

การจดจำโคด้วยลายจมูกแบบอัตโนมัติ
(Automatic recognition of cattle by muzzle point)

ทัพบิม บุตรอำคา
Thapthim Butamkha
ภาควิชาสัตวศาสตร์ คณะเกษตรศาสตร์ มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี

บทคัดย่อ

สัมนานฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาประสิทธิภาพความแม่นยำของเทคโนโลยีการจดจำโคด้วย Muzzle point ได้ทำการรวบรวมและศึกษาจากเอกสารวิชาการจำนวน 3 ฉบับตั้งแต่ ค.ศ 2016 ถึง ค.ศ 2018 พบว่าการจดจำโคด้วยวิธีการ Independent component analysis มีความแม่นยำ 88.50% วิธีการ Group sparse-representation classifier มีความแม่นยำ 95.89% และวิธีการ Deep belief network ที่มีความแม่นยำ 98.99% ซึ่งวิธีการ Deep belief network มีประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุดในการจดจำภาพถ่าย Muzzle point ของโค 500 ตัว โดยแยกลักษณะและตำแหน่งของ Beads (นูน) และ Ridges (ร่อง) ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าการใช้เทคโนโลยีในการจดจำโคด้วยลายจมูกแบบอัตโนมัติวิธีการ Deep belief network มีแนวโน้มในการนำมาใช้งานจริง จึงเหมาะสมในการนำมาเพื่อพัฒนาสำหรับใช้ในปศุสัตว์และฟาร์มเชิงพาณิชย์ นอกจากนี้ในการใช้เทคโนโลยีระบบอัตโนมัตินี้ต้องอาศัยเงินในการลงทุนเหมาะกับฟาร์มขนาดใหญ่และมีสัตว์เลี้ยงที่มีรายได้คุ้มค่าแก่การใช้เงินลงทุน

คำสำคัญ : จดจำโค Animal biometrics, Muzzle point

บทนำ

ในปัจจุบันยังพบการทำเครื่องหมายเพื่อระบุตัวสัตว์ เช่น การติดแท็กหูโดยการเจาะซึ่งมีอายุการใช้งานและสร้างการบาดเจ็บที่โบท การตีเบอร์เย็นและตีเบอร์ร้อนเพื่อการตีเบอร์และการฝังไมโครชิป วิธีเหล่านี้ยังเป็นวิธีแบบดั้งเดิมที่ยังมีการใช้อยู่ซึ่งก่อให้เกิดปัญหาด้านสวัสดิภาพสัตว์ ในปัจจุบันได้มีการใช้และศึกษา Animal biometrics เพื่อระบุตัวสัตว์อย่างแพร่หลายเพื่อลดปัญหาด้านสวัสดิภาพสัตว์ เป็นระบบที่ใช้ในการจดจำรายละเอียดของตัวสัตว์ที่มีลักษณะเฉพาะของแต่ละตัว สามารถใช้ในการจดจำโคแต่ละตัวได้โดยไม่ต้องเป็นปัญหาด้านสวัสดิภาพสัตว์ (Kumar et al., 2016) Muzzle point ของโคแต่ละตัวมีตำแหน่งของ Beads (นูน) และ Ridges (ร่อง) บริเวณ Muzzle point ที่สามารถระบุตัวโคได้ ดังนั้นสมมติฐานข้อนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการใช้เทคโนโลยีในการจดจำโคด้วยภาพถ่าย Muzzle point แบบอัตโนมัติในการระบุโคแต่ละตัวเพื่อลดปัญหาด้านสวัสดิภาพสัตว์เลี้ยง

Convolutional neural network (CNN) หรือโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันจัดเป็น “Deep learning” ประเภทหนึ่งที่ทำหน้าที่การแยกองค์ประกอบของรูปร่างออกมา เช่น ขอบ สี รูปทรง โดยที่ CNN มีตัวกรองหรือ Filter ในการตรวจสอบเพื่อแยกองค์ประกอบของรูปและจำเป็นต้องมีตัวกรองหลายตัวกรองเพื่อหาคุณลักษณะทางพื้นที่ (Pasuj, 2019)

Deep belief network (DBN) เป็นการเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายเซลล์ประสาทของมนุษย์ มีจำนวนโหนดหรือเซลล์จำนวนมาก แบบจำลองมีระดับความซับซ้อนเพียงพอสำหรับแก้ปัญหาได้หลากหลาย (ฐิติรัตน์, 2016)

Independent component analysis (ICA) วิธีการคำนวณสำหรับการแยกสัญญาณหลายตัวแปรออกเป็นองค์ประกอบย่อยโดยอิสระทางสถิติ (วิทวัส, 2013)

