

# การคัดเลือกตัวแปรโดยการหาค่าเอยู่ซีที่เหมาะสมที่สุด

วรัญญู วงษ์เสรี, ปวริศ ธารีชาญ

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

## บทคัดย่อ

เอยู่ซีเป็นเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวจำแนก การวิเคราะห์ทางสถิติหาความสัมพันธ์ระหว่างเอยู่ซีและอัตราผิดพลาด (Error rate) พบว่ากรณีที่คลาสไม่สมดุลที่มีอัตราผิดพลาดสูง ตัวจำแนกที่มีความถูกต้อง (Accuracy) สูงอาจจะได้มีค่าเอยู่ซีสูง เนื่องจากความถูกต้องจะแปรผันตามจำนวนตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาด ในขณะที่เอยู่ซีนั้นนอกจากจะแปรผันตามจำนวนตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาดแล้วยังแปรผันตามลำดับ (Rank) ของตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาดด้วย และมีการพิสูจน์เชิงทฤษฎีและทดลองพบว่าเอยู่ซีมีความสอดคล้อง (Consistency) และความสามารถในการจำแนก (Discriminancy) สูงกว่าความถูกต้องทั้งในกรณีที่คลาสสมดุลและไม่สมดุล นอกจากนี้ตัวจำแนกที่มีค่าเอยู่ซีสูงมีแนวโน้มที่จะมีความถูกต้องสูงด้วย การออกแบบตัวจำแนกที่มีค่าเอยู่ซีสูงจึงมีความเหมาะสมมากกว่าตัวจำแนกที่มีความถูกต้องสูง ดังนั้นจึงมีความจำเป็นในการหาฟังก์ชันความสูญเสีย (Loss function) ที่เหมาะสมสำหรับการหาค่าเอยู่ซีที่เหมาะสมที่สุด

## 1 บทนำ

เป้าหมายของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนกคือการสร้างตัวจำแนกจากชุดข้อมูลที่มีป้ายกำกับเพื่อให้แบบจำลองสามารถใช้ ในการพยากรณ์ชุดข้อมูลทดสอบที่ โดยทั่วไปความสามารถในการทำนายของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนกสามารถวัดได้จากค่าความแม่นยำ (หรือ อัตราผิดพลาดซึ่งเท่ากับ 1 ลบด้วย ค่าความแม่นยำ) ของชุดข้อมูลทดสอบ และโดยส่วนใหญ่ของแบบจำลองการจำแนกนั้นสามารถประมาณค่าความน่าจะเป็นของการเกิดคลาสนั้นๆ ได้แต่ยังไม่ค่อยนำมาประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองเท่าไรทำให้ความแม่นยำถูกพิจารณาเพียงถูกต้องหรือผิดพลาดเพียงเท่านั้น ค่าความแม่นยำนั้นอาจไม่เพียงพอในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนก เช่น ในทางการตลาด ที่ต้องการกระตุ้นยอดขายสูงสุดให้เพิ่มขึ้นจากลูกค้า จึงทำให้ต้องการดำเนินการกลยุทธ์ทางการค้าต่อลูกค้าที่ส่งผลมากที่สุดต่อการขายในแต่ละบุคคล มิใช่เพียงแค่การดำเนินการกลยุทธ์ต่อลูกค้าที่เพียงสนใจแค่จะทำให้ลูกค้าซื้อหรือไม่เท่านั้นเพราะเราต้องการที่จะเพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้าให้เกิดผลสูงสุด ดังนั้นในกรณีนี้เพียงแค่เพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้านั้นไม่เพียงพอ แต่ต้องเป็นวิธีที่เพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้าได้มากที่สุดด้วย

ดังนั้น การจัดอันดับ จึงเป็นที่ต้องการมากกว่าแค่การจัดประเภท และสามารถคำนวณได้ง่ายเนื่องจากแบบจำลองการจำแนกส่วนใหญ่จะสร้างการประมาณความน่าจะเป็นที่สามารถใช้ในการจัดอันดับได้

เส้นโค้ง ROC (Receiver Operating Characteristics) ได้ถูกนำเอามาใช้ในการประเมินประสิทธิภาพการจัดอันดับของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับ

