

# การคัดเลือกตัวแปรโดยการหาค่าเอยูซีเหมาะสมที่สุด

วรัญญู วงษ์เสรี, ปวีศ ธาริชาญ

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์  
มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

## บทคัดย่อ

เอยูซีเป็นเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวจำแนก การวิเคราะห์ทางสถิติหาความสัมพันธ์ระหว่างเอยูซีและอัตราผิดพลาด (Error rate) พบว่ากรณีที่คลาสไม่สมดุลที่มีอัตราผิดพลาดสูง ตัวจำแนกที่มีความถูกต้อง (Accuracy) สูงอาจจะไม่ได้มีค่าเอยูซีสูง เนื่องจากความถูกต้องจะแปรผันตามจำนวนตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาด ในขณะที่เอยูซีนั้นจะแปรผันตามจำนวนตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาดแล้วยังแปรผันตามลำดับ (Rank) ของตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาดด้วย งานวิจัยนี้นำเสนอการทดลองเปรียบเทียบความสอดคล้องและความสามารถในการจำแนกระหว่างดัชนีค่าความถูกต้องและค่า auc พบว่า auc มีความสอดคล้อง สูงกว่าความถูกต้องทั้งในกรณีที่คลาสสมดุลและไม่สมดุล นอกจากนี้ตัวจำแนกที่มีค่าเอยูซีสูงมีแนวโน้มที่จะมีความถูกต้องสูงด้วย การออกแบบตัวจำแนกที่มีค่าเอยูซีสูงจึงมีความเหมาะสมมากกว่าตัวจำแนกที่มีความถูกต้องสูง ดังนั้นจึงมีความจำเป็นในการหาฟังก์ชันความสูญเสีย (Loss function) ที่เหมาะสมสำหรับการหาค่าเอยูซีที่เหมาะสมที่สุด

## 1 บทนำ

เป้าหมายของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนกคือการสร้างตัวจำแนกจากชุดข้อมูลที่มีป้ายกำกับเพื่อให้แบบจำลองสามารถใช้ ในการพยากรณ์ชุดข้อมูลทดสอบ โดยทั่วไปความสามารถในการทำนายของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนกสามารถวัดได้จากค่าความแม่นยำ (หรือ อัตราผิดพลาดซึ่งเท่ากับ 1 ลบด้วยค่าความแม่นยำ) ของชุดข้อมูลทดสอบ และโดยส่วนใหญ่ของแบบจำลองการจำแนกนั้นสามารถประมาณค่าความน่าจะเป็นของการเกิดคลาส ได้แต่ยังไม่ค่อยนำมาประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองเท่าไร ทำให้ความแม่นยำถูกพิจารณาเพียงถูกต้องหรือผิดพลาดเพียงเท่านั้น ค่าความแม่นยำนั้นอาจไม่เพียงพอในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนก เช่น ในทางการตลาด ที่ต้องการกระตุ้นยอดขายสูงสุดให้เพิ่มขึ้นจากลูกค้า จึงทำให้ต้องการดำเนินการกลยุทธ์ทางการค้าต่อลูกค้าที่ส่งผลมากที่สุดต่อการขายในแต่ละบุคคล มิใช่เพียงแค่การดำเนินการกลยุทธ์ต่อลูกค้าที่เพียงสนใจแค่ว่าจะทำให้ลูกค้าซื้อหรือไม่เท่านั้น เพราะต้องการที่จะเพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้าให้เกิดผลสูงสุด ดังนั้นในกรณีนี้เพียงแค่เพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้ามันไม่เพียงพอ แต่ต้องเป็นวิธีที่เพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้าได้มากที่สุดด้วย

ดังนั้นการจัดอันดับจึงเป็นที่ต้องการมากกว่าแค่การจัดประเภท และสามารถคำนวณได้ง่ายเนื่องจากแบบจำลองการจำแนกส่วนใหญ่จะสร้างการประมาณความน่าจะเป็นที่สามารถใช้ในการจัดอันดับได้

เส้นโค้ง ROC (Receiver Operating Characteristics) ได้ถูกนำเอา

มาใช้ในการประเมินประสิทธิภาพการจัดอันดับของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนก [2, 3] โดยพบว่า AUC มีคุณสมบัติที่พึงประสงค์หลายประการเมื่อเทียบกับความแม่นยำ ในบทความนี้จะแสดงให้เห็นในเชิงประจักษ์ว่า AUC เป็นการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองที่ดีกว่าความแม่นยำ

