

การคัดเลือกตัวแปรโดยการหาค่าเอยู่ซีที่เหมาะสมที่สุด

ผศ.ดร. วรวิญญู วงษ์เสรี, ปวริศ ธาริชาญ

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันเอยู่ซีเป็นเกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวจำแนก มีการวิเคราะห์ทางสถิติหาความสัมพันธ์ระหว่างเอยู่ซีและอัตราผิดพลาด (Error rate) พบว่ากรณีที่คลาสไม่สมดุลที่มีอัตราผิดพลาดสูง ตัวจำแนกที่มีความถูกต้อง (Accuracy) สูงอาจจะไม่ได้มีค่าเอยู่ซีสูง เนื่องจากความถูกต้องจะแปรผันตามจำนวนตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาด ในขณะที่เอยู่ซีนอกจากจะแปรผันตามจำนวนตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาดแล้วยังแปรผันตามลำดับ (Rank) ของตัวอย่างที่จำแนกผิดพลาดด้วย และมีการพิสูจน์เชิงทฤษฎีและทดลองพบว่าเอยู่ซีมีความสอดคล้อง (Consistency) และสามารถในการจำแนก (Discriminancy) สูงกว่าความถูกต้องทั้งในกรณีที่คลาสสมดุลและไม่สมดุล นอกจากนี้ตัวจำแนกที่มีค่าเอยู่ซีสูงมีแนวโน้มที่จะมีค่าความถูกต้องสูงด้วย การออกแบบตัวจำแนกที่มีค่าเอยู่ซีสูงจึงมีความเหมาะสมมากกว่าตัวจำแนกที่มีความถูกต้องสูง ดังนั้นจึงมีความจำเป็นในการหาฟังก์ชันความสูญเสีย (Loss function) ที่เหมาะสมสำหรับการหาค่าเอยู่ซีที่เหมาะสมที่สุด

1 บทนำ

เป้าหมายของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนกคือการสร้างตัวจำแนกจากชุดข้อมูลที่มีป้ายกำกับเพื่อให้แบบจำลองสามารถใช้ลักษณะนั้นๆ ในการคาดเดาชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบที่ไม่เคยพบมาก่อน โดยทั่วไปความสามารถในการทำนายของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนกสามารถวัดได้จากค่าความแม่นยำ (หรือ อัตราผิดพลาดซึ่งเท่ากับ 1 ลบด้วยค่าความแม่นยำ) ของชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ และโดยส่วนใหญ่ของแบบจำลองการจำแนกนั้นสามารถประมาณค่าความน่าจะเป็นของการเกิดคลาสนั้นๆ ได้แต่น่าเสียดายเนื่องจากมักไม่ค่อยเป็นที่สนใจเท่าไรทำให้ความแม่นยำถูกพิจารณาเพียงถูกต้องหรือผิดพลาดเพียงเท่านั้น โดยไม่นำความน่าจะเป็น (เช่น 0.51 หรือ 0.7 หรือ 0.99) ของการทำนายมาพิจารณาด้วย

จึงทำให้ค่าความแม่นยำนั้นอาจไม่เพียงพอในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนก เช่นตัวอย่างในตารางตลาด เราล้วนต้องการกระตุ้นยอดขายสูงสุดให้เพิ่มขึ้นมากที่สุด $X\%$ จากลูกค้า จึงทำให้ต้องการดำเนินกลยุทธ์ทางการค้าต่อลูกค้าที่ส่งผลมากที่สุดต่อการขายในแต่ละบุคคลมิใช่เพียงแค่การดำเนินกลยุทธ์ต่อลูกค้าที่เพียงสนใจแค่ว่าจะทำให้ลูกค้าซื้อหรือไม่เท่านั้นเพราะเราต้องการที่จะเพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้าให้เกิดผลสูงสุด ดังนั้นในกรณีนี้เพียงแค่เพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้านั้นไม่เพียงพอ แต่ต้องเป็นวิธีที่เพิ่มโอกาสการซื้อของลูกค้าได้มากที่สุดด้วย

ดังนั้น การจัดอันดับจึงเป็นที่ต้องการมากกว่าแค่การจัดประเภท และสามารถหาได้ง่ายเนื่องจากแบบจำลองการจำแนกส่วนใหญ่จะสร้างการ

