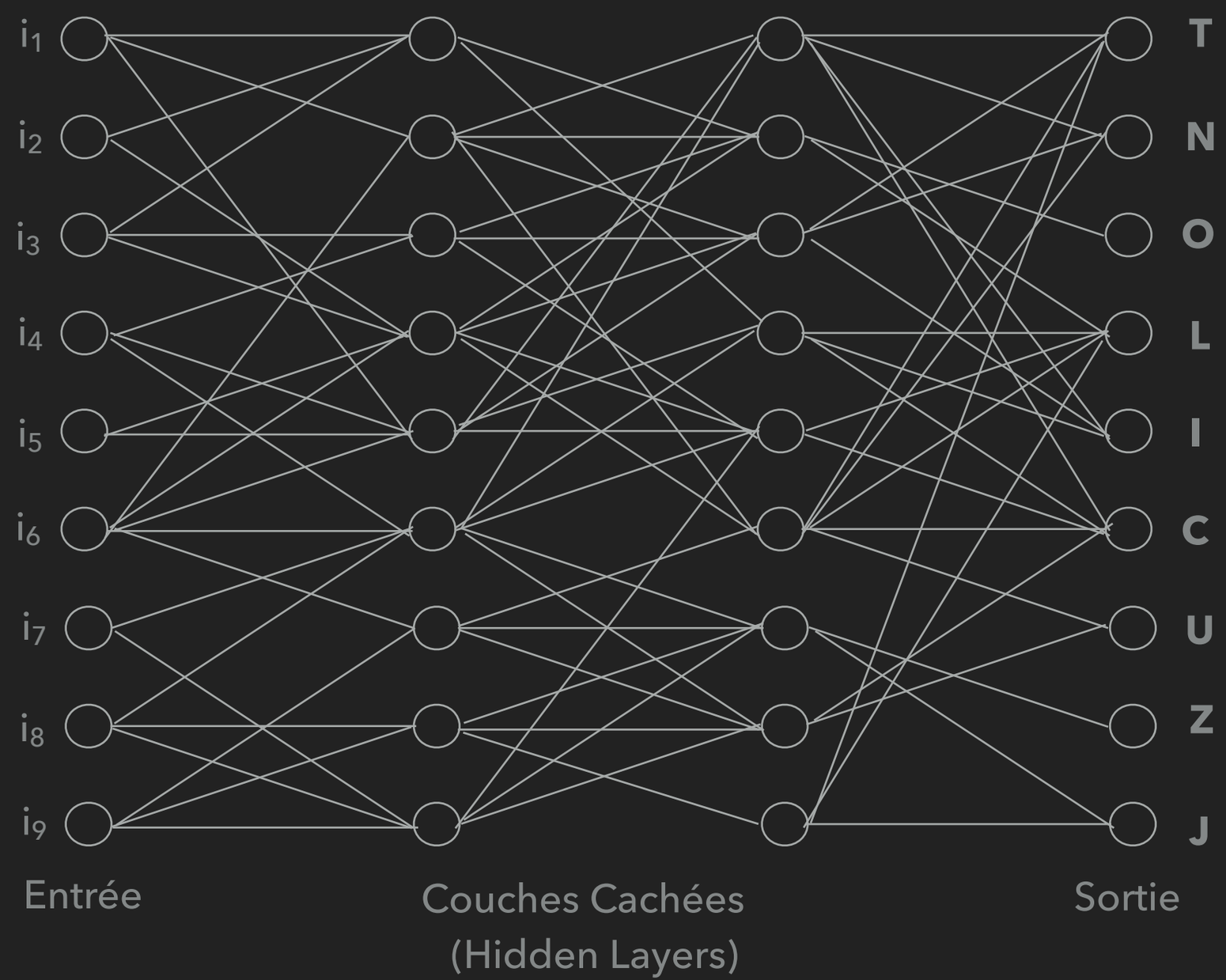
APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

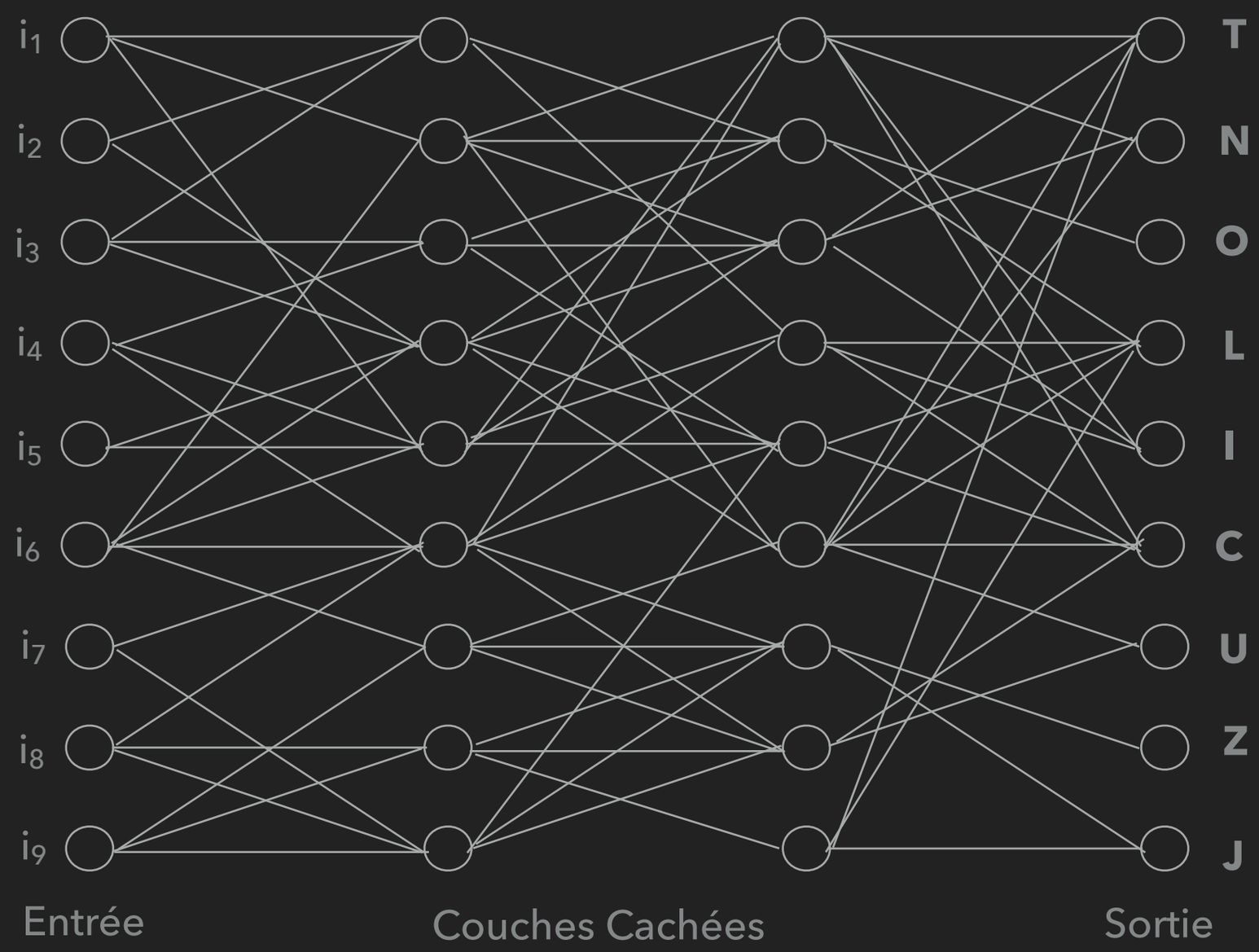
- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

