

Stabilité et variabilité : un regard nouveau sur la dynamique du comportement moteur

Didier Delignières & Denis Mottet

EA 2991 "Efficience et Déficience Motrice", Université Montpellier I

didier.delignieres@univ-montp1.fr

L'étude de la variabilité a longtemps été négligée dans les recherches sur la motricité. Souvent, elle n'a été considérée que comme un bruit sans signification, qu'il convenait de faire disparaître en calculant la moyenne de mesures successives. Au mieux, on se contentait d'en apprécier l'amplitude, par des mesures telles que la variance ou l'écart-type. Bien qu'essentielle à la réalisation des tests inférentiels (sans variabilité, l'analyse de variance est impossible...), elle n'avait alors d'autre sens qu'une perturbation aléatoire autour d'une hypothétique « valeur vraie », représentée par la moyenne arithmétique.

Plus récemment, un certain nombre de chercheurs, généralement influencés par le cadre de la théorie de systèmes dynamiques, ont suggéré de poser un regard nouveau sur la variabilité, comme signature du fonctionnement des systèmes (Slifkin & Newell, 1998). Dans cette optique, il s'agit d'aller au-delà d'une mesure quantitative et globale de la variabilité, pour (1) identifier les diverses sources, tant déterministes que stochastiques, qui contribuent à la variabilité globale du système, et (2) analyser la variabilité dans son déroulement historique, au travers de l'étude des dépendances temporelles dans des séries de mesures successives.

Ces approches font appel à diverses méthodes d'analyse, généralement fondées sur des formalismes non-linéaires, et les résultats obtenus incitent souvent à revisiter les conceptions classiques relatives aux systèmes étudiés. Ce symposium regroupe quatre communications caractéristiques de cette approche.

Références

Slifkin, A.B. & Newell, K.M. (1998). Is variability in human performance a reflection of system noise? *Current Directions in Psychological Science*, 7, 170-177.

Composition du symposium :

Analyse cinématique et analyse de la variabilité temporelle d'un mouvement de pointage alternatif

Isabelle Sallagoity, Didier Delignières & Denis Mottet

Analyse fractale de la variabilité temporelle d'oscillations rythmiques

Loïc Lemoine, Kjerstin Torre & Didier Delignières

Recurrence quantification analysis of postural sway

Michael A. Riley

Decomposition of variability in throwing - Three components of skill improvement

Dagmar Sternad

Analyse cinématique et analyse de la variabilité temporelle d'un mouvement de pointage alternatif

Isabelle Sallagoity, Didier Delignières et Denis Mottet

Efficienc e et Déficienc e Motrice - EA 2991

Université Montpellier I

isabelle.sallagoity@univ-montpl.fr

Introduction

Premièrement, depuis Fitts en 1954, la loi comportementale liant le temps de mouvement et le degré de difficulté d'un mouvement contraint spatialement est bien connue. De récentes études ont précisé que l'augmentation d'une contrainte de nature spatiale entraînait une modification de la cinématique du mouvement et que celle-ci pouvait être modélisée comme un système dynamique non linéaire (Mottet & Bootsma, 1999).

Deuxièmement, en dépit des présupposés théoriques classiques concernant la nature et le rôle de la variabilité d'un mouvement, des études ont révélé que la variabilité de mouvements contraints temporellement n'est ni aléatoire et ni sans signification mais possède une structure qui atteste de son importance dans les processus de contrôle et de régulation du mouvement. Dans une tâche de tapping, équivalente à une tâche de pointage sans contrainte spatiale, l'analyse des séries des intervalles temporels entre les tapes a notamment montré la présence de corrélations à long terme caractéristiques des processus fractals et plus précisément du bruit $1/f$ (Gilden, Thornton & Mallon, 1995). Ces propriétés fractales suggèrent que des systèmes non linéaires régulateurs opèrent loin de l'équilibre, et que le maintien d'une constante n'est pas le but du contrôle neurophysiologique. Cependant, toutes les activités rythmiques ne semblent pas soumises au même processus de contrôle. En effet, l'analyse spectrale de séries temporelles produites dans différentes tâches rythmiques semble révéler l'utilisation de deux types de timer, événementiel ou séquentiel (Delignières *et al.*, 2004). Dès lors, on peut s'interroger sur les processus qui sous-tendent au contrôle d'une activité rythmique contrainte spatialement comme dans une tâche de pointage de Fitts.

