

## Améliorer la mesure de l'état des réserves corporelles des vaches laitières en analysant la surface 3D du dos de la vache.

FISCHER A. (1, 2, 3), LUGINBUHL T. (4), DELATTRE L. (4), DELOUARD J-M. (4), FAVERDIN P. (1, 2)

(1) INRA UMR 1348 PEGASE, Domaine de la Prise, 35 590 Saint-Gilles, France

(2) Agrocampus-Ouest UMR 1348 PEGASE, 65 rue de Saint-Brieuc, 35 000 Rennes, France

(3) Institut de l'élevage, Monvoisin B.P. 85225, 35 652 Le Rheu, France

(4) 3DOUEST, 5 Rue de Broglie, 22 300 Lannion, France

### RESUME

Chez la vache laitière, les réserves corporelles et leurs variations au cours de la lactation conditionnent les performances de production mais aussi indirectement de reproduction et le statut sanitaire. La difficulté réside dans la mesure précise, objective et à haut débit de ces phénotypes. La notation d'état corporel (NEC) est la méthode la plus utilisée en élevage : elle est simple, mais subjective et peu sensible. L'objectif du projet est de calibrer, valider et qualifier une estimation de la NEC à partir de l'information complète contenue dans l'image tridimensionnelle (3D) du bassin dorsale de la vache. La normalisation des surfaces passe par l'extraction manuelle de 4 points anatomiques du bassin. Les 57 surfaces-3D utilisées pour la calibration ont été projetées dans le repère défini par les composantes principales caractérisant l'ensemble de ces surfaces-3D. La NEC est estimée par régression linéaire multiple des coordonnées des surfaces sur ces composantes principales. La méthode est parfaitement calibrée sur la NEC et la validation externe met en évidence une erreur de prédiction de 0.3point de NEC ce qui correspond à la reproductibilité de la NEC de référence. La méthode ne semble pas moins efficace avec des vaches utilisées en calibration qu'avec des vaches externes à la calibration. La NEC en 3D apparaît 3 fois plus répétable et 2,8 fois plus reproductible que la NEC de référence. Cette méthode apparaît comme un outil encourageant pour améliorer la qualité du phénotypage de l'état corporel et le rendre accessible à haut débit en élevage

## Analysing the 3D-surface of a dairy cow's back to improve assessment of body condition.

FISCHER A. (1, 2, 3), LUGINBUHL T. (4), DELATTRE L. (4), DELOUARD J-M. (4), FAVERDIN P. (1,2)

(1) INRA UMR 1348 PEGASE, Domaine de la Prise, 35 590 Saint-Gilles, France

(2) Agrocampus-Ouest UMR 1348 PEGASE, 65 rue de Saint-Brieuc, 35 000 Rennes, France

(3) Institut de l'élevage, Monvoisin B.P. 85225, 35 652 Le Rheu, France

### SUMMARY

In dairy husbandry, changes in body reserves throughout lactation influence the cow's production, reproduction and health performance, and are therefore important to consider. Body condition scoring (BCS) is commonly used on-farm because it is easy-to-use. However, it is subjective, time-consuming and not sensitive enough. This project was aimed at developing, validating and qualifying a method to estimate BCS from a 3-dimensional surface of the cow's rear. The surfaces' processing needed to extract manually four anatomical benchmarks to get normalized 3D-surfaces. The variability of the shape of the 57 3D-surfaces used for calibration has been summarized by principal component analysis. The coordinates of these 3D-surfaces on their principal components are incorporated in a multiple linear regression to assess BCS. The method was perfectly calibrated on BCS and the external validation showed that the prediction error was 0.31 points of BCS, which is equivalent to the reproducibility of BCS used as a reference. The method was not less efficient when using cows not used for the calibration than when using cows used for the calibration. 3D-BCS is three times more repeatable and 2.8 times more reproducible than manual BCS. Assessing body condition thanks to 3D pictures appears to be a promising tool, which can improve its value for phenotyping and its wider use on farms.