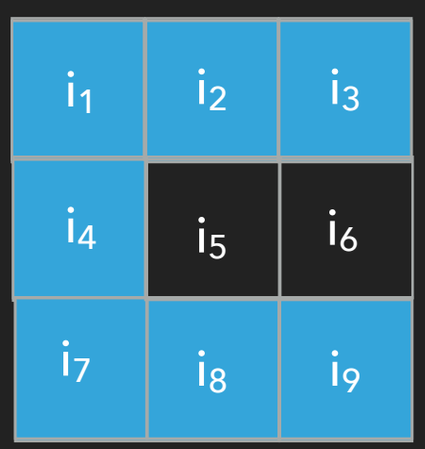
- Réseaux de Neurones (Deep Learning)

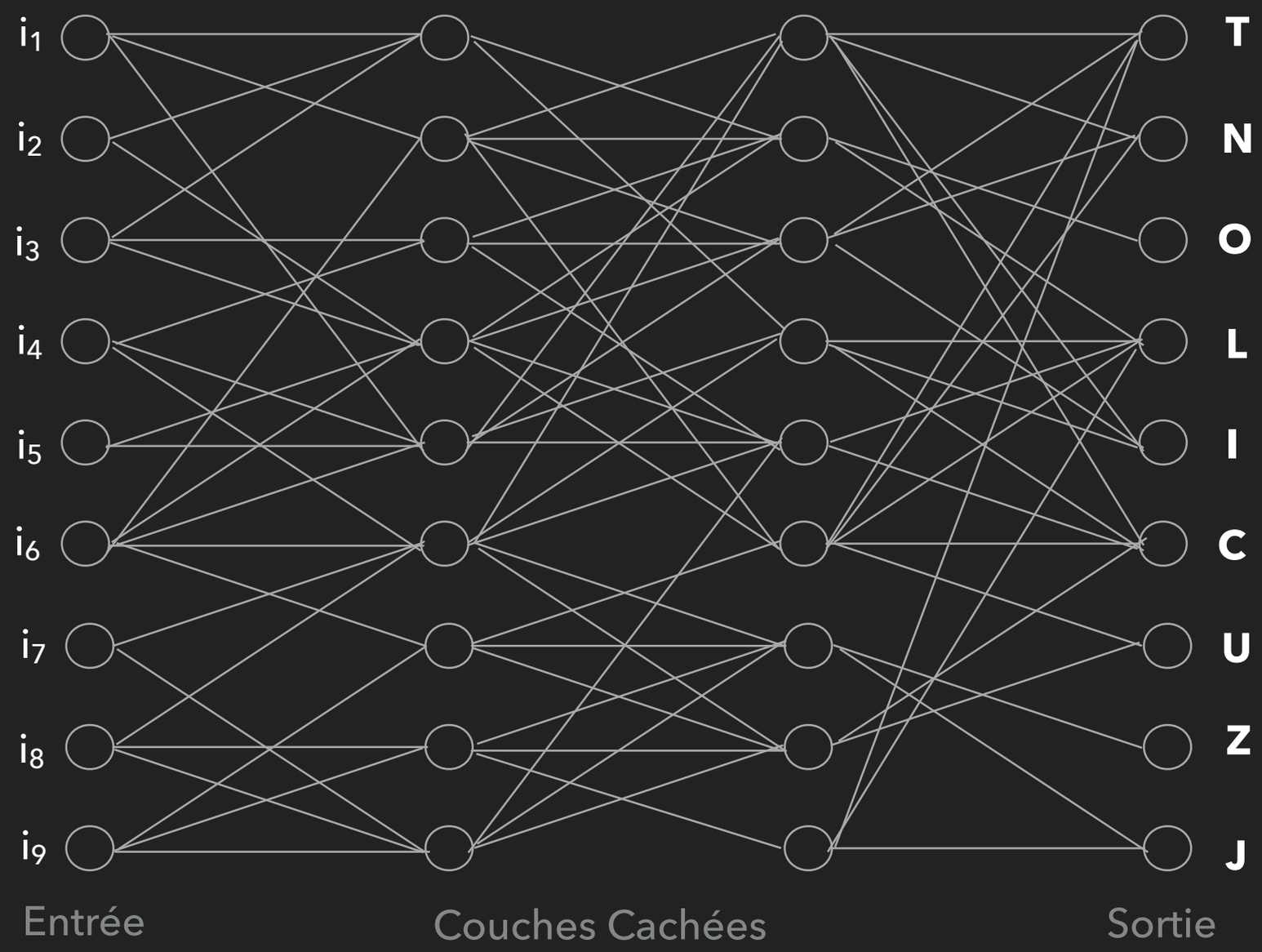
i_1	i_2	i_3
i_4	i_5	i_6
i_7	i_8	i_9



APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

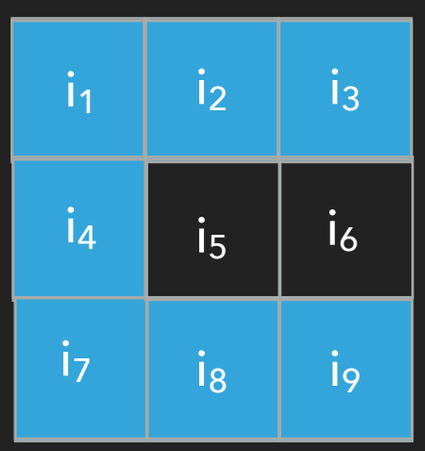
- Réseaux de Neurones (Deep Learning)