## 2 เกณฑ์สำหรับการเปรียบเทียบมาตรการการประเมิน

เริ่มต้นด้วยการเปรียบเทียบ AUC และความแม่นยำจากนั้นอธิบายคำจำกัดความที่เป็นทางการในการเปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองการจำแนกทั้งสองประเภท

### 2.1 ค่า AUC เทียบกับ ค่าความแม่นยำ

การคำนวณ AUC สามารถคำนวณได้จาก[1]

$$AUC = \frac{\sum r_i - n_p \frac{n_p+1}{2}}{n_p n_n} \quad (1)$$

ตารางที่ 1 ตัวอย่างข้อมูลการคำนวณ AUC

	-	-	-	-	+	-	+	+	+	+
i					1		2	3	4	5
$r_i$					5		7	8	9	10

ตารางที่ 2 ตัวอย่างแบบจำลองการจำแนกทั้งสองที่มีค่าความแม่นยำเท่ากัน แต่มี AUC ต่างกัน

ตัวจำแนกที่ 1	-	-	-	-	+	-	+	+	+	+
ตัวจำแนกที่ 2	+	-	-	-	-	+	+	+	+	-

เมื่อ  $n_p$  และ  $n_n$  คือจำนวนตัวอย่างทั้งหมดของคลาสบวก และคลาสลบตามลำดับ และ  $r_i$  คือหมายเลขอันดับของคลาสบวกที่ i จากตัวอย่างในตารางที่ 1 พบว่ามีคลาสบวกและ คลาสลบอยู่อย่างละ 5 ตัว และเมื่อคำนวณหา AUC จะได้ดังนี้  $\frac{(5+7+8+9+10)-5 \times \frac{6}{2}}{5 \times 5}$  ซึ่งเท่ากับ  $\frac{24}{25}$  โดยค่าสูงสุดของ AUC จะมีค่าเท่ากับ 1 ในตัวอย่างถัดไปจะเห็นว่าเหตุใด AUC จึงเป็นหน่วยวัดที่ดีกว่าความแม่นยำ

พิจารณาแบบจำลองการจำแนก 2 แบบจำลองที่มีการประมาณความน่าจะเป็นสำหรับชุดตัวอย่างการทดสอบ 10 ชุด โดยเป็นคลาสบวกและ คลาส

ลอย่างละ 5 ตัว ซึ่งเห็นได้ชัดเจนว่าการจำแนกทั้ง 2 ตัว มีความแม่นยำเท่ากับ 80% (จำแนกคลาสบวกถูกต้อง(จริงบวก) 4 ตัว จำแนกคลาสลบถูกต้อง(จริงลบ) 4 ตัว และ จำแนกคลาสบวกผิด(เท็จลบ) 1 ตัว จำแนกคลาสลบผิด(เท็จบวก) 1 ตัว รวมถูกต้องทั้งหมด 8 ตัวจาก 10 ตัว) แต่ค่า AUC ของตัวจำแนกที่ 1 และ 2 นั้นเท่ากับ  $\frac{24}{25}$  และ  $\frac{16}{25}$  ตามลำดับ พบว่าความแม่นยำไม่สามารถแยกความแตกต่างของทั้งสองแบบจำลองได้ ในขณะที่ค่า AUC สามารถแยกความแตกต่างของทั้งสองแบบจำลองได้

## 2.2 ความสอดคล้อง (Consistency) และความสามารถในการจำแนก (Discriminacy)

เมื่อต้องเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่แตกต่างกันดัชนีหนึ่งที่เราควรคำนึงถึงคือความสอดคล้อง เพื่อระบุว่าแบบจำลองที่เปรียบเทียบกันนั้นจะมีความทำงานหรือ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกัน หรือกลับกัน หรือไม่

อีกดัชนีหนึ่งความสามารถในการจำแนก (Discriminacy) ความสามารถในการ แยกรูปแบบที่แตกต่างกัน ดัชนีในการ ประเมิน ประสิทธิภาพแบบใด สามารถ จำแนก สูงกว่า อีก แบบ นั้น จะ ต้อง มี เหตุการณ์ ที่ การ ประเมิน ประสิทธิภาพหนึ่ง ไม่สามารถ แยก รูปแบบสองชุดข้อมูลที่มีความต่างกัน ได้ แต่อีกการประเมินประสิทธิภาพสามารถทำได้