### INTRODUCTION

Les réserves corporelles constituent chez la vache laitière un élément important de la régulation de l'énergie. L'état de ces réserves et leur variation au cours de la lactation conditionnent les performances de production, de reproduction et de santé. La sélection génétique sur la production laitière a accru la sollicitation des réserves en début de lactation. Le suivi de l'état des réserves corporelles constitue un phénotype d'intérêt, d'une part parce qu'il reflète les performances de production, reproduction et santé et d'autre part parce qu'il permet d'estimer le bilan énergétique de l'animal quand il est complété par le poids vif (Thorup et al., 2012).

Le phénotypage à haut-débit de précision de l'état corporel des vaches laitières souffre de l'absence de méthode de mesure utilisable à haut débit combinant objectivité, précision et simplicité : soit les méthodes sont relativement précises et objectives mais trop lourdes ou trop chères (dissection anatomique, espace de diffusion de l'eau lourde), soit les méthodes sont simples, rapides mais subjectives et peu

sensibles, telle que la note d'état corporel (NEC). La NEC est la méthode utilisée en élevage ; elle est attribuée par des experts selon une grille de notation.

L'essor récent des technologies d'imagerie a été mis à profit pour automatiser la NEC et par conséquent la rendre objective et plus répétable. L'idée est de mettre en lien un indicateur de la forme, majoritairement du bassin de la vache, avec la NEC. Les meilleurs résultats de calibration ont été obtenus par la calibration de la NEC sur l'écart entre la forme du contour du bassin et le contour moyen obtenu sur la population de calibration (Azzaro et al., 2011). Pour exploiter toute la variabilité disponible dans la forme du bassin et ne pas se restreindre à une dimension unique telle qu'un angle ou une surface (Bewley et al., Halachmi et al., 2008), nous avons choisi d'extraire le maximum de variabilité des formes en ne gardant qu'un minimum de dimensions grâce à une analyse en composantes principales (ACP).

Plus récemment, Weber et al. (2014) ont testé l'intérêt d'utiliser des images en 3D : l'analyse de forme se restreignait précédemment aux 2 premières dimensions. En incluant la

3<sup>ème</sup> dimension, l'analyse de forme est réalisée sur toute la variabilité accessible dans l'espace. Les corrélations obtenues sont aussi bonnes que celles des travaux réalisés en 2D.

L'objectif de ce travail est de développer avec l'aide d'experts en imagerie (3DOuest, Lannion) une estimation de la NEC à partir de l'information complète décrite par ACP contenue dans la surface-3D du bassin de la vache. Peu de travaux ont totalement décrit la méthode en termes de validation et de qualification. Le développement de la méthode combine : 1/ la faisabilité de calibrer l'information 3D sur la NEC, 2/ affiner la définition du modèle utilisé et 3/ qualifier la méthode en termes de validation, répétabilité et reproductibilité.

## 1. MATERIEL ET METHODES

### 1.1. DISPOSITIF EXPERIMENTAL

Le système d'acquisition 3D est fixé à la sortie de la salle de traite à l'entrée de la stalle de pesée automatique de manière à scanner toutes les vaches en lactation automatiquement et facilement après la traite. Le capteur est placé à 2m du sol pour scanner la surface comprise entre les pointes de hanches et les pointes de fesses des vaches. Cette surface correspond aux surfaces anatomiques couramment utilisées pour la NEC et est facile d'accès pour une caméra. La fermeture des portes de la station de pesée déclenche l'acquisition de la surface et l'ouverture réinitialise le capteur pour la prochaine acquisition. Le capteur balaye la vache des pointes de hanche vers les pointes de fesses en 3 secondes en prenant 30 images par seconde. La superposition de ces 90 images donne une surface-3D de haute définition, automatiquement enregistrée sur l'ordinateur avec la date et l'heure d'acquisition.

En pratique, les vaches en lactation sont scannées une fois par semaine et sont notées une fois par mois le même jour que l'acquisition 3D, d'après la grille de NEC définie par Bazin et Augéard (1984). Les NEC vont de 0 pour une vache maigre à 5 pour une vache grasse, espacées de 0.25 point. La NEC finale est la moyenne des NEC attribuées par chacun des 3 experts, qui sont régulièrement recalibrés pour être habilités à cette notation.

