

# Une Balance à levier comme neurone : Un système mécanique pédagogique pour l'enseignement des principes fondamentaux de l'IA

Thierry Bénard<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Fondation CGénial

thierry.b.benard@gmail.com

## Résumé

*L'enseignement des concepts fondamentaux de l'intelligence artificielle peut être rendu difficile par l'abstraction mathématique des modèles. Nous proposons un système mécanique basé sur une balance à levier qui matérialise physiquement le fonctionnement d'un neurone artificiel. Le dispositif établit une correspondance entre les paramètres d'apprentissage (masse d'entrée, position du contrepoids, angle du levier) et les composants d'un neurone (entrée, poids synaptique, sortie). La simplicité du système permet deux approches pédagogiques : d'une part, une modélisation analytique complète par les équations de couple, et d'autre part, un apprentissage itératif par descente de gradient manuelle. Ce dispositif offre une approche kinesthésique pour enseigner la régression linéaire sans recours à l'informatique, améliorant ainsi l'appropriation des concepts de base de l'IA. Pour des références complémentaires, voir le dépôt GitHub : [TorqueBalance-Neuron](#).*

## Mots-clés

*cognition incarnée, neurone mécanique, descente de gradient, pédagogie de l'IA, activités débranchées.*

## Abstract

*Teaching fundamental concepts of artificial intelligence often faces the challenge of model's mathematical abstraction. We propose a mechanical system based on a lever balance that physically materializes the operating of an artificial neuron. The device establishes a correspondence between learning parameters (input mass, counterweight position, lever angle) and neuron components (input, synaptic weight, output). The system's simplicity enables a dual pedagogical approach : on one hand, complete analytical modeling through torque equations, and on the other hand, iterative learning through manual gradient descent. This device offers a kinesthetic approach for teaching linear and logistic regression without computer use, thereby improving basic AI's concepts. For further references see [Github repo](#)*

## Keywords

*AI literacy, embodied cognition, mechanical neuron, gradient descent, CS unplugged.*

## 1 Introduction

Les enjeux sociétaux créés par l'utilisation de l'IA rendent nécessaire une meilleure compréhension, par les citoyens, du fonctionnement de cette technologie. Dans le cadre des démarches visant à promouvoir une IA explicable, des travaux soulignent que l'explicabilité ne peut pas être réduite à la seule transparence algorithmique, mais qu'elle dépend aussi de la compréhension conceptuelle des utilisateurs. Dans cette perspective, l'alphabétisation à l'IA (*AI Literacy*) a été alors proposée comme un complément nécessaire à l'XAI afin que les explications soient significatives et interprétables pour des utilisateurs non experts [9].

Cependant, l'enseignement de ces concepts se heurte à une barrière importante : l'abstraction mathématique des modèles. L'enjeu est donc de permettre aux apprenants de développer une compréhension conceptuelle des systèmes d'apprentissage automatique [2], notamment la "*Big Idea #3 : Computers can learn from data*" définie dans [10] comme l'un des cinq concepts majeures de l'IA.

Alors que les approches dites "débranchées" (*unplugged* pour sans ordinateur) se développent pour rendre l'IA accessible sans ordinateur [3], peu de dispositifs matérialisent physiquement les opérations mathématiques sous-jacentes au neurone artificiel. Nous proposons ici un système mécanique basé sur une balance à levier. Conformément aux recommandations internationales appelant à développer des approches pédagogiques adaptées au niveau des apprenants [4], le dispositif offre une voie d'accès aux fondements de l'IA sans recours à l'informatique (*AI unplugged*). Dans la continuité des dispositifs mécaniques tels que la planche de Galton [7], qui matérialise physiquement des lois statistiques ou le réseau de neurone en bois de Schaffland et al. [8] ou encore le réseau de neurone en fil de laine de [5], nous proposons un neurone mécanique basé sur une balance à levier. Le dispositif illustre la capacité d'un système à apprendre à partir des données qui est la propriété essentielle de l'apprentissage automatique. Cette dernière n'étant qu'une des approches de l'IA qui inclue aussi une approche symbolique. Ce dispositif s'inscrit dans les méthodes d'apprentissage concrètes, où la manipulation facilite la compréhension conceptuelle, en particulier en mathé-

matiques [1]. Il prend l'exemple de la régression linéaire pour introduire une procédure d'apprentissage inspirée de la descente de gradient, mais réalisable manuellement par les élèves et sans recours à l'ordinateur. Ce travail s'inscrit dans une démarche de recherche axée sur la conception, qui met l'accent sur la conception itérative et l'évaluation préliminaire d'un support pédagogique. Cette étude pilote présente une première évaluation conduite auprès d'élèves du cycle 4. Cette phase exploratoire vise à identifier des indicateurs pertinents d'appropriation des notions fondamentales de l'IA, sans ambition de généralisation statistique des résultats qui devra faire l'objet d'une étude plus complète.