ปัญหาการจำแนกโดยพบว่า AUC มีคุณสมบัติที่พึงประสงค์หลายประการเมื่อเทียบกับความแม่นยำ ในบทความนี้จะแสดงให้เห็นในเชิงประจักษ์ว่า AUC เป็นการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองที่ดีกว่าความแม่นยำ

## 2 เกณฑ์ สำหรับการ เปรียบ เทียบ มาตรการ การ ประเมิน

เริ่มต้นด้วยการเปรียบเทียบ AUC และความแม่นยำจากนั้นอธิบายคำจำกัดความที่เป็นทางการในการเปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองการจำแนกทั้งสองประเภท

### 2.1 ค่า AUC เทียบกับ ค่าความแม่นยำ

การคำนวณ AUC สามารถคำนวณได้จาก

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

ตารางที่1 ตัวอย่างข้อมูลการคำนวณ AUC

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

ตารางที่2 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 และเมื่อคำนวณหาค่า AUC จะได้ดังนี้  $\frac{(5+7+8+9+10)-5 \times \frac{5}{2}}{5 \times 5}$  ซึ่งเท่ากับ  $\frac{24}{25}$  โดยค่าสูงสุดของ AUC จะมีค่าเท่ากับ 1 ในตัวอย่างถัดไปจะเห็นว่าเหตุใด AUC จึงเป็นหน่วยวัดที่ดีกว่าความแม่นยำ

พิจารณาแบบจำลองการจำแนก 2 แบบจำลองที่มีการประมาณความน่าจะเป็นสำหรับชุดตัวอย่างการทดสอบ 10 ชุด โดยเป็นคลาสบวกและ คลาสลบอย่างละ 5 ตัว ซึ่งเห็นได้ชัดเจนว่าการจำแนกทั้ง 2 ตัว มีค่าความแม่นยำเท่ากับ 80% (จำแนกคลาสบวกถูกต้อง(จริงบวก) 4 ตัว จำแนกคลาสลบถูก

ต้อง(จริงลบ) 4 ตัวและ 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 (Discriminancy)

เมื่อต้องเปรียบเทียบของแบบจำลองที่แตกต่างกันดัชนีหนึ่งที่เราคำนึงถึงความสอดคล้อง เพื่อระบุว่าสิ่งที่กำลังเปรียบเทียบกันนั้นจะมีการทำงานหรือเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกัน หรือกลับกัน หรือไม่

อีกดัชนีหนึ่งความสามารถในการจำแนก (Discriminancy) ความสามารถในการแยกแบบที่ต่างกัน หากจะบอกว่าการประเมินประสิทธิภาพแบบใดสามารถจำแนกสูงกว่าอีกแบบนั้นจะต้องมีเหตุการณ์ที่การประเมินประสิทธิภาพหนึ่งไม่สามารถแยกแบบสองชุดข้อมูลที่มีความต่างกันได้แต่อีกการประเมินประสิทธิภาพสามารถทำได้

## 3 ทดลองเปรียบเทียบ

ในส่วนนี้จะแสดงให้เห็นอย่างชัดเจนด้วยบนข้อมูลที่จำลองขึ้นในทุกกรณี โดยวิธีการเรียงสับเปลี่ยนทางคณิตศาสตร์ โดยข้อมูลจะมีทั้งหมดสองคลาส กำหนดให้เป็นคลาสบวกและ คลาสลบการทดลองจะแบ่งเป็นสองกรณีคือข้อมูลที่สมดุลกันและ ไม่สมดุลกัน

### 3.1 ข้อมูลสองคลาสที่สมดุล

ดังนั้น ชุดข้อมูลในการทดลองนี้จะประกอบด้วยตัวอย่างบวกและลบจำนวนเท่ากัน (binary class) โดยจะทดลองข้อมูลที่มีขนาด 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18 และ 20 ตัวอย่าง

โดยเมื่อข้อมูลมีขนาด  $2n$  จะมีรูปแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด  $\binom{2n}{n}$  และรูปแบบที่สนใจทั้งหมดนี้ให้  $a, b$  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 หากด้วยผลรวมของทั้งสองเหตุการณ์ ผลลัพธ์จากการทดลองแสดงดังตารางที่ 3