### 1.2. NORMALISATION DES SURFACES-3D

Pendant l'acquisition, les vaches sont immobilisées dans la stalle de pesée, mais ne sont pas exactement dans la même position à chaque scan. Par conséquent, la surface réellement scannée par le capteur 3D varie d'une vache à l'autre et d'une pesée à l'autre en fonction de la position de la vache. Avant la calibration de l'information 3D sur la NEC, les surfaces 3D sont normalisées : c'est l'étape qui permet d'extraire l'information partagée par toutes les surfaces et qui rend les surfaces comparables. La normalisation passe ici par un alignement des axes de la colonne vertébrale et du plan moyen des surfaces-3D, puis par un redimensionnement qui ajuste à un même gabarit toutes les surfaces pour éviter toute confusion entre la taille et la NEC (voir 1.2.1). Certaines zones anatomiques n'étant pas toujours bien accessibles à la caméra, une superposition des surfaces pour extraire les points 3D présents sur toutes les surfaces a été nécessaire pour identifier les points de la surface-3D qui sont à considérer (voir 1.2.2).

#### 1.2.1. Alignement et redimensionnement des surfaces-3D

Les surfaces-3D sont à l'origine numérisées dans le référentiel du capteur situé à 2 m du sol. Un nouveau repère centré sur le bassin de la vache entre les pointes de hanche est défini à partir de 4 points : la pointe de hanche droite et gauche et 2 points à la base de la queue de part et d'autre de la colonne vertébrale (Figure 1). Ces 4 points sont extraits manuellement sur chaque surface. Les coordonnées moyennes sur la population destinée à la calibration sont estimées pour chacun des 4 points identifiés. Chaque surface-3D subit une transformation qui l'étire ou la compresse, pour qu'après transformation les coordonnées des 4 points soient égales aux

coordonnées moyennes. Toutes les surfaces-3D ainsi traitées ont leurs 4 points de référence avec les mêmes coordonnées.

### 1.2.2. Superposition des surfaces-3D

Les surfaces-3D alignées et redimensionnées sont superposées les unes sur les autres pour trouver la surface commune à toutes les surfaces-3D utilisées pour la calibration. Cette surface commune, appelée masque des surfaces, est découpée en une grille de 150x150, c'est-à-dire 22 500 pixels. Chaque surface est décrite au maximum par 22 500 pixels dans les 3 dimensions de l'espace, c'est-à-dire au maximum par 67 500 dimensions ; les pixels vides n'étant pas conservés.

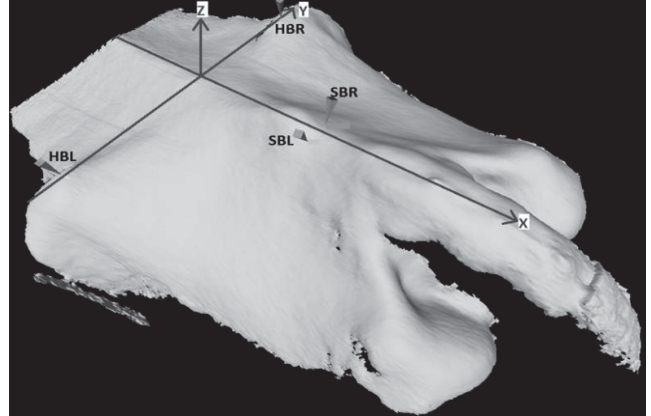


Figure 1 : Caractérisation du repère défini par 2 points aux pointes de hanches (HBR et HBL) et 2 points à la base de la queue (SBR et SBL) pour la normalisation des surfaces-3D.

### 1.3. RESUMER LA VARIABILITE DES FORMES PAR ACP

Une ACP est réalisée sur l'ensemble des surfaces destinées à la calibration pour résumer la variabilité des formes 3D avec le moins de dimensions possible. Chaque surface-3D devient une combinaison linéaire des vecteurs propres de l'ACP, dont le nombre ne dépasse pas le nombre d'individus utilisés pour la calibration.

### 1.4. ESTIMATION DE LA NEC PAR L'INFORMATION 3D

#### 1.4.1 La calibration

La NEC mesurée manuellement d'après la grille de notation est modélisée par régression linéaire des coordonnées des surfaces-3D sur les vecteurs propres de l'ACP. Le meilleur modèle est sélectionné par stepwise en minimisant l'AIC (Akaike Information Criterion) et le nombre de variables. Pour toute nouvelle surface-3D, la surface-3D est au préalable normalisée et projetée sur les vecteurs propres de l'ACP (voir 1.2 et 1.3). Les coordonnées sur ces vecteurs propres sont remplacées dans le modèle de calibration pour estimer la NEC.