## 2 Description du système mécanique

### 2.1 Architecture Générale

Le système proposé (figure 1 et figure 3) s'inspire des balances à levier coudé de type "weighing scaling bent-lever" [6]. Il s'agit d'un instrument de mesure de la masse exploitant l'équilibre de deux couples mécaniques dont l'un est dépendant de l'angle.

L'ensemble est monté sur un pivot fixe O constituant l'axe de rotation commun au tambour et au levier. Le système est conçu pour fonctionner dans une plage angulaire de  $0^\circ$  à  $90^\circ$ , limitée par des butées mécaniques.

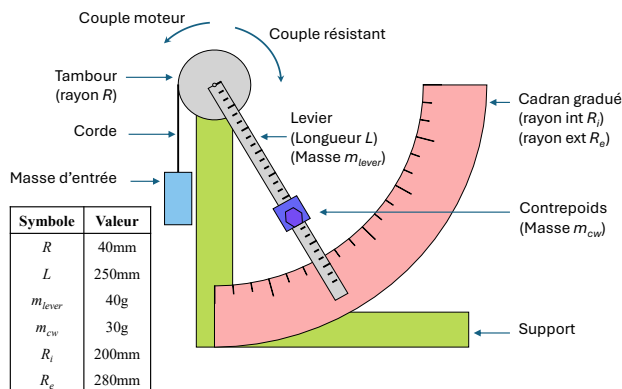


FIGURE 1 – Dispositif vue de face

### 2.2 Les composants et leurs caractéristiques

**Tambour.** Cylindre de rayon  $R$  monté coaxialement avec le levier. Le rayon  $R$  est dimensionné pour produire une sensibilité suffisante dans un encombrement raisonnable.

**Levier.** Barre rigide de longueur  $L$  fixée au tambour, de masse  $m$  uniforme. Sa longueur est munie d'une glissière avec graduations permettant un positionnement mesurable du contrepoids.

**Contrepoids.** Masse  $m_{cw}$  montée sur une fixation à vis de serrage. La position radiale  $r_{cw}$  constitue le paramètre d'apprentissage du système. Un système d'indexation sur une échelle graduée facilite les réglages et la reproductibilité des mesures.

**Corde et crochet.** Corde s'enroulant tangentiellement autour du tambour. Un crochet est fixé à l'extrémité libre de

la corde et permet la fixation des poids du jeu d'apprentissage et de validation.

**Cadran gradué.** Secteur angulaire  $0^\circ$ - $90^\circ$  de rayons intérieur  $R_i$  et extérieur  $R_e$ , gradué au degré avec marquage accentué tous les  $5^\circ$  et  $10^\circ$ . Il permet une lecture directe de l'angle d'équilibre  $\phi$ .

### 2.3 Principe de Fonctionnement

Le fonctionnement repose sur l'équilibre statique entre deux couples antagonistes autour du pivot O : le couple moteur et le couple résistant.

La masse  $m_{input}$  accrochée à la corde génère une tension sur la corde. Cette tension s'applique tangentiellement au tambour, produisant un couple moteur (équation 1). Le contrepoids et la masse du levier génèrent un couple résistant dépendant de l'angle  $\phi$  (voir équation 1). La dépendance sinusoïdale introduit une non-linéarité dans le système mais acceptable pour des angles  $\phi < 60^\circ$ . Le système atteint sa position d'équilibre  $\phi_{eq}$  lorsque les deux couples se compensent exactement (équation 1)

$$\underbrace{m_{input} \cdot g \cdot R}_{\text{couple moteur}} = \underbrace{[m_{cw} \cdot r_{cw} + m_{levier} \cdot L/2] \cdot g \cdot \sin(\phi_{eq})}_{\text{couple résistant}} \quad (1)$$

Cette équation admet une solution unique dans l'intervalle  $[0^\circ, 90^\circ]$  pour toute charge inférieure à la capacité maximale du système. La lecture de  $\phi_{eq}$  sur le cadran constitue la mesure de sortie, directement reliée à la masse d'entrée.