## 3 ทดลองเปรียบเทียบ

การทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของดัชนีความถูกต้องและ auc จะทดลองด้วยข้อมูลที่สามารถเกิดขึ้นในทุกกรณีโดยวิธีการเรียงสับเปลี่ยนทางคณิตศาสตร์ โดยข้อมูลจะมีทั้งหมดสองคลาสกำหนดให้เป็นคลาสบวก และ คลาสลบการทดลองจะแบ่งเป็นสองกรณีคือ ข้อมูลที่สมดุลกันและ ไม่สมดุลกัน

### 3.1 ข้อมูลสองคลาสที่สมดุล

ดังนั้น ชุดข้อมูล ในการทดลอง นี้จะ ประกอบ ด้วย ตัวอย่าง บวก และ ลบ จำนวนเท่ากัน (binary class) โดยจะทดลองข้อมูลที่มีขนาด 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18 และ 20 ตัวอย่าง

โดยเมื่อข้อมูลมีขนาด  $2n$  จะมีรูปแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด  $\binom{2n}{n}$  และรูปแบบที่สนใจทั้งหมดมีดังนี้ ให้  $a, b$  เป็นรูปแบบชุดข้อมูลที่แตกต่างกัน ถ้า  $AUC(a) > AUC(b)$  และ  $acc(a) > acc(b)$  ด้วย จะนับว่าค่า AUC มีความสอดคล้องกับค่าความแม่นยำ แต่ถ้า  $AUC(a) > AUC(b)$  แต่  $acc(a) < acc(b)$  จะถูกนับว่าค่า AUC ไม่มีความสอดคล้องกับค่าความแม่นยำ โดยให้ค่าความสอดคล้อง  $C$  คิดได้จากเหตุการณ์ที่ค่า AUC และค่าความแม่นยำ เป็นไปในทิศทางเดียวกัน ทารด้วย ผลรวมของทั้งสองเหตุการณ์ ผลลัพธ์จากการทดลองแสดงดังตารางที่ 3

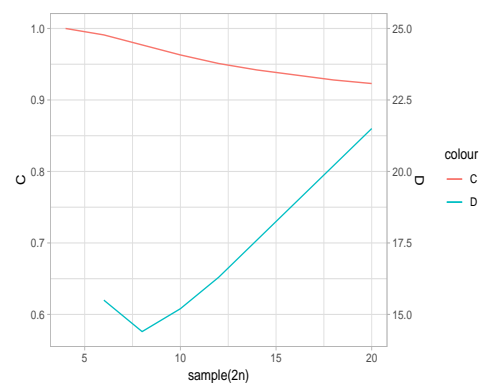
ถ้า  $acc(a) = acc(b)$  แต่  $AUC(a) \neq AUC(b)$  ด้วย จะนับว่าค่า AUC นั้นมีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่าความแม่นยำ แต่เมื่อ  $AUC(a) = AUC(b)$  และ  $acc(a) \neq acc(b)$  จะถูกนับว่าค่าความแม่นยำ นั้นมีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่า AUC ความสามารถในการจำแนก  $D$  คิดได้จากเหตุการณ์ที่ AUC มีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่าความแม่นยำ ทารด้วย เหตุการณ์ที่ค่าความแม่นยำ มีความสามารถในการจำแนกสูงกว่า AUC ผลลัพธ์จากการทดลองแสดงดังตารางที่ 4

ตารางที่ 3 ความสอดคล้องกันของ AUC และ ความแม่นยำ

$2n$	ค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ สอดคล้องกัน	ค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ ไม่สอดคล้องกัน	$C$
4	9	0	1
6	113	1	0.991
8	1,459	34	0.977
10	19,742	766	0.963
12	273,600	13,997	0.951
14	3,864,673	237,303	0.942
16	55,370,122	3,868,959	0.935
18	802,343,521	61,797,523	0.928
20	11,733,729,456	975,464,160	0.923

ตารางที่ 4 ความสามารถในการจำแนกของค่า AUC และ ความแม่นยำ

$2n$	ค่า AUC จำแนกได้ดีกว่า ค่าความแม่นยำ	ค่าความแม่นยำ จำแนกได้ดีกว่า ค่า AUC	$D$
4	5	0	$\infty$
6	62	4	15.5
8	762	52	14.4
10	9,416	618	15.2
12	120,374	7,369	16.3
14	1,578,566	89,828	17.6
16	21,161,143	1,121,120	18.9
18	288,745,778	14,290,466	20.2
20	3,998,425,154	185,536,518	21.5