#### 1.4.2 La validation

La validation consiste à estimer la capacité du modèle à estimer avec précision la NEC mesurée par les experts sur des surfaces-3D hors calibration. L'erreur moyenne standard de prédiction (MSEP) est calculée comme la somme du biais au carré qui correspond à l'écart au carré entre la NEC moyenne mesurée et la NEC moyenne estimée par la 3D, de l'erreur de pente qui reflète la corrélation de la pente de la régression de NEC en fonction de NEC-3D avec 1 et de l'erreur inexpliquée qui reflète la corrélation entre les variations de NEC et de NEC-3D. Cette validation est réalisée sur 2 populations de surfaces-3D : une constituée de vaches présentes dans la calibration, mais prises à un stade différent, « valididem », et une constituée de vaches externes à la calibration, « validdiff », pour tester la robustesse de la population de calibration.

#### 1.4.3 La répétabilité et reproductibilité

L'analyse de la qualité de la méthode est complétée par l'estimation de la **répétabilité** et **reproductibilité** de la

méthode. L'objectif est d'évaluer l'erreur réalisée lors d'estimations successives de la NEC à partir de la même surface-3D normalisée 8 fois de suite par le même opérateur pour la répétabilité et à partir de la même vache scannée 8 fois de suite le même jour pour la reproductibilité. Deux analyses de la variance (ANOVA) sont réalisées, une pour la répétabilité et une pour la reproductibilité, pour corriger la variabilité des NEC obtenues de la variabilité du facteur associé au choix des vaches. La répétabilité et la reproductibilité s'évaluent respectivement avec le coefficient de variation de répétabilité (CV<sub>r</sub>) et de reproductibilité (CV<sub>R</sub>) estimées à partir des résidus des ANOVA.

$$CV_r = \frac{\sigma_r}{M_r} \times 100 \quad CV_R = \frac{\sigma_R}{M_R} \times 100$$

Avec  $\sigma_r$  et  $\sigma_R$  les écart-types des NEC-3D résiduelles des ANOVA respectivement de répétabilité et de reproductibilité ;  $M_r$  and  $M_R$  les moyennes des NEC-3D résiduelles des ANOVA respectivement de répétabilité et de reproductibilité. De la même manière, la répétabilité et la reproductibilité de la NEC manuelle sont calculées sur les résidus des modèles d'ANOVA contenant le facteur « vache » pour la répétabilité et les facteurs « vache » et « expert » pour la reproductibilité. La NEC-3D est d'autant plus répétable (reproductible) que le CV<sub>r</sub> (CV<sub>R</sub>) est petit.

### 1.5. POPULATIONS UTILISEES

Toutes les vaches en lactation ont été scannées en 3D une fois par mois de mars à juillet 2013 le même jour que la NEC au moment de la traite du soir. Cette base a été enrichie avec les surfaces-3D de vaches taries scannées 2 fois en 3 mois car elles ont des NEC très élevées et permettent d'enrichir une population de calibration pour avoir une large distribution de NEC, poids vif, parité et stade de lactation. Dans cet esprit, 57 surfaces-3D constituent la population de calibration avec la NEC comprise entre 0,5 et 4,8 et une moyenne à 2,2. Par ailleurs, 25 surfaces-3D avec une NEC entre 0,8 et 4,8 et une moyenne de 2,3 constituent la population « valididem », et 25 surfaces-3D avec une NEC entre 0,8 et 2,9 et une moyenne de 1,8 constituent la population « validdiff ». Enfin, 6 surfaces-3D avec des NEC réparties régulièrement entre 1,1 et 4,8 constituent la population pour la répétabilité et reproductibilité (Figure 2).