ประมาณความน่าจะเป็นที่สามารถใช้ในการจัดอันดับได้

เส้นโค้ง ROC (Receiver Operating Characteristics) ปัจจุบันได้ถูกนำมาใช้ในการประเมินประสิทธิภาพการจัดอันดับของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้สำหรับปัญหาการจำแนกโดยพบว่า AUC มีคุณสมบัติที่พึงประสงค์หลายประการเมื่อเทียบกับความแม่นยำ แต่ยังไม่ชัดเจนว่า AUC เป็นตัวประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองที่ดีกว่าความแม่นยำ โดยทั่วไปเราจะเปรียบเทียบการวัดผลของการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองได้อย่างไร และจะสามารถบอกได้อย่างไรว่าการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองแบบใดดีกว่าแบบอื่นๆ

โดยในบทความนี้จะให้คำจำกัดความอย่างเป็นทางการเกี่ยวกับความสอดคล้องและความสามารถในการจำแนก โดยจะแสดงให้เห็นทั้งในเชิงประจักษ์และเป็นทางการว่า AUC เป็นการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองที่ดีกว่าความแม่นยำ

2 เกณฑ์สำหรับการเปรียบเทียบมาตรการการประเมิน

เริ่มต้นด้วยการเปรียบเทียบ AUC และความแม่นยำจากนั้นเราจึงนำเสนอคำจำกัดความที่เป็นทางการในการเปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพแบบจำลองการจำแนกทั้งสองประเภท

2.1 ค่า AUC เทียบกับ ค่าความแม่นยำ

การคำนวณ AUC สามารถคำนวณได้จาก

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

สมการที่ 1 สูตรการคำนวณ AUC

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

ตารางที่ 1 ตัวอย่างข้อมูลการคำนวณ AUC

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

ตารางที่ 2 ตัวอย่างแบบจำลองการจำแนกทั้งสองที่มีค่าความแม่นยำเท่ากัน แต่มี AUC ต่างกัน

เมื่อ n_p และ n_n คือจำนวนทั้งหมดของคลาสบวก และคลาสลบตามลำดับ และ r_i และ i คือหมายเลขอันดับของคลาสบวกเทียบทั้งหมดและหมายเลขลำดับคลาสบวก ตามลำดับ จากตัวอย่างในตารางที่ 1 จะเห็นได้ว่ามีคลาสบวกและ คลาสลบอยู่อย่างละ 5 ตัว และเมื่อคำนวณหาค่า 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 จึงเป็นหน่วยวัดที่ดีกว่าความแม่นยำจากตัวอย่างต่อไปนี้

พิจารณาการจำแนกทั้ง 2 ตัวซึ่งทั้งสองมีการประมาณความน่าจะเป็นสำหรับชุดตัวอย่างการทดสอบ 10 ชุด โดยเป็นคลาสบวกและ คลาสลบอย่างละ 5 ตัว ซึ่งเห็นได้ชัดเจนว่าการจำแนกทั้ง 2 ตัว มีความแม่นยำเท่ากับ 80% (จำแนกคลาสบวกถูกต้อง(จริงบวก) 4 ตัว จำแนกคลาสลบถูกต้อง(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

2.2 ความสอดคล้อง (Consistency) และความสามารถในการจำแนก (Discriminancy)

ความสอดคล้อง (Consistency) เมื่อพูดถึงการประเมินประสิทธิภาพทั้งสองแบบที่แตกต่างกันหนึ่งในสิ่งที่ควรคำนึงถึงคือความสอดคล้อง เพื่อบอกว่าสิ่งที่กำลังเปรียบเทียบกันนั้นจะมีการทำงานหรือ เปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกัน หรือกลับกัน หรือไม่

ความสามารถในการจำแนก (Discriminancy) ความสามารถในการแยกรูปแบบที่แตกต่างกัน หากจะบอกว่าการประเมินประสิทธิภาพแบบใด สามารถ จำแนก สูงกว่า อีก แบบ นั้น จะ ต้อง มี เหตุการณ์ ที่ การ ประเมิน ประสิทธิภาพหนึ่ง ไม่สามารถ แยก รูปแบบสองชุดข้อมูลที่มีความต่างกันได้อีกการประเมินประสิทธิภาพสามารถทำได้

3 ทดลองเปรียบเทียบ

ในส่วนนี้จะแสดงให้เห็นอย่างชัดเจนบนข้อมูลที่จำลองขึ้นในทุกกรณีโดยวิธีการเรียงสับเปลี่ยนทางคณิตศาสตร์ โดยข้อมูลจะมีทั้งหมดสองคลาสกำหนดให้เป็นคลาสบวกและ คลาสลบการทดลองจะแบ่งเป็นสองกรณีคือข้อมูลที่สมดุลกันและ ไม่สมดุลกันเพราะชุดข้อมูลในโลกแห่งความจริงส่วนใหญ่ไม่สมดุล