รูปที่ 1 ค่าความสอดคล้องและค่าความสามารถในการจำแนก เทียบจำนวนตัวอย่าง

ในการทดลองที่ข้อมูลเป็นมีจำนวนคลาสสองคลาสและเป็นข้อมูลที่สมดุลพบว่า AUC นั้นมีความสอดคล้องกับ ค่าความแม่นยำและ AUC นั้นสามารถจำแนกเหตุการณ์ที่แตกต่างกันที่ค่าความแม่นยำไม่สามารถจำแนกได้มากกว่า และเมื่อพิจารณาความสามารถในการจำแนกนั้นพบว่ายิ่งจำนวนข้อมูลเยอะมากขึ้นนั้น ความสามารถในการจำแนกของ AUC จะสูงขึ้นด้วย แสดงดังรูปที่

### 3.2 ข้อมูลสองคลาสที่สมดุล

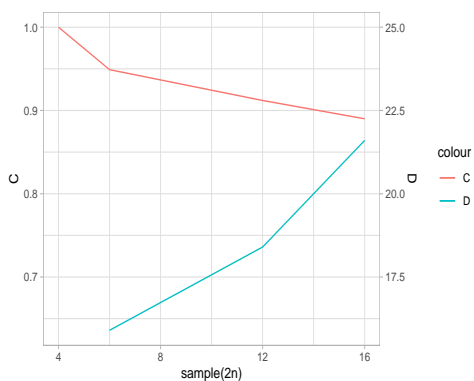
ข้อมูลแบบรีคลาสที่ไม่สมดุลโดยจะกำหนดให้มีตัวอย่างคลาสบวก 25% และตัวอย่างคลาสลบ 75% โดยข้อมูลที่ใช้จะมีจำนวน 4, 8, 12 และ 16 ตัวอย่าง และยังคงใช้สูตรการคำนวณค่า AUC เหมือนเดิมและเนื่องจากจำนวนตัวอย่างนั้นไม่สมดุลทำให้การคำนวณค่าความแม่นยำจะเปลี่ยนจากเดิมที่ 5 ตัวอย่างแรกเป็นคลาสลบและ 5 ตัวอย่างถัดไปเป็นคลาสบวกหรืออีกนัยหนึ่งคือแบ่งตรงกลางอย่างละครึ่ง แต่เมื่อข้อมูลนั้นมีขนาดไม่เท่ากันทำให้การแยกคลาสบวกและคลาสลบเป็น 75% แรกเป็นคลาสลบ และ 25% เป็นต่อมาเป็นคลาสบวกตามอัตราส่วนของข้อมูลเข้าที่เปลี่ยนไป

ตารางที่ 5 ความสอดคล้องกันของ AUC และ ความแม่นยำ(ไม่สมดุล)

$2n$	ค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ สอดคล้องกัน	ค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ ไม่สอดคล้องกัน	$C$
4	3	0	1
6	187	10	0.949
12	12,716	1,225	0.912
16	926,884	114,074	0.890

ตารางที่ 6 ความสามารถในการจำแนกของค่า AUC และ ความแม่นยำ(ไม่สมดุล)

$2n$	ค่า AUC จำแนกได้ดีกว่า ค่าความแม่นยำ	ค่าความแม่นยำ จำแนกได้ดีกว่า ค่า AUC	$D$
4	3	0	$\infty$
8	159	10	15.9
12	8,986	489	18.4
16	559,751	25,969	21.6



รูปที่ 2 ค่าความสอดคล้องและ ค่าความสามารถในการจำแนก เทียบจำนวนตัวอย่าง กรณีข้อมูลไม่สมดุล

ตารางที่ 7 ความสอดคล้องและความสามารถในการจำแนกของค่า AUC และ ความแม่นยำ(ไม่สมดุล ขนาดข้อมูล 10 ตัวอย่าง)

คลาสบวก	คลาสลบ	$C$	$D$
1	9	1.0	$\infty$
2	8	0.926	22.3
3	7	0.939	15.5
4	6	0.956	14.9
5	5	0.963	15.2

และสุดท้ายเป็นการทดลองในหลายๆ อัตราส่วนของคลาสบวกและคลาสลบ โดยกำหนดให้มีข้อมูลทั้งหมด 10 ตัวอย่าง โดยเริ่มจากสมดุลคือมีทั้งหมดอย่างละ 5 ตัวอย่างจากนั้นเพิ่มและ ลดคลาสใดคลาสหนึ่งไปเรื่อยๆ จนไม่สามารถลดได้ ในกรณีนี้คือเหลือตัวเดียว