## 2. RESULTATS

### 2.1. UN SYSTEME D'ACQUISITION FONCTIONNEL

Le même prototype a été utilisé pendant toute la période. Un scan complet de l'enregistrement dure 4 secondes. Chaque scan résulte toujours en une surface-3D enregistrée. Au total, 10% des surfaces-3D obtenues ont été supprimés de l'étude parce qu'elles n'étaient pas lisses. Ces discontinuités de surface sont liées à un mouvement trop important des vaches pendant l'acquisition. De mars à juillet 2013, nous avons enregistré 1 433 surfaces-3D. Pour définir les différentes populations utilisées (voir 1.4), nous avons choisi 180 surfaces-3D sur les 1 433 enregistrées. L'objectif de cette sélection est d'avoir un nombre minimum de surfaces-3D à traiter pour, dans une 1<sup>ère</sup> approche, minimiser le temps consacré à l'extraction manuelle des 4 points tout en décrivant une gamme de NEC, poids vif, stade de lactation et parité la plus large et exhaustive possible.

### 2.2 LE MEILLEUR MODELE DONNE UNE CALIBRATION PARFAITE

L'ACP réalisée sur les 57 surfaces-3D de la population de calibration est caractérisée par 57 vecteurs propres. Chaque surface-3D est une combinaison linéaire des 57 vecteurs propres. Le meilleur modèle de régression linéaire sélectionné par stepwise comporte 55 variables, associées à 55 vecteurs propres de l'ACP. Ce modèle explique 100% de la variabilité de la NEC ( $R^2 = 1$ ) avec une erreur très proche de 0 (SD = 0) pour la population de calibration.

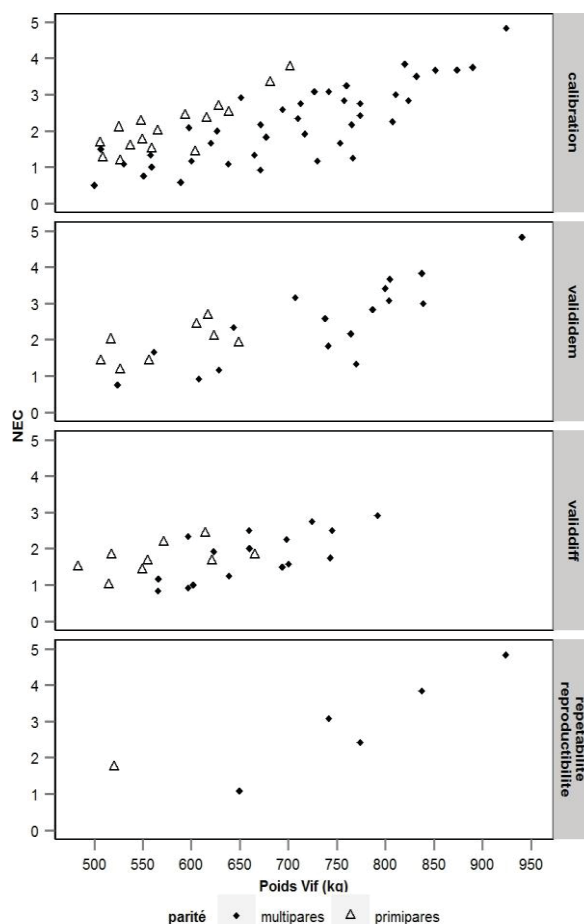


Figure 2 : Description des 4 populations de vaches utilisées : calibration, « validdiff », « valididem » et répétabilité / reproductibilité.

### 2.3 UNE METHODE VALIDE, REPETABLE ET REPRODUCTIBLE

La NEC-3D, NEC estimée par le modèle 3D, est très corrélée à la NEC mesurée par les experts aussi bien pour la population « valididem » ( $r = 0,96$ ) que « validdiff » ( $r = 0,89$ ). La MSE est de 0,09 et 0,10 point de NEC respectivement pour « valididem » et « validdiff ». La variabilité de cette erreur reste inexpliquée à hauteur de 70,3 % et 95,4 % respectivement pour « validdiff » et « valididem », les 29% complémentaires étant expliqués par un biais de pente (Figure 3).

