

# Extraction et analyse de trajectoires de balle de Tennis de Table à partir d'une seule caméra pour l'aide à la performance sportive

Jordan Calandre<sup>1</sup>

Renaud Péteri<sup>1</sup>

Laurent Mascarilla<sup>1</sup>

Benoit Tremblais<sup>2</sup>

<sup>1</sup>La Rochelle Université, MIA, La Rochelle, France

<sup>2</sup>Université de Poitiers, XLIM, Poitiers, France

{jordan.calandre1, rpeteri, lmascari}@univ-lr.fr

benoit.tremblais@univ-poitiers.fr

## 1 Contexte

Dans le domaine sportif, l'analyse visuelle est naturellement le premier indicateur d'un entraîneur pour qualifier la qualité d'un mouvement. En vision par ordinateur, cette analyse du geste est souvent cantonnée à des expériences en laboratoire, loin des conditions réelles dans lesquelles les sportifs s'entraînent au quotidien. Dans le cadre général d'un projet région Nouvelle Aquitaine CRISP (ComputeR Vision For Sport Performance) en lien avec la Faculté des Sports de l'Université de Bordeaux, nous nous intéressons à l'aide à la performance sportive à partir de la vision par ordinateur. Les conditions sont dites *écologiques* (sans marqueurs), pour ne pas gêner le sportif dans sa pratique. Notre cadre d'étude est le Tennis de Table, qui a la particularité de disposer d'un grand nombre de classes de coups, avec une variance inter-classe faible et une variance intra-classe qui peut être importante. Dans le but de classer les coups de ce sport, nous avons développé des approches par réseaux convolutionnels jumeaux [6] ou par analyse des singularités du flot optique [1]. Nous avons aussi proposé une base de données de vidéos de Tennis de Table comportant 21 classes [7]. Dans ce travail, nous étudions les effets donnés par le joueur à travers une analyse trajectographique des balles. Nous concentrerons notre étude sur la trajectoire effectuée par la balle après avoir été frappée par un joueur (segment jaune sur la Figure 1).

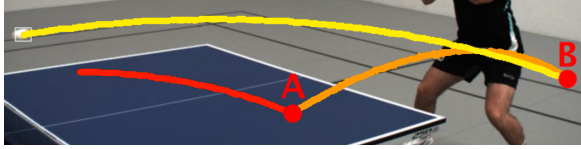


FIGURE 1 – Segmentation de la trajectoire à partir des impacts.

La balle est observée à partir d'une caméra rapide (250 images par seconde) et sera rétro-projetée dans l'espace 3D. L'objectif est d'être capable de reconstruire les trajectoires 3D réelles des balles, et d'en extraire les paramètres physiques d'intérêt tels que la vitesse de translation de la balle, l'angle de frappe, et la vitesse de rotation de la balle sur elle-même (*effet Magnus*).

## 2 Extraction de la trajectoire 3D de la balle à partir d'une seule caméra

### 2.1 Aérodynamique de la balle : bilan des forces

Après la frappe, plusieurs forces sont exercées sur la balle lors de sa trajectoire (Figure 2.1).

D'après le principe fondamental de la dynamique (PFD) de Newton, la dérivée de la quantité de mouvement est égale à la somme des forces extérieures qui s'exercent sur le solide (eq. 1).

Les forces exercées sur notre balle sont la force gravitationnelle  $\mathbf{F}_G$ , la traînée  $\mathbf{F}_D$ , et l'effet Magnus (lift)  $\mathbf{F}_L$  [8, 9, 4].

$$\frac{d\mathbf{p}}{dt} = \sum_i \mathbf{F}_i = \mathbf{F}_G + \mathbf{F}_D + \mathbf{F}_L \quad (1)$$

- La force gravitationnelle  $\mathbf{F}_G = m\mathbf{g}$  définit la force d'attraction des objets vers la terre,  $\mathbf{g}$  est l'accélération de la pesanteur ( $9,81\text{m/s}^2$ ), et  $m$  est la masse standard de la balle ( $27\text{g}$ ).
- La force aérodynamique  $\mathbf{F}_D = \frac{1}{2}C_D\rho A\|\mathbf{V}\|\mathbf{V}$  est la force de traînée (*drag*). Cette force, qui s'oppose au mouvement, agit comme un frottement (cf figure 2.1).  $C_D$  est le coefficient de frottement,  $\rho$  est la densité de l'air ( $1,2\text{kg/m}^3$ ),  $A$  est la surface de frottement de la sphère,  $\mathbf{V}$  est le vecteur vitesse, et  $\|\mathbf{V}\|$  est sa norme.