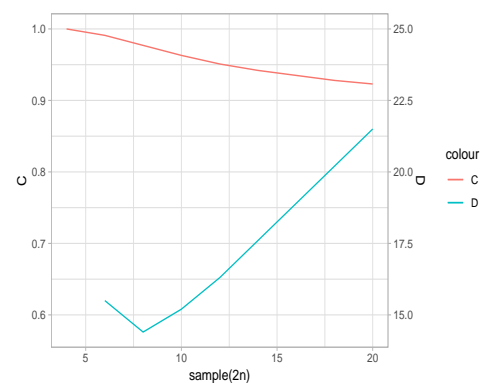
ถ้า  $acc(a) = acc(b)$  แต่  $AUC(a) \neq AUC(b)$  ด้วย จะนับว่าค่า AUC นั้นมีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่าความแม่นยำ แต่เมื่อ  $AUC(a) = AUC(b)$  และ  $acc(a) \neq acc(b)$  จะถูกนับว่าค่าความแม่นยำ นั้นมีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่า AUC ความสามารถในการจำแนก  $D$  คิดได้จากเหตุการณ์ที่ AUC มีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่าความแม่นยำ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

ตารางที่3 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

ตารางที่4 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



รูปที่1 ค่าความสอดคล้องและ ค่าความสามารถในการจำแนก เทียบจำนวนตัวอย่าง

ในการทดลองที่ข้อมูลเป็นมีจำนวนคลาสสองคลาสและ เป็นข้อมูลที่สมดุลพบว่า AUC นั้นมีความสอดคล้องกับ ค่าความแม่นยำ และ AUC นั้นสามารถจำแนกเหตุการณ์ที่แตกต่างกันที่ค่าความแม่นยำไม่สามารถจำแนกได้มากกว่า และ เมื่อพิจารณาความสามารถในการจำแนกนั้นพบว่ายิ่งจำนวนข้อมูลเยอะมากขึ้นนั้น ความสามารถในการจำแนกของ AUC จะสูงขึ้นด้วย แสดงดังรูปที่ 1

### 3.2 ข้อมูลสองคลาสที่สมดุล

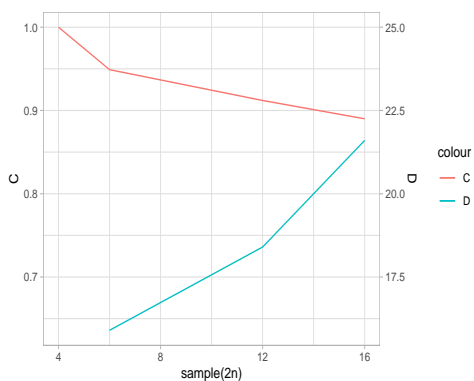
ข้อมูลไบนารีคลาสที่ไม่สมดุลโดยจะกำหนดให้มีตัวอย่างคลาสบวก 25% และตัวอย่างคลาสลบ 75% โดยข้อมูลที่ให้จะมีจำนวน 4, 8, 12 และ 16 ตัวอย่างและยังคงใช้สูตรการคำนวณค่า AUC เหมือนเดิมและเนื่องจากจำนวนตัวอย่างนั้นไม่สมดุลทำให้การคำนวณค่าความแม่นยำจะเปลี่ยนจากเดิมที่ให้ 5 ตัวอย่างแรกเป็นคลาสลบและ 5 ตัวอย่างถัดไปเป็นคลาสบวกหรืออีกนัยหนึ่งคือแบ่งตรงกลางอย่างละครึ่ง แต่เมื่อข้อมูลนั้นมีขนาดไม่เท่ากันทำให้การแยกคลาสบวกและคลาสลบเป็น 75% แรกเป็นคลาสลบ และ 25% เป็นต่อมาเป็นคลาสบวกตามอัตราส่วนของข้อมูลเข้าที่เปลี่ยนไป

ตารางที่5 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

ตารางที่6 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



รูปที่2 ค่าความสอดคล้องและ ค่าความสามารถในการจำแนก เทียบจำนวนตัวอย่าง กรณีข้อมูลไม่สมดุล