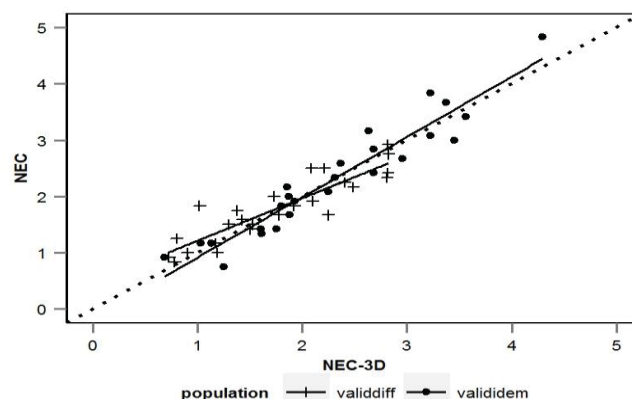


Figure 3 : Qualité de l'estimation de la NEC par 3D sur les populations de validation externe: "valididem" et "validdiff".

L'erreur de répétabilité de la NEC-3D est de 0,075 et l'erreur de reproductibilité est de 0,103 point de NEC (Tableau 1). Le système d'acquisition et le traitement des surfaces-3D sont associés à une erreur égale à 4% de la variation observée de

la NEC en 3D. La NEC en 3D ressort 2,8 fois plus répétable et reproductible que la NEC manuelle.

**Tableau 1** : Répétabilité et reproductibilité de l'estimation de la NEC par 3D (NEC-3D) et de la NEC manuelle.

Méthode	$\sigma_r$	$\sigma_R$	$CV_r$	$CV_R$
NEC-3D	0,075	0,103	2,91	3,95
NEC	0,210	0,280	10,05	13,44

### 3. DISCUSSION

#### 3.1 UN SYSTEME D'ACQUISITION FONCTIONNEL

Le système d'acquisition développé par 3DOuest est aussi efficient que les systèmes utilisés dans des travaux précédents : le capteur 3D n'était ni sensible aux variations de lumière (Bewley et al., 2008) ni aux changements d'humidité (Azzaro et al., 2011). Un nombre plus important de surfaces ont pu être conservées pour l'étude : 80% des surfaces collectées alors que Bewley et al. (2008) et Azzaro et al. (2011) n'ont conservé respectivement que 23% et 2,75% des images collectées.

#### 3.2 UNE METHODE PERFORMANTE 2,8 FOIS PLUS REPETABLE ET REPRODUCTIBLE QUE LA NEC

Le modèle retenu pour estimer la NEC à partir de la 3D est décrit par un  $R^2$  de 1 et un écart-type de 0 : il explique donc toute la variabilité de la NEC dans la population de calibration. L'erreur résiduelle de 0 soulève la question de surparamétrisation du modèle : les dernières variables insérées dans le modèle sont peut-être liées à des caractéristiques spécifiques à certaines surfaces-3D et ne sont en aucun cas des caractéristiques globales de la population. Les 2 populations de validation témoignent d'une erreur de prédiction équivalente. La méthode ne semble pas témoigner d'une plus grande sensibilité pour les vaches déjà utilisées pour la calibration à un stade de lactation différent que pour des vaches externes à la calibration. Le biais de pente est légèrement plus grand pour « validdiff » : le modèle est probablement surparamétré mais la qualité de la validation n'en est pas affectée.

La corrélation entre la NEC estimée par 3D et la NEC manuelle est similaire à celle obtenue par Halachmi et al. (2013) avec des images 2D ( $r = 0,94$ ). Les différences peuvent aussi s'expliquer par les différences de conditions expérimentales (grille de notation de l'état corporel, caractéristiques de la population choisie).

L'erreur de prédiction obtenue en validation est similaire aux erreurs obtenues par Azzaro et al. (2011) qui compare leur méthode avec celle de Bewley et al. (2008) et Halachmi et al. (2008). Cette erreur réalisée en validation externe est l'erreur moyenne réalisée pour une mesure de NEC-3D pour une vache hors calibration. Elle inclut l'erreur réalisée par la méthode de référence, la NEC. La calibration de l'information 3D sur une méthode plus précise telle que l'espace de diffusion de l'eau lourde pourrait réduire cette erreur mais est trop coûteuse. Un compromis serait de calibrer sur la mesure de l'épaisseur de tissu sous-cutané qui est plus abordable, et qui reste plus précise et moins subjective que la NEC.

Les études déjà réalisées autour de la calibration d'une information extraite d'image du bassin de la vache sur un indicateur d'état corporel n'ont pour la plupart décrit que la calibration. La validation et la qualification par répétabilité et reproductibilité sont essentielles pour entièrement qualifier et décrire la méthode. La NEC-3D est 2,8 fois plus répétable et reproductible que la méthode de référence, la NEC. Chaque mesure de NEC-3D contient une erreur de 0,1 point de NEC qui est liée à la méthode (traitement des surfaces et modèle).