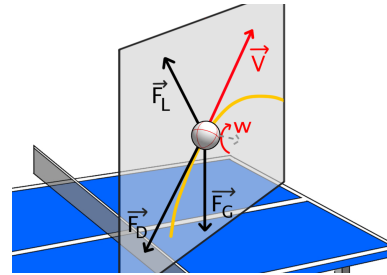


FIGURE 2 – Forces exercées sur la balle, vitesse angulaire et de translation

- La seconde force aérodynamique est la force Magnus  $\mathbf{F}_L = \frac{1}{2}C_L\rho A\|\mathbf{V}\|\mathbf{V}$  (*lift*). Lorsque la balle est frappée, celle-ci tourne potentiellement sur elle-même avec une vitesse angulaire  $\omega$ . La balle ainsi en rotation entraîne l'air d'un côté, ce qui fait diminuer la pression. De l'autre côté, la balle freine l'écoulement d'air, et la pression augmente. L'expression du coefficient de *lift*  $C_L$  est la suivante :  $C_L = \frac{2S_0}{\rho A} \frac{\omega}{\|\mathbf{V}\|}$ .  $S_0$  représente un paramètre de lift, et dépend des propriétés de la balle.

Les coefficients de *lift* et *drag* peuvent être obtenus expérimentalement, mais dépendent de la vitesse de rotation et de translation [8, 9]. Afin de valider notre approche, nous avons choisi d'utiliser des valeurs fixes dans nos premières expérimentations.

## 2.2 Estimation des positions 3D de la balle à partir d'une caméra

Avant toute chose, il est indispensable de calibrer la caméra en estimant ses paramètres intrinsèques et extrinsèques. L'obtention des premiers repose classiquement sur l'utilisation d'une mire de calibrage (damier). Les seconds sont obtenus en utilisant nos connaissances *a priori* des éléments de la scène (dimensions et hauteurs standards de la table et du filet) et en repérant manuellement leurs projetés observés dans l'image. Cette mise en correspondance est exploitée par un algorithme de type "Perspective-n-point" [3] avec la méthode d'optimisation de Levenberg-Marquardt.

L'étape suivante est le suivi automatique de la balle. Même avec une haute fréquence d'acquisition (250 images par seconde), celle-ci est souvent perçue comme floue et ellipsoïdale. Notre choix, validé par nos expérimentations, d'un algorithme de suivi robuste et rapide dans ces conditions, s'est porté sur un détecteur, Detectron 2 [2], associé à un algorithme de suivi, CSRT [5]. Connaissant la taille réelle de la balle  $H$ , la distance focale  $f$ , obtenue par le calibrage, et la taille apparente de la balle en pixel  $h$ , la distance balle-caméra  $D$  est donnée par l'homothétie :  $D = f \times H/h$ . L'intersection entre la droite passant par le centre de la balle et notre caméra ainsi que la sphère de rayon  $D$  permet de positionner notre balle dans l'espace 3D.

La balle, lors d'un rebond sur la table ou de la frappe par une raquette, change rapidement de trajectoire. Cette information est utilisée pour segmenter temporellement les données. Le point A de la figure 1 marque un rebond sur la table, il est caractérisé par un changement de direction selon l'axe  $y$ . Le point B marque un contact avec la raquette, il est caractérisé par un changement de direction selon l'axe  $x$ . Par la suite, comme notre objectif est d'analyser le coup du joueur, seules les trajectoires débutant par un contact avec raquette seront étudiées.

## 3 Extraction des paramètres de la dynamique de la balle à partir de la trajectoire

L'hypothèse, classique, que les effets latéraux donnés à la balle sont négligeables [4], implique qu'entre deux impacts, avec la table ou la raquette, chaque trajectoire est située dans un plan. L'estimation d'un tel plan est réalisée par une méthode des moindres carrés à partir des positions 3D de la balle. L'analyse de la trajectoire est ensuite réalisée sur la projection de ces points 3D sur ce plan 2D.