จากการทดลองทั้งสองไม่ว่าเป็นข้อมูลทั้งแบบที่สมดุลและ ไม่สมดุลก็ตาม ผลการทดลองยังคงเป็นไปในทิศทางเดียวกัน ทั้งในมุมมองสอดคล้องที่ยังคงสอดคล้องกันสูง และในมุมมองความสามารถในการจำแนกที่ AUC มีความสามารถในการจำแนกสูง ขึ้นเรื่อยๆ ตามขนาดของ ข้อมูล และ ยังมีความสามารถในการจำแนกสูงมากขึ้นเมื่อข้อมูลเกิดความไม่สมดุลของทั้งสองคลาส

## 4 การประยุกต์ใช้

จากการทดลองที่ผ่านมาได้เปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพทั้งสองคือค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ โดยค่า AUC มีประสิทธิภาพดีกว่าค่าความแม่นยำ แต่อย่างไรก็ตามในการใช้งานจริงทั้ง AUC และ ความแม่นยำไม่ใช่เป้าหมายสุดท้าย เช่น ธนาคาร หรือ บริษัทประกันภัย อาจจะมีข้อมูลของลูกค้าอยู่มหาศาลโดยสิ่งที่ต้องการสุดท้ายคือการคาดการณ์การทำให้กับ บริษัท

สมมติว่าข้อมูลของลูกค้ามีการเก็บด้วยแอตทริบิวต์จำนวนหนึ่งและลูกค้าแต่ละรายอาจเป็นผู้ซื้อหรือไม่ใช่ผู้ซื้อผลิตภัณฑ์บางอย่างเนื่องจากปัญหานี้เป็นปัญหาการจำแนกแบบไบนารี ลูกค้าจะได้รับการติดต่อจากแคมเปญการส่งเสริมการขายสำหรับลูกค้าแต่ละรายโดย บริษัทต้องคาดการณ์ว่าในสินค้าชนิดๆ หนึ่งนั้นลูกค้าแต่ละรายมีความต้องการสินค้านั้นมากเพียงใด และ ต้องเพิ่มโอกาสการซื้อเล็กน้อยเพียงใด

อย่างไรก็ตามการประยุกต์ใช้ บริษัท อาจต้องการโปรโมตเพียงเล็กน้อยให้กับลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าสูงที่สุดที่คาดการณ์ไว้ และต้องโปรโมตมากขึ้นสำหรับลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าลดลง ซึ่งทำให้กำไรที่ได้ต่อลูกค้าแต่ละคนนั้นต่างกันไปด้วยซึ่งในความเป็นจริง ก่อให้เกิดผลดีต่อรายได้ของบริษัทเพราะสามารถลดการโปรโมตเกินจำเป็นสำหรับลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าสูงๆ อยู่แล้ว เช่น ลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าสูงสุด 10% แรกนั้น อาจจะเป็นลูกค้าที่มีการซื้อสินค้าเป็นประจำในการโปรโมตสินค้าที่ลูกค้ากลุ่มนี้ซื้อเป็นประจำอยู่แล้วอาจไม่จำเป็น และเพิ่มโอกาสให้ลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าลดลงมีโอกาสซื้อสินค้ามากขึ้นด้วย

## 5 สรุป

ใน บทความ นี้ ได้ให้ คำ จำกัด ความ อย่าง เป็น ทาง การ เกี่ยว กับ ความ สอดคล้องและ ความสามารถในการจำแนก เพื่อใช้ประเมินผลสำหรับขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ในปัญหาการจำแนก กำหนดรูปแบบและเกณฑ์ที่ใช้สำหรับการเปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพทั้งสอง และแสดงให้เห็นอย่างชัดเจนว่า AUC นั้นเป็นตัวประเมินประสิทธิภาพที่ดีกว่าค่าความแม่นยำ และได้นำไปเปรียบเทียบกับเหตุการณ์จริงในธุรกิจเพื่อแสดงผลลัพธ์ที่น่าสนใจว่า AUC เกี่ยข้องโดยตรงกับกำไรสุทธิมากกว่าค่าความแม่นยำในการตลาดทางตรง

การสร้างแบบจำลองที่มีค่า auc สูงจึงเป็นที่ต้องการมากกว่าการสร้างแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูง

## ข้อมูลอ้างอิง

- [1] D.J. Hand and R.J. Till. A simple generalisation of the area under the ROC curve for multiclass classification problems. *Machine Learning*, 45:171–186, 2001.

- [2] F. Provost and T. Fawcett. Analysis and visualization of classifier performance: comparison under imprecise class and cost distribution. In *Proceedings of the Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pages 43–48. AAAI Press, 1997.
- [3] Jin Huang and Ling, C.X. *Using AUC and accuracy in evaluating learning algorithms*. London, Ontario, Canada