## 3 Utilisation dans le cadre du "Neurone mécanique"

### 3.1 Procédures

Voici une procédure heuristique inspirée de la descente de gradient stochastique pour régression avec un jeu d'apprentissage de 5 échantillons. L'objectif est de trouver la position du contrepoids  $r_{cw}$  pour que l'angle mesuré  $\phi$  corresponde aux angles cibles (les "vraies" valeurs). Le choix de 5 échantillons permet d'obtenir un temps d'apprentissage raisonnable. Ce nombre peut être augmenté si l'exercice porte davantage sur l'évaluation précise de l'erreur ou sur la capacité de généralisation du modèle.

0. Ce que l'élève a sous la main

- Des poids ( $m_i$ ) avec chacun une étiquette d'angle cible ( $t_i$ ) (en degrés).
- Le dispositif avec son cadran.
- La grille à imprimer (figure 2) (une par époque).
- Un crayon, une calculatrice

1. Choix des poids d'entraînement

L'élève choisit au hasard 5 poids dans le jeu de poids étiquetés pour l'entraînement et 5 poids pour la validation. La distance  $r_{cw}$  est placée aléatoirement sur le levier.

2. Règle de direction (signe du pas)

- Calculez l'erreur pour chaque cas :  $e_i = \phi_i - t_i$ .
- Calculez l'erreur moyenne  $\bar{e} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 e_i$ .

3. Règle de taille du pas (10 mm, 5 mm ou 2 mm)

- Calculez l'erreur absolue moyenne (MAE) :  $MAE = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 |e_i|$

- Choisissez la taille du pas  $|\Delta r|$  selon la MAE :
  - $MAE > 20^\circ \Rightarrow 10 \text{ mm}$
  - $10^\circ < MAE \leq 20^\circ \Rightarrow 5 \text{ mm}$
  - $MAE \leq 10^\circ \Rightarrow 2 \text{ mm}$

#### 4. Algorithme (une itération = 1 "époque" sur 5 exemples)

1. Position initiale : placez  $r_{cw}$  aléatoirement sur la glissière du levier.
2. Mesures (pour  $i = 1 \dots 5$ ) :
  - placez  $m_i$ , laissez stabiliser, lisez l'angle  $\phi_i$
  - notez  $e_i = \phi_i - t_i$ .
3. Agrégation : calculez  $\bar{e}$  et la MAE.
4. Décision : appliquez les règles de direction et de taille du pas
5. Mise à jour : déplacez le contrepoids selon

$$r_{cw} \leftarrow r_{cw} + \text{sign}(\bar{e}) \times |\Delta r|$$

6. Répétez les étapes 2 à 5 pendant 3 à 6 époques, jusqu'à obtenir  $MAE \leq 2^\circ$  de façon stable.

ÉPOQUE n° \_\_\_\_\_  
 Position  $r_{cw}$  (mm, repère sur la réglette) : \_\_\_\_\_

i	$m_i$ (g)	$t_i$ (°)	$\phi_i$ (°)	$e_i = \phi_i - t_i$ (°)
1	_____	_____	_____	_____
2	_____	_____	_____	_____
3	_____	_____	_____	_____
4	_____	_____	_____	_____
5	_____	_____	_____	_____

Erreur moyenne signée  $\bar{y}_e = (\sum e_i) / 5 = \text{_____}^\circ$   
 Erreur absolue moyenne MAE =  $(\sum |e_i|) / 5 = \text{_____}^\circ$

Décision :  
 - Signe du pas (selon  $\bar{y}_e$ ) : POSITIF / NÉGATIF  
 - Taille du pas (selon MAE) : 10 mm / 5 mm / 2 mm

Nouvelle position  $r_{cw} = \text{_____}$  (mm)  
 Commentaire (oscillation ? Frottement ? saturation vers  $90^\circ$  ?) : \_\_\_\_\_

FIGURE 2 – Grille

À la fin de la séance, chaque groupe doit répondre à un QCM (Questionnaire à choix multiple) (tableau 1) pour évaluer les critères cognitifs sous forme d'objectifs pédagogiques mesurables.