À partir du bilan des forces (eq. 1) et connaissant les positions initiales en  $x_0$  et  $y_0$ , les vitesses initiales  $v_{x_0}$ ,  $v_{y_0}$ , ainsi que de la vitesse de rotation de la balle sur elle-même  $\omega$ , il est possible de déterminer les paramètres de la dynamique de la balle à chaque instant et dans le plan de la trajectoire en utilisant la méthode d'Euler. Les conditions initiales sont obtenues grâce à une approximation polynomiale pondérant les positions de la balle dans les images acquises immédiatement après l'impact. Seule la vitesse de rotation de la balle sur elle-même, liée à l'effet Magnus, reste indéterminée. Les trajectoires obtenues en faisant varier ce paramètre sont comparées à la trajectoire observée en calculant l'erreur quadratique moyenne entre simulation et observation. La trajectoire simulée de plus petite erreur permet de déterminer les vitesses de rotation au long de la séquence. Des exemples de différentes trajectoires sont présentés sur la Figure 3.

## 4 Résultats

Actuellement, trois types de coups ont été étudiés : *top spin*, *contre-attaque*, et *poussette*, dont des exemples sont disponibles à l'adresse <https://vimeo.com/jordancalandre>. D'après les entraîneurs sportifs, les vitesses de translation et de rotation entre ces différents coups sont très différentes. Le *top spin*, coup offensif, est caractérisé par une rotation et une vitesse de translation élevées, contrairement à la *poussette* caractérisée par une vitesse de translation faible et une rotation nulle, la *contre-attaque* se situant entre les deux. Pour valider nos résultats, une seconde caméra, synchronisée avec la première et placée de l'autre côté de la table, a été utilisée. L'utilisation des paires stéréoscopiques permet la reconstruction précise de la position 3D de la balle par triangulation, permettant de comparer les positions 3D et les coefficients obtenus avec notre approche mono-caméra. Un exemple de trajectoires pour chaque type de coup est présenté sur la Figure 3. Comme attendues, les *poussettes* (figure de gauche) présentent des rotations quasi-nulles ( $-2.8$  tours par seconde) qui peuvent être négligées. Dans ce cas, et pour les deux types d'acquisition (mono ou stéréo), une approximation polynomiale  $y = x_0 + v_{x_0}t - 0.5 * g * t^2$  suffit pour obtenir de bons résultats. Ce n'est pas le cas de la *contre-attaque* (figure centrale), avec  $10.5$  tours par seconde, ni du *top spin* (figure de droite) avec  $26$  tours par seconde. Les vitesses de translation estimées sont conformes à ce qui est attendu par les entraîneurs sportifs : de la plus faible pour la *poussette* ( $20\text{km/h}$ ), à la plus élevée ( $55\text{km/h}$ ) pour le *top spin*, et intermédiaire pour la *contre-attaque* ( $37\text{km/h}$ ). Les estimations des vitesses de translation en stéréo et en mono sont très proches avec une différence maximale de  $1.6\text{m/s}$ . Ce-

pendant, pour les top spins, les deux estimations de la vitesse de rotation peuvent varier très significativement : 12.6 tours par seconde en stéréo contre 26.3 en mono. Cette différence s'explique par le fait que l'effet Magnus influence principalement la seconde partie des trajectoires, lorsque la balle, après avoir atteint sa hauteur maximale, retombe. Malheureusement, sur les acquisitions actuelles, cela n'est pas visible sur la demie-table observée. De nouvelles acquisitions sont en cours afin d'obtenir une vision de la trajectoire dans son ensemble.

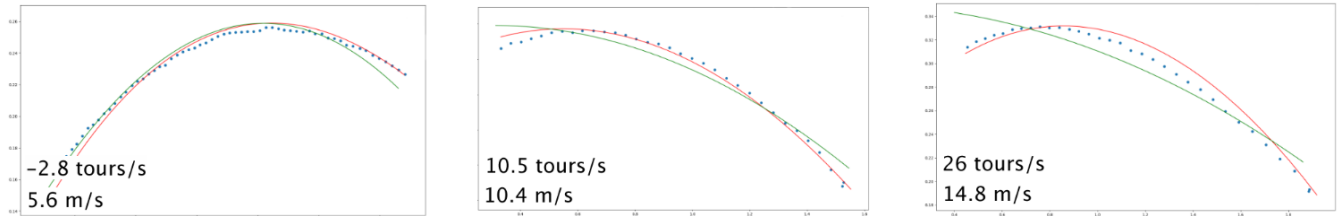


FIGURE 3 – Poussette, Contre-attaque, Top Spin - Observations (bleu), approximation avec prise en compte de l'effet Magnus (rouge) et sans le prendre en compte (vert).