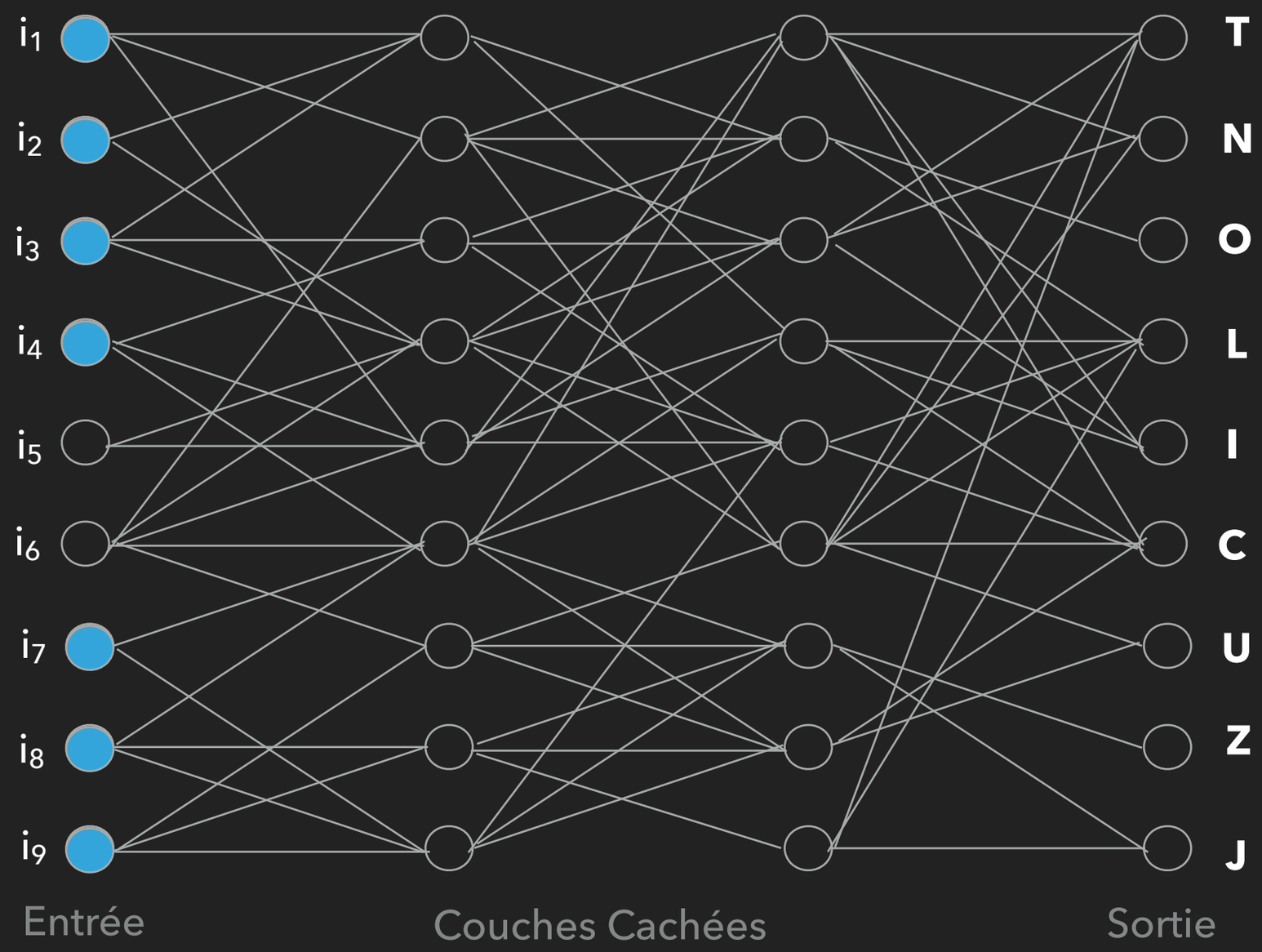




APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

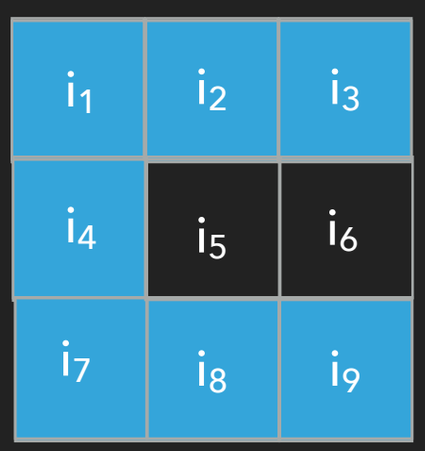
- Réseaux de Neurones (Deep Learning)