Le but de cette étude est d'analyser conjointement l'organisation cinématique et la structure de la variabilité d'un mouvement contraint spatialement afin de pouvoir mettre en évidence la présence de processus de contrôle sous-jacents et leur évolution en fonction de la difficulté de la tâche.

Méthode :

Dix sujets ont participé à cette expérience. Ils devaient pointer alternativement deux cibles séparées d'un angle de 60° le plus précisément et le plus rapidement possible. Cette tâche de pointage a été effectuée avec 3 tailles de cibles différentes, à savoir 15° , 7.5° et 3.75° correspondant aux indices de difficulté (ID) de 3, 4 et 5 respectivement. L'expérience s'est déroulée en deux sessions successives, l'une était consacrée à la passation des ID3 et 4 et une session était consacrée à l'ID5. Pour chaque ID, les participants ont au préalable effectué une phase de familiarisation avant la phase de passation. La phase de familiarisation était composée de 3 essais au cours desquels les sujets devaient pointer alternativement les cibles pendant 2min30'. Cette phase était suivie de la phase de passation qui correspondaient à la production de 1100 pointages alternatifs successifs sur chaque cible. Durant ces deux phases, les participants avaient comme consigne de toucher le plus de cibles possibles et le plus rapidement possible. Toutes les 30sec, les participants ont reçu un feed-back de leur performance. Les participants recevaient comme feed-back oral « c'est bien, continue », « attention, soit plus précis » et « attention, soit plus rapide », lorsque le taux d'erreur était compris entre 3 et 6%, supérieur à 6% et inférieur à 3% respectivement. Nous avons analysé l'organisation cinématique, l'harmonicité, le taux d'erreur et la fréquence moyenne des

mouvements de pointage. Des analyses spectrales (power spectrum analysis) ont été conduites pour déterminer la structure de la variabilité des 1024 données des intervalles inter-pointages.

Résultats :

Nous présentons ici que les résultats préliminaires de 4 sujets sur l'indice de difficulté de 3. Les analyses cinématiques ont révélé une harmonicité entre 0.94 et 0.98, un taux d'erreur entre 2 et 7% ainsi qu'une fréquence de mouvement moyenne comprise entre 2.3 et 3 Hz en fonction des sujets.

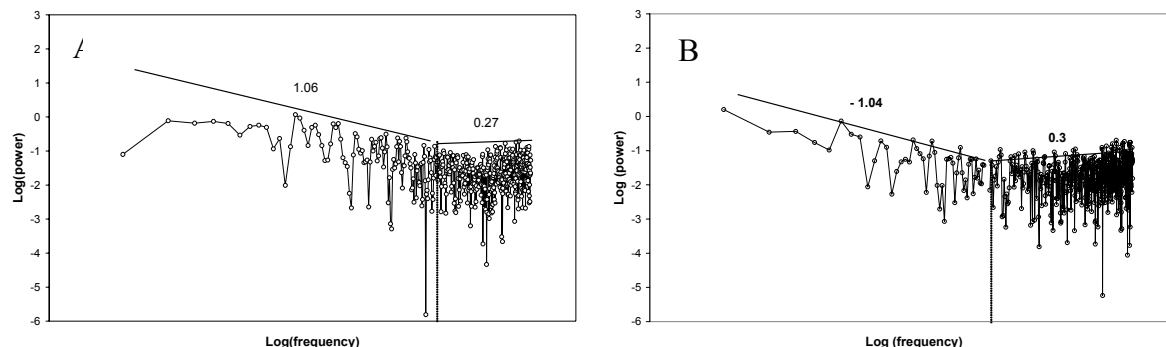


Figure 1 : Spectres de fréquences des sujets A et B lors d'une tâche de pointage pour un ID de 3.