## 5 Conclusion et perspectives

En utilisant une seule caméra, nous avons reconstruit les trajectoires 3D de balles de tennis de table en exploitant les *a priori* sur les dimensions des objets d'intérêt (balle et table). Contrairement aux pratiques standards dans l'analyse de gestes sportifs, qui effectuent cette reconstruction 3D à l'aide de caméras stéréo ou de marqueurs qui impliquent de nombreuses contraintes pratiques, cette approche permet de simplifier grandement la mise en place du dispositif d'acquisition. En effet, le calibrage pour obtenir les paramètres intrinsèques de la caméra peut être réalisé une seule fois, le placement de la caméra étant ensuite relativement libre. La seule véritable contrainte est d'avoir une vision complète de la table et du joueur dont on analyse le geste. Cette approche répond à une demande forte des entraîneurs sportifs, à savoir une étude des gestes sportifs en situation dite "écologique". Nos prochaines acquisitions seront faites dans ces conditions avec une plus grande variété de coups et de situations de jeux : gammes de gestes, matchs... Les paramètres obtenus avec l'approche actuelle sont très prometteurs puisque conformes aux indications des entraîneurs. Elle ouvre des perspectives pour l'analyse de gestes sportifs comme des indicateurs de performances ou des récapitulatifs des actions d'un joueur lors d'un match. Elle demande toutefois à être améliorée pour affiner la précision des mesures. Les pistes sont nombreuses, en particulier au niveau de la résolution des équations et de l'estimation de la distance balle-caméra. Des approches utilisant conjointement réseaux profonds et approches classiques sont en cours d'étude.

## Références

- [1] Jordan Calandre, Renaud Péteri, and Laurent Mascarilla. Optical Flow Singularities for Sports Video Annotation : Detection of Strokes in Table Tennis. In *Proc. of the MediaEval 2019 Workshop, Sophia Antipolis, France, 27-29 October 2019*, 2019.
- [2] Ross Girshick, Ilija Radosavovic, Georgia Gkioxari, Piotr Dollár, and Kaiming He. Detectron, <https://github.com/facebookresearch/detectron>, 2018.
- [3] Richard Hartley and Andrew Zisserman. Multiple view geometry in computer vision, cup, cambridge, uk, 2003, vi 560 pp., isbn 0-521-54051-8. (paperback £44.95). *Robotica*, 23(2) :271–271, 2005.
- [4] Seiji Kusubori, Kazuto Yoshida, and Hiroshi Sekiya. the Functions of Spin on Shot Trajectory in Table Tennis. In *International Symposium on Biomechanics in Sports : Conference Proceedings Archive 2012*, volume 30, pages 245–248, 2012.
- [5] Alan Lukezic, Tomas Vojir, Luka Cehovin Zajc, Jiri Matas, and Matej Kristan. Discriminative correlation filter with channel and spatial reliability. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, July 2017.
- [6] Pierre-Etienne Martin, Jenny Benois-Pineau, Boris Mansencal, Renaud Péteri, and Julien Morlier. Siamese Spatio-temporal convolutional neural network for stroke classification in Table Tennis games. In *Proc. of the MediaEval 2019 Workshop, Sophia Antipolis, France, 27-29 October 2019.*, 2019.
- [7] Pierre-Etienne Martin, Jenny Benois-Pineau, Renaud Péteri, and Julien Morlier. Sport action recognition with siamese spatio-temporal cnns : Application to table tennis. In *CBMI 2018*, pages 1–6. IEEE, 2018.
- [8] T. Miyazaki, W. Sakai, T. Komatsu, N. Takahashi, and R. Himeno. Lift crisis of a spinning table tennis ball. *European Journal of Physics*, 38(2) :24001, dec 2017.
- [9] Ralf Schneider, Lars Lewerentz, Karl Lüsrow, Marc Marschall, and Stefan Kemnitz. Statistical analysis of table-tennis ball trajectories. *Applied Sciences (Switzerland)*, 8(12) :2595, 2018.