#### 3.3 L'APPRENTISSAGE DE FORME PAR ACP : UNE TECHNIQUE EFFICIENTE

L'analyse par ACP est plus flexible que l'utilisation de critères spécifiques prédéfinis. Le développement d'une méthode dont l'analyse est basée sur un nombre réduit de critères spécifiques est risqué comme première approche car ces critères ne sont pas obligatoirement les meilleurs pour prédire le caractère à décrire. L'ACP permet d'étudier le maximum de la variabilité existante dans le caractère d'intérêt, ici la forme 3D, avec un minimum de dimensions. Les méthodes d'apprentissage par ACP réalisées sur l'information globale contenue dans ce caractère d'intérêt minimisent ce biais. Comme notre méthode est basée sur l'ensemble de l'information disponible dans la forme 3D, et pas sur un critère spécifique, la méthode devrait être facilement adaptable à d'autres races ou systèmes de notations. L'adaptation passe par la définition d'une population de calibration adaptée, puis avec une ACP par la définition des vecteurs propres adaptés à cette population pour définir le modèle qui estime la NEC à partir des coordonnées des surfaces-3D sur les vecteurs propres.

#### 3.4 L'AUTOMATISATION DE L'EXTRACTION DES 4 POINTS : DEVELOPPEMENT ESSENTIEL DE LA NEC-3D

La normalisation des surfaces passe par l'extraction de points anatomiques. Le nombre de points extraits par surface a été divisé par 8 par rapport aux 23 identifiés par Bewley et al. (2008), ce qui réduit considérablement le temps d'extraction. Néanmoins l'extraction a été réalisée manuellement et nécessite en moyenne 3 minutes par surface. L'automatisation est essentielle pour accéder à des mesures à haut débit de la NEC-3D. De plus, elle supprimerait totalement l'intervention humaine dans le traitement des surfaces et réduirait par conséquent l'erreur de répétabilité, donc de reproductibilité de la méthode. Comme les résultats de la méthode démontrent la faisabilité du concept et que le nombre de points à extraire est minimal, l'automatisation de l'extraction des 4 points est envisageable et envisagée pour la prochaine étape de développement.

### CONCLUSION

L'estimation de la NEC à partir de la surface en 3D du bassin de la vache résumé par une ACP est performante et 2,8 fois plus répétable que la NEC manuelle. L'automatisation totale du traitement des surfaces-3D est essentielle avant d'envisager une utilisation de cette méthode prometteuse pour faire du monitoring en élevage.

*Les auteurs remercient l'équipe de l'installation expérimentale INRA-UMR PEGASE de Méjusse pour leur investissement dans les mesures, l'UMT RIEL pour les échanges riches sur le sujet et le soutien financier du département INRA PHASE.*

**Azzaro G., Caccamo M., Ferguson J. D., Battiato S., Farinella G. M., Guarnera G.C., Puglisi G., Petriglieri R., Licitra G., 2011.** Journal of Dairy Science, 94, 2126-2137.

**Bazin S., Augéard P., 1984.** Institut technique de l'Élevage bovin pour le Réseau national d'Expérimentation et des Démonstrations en Élevage bovin.

**Bewley J. M., Peacock A. M., Lewis O., Boyce R. E., Roberts D. J., Coffey M. P., Kenyon S. J., Schutz M. M., 2008.** Journal of Dairy Science, 91, 3439-3453.

**Halachmi I., Polak P., Roberts D. J., Klopčic M., 2008.** Journal of Dairy Science, 91, 4444-4451.

**Halachmi I., Klopčic M., Polak P., Roberts D. J., Bewley J. M., 2013.** Comput. Electron. Agric., 99, 35-40.

**Thorup V.M., Edwards D., Friggens N.C., 2012.** Journal of Dairy Science, 95, 1784-1793.

**Weber A., Salau J., Haas J. H., Junge W., Bauer U., Harms J., Suhr O., Schönrock K., Rothfuß H., Bielecki S., Thaller G., 2014.** Livestock Science