La figure 1 représente les spectres de puissance des séries d'intervalles inter pointages (IIP) pour un ID3 des sujets A et B. Premièrement, ces deux spectres présentent une pente négative de -1.06 et -1.04 dans les fréquences basses, caractéristiques de processus fractals et plus spécifiquement du bruit $1/f$. Deuxièmement, ces spectres révèlent une pente positive de 0.27 et de 0.3 à haute fréquence pour les sujets A et B respectivement. De plus, l'analyse des spectres de puissance des deux autres sujets montre des résultats comparables, avec une pente négative en basse fréquence suivie d'une pente positive en haute fréquence de -1.12 et 0.7 pour un sujet, et -1.02 et 0.26 pour l'autre sujet.

Conclusion :

Comme dans une tâche de tapping (Gilden *et al.*, 1995), ces résultats préliminaires montrent que les intervalles de temps produits dans une tâche de pointage présentent des processus fractals de type $1/f$. De plus, la pente positive en haute fréquence révèle l'exploitation d'un timer événementiel comme dans l'exécution de mouvements discrets (Delignières *et al.*, 2004). Une tâche de tapping correspondant à une tâche de pointage sans aucune contrainte spatiale (ID=0), l'addition d'une faible contrainte spatiale (ID3) ne semble modifier ni la nature fractale du mouvement ni le type de timer exploité. Cependant, l'organisation cinématique d'un mouvement de pointage est altérée pour des ID plus élevés avec un passage d'un mouvement harmonique à disharmonique entre l'ID 4 et 5 (Mottet & Boostma, 1999). Les analyses en cours pourraient alors révéler parallèlement une altération de la fractalité et un changement du type de timer exploité pour des ID plus élevés (i.e., entre ID4 et 5).

Références :

- Delignières, D., Lemoine, L., & Torre, K. (2004). Time intervals production in tapping and oscillatory motion. *Human Movement Science*, 23, 87-103.
- Gilden, D.L., Thornton, T. & Mallon, M.W. (1995). $1/f$ noise in human cognition. *Science*, 267, 1837-1839.
- Mottet, D., & Boostma, R. J. (1999). The dynamics of goal-directed rhythmical aiming. *Biological Cybernetics*, 80, 235-245.

Analyse fractale de la variabilité temporelle d'oscillations rythmiques

Lemoine Loïc, Kjerstin Torre & Didier Delignières

EA 2991 Efficience et Déficience Motrice

Université Montpellier I

loic.lemoine@univ-montpl.fr

Introduction :

Robertson et al. (1999) montrent, en se basant sur la variance des séries produites, qu'il n'existe pas un timer unique, commun à toutes les activités rythmiques, mais de multiples timers tâche-spécifiques. Delignières, Lemoine et Torre (2004) confortent cette hypothèse, en se basant sur l'analyse spectrale de série d'intervalles temporels produits soit lors d'une tâche de tapping (mouvements discrets) soit lors d'une tâche d'oscillation de l'avant bras (mouvements continus). La figure 1 montre la différence des spectres de puissance obtenus avec une pente positive à haute fréquence pour la tâche de tapping, et une pente négative pour les mouvements continus. Les auteurs mettent en évidence l'existence de deux types de timers : un timer évènementiel, d'origine centrale, borné par des évènements discrets ; un timer dynamique, d'origine périphérique, basé sur la raideur de l'oscillateur.

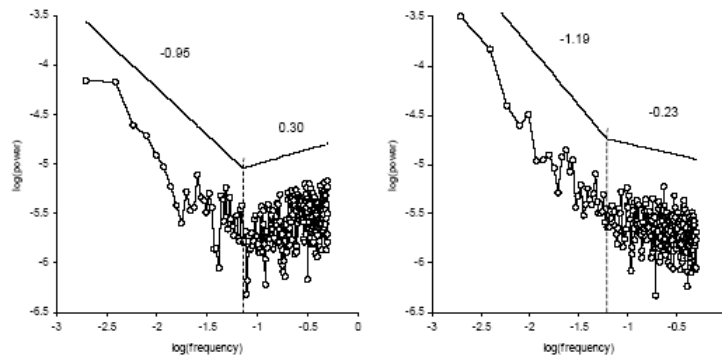


Figure 1 : Spectres de fréquences moyennés obtenus lors d'une tâche de tapping (à gauche) et lors d'une tâche d'oscillation de l'avant-bras (à droite).