## 4 Résultat

Le principe a été testé sur une population d'élèves du cycle 4 en classe de 4<sup>e</sup> et 3<sup>e</sup> du collège. Les élèves sont séparés en 6 groupes de 4 à 5 élèves. La séance dure au total 1 heure et 30 minutes. Trente minutes pour l'explication de l'activité et des notions puis une heure pour réaliser les manipulations.

La 1<sup>re</sup> activité de 30 min présente les bases de l'IA en définissant le domaine et en distinguant l'IA symbolique et l'apprentissage automatique. Il explique ensuite simplement le principe de l'apprentissage, fondé sur l'utilisation de données, d'un modèle et d'un algorithme d'optimisation, introduit la notion de fonction de coût, puis décrit de manière intuitive la descente de gradient stochastique (SGD). Enfin, l'utilisation du dispositif est présentée aux élèves.

TABLE 1 – QCM sur le neurone mécanique (énoncés condensés, sans réponses)

Notion	Énoncé
Entrée	Dans la balance à levier, quelle grandeur joue le rôle de l'entrée du neurone ?
Entrée	Dans un neurone artificiel, quel est le rôle de l'entrée $x$ dans le calcul avec $w$ ?
Poids	Quel composant correspond au poids synaptique $w$ ?
Poids	Effet d'une augmentation de $r_{cw}$ (à entrée constante) sur le couple et $\varphi$ ?
Sortie	Quelle est la sortie mesurée du neurone mécanique (grandeur lue) ?
Erreur	Donner l'expression de l'erreur signée $e_i$ en fonction de $\varphi_i$ et $t_i$ .
Erreur	Pour $MAE = 18^\circ$ , quel déplacement appliquer au contrepoids ?
Desc. grad.	Si l'erreur moyenne signée $\bar{e} < 0$ (sous-prédiction), comment ajuster $r_{cw}$ ?
Desc. grad.	Pourquoi privilégier de petits pas successifs plutôt qu'un grand déplacement ?
Convergence	Quel critère indique la convergence de l'apprentissage ?
Convergence	Quel phénomène survient si le pas est trop grand ?

Dans notre échantillon, tous les groupes ont atteint le critère de convergence défini en 6 époques ou moins.

Les résultats du QCM sont analysés et présentés dans le tableau 2.

TABLE 2 – Statistiques descriptives par notion

Notion	Moyenne (0-1)	Écart-type	$\Sigma$ des rangs (Friedman)
Entrée	0.833	0.258	28
Poids	0.417	0.376	15.5
Sortie	1.000	0.000	31
Erreur	0.500	0.316	16.5
Descente	0.417	0.376	15.5
Convergence	0.667	0.408	20

Les résultats préliminaires issus de l'étude pilote, associés à un test de Friedman, permettent les interprétations pédagogiques suivantes :

**Certaines notions sont-elles trop faciles?** Oui : la notion "sortie" est clairement trop facile. Tous les indicateurs convergent : Moyenne = 1, écart-type = 0, somme des rangs le plus élevé de toutes les notions.

**Certaines notions sont-elles trop difficiles?** Oui : deux notions ressortent comme difficiles (poids synaptique et descente de gradient). Elles ont les plus faibles moyennes, des écart-types élevés et des rangs faibles dans le test de Friedman.

**Certaines notions sont-elles mal comprises?** Probablement oui. Les résultats variables entre groupes indiquent

une compréhension inégale.

**Le QCM est-il équilibré?** Non. Une notion est trop facile, deux notions sont nettement plus difficiles, Les écarts-types sont très différents d'une notion à l'autre et le test de Friedman montre une tendance à des différences réelles  $p \approx 0.05$ .

**Les différences observées sont-elles réelles ou dues au hasard?** Selon le test de Friedman (tableau 3), il existe une tendance réelle à des différences entre les notions. Ce n'est probablement pas dû au hasard.

TABLE 3 – Test global — Friedman (mesures appariées,  $k = 6$  notions,  $n = 6$  groupes)

Statistique Friedman :  $\chi^2 = 11.036$

degrés de liberté :  $df = 5$

p-value (exacte) :  $p = 0.0503$

Cependant, les comparaisons post-hoc de Nemenyi ne révèlent aucune différence significative entre paires de notions ( $CD = 3.08$ ). Cela suggère un QCM globalement cohérent, mais présentant des tendances de difficulté qui mériteraient d'être équilibrées dans une version future.