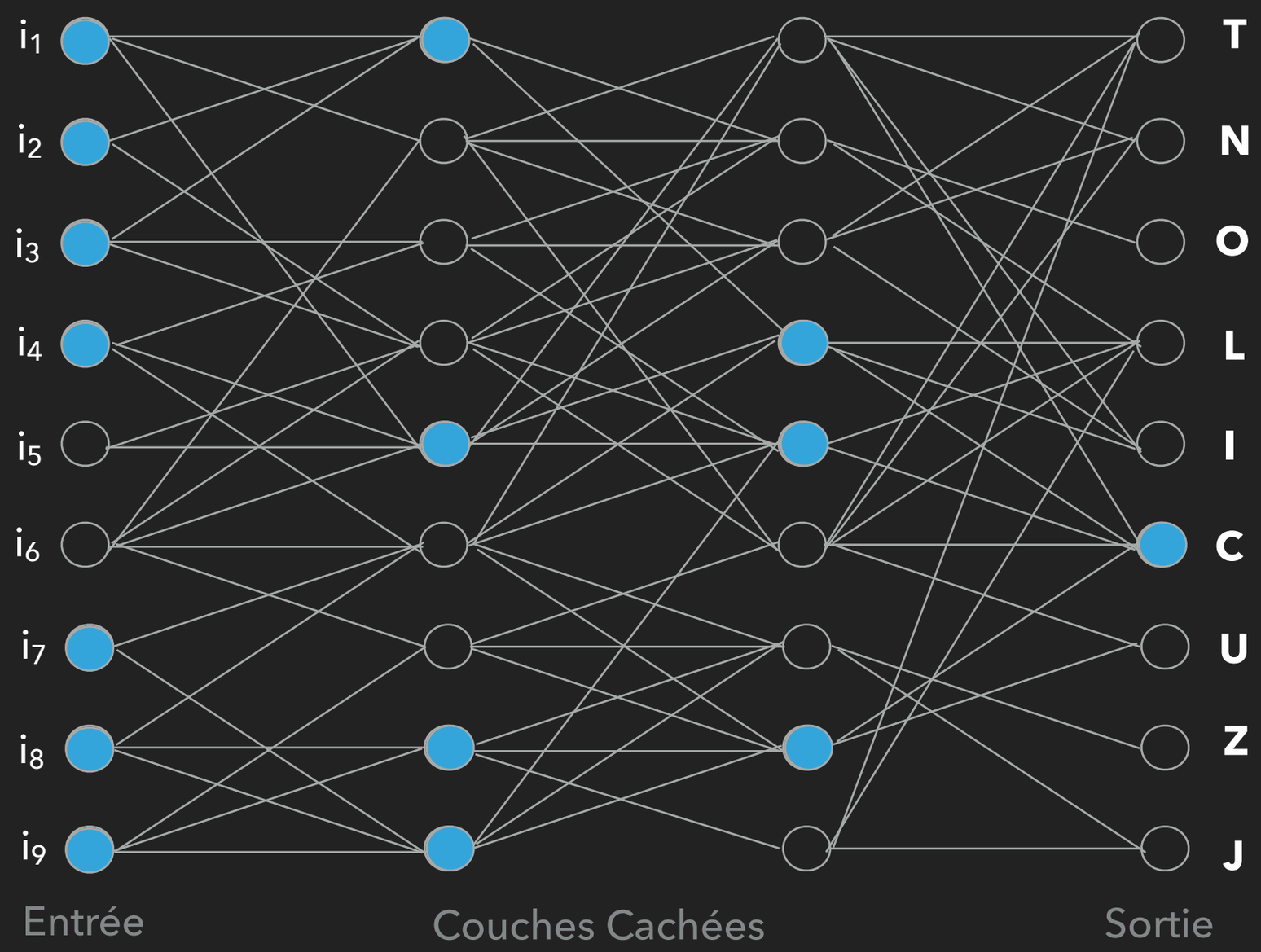




APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

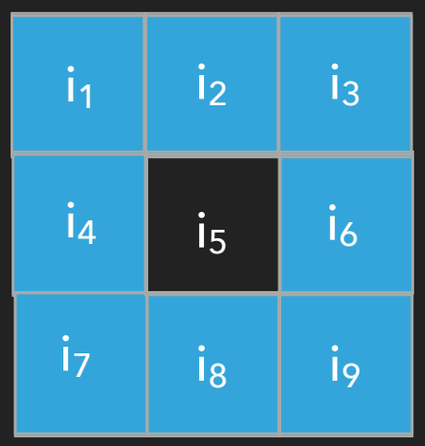
- Réseaux de Neurones (Deep Learning)