Group sparse-representation classifier (GSRC) เป็นวิธีที่มีการจัดการการแสดงคุณลักษณะหลายรูปแบบสำหรับรูปภาพ ซึ่งทำให้รูปภาพที่ไม่ชัดเจนมีมิติที่มากขึ้นถูกนำไปใช้สำหรับการจดจำการจัดหมวดหมู่ชุดข้อมูลและจัดการคุณสมบัติที่หลากหลายของชุดข้อมูล (Kumar et al., 2016)

การวิเคราะห์องค์ประกอบอิสระสำหรับจดจำลายจมูกโค

Kumar et al. (2016) ได้ศึกษาเปรียบเทียบการทดลองเกี่ยวกับความแปรปรวนของภาพ Muzzle point กับความชัด ความสว่าง คุณภาพอุปกรณ์ต่ำ เพื่ออธิบายลักษณะที่ได้มาโดยเตรียมรูปแบบ Muzzle point เป็น 2 ส่วน ส่วนที่ 1 ภาพสำหรับฝึกระบบใช้โค 500 ตัว โดยโค 1 ตัวต่อ 6 ภาพและส่วนที่ 2 คือใช้สำหรับทดสอบ โดยใช้ 4 รูปต่อโค 1 ตัว จากการสุ่มของภาพ Muzzle point ของโคแต่ละตัว ซึ่งในส่วนที่ 2 เป็นบริเวณ Based ในการทดสอบและประเมินประสิทธิภาพการประเมินเกี่ยวกับความถูกต้องในการแยก Muzzle point โคแต่ละตัว โดยถ่ายภาพบริเวณ Muzzle point และเริ่มแยกระหว่าง Beads (นูน) และ Ridges (ร่อง) เพื่อหาตำแหน่งที่มีลักษณะเฉพาะ (Figure 1)

Table 1 ความแม่นยำในการจดจำของอัลกอริทึม ICA-LIBSVM นั้นมีค่าความแม่นยำที่ 88.50% สูงสุด

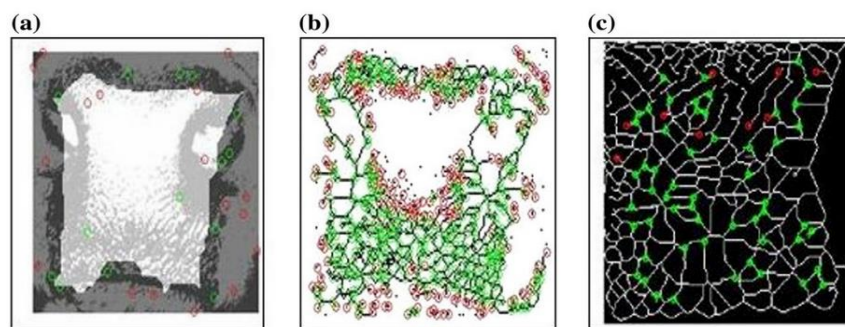


Figure 1 Depicts the segmentation (a) and selection of region of interests (b, c) for bead and ridge pattern of Muzzle point images of cattle

Source: Kumar et al. (2016)

Table 1 Identification accuracies of algorithms

Algorithms	Gaussian level	Identification accuracy (rank 1), %
batch-ILDA	0	74.40
	1	79.25
	2	85.50
CCIPCA-LiBSVM	0	79.50
	1	81.90
	2	83.95
ICA-LiBSVM	0	80.70
	1	82.42
	2	88.50
ILDA	0	77.75
	1	79.49
	2	8.85
ILDA-LiBSVM	0	78.93
	1	80.92
	2	83.25

Source: Kumar et al. (2016)

การจำแนกคุณลักษณะแบบกลุ่มสำหรับจดจำลายงมูกโค

Kumar et al. (2018a) ศึกษาลักษณะแต่ละแห่งคือใบหน้าและ Muzzle point โดย SRC และ GSRC จับคู่ใช้อัลกอริทึม GSRC โดยไม่ต้องใช้การตัดต่อภาพหรือลดคุณลักษณะของภาพสำหรับการจัดหมวดหมู่สามารถใช้พื้นที่ลักษณะต่างๆ การจำแนกประเภทของลักษณะต่างๆ จึงได้ศึกษากับอัลกอริทึม SRC ซึ่งจะจัดหมวดหมู่การกระจายของรูป โดยใช้กล่อง 20 ล้านพิกเซลในการถ่ายภาพหน้าโคและ Muzzle point แยกตำแหน่ง Beads (นูน) และ Ridges (ร่อง) ของโค 500 ตัว (Figure 2)