Les timers évènementiels ont été largement étudiés. Gilden, Thornton & Mallon (1995) ont montré que les intervalles de temps produits dans les tâches de tapping présentaient des corrélations à long terme caractéristiques des processus fractals, et plus précisément de cette catégorie particulière dénommée bruit $1/f$. Pour comprendre cette fractalité, des études ont procédé à des comparaisons entre des groupes de sujets sains et des groupes de sujets atteints de pathologies chroniques. Ces résultats cependant reposent sur des attendus loin d'être démontrés et notamment que les indices fractals mesurés soient des caractéristiques stables et reproductibles dans des conditions identiques.

Le but de cette étude est d'initier une analyse systématique des timers dynamiques. Il s'agira dans un premier temps d'analyser l'effet de la fréquence d'oscillation sur ce type de timer, et dans un deuxième temps de vérifier que les différents indices mesurés constituent des caractéristiques fiables et reproductibles du fonctionnement des systèmes.

Méthode

13 sujets droitiers ont pris part à 2 sessions espacées de 2 mois. Ils effectuaient une tâche de production d'intervalles temporels par oscillation de l'avant-bras, selon 3 fréquences (2.7, 1.8, et 1.25 Hz), avec deux passages dans chaque fréquence. L'ordre de passage des

fréquences était tiré au sort lors de la première session, et était identique lors des 2 sessions. Des séries de 1024 données étaient collectées à chaque passage.

Deux analyses (power spectrum density analysis et detrended fluctuation analysis) ont été réalisées, dont les résultats ont été moyennés pour chaque passage pour estimer le coefficient α caractéristique de la série. L'analyse spectrale a également permis d'estimer la pente du spectre à haute fréquence. Les coefficients α ont ensuite été moyennés pour les fréquences de passage identiques lors d'une même session (α_F), mais aussi pour toutes les fréquences de passage lors d'une même session (α_S).

Résultats

On peut noter comme premier résultat le comportement fractal des séries étudiées avec un alpha moyen sur toutes les séries de 0.96, très proche du bruit $1/f$. Nous confirmons également l'exploitation d'un timer dynamique, mis en évidence par une pente moyenne à haute fréquence à -0.30. Cependant dans quelques cas, et notamment lors de la première session, les sujets exploitaient un timer événementiel (pente positive à haute fréquence). L'analyse de variance montre un effet fréquence sur le coefficient α , qui tend à diminuer lorsque la fréquence d'oscillation augmente ($F(2,24) = 3.33$, $p < 0.05$). Nous obtenons par ailleurs des corrélations significatives pour les α_F (2.7Hz : $r = 0.58$; 1.8Hz : $r = 0.80$; 1.25Hz : $r = 0.70$), mais aussi pour le α_S ($r = 0.88$). Pour les pentes à haute fréquence l'analyse de variance fait apparaître un effet session ($F(1,12) = 5.38$, $p < 0.05$), mais on observe des corrélations inter-session faibles.

Discussion

Le comportement fractal de ces séries constitue donc un indice fiable et reproductible du comportement des sujets (corrélations significatives). Des comparaisons de groupes peuvent donc être menées sur cet indice. Mais ces résultats montrent aussi l'importance de l'utilisation de plusieurs méthodes pour se rapprocher plus précisément de la valeur « vraie » de l'indice mesuré, ainsi que l'utilisation de la mesure répétée.

Le second résultat réside dans l'effet de la fréquence d'oscillation. On peut noter l'absence d'effet sur les pentes à haute fréquence, qui tendent quand même à croître avec la fréquence d'oscillation. On s'accorde alors à dire que l'effet fréquence obtenu sur le coefficient α provient d'une augmentation de la part relative du bruit avec la diminution de la fréquence d'oscillation. L'absence de corrélations (faibles) au niveau des pentes à haute fréquence peut s'expliquer ici par l'effet session et l'exploitation d'un timer événementiel et central quand la tâche était difficile, et donc moins exploité avec la diminution de la fréquence d'oscillation et lors de la seconde session où les sujets étaient habitués à la tâche.