## 5 Discussion

Le dispositif mécanique proposé repose sur une analogie directe avec le neurone artificiel, dont le tableau 4 synthétise les correspondances terme à terme. Si cette analogie permet d'ancrer intuitivement les concepts fondamentaux de l'IA, elle présente néanmoins des limites inhérentes à sa nature physique.

TABLE 4 – Analyse et limite de l'analogie

Dispositif mécanique	Concept IA	Limite de l'analogie
Masse en entrée	Valeur d'entrée $x$	Une seule entrée possible
Position du contrepoids $r_{cw}$	Poids synaptique $w$	Pas de biais $b$ modélisé
Angle $\phi$	Sortie du neurone	Fonction $\sin(\phi)$ , pas sigmoïde
Déplacement du contrepoids	Mise à jour du gradient	Pas discret, non dérivable

La procédure d'ajustement manuel du contrepoids peut être interprétée comme une instance de descente de gradient stochastique (SGD). C'est une approximation discrète : le signe du déplacement correspond au signe du gradient, tandis que la taille du pas (10, 5 ou 2 mm) joue le rôle d'un taux d'apprentissage. Cette correspondance permet à l'apprenant de manipuler physiquement les deux décisions fondamentales de tout algorithme d'optimisation : la direction de la mise à jour et l'amplitude du pas.

Les résultats sont issus d'une étude pilote et devront être consolidés par une approche méthodologique plus rigoureuse. L'analyse entre les différentes notions abordées dans

le QCM montrent que certaines notions sont mieux assimilées que d'autres. Les notions "entrée" et "sortie" sont rapidement comprises car elles ont un analogue physique direct et tangible, tandis que "descente de gradient" et "convergence" restent plus abstraites. Ces écarts montrent où accentuer les efforts pédagogiques. Ils permettent des améliorations dans la procédure et dans le QCM d'évaluation.

Enfin, si des travaux récents ont montré l'intérêt de faire « jouer le rôle de l'IA » aux apprenants à travers des manipulations symboliques (cartes ou jeu de rôle) [3], notre approche s'en distingue en proposant un analogue physique direct du neurone artificiel. La dynamique mécanique instancie exactement l'équation de pondération synaptique. Elle offre ainsi une approche intuitive par la manipulation (la position du contrepoids modifie l'équilibre) et formelle par la modélisation analytique (équation mathématique) absente des dispositifs purement symboliques. Et contrairement aux approches symboliques où l'apprenant simule le calcul, la contrainte physique du dispositif constitue une rétroaction sensorielle directe. Le levier ne ment pas : un mauvais réglage produit immédiatement un angle erroné.

Perspectives. À court terme, nous étendrons le dispositif vers un neurone à deux entrées en ajoutant un second tambour de rayon distinct et une seconde masse, de sorte que la somme des couples matérialise la combinaison linéaire. En parallèle, nous conduirons une évaluation de l'impact pédagogique plus structurée par pré-test / post-test sur un échantillon élargi, afin de mesurer les gains d'apprentissage sur les concepts cibles et d'estimer la robustesse des résultats (fiabilité du questionnaire, validation statistique).

## 6 Conclusion

Ce neurone mécanique montre qu'un dispositif simple et manipulable permet de rendre accessibles, sans recours au numérique, plusieurs principes fondamentaux de l'IA, notamment la relation entre entrée, poids synaptique et sortie ainsi que la logique d'un algorithme d'apprentissage inspiré de la descente de gradient. Les résultats de cette étude pilote suggèrent que les notions les plus ancrées dans le dispositif physique (comme l'entrée et la sortie) sont mieux comprises que les concepts plus abstraits (poids synaptique, descente de gradient, convergence), ce qui ouvre des pistes pour ajuster la scénarisation pédagogique et les supports. Ce dispositif ouvre aussi la voie à plusieurs extensions, notamment vers des neurones à entrées multiples ou vers l'ajout d'une came dont le profil permettra de simuler une activation sigmoïde et de ce fait, une régression logistique. Enfin, la création d'un jeu de données volontairement biaisés illustrera de manière expérimentale l'influence des biais présents dans les données sur la convergence et le résultat de l'apprentissage. Des évaluations plus méthodiques et sur une population plus large restent à mener pour confirmer l'impact didactique et pédagogique, et comparer son efficacité à d'autres approches d'"IA débranchée".