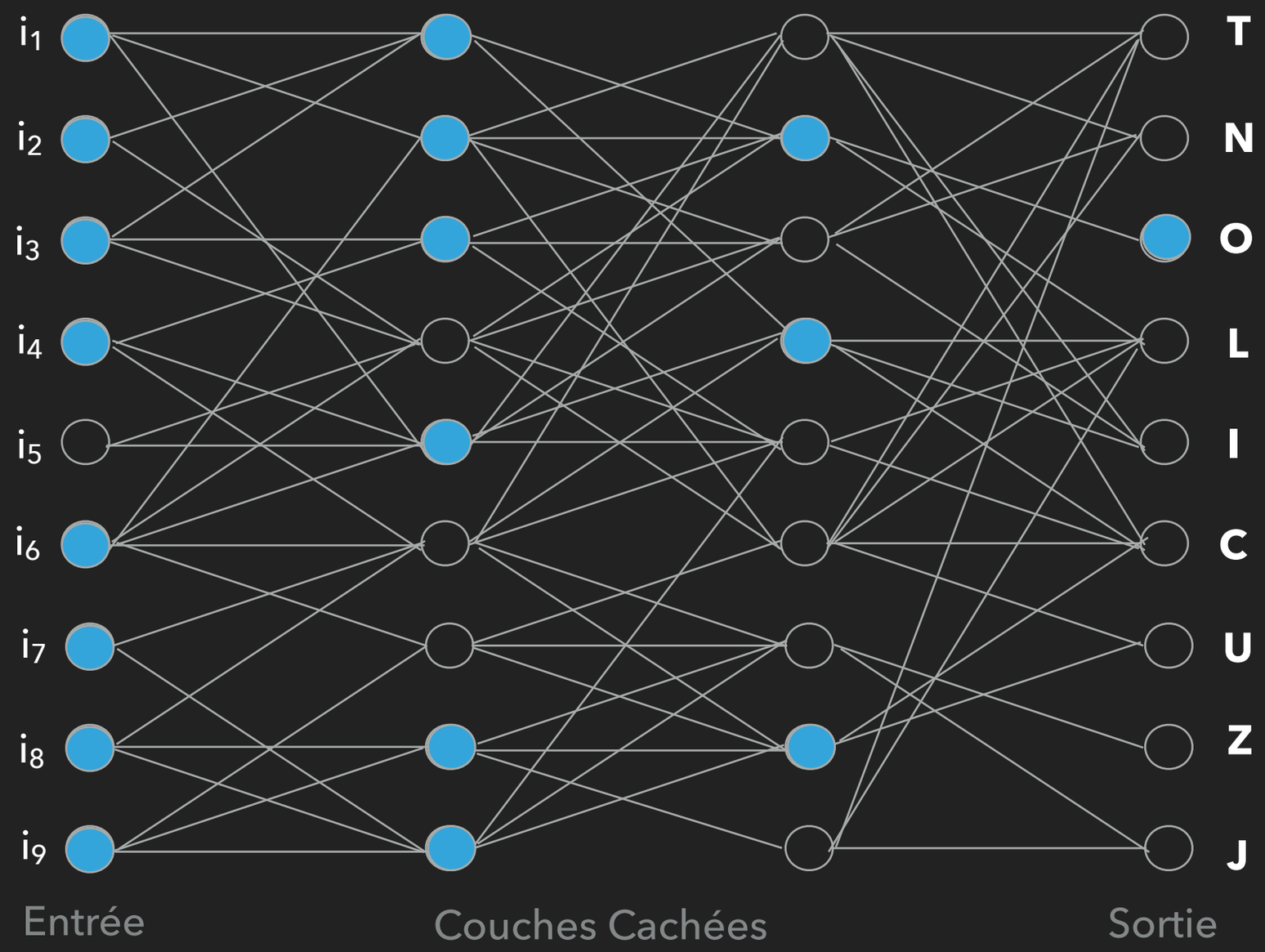




APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

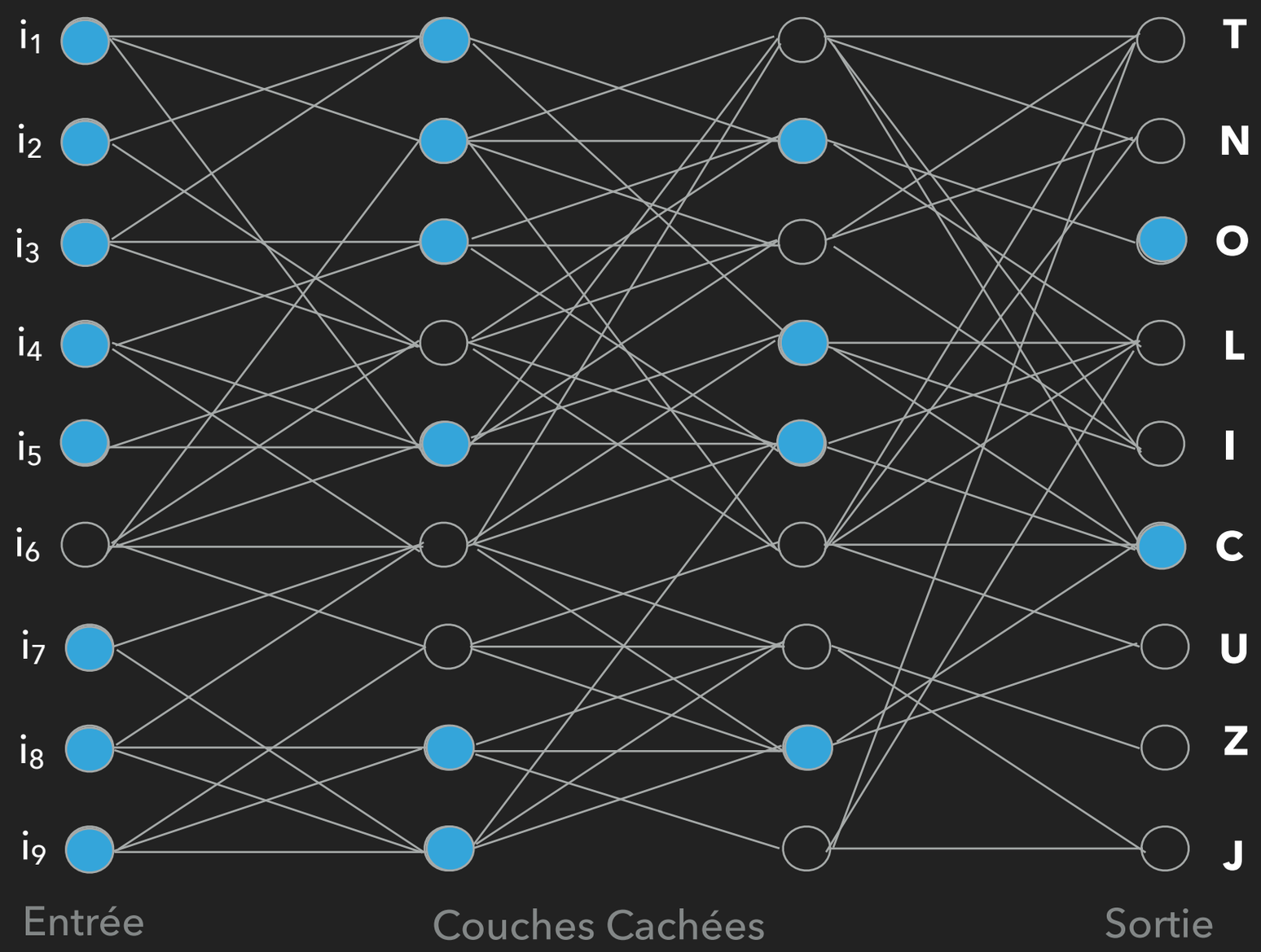
- Réseaux de Neurones (Deep Learning)





APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Réseaux de Neurones (Deep Learning)



APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

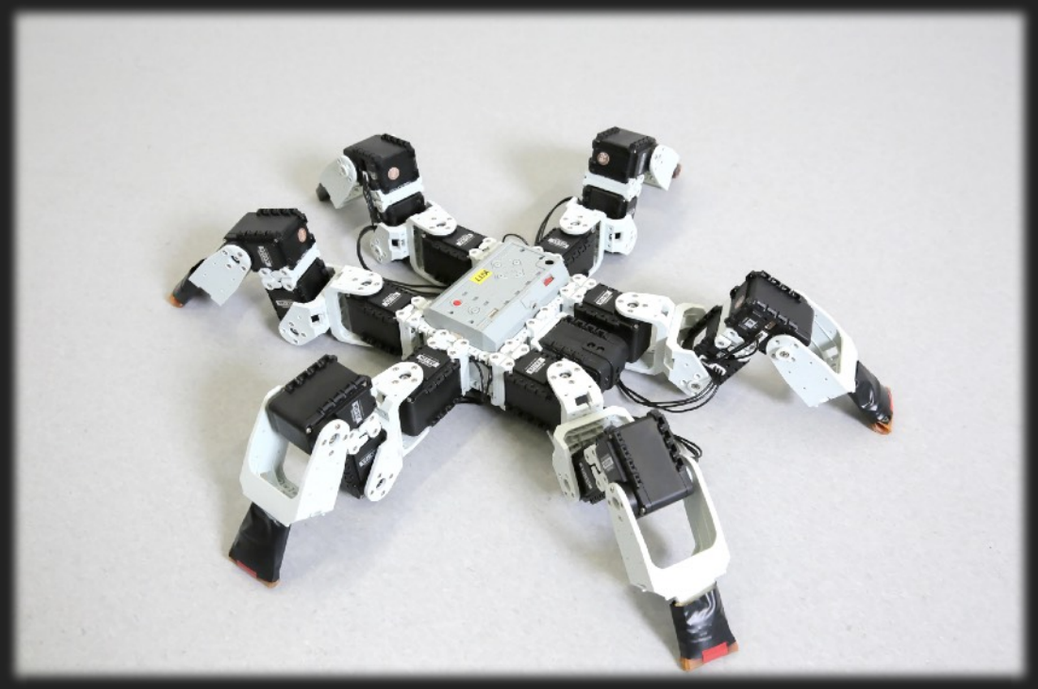
- Applications
  - Reconnaissance d'images

APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE SUPERVISÉ

- Applications
  - Reconnaissance d'images
    - Détection de cancers
    - Véhicules autonomes
  - Reconnaissance et synthèse de la parole
  - « Créativité »

APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

- Apprentissage par renforcement



APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

- Apprentissage par renforcement

APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

- Apprentissage par renforcement

APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

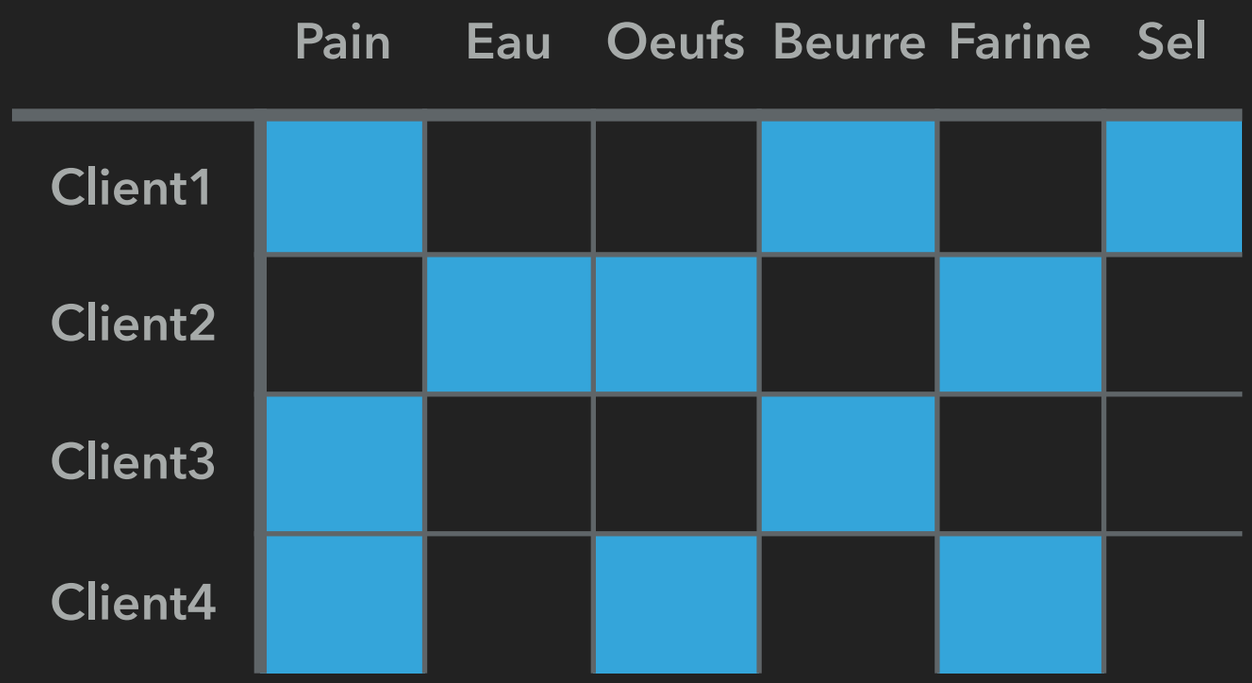
- Apprentissage par renforcement

APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE NON SUPERVISÉ

- Apprentissage non supervisé
  - Data-Mining

APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE NON SUPERVISÉ

- Apprentissage non supervisé
  - Data-Mining



APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE NON SUPERVISÉ

- Apprentissage non supervisé
  - Data-Mining

	Pain	Eau	Oeufs	Beurre	Farine	Sel
Client1	■			■		■
Client2		■	■		■	
Client3	■			■		
Client4	■		■		■	

Beurre → Pain

APPRENTISSAGE – APPRENTISSAGE NON SUPERVISÉ

- Apprentissage non supervisé
  - Data-Mining

	Pain	Eau	Oeufs	Beurre	Farine	Sel
Client1	■			■		■
Client2		■	■		■	
Client3	■			■		
Client4	■		■		■	

Beurre → Pain

Farine → Oeufs

CONCLUSION

- L'Intelligence Artificielle : une définition floue
  - Grand Public
  - Industriels
  - Académiques : tout le monde fait de l'IA
- L'Intelligence Artificielle n'est pas un tout homogène, mais regroupe un certain nombre d'outils différents

CONCLUSION

- La recherche en Intelligence Artificielle :
  - Robotique
  - Vision
  - Traitement Automatique des Langues
  - Intelligence Artificielle
    - IJCAI : International Joint Conference on Artificial Intelligence

EST-CE QUE L'IA MÉRITE TOUT CE BRUIT ?