Références

- Delignières, D., Lemoine, L., & Torre, K. (2004). Time intervals production in tapping and oscillatory motion. *Human Movement Science*, 23, 87-103.
- Gilden, D.L., Thornton, T. & Mallon, M.W. (1995). $1/f$ noise in human cognition. *Science*, 267, 1837-1839.
- Robertson, S. D., Zelaznik, H. N., Lantero, D. A., Bojczyk, K. G., Spencer, R. M., Doffin, J. G. & Schneidt, T. (1999). Correlations for timing consistency among tapping and drawing tasks: evidence against a single timing process for motor control. *J Exp Psychol Hum Percept Perform*, 25(5), 1316-1330

Recurrence Quantification Analysis of Postural Sway

Michael A. Riley

Perceptual-Motor Dynamics Laboratory
Department of Psychology, University of Cincinnati, USA
michael.riley@uc.edu

When people stand position of the body's center of mass exhibits continuous, low-amplitude fluctuations termed *postural sway*. Postural sway arises from the interplay among active neuromuscular control, the passive biomechanics of the body, and perturbations to balance due to external (e.g., gravity) and internal (e.g., hemodynamics and respiration) sources. Because postural sway reflects all of those factors, information about postural control can in principle be gleaned from operational measures of postural sway, such as center-of-pressure (COP) time series. Though the COP is a potentially rich source of information and is relatively easy to measure, it is a notoriously complex signal. COP time series are difficult to quantify because they are nonstationary and exhibit irregular, "noisy" fluctuations (Carroll & Freedman, 1993; Riley, Balasubramaniam, & Turvey, 1999). Moreover, the COP is not readily transparent with respect to the influence of the factors that give rise to postural sway because the very high-dimensional space of variables that contribute to postural control is compressed to a two-dimensional (anterior-posterior and medio-lateral) COP signal. These features of postural sway and of the COP complicate efforts to draw inferences about postural control on the basis of overt behavior (Riley & Turvey, 2002). Nevertheless, one of the primary means for studying postural control involves obtaining quantitative indices of postural sway during quiet stance.

Traditionally, summary statistics such as COP path length (the total distance traveled by the COP over the measurement period) or measures of COP variability (such as the standard deviation or root mean square deviation of the COP) have been used to quantify postural sway. While potentially useful, such measures effectively average over time and as a result fail to capture the dynamics of postural sway, which may contain important information about postural control. Moreover, when considered alone variability measures may also be misleading with respect to the nature of underlying control processes. For instance, increased COP variability lends itself to an interpretation of increased randomness of postural activity (since measures such as standard deviation are assumed to reflect the random variation of a set of scores about the mean), which in turn suggests a decline in the quality of postural control. However, such a conclusion is unwarranted without consideration of the nature of the COP dynamics, since greater variability does not necessarily imply randomness, and randomness does not necessarily imply decreased quality of postural control (Riley & Turvey, 2002).

In recognition of those factors a number of researchers have used time series methods to analyze postural sway. Methods that have been used include power spectral analysis, dimensionality estimates based on phase space reconstruction techniques, and methods based on fractal geometry and stochastic physics (see review by Newell, 1998). The application of some of those methods is complicated, however, by the aforementioned properties of postural sway. For instance, COP nonstationarity violates the assumptions of spectral analysis and of several methods for estimating dimensionality. Although COP signals are more "well behaved" with respect to estimating fractal scaling exponents, there is controversy regarding how to implement and interpret those methods (e.g., Delignières, Deschamps, Legros, & Caillou, 2003).

Recurrence quantification analysis (RQA) is another technique that has been used to characterize postural sway (see, e.g., Pellecchia & Shockley, 2005; Riley et al., 1999). RQA quantifies the dynamics of a time (or spatial) series by identifying patterns that repeat over time (for an excellent tutorial and overview see Webber & Zbilut, 2005). RQA is well-suited for analyzing time series of postural sway because RQA makes no assumptions about data stationarity or distribution, does not assume that the data (or the underlying process that generated the data) abide by a linear-systems logic, and is less restrictive regarding the amount of data required than most other nonlinear time series methods. I will discuss the results of several empirical studies that have used RQA to characterize postural sway. RQA has revealed that postural sway contains deterministic as well as random influences, and that COP dynamics change in response to manipulations of sensory information and supra-postural task demands. RQA has also revealed differences in COP dynamics for participants with elite (ballet dancers) and impaired (Parkinson's patients) balance skills. The patterns of change in COP dynamics that have been indexed by RQA are suggestive of the "soft assembly" of temporary, functionally specific postural control systems that are tuned to reflect the capabilities of the actor, the environment, the actor's perception of the environment, and supra-postural behavioral goals.