Table 2 จะเห็นได้ว่า หากข้อมูลรูปหรือลักษณะของ Muzzle point ไม่ชัด การใช้ GRSC เข้ามาได้เพิ่มความแม่นยำการใช้ Animal biometrics มากยิ่งขึ้นวิธีการ GRSC มีเปอร์เซ็นต์ค่าความแม่นยำที่ 95.89% ซึ่งมากกว่าทั้ง 2 ขั้วของ SRC ที่เป็นการทดลองแบบดั้งเดิม

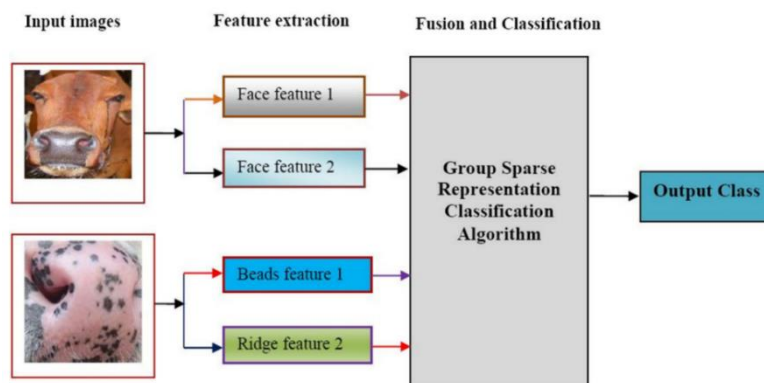


Figure 2 Proposed block diagram of cattle recognition

Source: Kumar et al. (2018a)

Table 2 The impact of biometric feature characteristics of face and muzzle of cattle on the performance of propose GSRC

Classifiers	Muzzle point image database	
	LBP (O)(%)	LBP (N)(%)
SRC	85.96	89.96
Proposed GRSC	93.89	95.89

Source: Kumar et al. (2018a)

การเรียนรู้เชิงลึกสำหรับจดจำลายจมูกโค

จากการทดลองของ Kumar et al.(2018b) ได้กล่าวว่าตำแหน่งของ Beads (นูน) และ Ridges (ร่อง) บริเวณ Muzzle point เป็นลักษณะเฉพาะของโคแต่ละตัวยากที่จะปลอมแปลงหรือสับเปลี่ยน ซึ่งทดลองโดยใช้กล้องขนาด 30 ล้านพิกเซล และวิธีการ Convolution Neural Network จัดลักษณะของ Beads และ Ridges บริเวณ Muzzle point เป็นชุดที่แยกลักษณะเด่นของตำแหน่งแต่ละชุดด้วยฐานข้อมูลรูปภาพ Muzzle point ของโค 500 ตัว (Figure 3)

Table 3 วิธีการ แบบจำลองการเรียนรู้เครือข่ายความเชื่อเชิงลึก DBN แบบกราฟฟิกลักษณะพิกเซลที่เชื่อมโยงกันที่ความแม่นยำ 95.99% วิธีการ SDAE มาใช้ในการเข้ารหัสแยกลักษณะของ Beads และ Ridges บริเวณ Muzzle point ที่ความแม่นยำ 88.76% วิธีการ CNN สำหรับการแยกลักษณะของ Beads และ Ridges ที่ความแม่นยำ 75.98%

Table 4 ผลการทดลองและวิเคราะห์ด้วยรูปภาพของ Muzzle point ในการทดสอบหลายครั้ง ความแม่นยำในการระบุความถูกต้องถึง 98.99% จำนวน 400 คุณลักษณะ

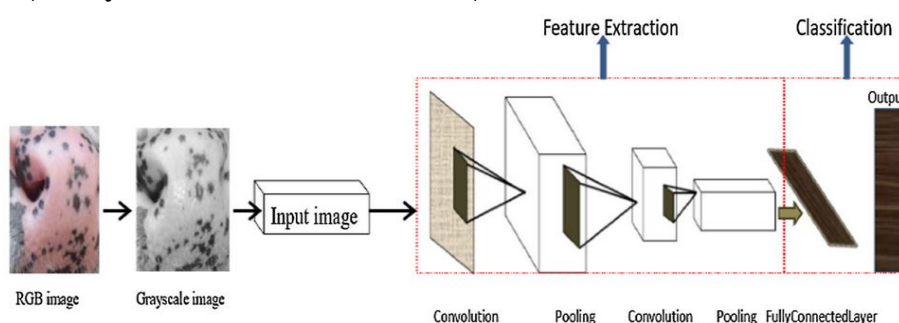


Figure 3 Block diagram of proposed deep learning based framework for cattle recognition

Source: Kumar et al. (2018b)

Table 3 Illustrates the identification accuracy (%)

S. No.	Proposed approach	Identification accuracy (%)
1	CNN	75.98
2	SDAE	88.76
3	DBN	95.99

Source: Kumar et al. (2018b)

Table 4 Identification accuracy (%) of CNN, SDAE and DBN deep learning approaches.