- Des résultats utilisés en pratique depuis plus de 30 ans
- Un impact actuel fort (puissance de calcul, données disponibles, applications du deep learning)
- Encore de nombreuses avancées à venir + déploiement généralisé (numérisation, robots, véhicules autonomes)
- Discipline incontournable que ce soit au niveau académique, institutionnel, et industriel

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

- Beaucoup de données disponibles / Peu d'informations sur le problème
    - Apprentissage (deep learning)

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

- Beaucoup de données disponibles / Peu d'informations sur le problème
    - Apprentissage (deep learning)
- Peu de données disponibles / Beaucoup d'informations sur le problème
    - Approches logiques (raisonnement)

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

- Beaucoup de données disponibles / Peu d'informations sur le problème
    - Apprentissage (deep learning)
- Peu de données disponibles / Beaucoup d'informations sur le problème
    - Approches logiques (raisonnement)
- Problème combinatoire (dépendances - contraintes)
    - Contraintes et SAT

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

- Beaucoup de données disponibles / Peu d'informations sur le problème
    - Apprentissage (deep learning)
- Peu de données disponibles / Beaucoup d'informations sur le problème
    - Approches logiques (raisonnement)
- Problème combinatoire (dépendances - contraintes)
    - Contraintes et SAT
- Problème d'exploration de grands espaces de recherche
    - Recherche Heuristique

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

- Beaucoup de données disponibles / Peu d'informations sur le problème
    - Apprentissage (deep learning)
- Peu de données disponibles / Beaucoup d'informations sur le problème
    - Approches logiques (raisonnement)
- Problème combinatoire (dépendances - contraintes)
    - Contraintes et SAT
- Problème d'exploration de grands espaces de recherche
    - Recherche Heuristique
- Problème comportant un certain nombre d'agents (coordination, coopération, ...)
    - Systèmes Multi-Agents

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Watson 2011

Alphago 2016

Libratus 2017

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Watson 2011

Alphago 2016

Libratus 2017

Recherche
Heuristique

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Recherche
Heuristique

Watson 2011

Langage
+
Représentation des
Connaissances
+
Big Data

Alphago 2016

Libratus 2017

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Recherche
Heuristique

Watson 2011

Langage
+
Représentation des
Connaissances
+
Big Data

Alphago 2016

Deep Learning
+
Recherche Heuristique
+
Reinforcement Learning

Libratus 2017

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Recherche
Heuristique

Watson 2011

Langage
+
Représentation des
Connaissances
+
Big Data

Alphago 2016

Deep Learning
+
Recherche Heuristique
+
Reinforcement Learning

Libratus 2017

Multi-agents
(Equilibres de Nash)
+
Reinforcement Learning
+
(Deep Learning)

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Recherche
Heuristique

256 Processeurs
(200 millions de coups
par secondes)
+
Bibliothèques

Watson 2011

Langage
+
Représentation des
Connaissances
+
Big Data

Alphago 2016

Deep Learning
+
Recherche Heuristique
+
Reinforcement Learning

Libratus 2017

Multi-agents
(Equilibres de Nash)
+
Reinforcement Learning
+
(Deep Learning)

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Recherche
Heuristique

256 Processeurs
(200 millions de coups
par secondes)
+
Bibliothèques

Watson 2011

Langage
+
Représentation des
Connaissances
+
Big Data

2880 Coeurs
+
Bibliothèque
(200 millions de pages)

Alphago 2016

Deep Learning
+
Recherche Heuristique
+
Reinforcement Learning

Libratus 2017

Multi-agents
(Equilibres de Nash)
+
Reinforcement Learning
+
(Deep Learning)

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Recherche
Heuristique

256 Processeurs
(200 millions de coups
par secondes)
+
Bibliothèques

Watson 2011

Langage
+
Représentation des
Connaissances
+
Big Data

2880 Coeurs
+
Bibliothèque
(200 millions de pages)

Alphago 2016

Deep Learning
+
Recherche Heuristique
+
Reinforcement Learning

1 202 Processeurs
+ 176 GPU
+ Entrainement

Libratus 2017

Multi-agents
(Equilibres de Nash)
+
Reinforcement Learning
+
(Deep Learning)

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Recherche
Heuristique

256 Processeurs
(200 millions de coups
par secondes)
+
Bibliothèques

Watson 2011

Langage
+
Représentation des
Connaissances
+
Big Data

2880 Coeurs
+
Bibliothèque
(200 millions de pages)

Alphago 2016

Deep Learning
+
Recherche Heuristique
+
Reinforcement Learning

1 202 Processeurs
+ 176 GPU
+ Entrainement

Alphago zero : 40 jours

Libratus 2017

Multi-agents
(Equilibres de Nash)
+
Reinforcement Learning
+
(Deep Learning)

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Recherche
Heuristique

256 Processeurs
(200 millions de coups
par secondes)
+
Bibliothèques

Watson 2011

Langage
+
Représentation des
Connaissances
+
Big Data

2880 Coeurs
+
Bibliothèque
(200 millions de pages)

Alphago 2016

Deep Learning
+
Recherche Heuristique
+
Reinforcement Learning

1 202 Processeurs
+ 176 GPU
+ Entrainement

Alphago zero : 40 jours

en 3 jours 5 M de parties

Libratus 2017

Multi-agents
(Equilibres de Nash)
+
Reinforcement Learning
+
(Deep Learning)

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Recherche
Heuristique

256 Processeurs
(200 millions de coups
par secondes)
+
Bibliothèques

Watson 2011

Langage
+
Représentation des
Connaissances
+
Big Data

2880 Coeurs
+
Bibliothèque
(200 millions de pages)

Alphago 2016

Deep Learning
+
Recherche Heuristique
+
Reinforcement Learning

1 202 Processeurs
+ 176 GPU
+ Entrainement

Alphago zero : 40 jours

en 3 jours 5 M de parties

Libratus 2017

Multi-agents
(Equilibres de Nash)
+
Reinforcement Learning
+
(Deep Learning)

285 ans pour un humain
(24/24 - 30mn/partie)

QUELLE IA POUR QUEL PROBLÈME ?

Deep Blue 1997

Recherche
Heuristique

256 Processeurs
(200 millions de coups
par secondes)
+
Bibliothèques

Watson 2011

Langage
+
Représentation des
Connaissances
+
Big Data

2880 Coeurs
+
Bibliothèque
(200 millions de pages)

Alphago 2016

Deep Learning
+
Recherche Heuristique
+
Reinforcement Learning

1 202 Processeurs
+ 176 GPU
+ Entrainement

Alphago zero : 40 jours

en 3 jours 5 M de parties

Libratus 2017

Multi-agents
(Equilibres de Nash)
+
Reinforcement Learning
+
(Deep Learning)

246 Noeuds
+
Entrainement
(25 millions d'heures)

285 ans pour un humain
(24/24 - 30mn/partie)