References

- Carroll, J. P., & Freedman, W. (1993). Nonstationarity properties of postural sway. *Journal of Biomechanics*, *26*, 409–16.
- Delignières, D., Deschamps, T., Legros, A. & Caillou, N. (2003). A methodological note on nonlinear time series analysis: Is the open- and closed-loop model of Collins and De Luca (1993) a statistical artifact? *Journal of Motor Behavior*, *35*, 86-96.
- Newell, K. M. (1998). Degrees of freedom and the development of postural center of pressure profiles. In K. M. Newell and P. C. M. Molenaar (Eds.), *Applications of nonlinear dynamics to developmental process modeling* (pp. 63-84). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Pellecchia, G. L., & Shockley, K. (2005). Application of recurrence quantification analysis: Influence of cognitive activity on postural fluctuations. In M. A. Riley & G. Van Orden (Eds.), *Tutorials in contemporary nonlinear methods for the behavioral sciences* (pp. 95-141). Retrieved March 31, 2005, from <http://www.nsf.gov/sbe/bcs/pac/nmbs/nmbs.jsp>
- Riley, M. A., Balasubramaniam, R., & Turvey, M. T. (1999). Recurrence quantification analysis of postural fluctuations. *Gait & Posture*, *9*, 65-78.
- Riley, M. A., & Turvey, M. T. (2002). Variability and determinism in motor behavior. *Journal of Motor Behavior*, *34*, 99-125.
- Webber, C. L., Jr., & Zbilut, J. Z. (2005). Recurrence quantification analysis of nonlinear dynamical systems. In M. A. Riley & G. Van Orden (Eds.), *Tutorials in contemporary nonlinear methods for the behavioral sciences* (pp. 26-94). Retrieved March 31, 2005, from <http://www.nsf.gov/sbe/bcs/pac/nmbs/nmbs.jsp>