## Références

- [1] Cécile Barbachoux. Comprendre en agissant : effets de l'approche STEM sur l'apprentissage des grandeurs et mesures en mathématiques au cycle 3. working paper or preprint, April 2025.
- [2] Maria Cristina Carrisi, Mirko Marras, and Sara Vergallo. A structured unplugged approach for foundational ai literacy in primary education, 2025.
- [3] Hasti Darabipourshiraz, Lily Murakami Ng, Grace Wang, Sophie Rollins, and Duri Long. Ai unplugged : Exploring pathways from physical simulation to conceptualization of ai reasoning processes. *ACM Trans. Comput. Educ.*, January 2026. Just Accepted.
- [4] Fengchun Miao, Wayne Holmes, Ronghuai Huang, and Hui Zhang. *AI and Education : Guidance for Policy-Makers*. UNESCO, Paris, 2021.
- [5] Micha Mueller, Annabel Lindner, Patrick Löffler, and Marc Berges. Das wollperzeptron - eine unplugged aktivität zum maschinellen lernen. *Informatische Bildung in Schulen*, 3, 09 2025.
- [6] W.S. Orr. *Orr's Circle of the Sciences : Mechanical philosophy (1856)*. Orr's Circle of the Sciences : A Series of Treatises on the Principles of Science, with Their Application to Practical Pursuits. W.S. Orr and Company, 1856.
- [7] Daniel Raviv and Daniel Barb. A visual and engaging approach to teaching and learning the normal distribution. *Journal of Higher Education Theory and Practice*, 20(14), Dec. 2020.
- [8] Axel Schaffland and Julius Schöning. Mechanical neural network : Making ai comprehensible for everyone. In *IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, pages 1–6, 08 2023.
- [9] Mira Sneirson, Josephine Chai, and Iris Howley. A learning approach for increasing ai literacy via xai in informal settings. In *Artificial Intelligence in Education*, pages 336–343. Springer Nature Switzerland, 2024.
- [10] David Touretzky, Christina Gardner-McCune, Fred Martin, and Deborah Seehorn. Envisioning ai for k-12 : What should every child know about ai? *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 33 :9795–9799, 07 2019.

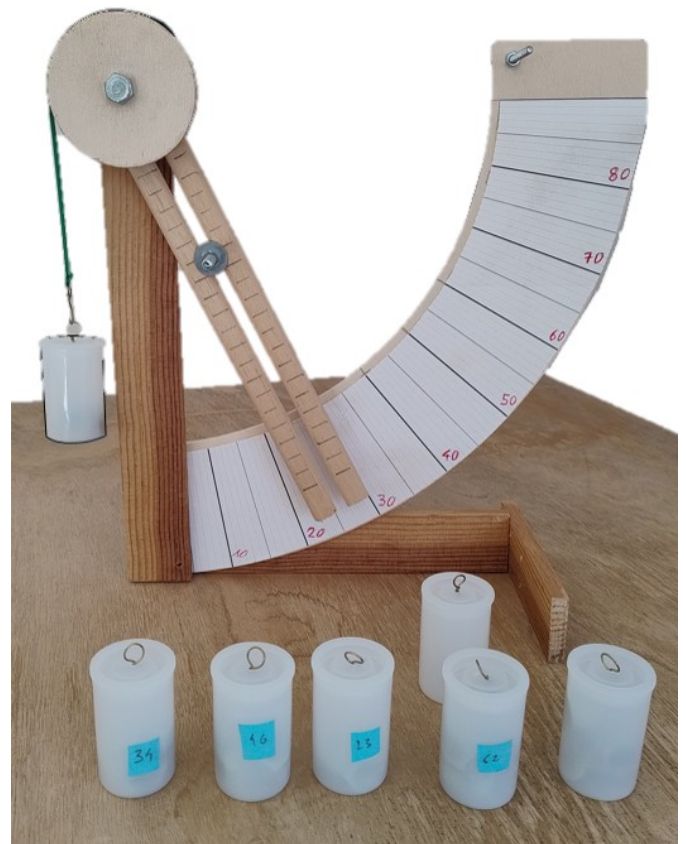


FIGURE 3 – Photo du dispositif avec les données d'apprentissage