	MARDI 28	MERCREDI 29	JEUDI 30
08:30	Introduction Générale à l'Intelligence Artificielle - Sébastien Konieczny		
09:00		Recherche heuristique - Tristan Cazenave	Processus décisionnels de Markov - Abel-Illah Mouaddib
09:30			
10:00			
10:30			
11:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
11:30			
12:00			
12:30			
13:00			
13:30		Web Sémantique et OBDA - Marie-Christine Rousset	Contraintes et SAT - Jean-Charles Régin
14:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
14:30			
15:00			
15:30			
16:00	Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Sébastien Destercke		
16:30			
17:00		Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Andreas Herzig	
17:30			
18:00			

Introduction Générale à l'Intelligence Artificielle

Sébastien Konieczny

- Directeur de Recherche CNRS
- CRIL (Université d'Artois)
- Directeur du GDR IA
- Responsable du Groupe de Travail « Recherche » de #FranceIA

	MARDI 28	MERCREDI 29	JEUDI 30
08:30	Introduction Générale à l'Intelligence Artificielle - Sébastien Konieczny		
09:00		Recherche heuristique - Tristan Cazenave	Processus décisionnels de Markov - Abel-Illah Mouaddib
09:30			
10:00			
10:30			
11:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
11:30			
12:00			
12:30			
13:00			
13:30		Web Sémantique et OBDA - Marie-Christine Rousset	Contraintes et SAT - Jean-Charles Régin
14:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
14:30			
15:00			
15:30			
16:00	Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Sébastien Destercke		
16:30			
17:00		Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Andreas Herzig	
17:30			
18:00			

Apprentissage

Antoine Cornuejols

- Professeur des Universités
- AgroParisTech

	MARDI 28	MERCREDI 29	JEUDI 30
08:30	Introduction Générale à l'Intelligence Artificielle - Sébastien Konieczny		
09:00		Recherche heuristique - Tristan Cazenave	Processus décisionnels de Markov - Abel-Illah Mouaddib
09:30			
10:00			
10:30			
11:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
11:30			
12:00			
12:30			
13:00			
13:30		Web Sémantique et OBDA - Marie-Christine Rousset	Contraintes et SAT - Jean-Charles Régin
14:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
14:30			
15:00			
15:30			
16:00	Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Sébastien Destercke		
16:30			
17:00		Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Andreas Herzig	
17:30			
18:00			

Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision

Sébastien Destercke

- Chargé de Recherche CNRS
- Heudiasyc (Université de Technologie de Compiègne)

	MARDI 28	MERCREDI 29	JEUDI 30
08:30	Introduction Générale à l'Intelligence Artificielle - Sébastien Konieczny		
09:00		Recherche heuristique - Tristan Cazenave	Processus décisionnels de Markov - Abel-Illah Mouaddib
09:30			
10:00			
10:30			
11:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
11:30			
12:00			
12:30			
13:00			
13:30		Web Sémantique et OBDA - Marie-Christine Rousset	Contraintes et SAT - Jean-Charles Régin
14:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
14:30			
15:00			
15:30			
16:00	Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Sébastien Destercke		
16:30			
17:00		Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Andreas Herzig	
17:30			
18:00			

Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision

Andreas Herzig

- Directeur de Recherche CNRS
- IRIT (Université de Toulouse)
- EurAI fellow

	MARDI 28	MERCREDI 29	JEUDI 30
08:30	Introduction Générale à l'Intelligence Artificielle - Sébastien Konieczny		
09:00		Recherche heuristique - Tristan Cazenave	Processus décisionnels de Markov - Abel-Illah Mouaddib
09:30			
10:00			
10:30			
11:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
11:30			
12:00			
12:30			
13:00			
13:30		Web Sémantique et OBDA - Marie-Christine Rousset	Contraintes et SAT - Jean-Charles Régin
14:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
14:30			
15:00			
15:30			
16:00	Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Sébastien Destercke		
16:30			
17:00		Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Andreas Herzig	
17:30			
18:00			

Recherche Heuristique

Tristan Cazenave

- Professeur des Universités
- LAMSADE (Université de Paris Dauphine)

LA FORMATION

	MARDI 28	MERCREDI 29	JEUDI 30
08:30	Introduction Générale à l'Intelligence Artificielle - Sébastien Konieczny		
09:00		Recherche heuristique - Tristan Cazenave	Processus décisionnels de Markov - Abel-Illah Mouaddib
09:30			
10:00			
10:30			
11:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
11:30			
12:00			
12:30			
13:00			
13:30		Web Sémantique et OBDA - Marie-Christine Rousset	Contraintes et SAT - Jean-Charles Régin
14:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
14:30			
15:00			
15:30			
16:00	Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Sébastien Destercke		
16:30			
17:00		Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Andreas Herzig	
17:30			
18:00			

Web Sémantique et OBDA

Marie-Christine Rousset

- Professeur des Universités
- LIG (Université de Grenoble)
- EurAI Fellow
- Membre de l'Institut Universitaire de France

	MARDI 28	MERCREDI 29	JEUDI 30
08:30	Introduction Générale à l'Intelligence Artificielle - Sébastien Konieczny		
09:00		Recherche heuristique - Tristan Cazenave	Processus décisionnels de Markov - Abel-Illah Mouaddib
09:30			
10:00			
10:30			
11:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
11:30			
12:00			
12:30			
13:00			
13:30		Web Sémantique et OBDA - Marie-Christine Rousset	Contraintes et SAT - Jean-Charles Régin
14:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
14:30			
15:00			
15:30			
16:00	Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Sébastien Destercke		
16:30			
17:00		Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Andreas Herzig	
17:30			
18:00			

Processus décisionnels de Markov

Abel-Illah Mouaddib

- Professeur des Universités
- GREYC (Université de Caen)

	MARDI 28	MERCREDI 29	JEUDI 30
08:30	Introduction Générale à l'Intelligence Artificielle - Sébastien Konieczny		
09:00		Recherche heuristique - Tristan Cazenave	Processus décisionnels de Markov - Abel-Illah Mouaddib
09:30			
10:00			
10:30			
11:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
11:30			
12:00			
12:30			
13:00			
13:30		Web Sémantique et OBDA - Marie-Christine Rousset	Contraintes et SAT - Jean-Charles Régin
14:00	Apprentissage - Antoine Cornuejols		
14:30			
15:00			
15:30			
16:00	Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Sébastien Destercke		
16:30			
17:00		Représentation des connaissances, raisonnement, incertitude, décision - Andreas Herzig	
17:30			
18:00			

Contraintes et SAT

Jean-Charles Régin

- Professeur des Universités
- I3S (Université de Nice)
- ILOG (IBM)
- ACP Research Excellence Award