Decomposition of Variability in throwing - Three components of skill improvement

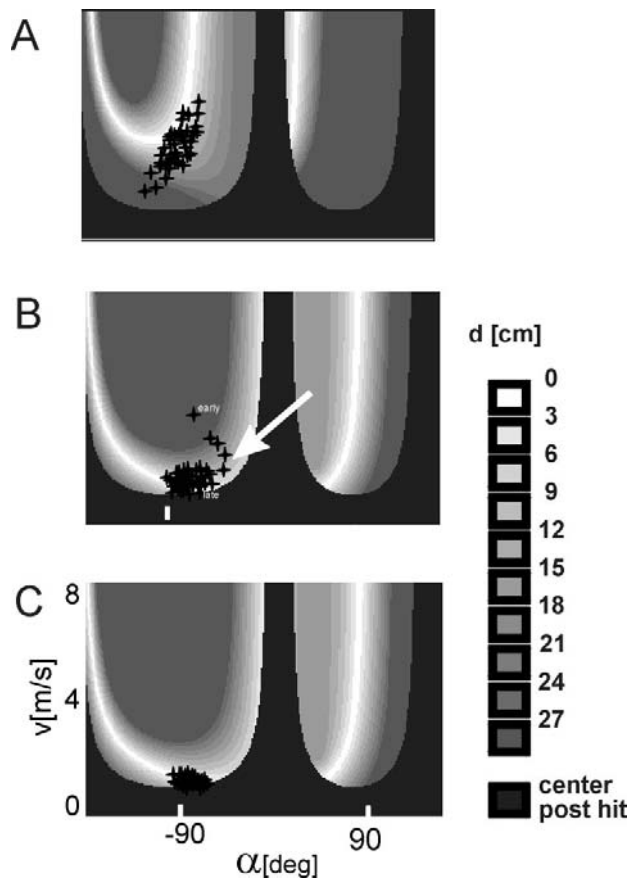
Dagmar Sternad

Department of Kinesiology, Pennsylvania State University

In the inquiry of skill acquisition and control the concepts of stability and variability have played a central role, albeit with many different definitions and levels of rigor. Most commonly, improvement of performance is associated with a decrease in variability of some task parameters. This reduced variability, in turn, has been interpreted as an increase in stability of performance. This simple inverse relationship obscures that empirical variability can be indicative of many different facets, ranging from the obvious “lack of control”, seen as errors or inconstancy in target-oriented tasks, to more beneficial aspects, such as compensatory variation between parameters, and adaptation and exploration of new tasks. Our research aims to differentiate our understanding of variability and stability in human performance. Using a throwing action, we developed a method that decomposes variability into three independent components: *Tolerance*, *Noise*, and *Covariation* (TNC-decomposition), each capturing a different contribution to successful performance.

The experimental task is a simplified virtual version of the game skittles, the throwing of a ball that is suspended on a vertical post to hit a target. The elliptic trajectory of the projectile and, hence, the distance from the target, is completely determined by the execution variables at release: angle and velocity. As such, the task is redundant: two execution variables map onto one result variable, the distance from target. Different combinations of the execution variables constitute a family of solutions, a manifold in task space. This task space, spanned by position and velocity, with its nonlinear bands of solutions is shown in Figure 1. The different grey shades refer to different distances/errors (d) to the target. White and grey shades bands illustrate solutions within given thresholds d , black are solutions that are out of bounds.

Importantly, the different solutions on the white manifold are not identical. Some solutions have a wider band of “grey” solutions and are therefore less sensitive, or more tolerant, to noise. Some solutions contain a high risk, when they are close to black areas. Different locations of the target create different task spaces with different solution manifolds. Figure 1A and Fig 1B/C show two examples for such target constellations. In the experiment each throw is one data point and repeated executions produce clouds of data that change in their location and distribution over practice (see Figure 1). The goal of the research is to investigate the changes in the properties of the data that accompany increased performance in this skill. Specifically, it is hypothesized that variability is parsed into three components that are conceptually described as follows: At the beginning, the data will explore the workspace to find the successful (white) solutions. This exploration of task space is captured in the component *Tolerance*. Second, it is generally accepted that stochastic variability decreases with practice, i.e., noise will reduce and the data cloud will become smaller. This is captured in the component *Noise Reduction*. Third, when an area of successful solutions is found, the data cloud aligns with the direction of the manifold, i.e., the execution variables will covary to maximize the probability of success (Figure 1A). The quantitative TNC-decomposition method is described in Müller and Sternad (2003, 2004).



Methods. The experiment involved 42 subjects, assigned to two groups, each performing a sequence of five target constellations, but in opposite order. For each target constellation 320 throws were performed, leading to a total of 1600 throws per subject. The decomposition of variability was conducted in blocks of 80 throws, thereby yielding 20 blocks per subject. To quantify task performance the distance to target d was calculated for each throw and averaged for each block.

Results. Subjects significantly improved with practice as changes in d documented. The variability decomposition showed that at the beginning of practice the component T was predominant, giving evidence to large changes in the location in task space. Second in importance was that the stochastic contribution to variability N that also decreased significantly with practice. The component covariation C played a subordinate role, mostly occurring at the last blocks of trials. Comparison of the two

groups showed that the process of improvement for a given target constellation was dependent on the previous constellation, i.e., there was hysteresis.

Conclusions. As shown many times previously, subjects decrease their variability and errors in performance with practice, although only to a non-zero level. For a more fine-grained evaluation of this change in variability, we show that a separation of variability in the execution variables (release variables angle and velocity) and the result variables (error to target) proves to be insightful for understanding acquisition of redundant tasks. The variability in the execution variables can be quantitatively decomposed into tolerance, the exploratory component in the first stage of learning, reduction of noise, and the final fine-tuning covariation among the redundant variables. While the present task skittles, showed only a subordinate contribution of covariation, this component has been demonstrated to be more influential in the task of dart throwing.

References

- Müller, H. & Sternad, D. (2003). A randomization method for the calculation of covariation in multiple nonlinear relations: Illustrated at the example of goal-directed movements. *Biological Cybernetics*, 89, 22-33.
- Müller, H., & Sternad, D. (2004). Decomposition of variability in the execution of goal-oriented tasks – Three components of skill improvement. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 30, 1, 212-233.