Number of feature sets	Identification accuracy (%)		
	CNN	SDAE	DBN
50	63.75	67.75	65.95
100	67.98	68.65	69.85
150	73.85	71.96	75.85
200	76.75	76.92	77.94
250	79.98	78.67	82.99
300	82.99	85.98	86.92
350	86.75	89.79	94.75
400	95.98	96.92	98.99

Source: Kumar et al. (2018b)

Table 5 Comparison experimental results of analysis

References	Cattle (Images)	Method	Accuracy (%)
Kumar et al. (2016)	500 Cattle (5,000 Images)	ICA-LiBSVM	88.50
Kumar et al. (2018a)	500 Cattle (5,000 Images)	GRSC	95.89
Kumar et al. (2018b)	500 Cattle (5,000 Images)	DBN	98.99

Source: Kumar et al. (2016), Kumar et al. (2018a), Kumar et al. (2018b)

Table 5 เป็นตารางการศึกษาดารงเปรียบเทียบผลการทดลองต่อเนื่องเพื่อพัฒนาการจดจำโคแต่ละตัวโดยไม่กระทบสวัสดิภาพสัตว์เลี้ยงโดยวิธีการจดจำแบบ ICA-LiBSVM มีประสิทธิภาพความแม่นยำ 88.50% วิธี GRSC มีประสิทธิภาพความแม่นยำ 95.89% และวิธี DBN มีประสิทธิภาพความแม่นยำสูงสุดที่ 98.99%

สรุป

จากการศึกษางานวิจัยทั้ง 3 งาน วิธี DBN มีประสิทธิภาพการจดจำได้สูงสุด สามารถนำมาเรียนรู้การจดจำโคด้วยลาย Muzzle point เนื่องจากมีประสิทธิภาพการจดจำได้สูง 98.99% มีแนวโน้มในการนำไปใช้งานจริง ซึ่งวิธีการ DBN นั้นมีประสิทธิภาพความแม่นยำสูงและในการใช้เทคโนโลยีไม่สามารถมีประสิทธิภาพความแม่นยำได้ถึง 100% เนื่องจากข้อจำกัดของภาพถ่าย อุปกรณ์ในการเก็บข้อมูลของภาพลายจมูกโค อย่างไรก็ตามยังต้องมีการพัฒนาระบบในการนำไปใช้งานจริง เหมาะกับปศุสัตว์และระบบฟาร์มขนาดใหญ่

เพราะมีต้นทุนการใช้เทคโนโลยีระบบอัตโนมัติที่สูง นอกจากนี้การใช้การจดจำลายจมูก Muzzle point นั้นช่วยในการจดจำตัวตนของโคได้ในฐานข้อมูลง่ายต่อการระบุตัวตนของโค และเพื่อลดการบาดเจ็บจากการทำเครื่องหมายสัญลักษณ์ต่างๆ ที่ส่งผลกระทบต่อสวัสดิภาพสัตว์และลดปัญหาการสูญหายของอุปกรณ์ที่ใช้ทำเครื่องหมาย ซึ่งจะทำให้ไม่สามารถระบุตัวตนโคตัวนั้นได้

เอกสารอ้างอิง

- ฐิติรัตน์ ศิริบวร. 2016. **5 คำถามกับ Deep Learning**. <https://mgronline.com/daily/detail/9590000091323>. 22 February
- วิทวัส วิทยาไกรเลิศ. 2556. **การวิเคราะห์ภาพใบหน้า 3 มิติ สำหรับการระบุตัวตนและยืนยันตัวบุคคล**. วิทยานิพนธ์ วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.
- Kumar, S., Singh, S.K., Singh, A.K. 2017. "Muzzle point pattern based techniques for individual cattle identification". **IET Image Process**. Vol. 11 Iss. 10, pp. 805-814.
- Kumar, S., Singh, S.K., Abidi, A.I., Data, D., Sangaiah, A.K. 2018. "Group Sparse Representation Approach for Recognition of Cattle on Muzzle point Images". **Int J Parallel Prog**. 46:812-837.
- Kumer, S., Pandey, A., Satwik, K.S.R., Kumar, S., Singh, S.K., Singh, A.K., Mohan, A. 2018. "Deep learning framework for recognition of cattle using Muzzle point image pattern". **Measurement**. 116: 1-17.
- PasuJ, 2019. **CNN คืออะไร**. <https://pasj.medium.com/>. 22 February.