3.1 ข้อมูลสองคลาสที่สมดุล

ดังนั้นชุดข้อมูลในการทดลองนี้จึงสมดุลกับตัวอย่างบวกและลบจำนวนเท่ากัน (binary class) โดยการทดลองจะทดลองข้อมูลที่มีขนาด 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18 และ 20 ข้อมูล

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 แต่เมื่อ $AUC(a) > AUC(b)$ แต่ $acc(a) < acc(b)$ จะถูกนับว่าค่า AUC ไม่มีความสอดคล้องกับค่าความแม่นยำ โดยให้ค่าความสอดคล้อง C คิดได้จากเหตุการณ์ที่ค่า AUC และค่าความแม่นยำ เป็นไปในทิศทางเดียวกัน หากด้วยผลรวมของทั้งสองเหตุการณ์

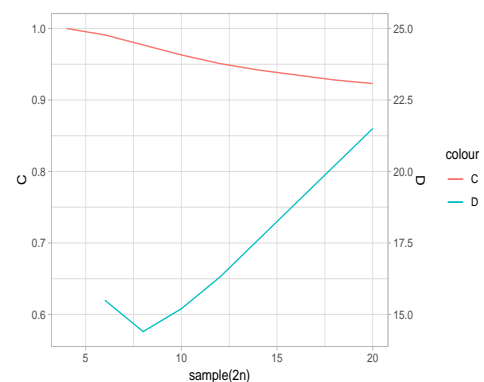
ถ้า $acc(a) = acc(b)$ แต่ $AUC(a) \neq AUC(b)$ ด้วย จะนับว่าค่า AUC นั้นมีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่าความแม่นยำ แต่เมื่อ $AUC(a) = AUC(b)$ และ $acc(a) \neq acc(b)$ จะถูกนับว่าค่าความแม่นยำ นั้นมีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่า AUC ความสามารถในการจำแนก D คิดได้จากเหตุการณ์ที่ AUC มีความสามารถในการจำแนกสูงกว่าค่าความแม่นยำ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

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

ตารางที่3 ความสอดคล้องกันของ AUC และ ความแม่นยำ

2n	ค่า AUC จำแนกได้ดีกว่า ค่าความแม่นยำ	ค่าความแม่นยำ จำแนกได้ดีกว่า ค่า AUC	D
4	5	0	∞
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

ตารางที่4 ความสามารถในการจำแนกของค่า AUC และ ความแม่นยำ



แผนภูมิภาพที่1 ค่าความสอดคล้องและ ค่าความสามารถในการจำแนก เทียบจำนวนตัวอย่าง

ในการทดลองที่ข้อมูลเป็นมีจำนวนคลาสสองคลาสและ เป็นข้อมูลที่สมดุล จะเห็นได้อย่างชัดเจนว่า AUC นั้นมีความสอดคล้องกับ ค่าความแม่นยำ และ AUC นั้นสามารถจำแนกเหตุการณ์ที่แตกต่างกันที่ค่าความแม่นยำไม่สามารถ จำแนกได้มากกว่า และ หากมองความสามารถในการจำแนกนั้นจะเห็นได้ว่า ยิ่งจำนวนข้อมูลเยอะมากขึ้นนั้น ความสามารถในการจำแนกของ AUC จะดีขึ้นตามไปด้วย

3.2 ข้อมูลสองคลาสที่สมดุล

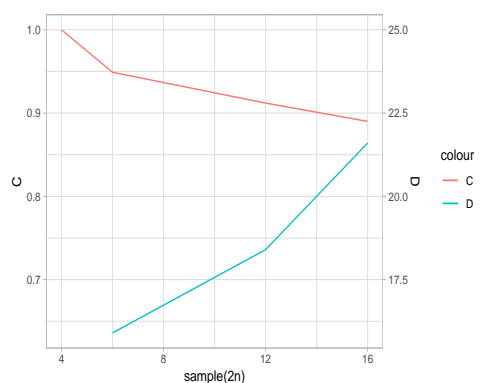
ข้อมูลโบนารีคลาสที่ไม่สมดุลโดยจะกำหนดให้มีตัวอย่างคลาสบวก 25% และตัวอย่างคลาสลบ 75% โดยข้อมูลที่ใช้จะมีจำนวน 4, 8, 12 และ 16 ตัวอย่างและยังคงใช้สูตรการคำนวณค่า AUC เหมือนเดิมและเนื่องจาก จำนวนตัวอย่างนั้นไม่สมดุลทำให้การคำนวณค่าความแม่นยำเปลี่ยนจาก เดิมที่ให้ 5 ตัวอย่างแรกเป็นคลาสลบและ 5 ตัวอย่างถัดไปเป็นคลาสบวกหรือ อีกนัยหนึ่งคือแบ่งตรงกลางอย่างละครึ่ง แต่เมื่อข้อมูลนั้นมีขนาดไม่เท่ากัน ทำให้การแยกคลาสบวกและคลาสลบเป็น 75% แรกเป็นคลาสลบ และ 25% เป็นต่อมาเป็นคลาสบวกตามอัตราส่วนของข้อมูลเข้าที่เปลี่ยนไป