ตารางที่7 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 และความแม่นยำไม่ใช่เป้าหมายสุดท้าย เช่น ธนาคาร หรือ บริษัทประกันภัย อาจจะมีข้อมูลของลูกค้าอยู่มหาศาลโดยสิ่งที่ต้องการสุดท้ายคือการคาดการณ์การทำให้กับ บริษัท

สมมติว่าลูกค้าที่ถูกเก็บในฐานะข้อมูลมีการเก็บด้วยแอตทริบิวต์จำนวนหนึ่ง และ ลูกค้าแต่ละ ราย อาจ เป็นผู้ซื้อ หรือ ไม่ใช่ ผู้ซื้อ ผลลัพธ์ บางอย่างเนื่องจากปัญหานี้เป็นปัญหาการจำแนกแบบไบนารี ลูกค้าจะได้รับการติดต่อจากแคมเปญการส่งเสริมการขายสำหรับลูกค้าแต่ละรายโดย บริษัทต้องคาดการณ์ว่าในสินค้าชนิดๆ หนึ่งนั้นลูกค้าแต่ละรายมีความต้องการสินค้านั้นมากเพียงใด และ ต้องเพิ่มโอกาสการซื้อ มากน้อยเพียงใด

อย่างไรก็ตามการประยุกต์ใช้ บริษัท อาจต้องการโปรโมตเพียงเล็กน้อยให้กับลูกค้าที่มีแนวโน้มสูงที่สุดที่คาดการณ์ไว้ และต้องโปรโมตมากขึ้นสำหรับลูกค้าที่มีแนวโน้มลดลง ซึ่งทำให้กำไรที่ได้ต่อลูกค้าแต่ละคนนั้นต่างกันไปด้วยซึ่งในความเป็นจริง ก่อให้เกิดผลดีต่อรายได้ของบริษัทเพราะสามารถลดการโปรโมตเกินจำเป็นสำหรับลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าสูงๆ อยู่แล้ว เช่น ลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าสูงสุด 10% แรกนั้นอาจจะเป็นลูกค้าที่มีการซื้อสินค้าเป็นประจำในการโปรโมตสินค้าที่ลูกค้ากลุ่มนี้ซื้อเป็นประจำอยู่แล้วอาจไม่จำเป็น และเพิ่มโอกาสให้ลูกค้าที่มีแนวโน้มลดลงมีโอกาสซื้อสินค้ามากขึ้นด้วย

## 5 สรุป

ใน บทความ นี้ ได้ ให้ คำ จำกั ด ความ อย่าง เป็น ทาง การ เกี่ยว กับ ความ สอดคล้องและ ความสามารถในการจำแนก เพื่อใช้ประเมินผลสำหรับขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ในปัญหาการจำแนก กำหนดรูปแบบและเกณฑ์ที่ใช้สำหรับการเปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพทั้งสอง และแสดงให้เห็นอย่างชัดเจนว่า AUC นั้นเป็นตัวประเมินประสิทธิภาพที่ดีกว่าค่าความแม่นยำ และได้นำไปเปรียบเทียบกับเหตุการณ์จริงในธุรกิจเพื่อแสดงผลลัพธ์ที่น่าสนใจว่า AUC เกี่ยข้องโดยตรงกับกำไรสุทธิมากกว่าค่าความแม่นยำในการตลาดทางตรง

การเพิ่ม ประสิทธิภาพ AUC นั้น เป็น ที่ ต้องการ มากกว่า การเพิ่ม ความแม่นยำในการนำขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนก รวมถึงการทำเหมืองข้อมูลที่จะนำไปประยุกต์ใช้ในโลกความเป็นจริง

## ข้อมูลอ้างอิง

- [1] Cortes, Corinna and Mohri, Mehryar. *AUC Optimization vs. Error Rate Minimization*. Florham Park, NJ 07932, USA

- [2] Ling, Charles X and Huang, Jin and Zhang, Harry. *AUC: a Statistically Consistent and more Discriminating Measure than Accuracy*. Fredericton, NB, Canada
- [3] Jin Huang and Ling, C.X. *Using AUC and accuracy in evaluating learning algorithms*. London, Ontario, Canada