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

ตารางที่5 ความสอดคล้องกันของ AUC และ ความแม่นยำ(ไม่สมดุล)

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

ตารางที่6 ความสามารถในการจำแนกของค่า AUC และ ความแม่นยำ(ไม่สมดุล)



แผนภูมิภาพที่2 ค่าความสอดคล้องและ ค่าความสามารถในการจำแนก เทียบ จำนวนตัวอย่าง กรณีข้อมูลไม่สมดุล

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

ตารางที่7 ความสอดคล้องและความสามารถในการจำแนกของค่า AUC และ ความแม่นยำ(ไม่สมดุล ขนาดข้อมูล 10 ตัวอย่าง)

และสุดท้ายเป็นการทดลองในหลายๆ อัตราส่วนของคลาสบวกและคลาสลบ โดยกำหนดให้มีข้อมูลทั้งหมด 10 ตัวอย่าง โดยเริ่มจากสมดุลคือมีทั้งหมดอย่างละ 5 ตัวอย่างจากนั้นเพิ่มและ ลดคลาสใดคลาสหนึ่งไปเรื่อยๆ จนไม่สามารถลดได้ ในกรณีนี้คือเหลือตัวเดียว

จากการทดลองทั้งสองจะเห็นได้ว่าไม่ว่าเป็นข้อมูลทั้งแบบที่สมดุลและไม่สมดุลก็ตามผลการทดลองยังคงเป็นไปในทิศทางเดียวกัน ทั้งในมุมความสอดคล้องที่ยังคงสอดคล้องกันสูง และในมุมความสามารถในการจำแนกที่ AUC มีความสามารถในการจำแนกสูงขึ้นเรื่อยๆ ตามขนาดของข้อมูลและ ยังมีความสามารถในการจำแนกสูงมากขึ้นเมื่อข้อมูลเกิดความไม่สมดุลของทั้งสองคลาส

4 การประยุกต์ใช้

จากการทดลองที่ผ่านมาได้เปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพทั้งสองคือค่า AUC และ ค่าความแม่นยำ โดยได้ทำให้เห็นแล้วว่า AUC สามารถทำได้ดีกว่าค่าความแม่นยำ แต่อย่างไรก็ตามในการใช้งานจริงทั้ง AUC และ ความแม่นยำไม่ใช่เป้าหมายสุดท้าย เช่นตัวอย่าง ธนาคร หรือ บริษัทประกันภัย อาจจะมิข้อมูลของลูกค้าอยู่มหาศาลโดยสิ่งที่เขาต้องการสุดท้ายคือการคาดการณ์การทำให้กำไรให้กับ บริษัท

สมมติว่าลูกค้าที่ถูกเก็บในฐานข้อมูลมีการเก็บด้วยแอตทริบิวต์จำนวนหนึ่ง และ ลูกค้าแต่ละราย อาจเป็นผู้ซื้อหรือไม่ใช่ ผู้ซื้อผลิตภัณฑ์ บางอย่างเนื่องจากปัญหานี้เป็นปัญหาการจำแนกแบบโบนารี ลูกค้าจะได้รับการติดต่อจากแคมเปญการส่งเสริมการขายสำหรับลูกค้าแต่ละรายโดย บริษัทต้องคาดการณ์ว่าในสินค้าชนิดๆ หนึ่งนั้นลูกค้าแต่ละรายมีความต้องการสินค้านั้นมากเพียงใด และ ต้องเพิ่มโอกาสการซื้อมาน้อยเพียงใด

อย่างไรก็ตามการประยุกต์ใช้ในโลกแห่งความเป็นจริง บริษัท อาจต้องการโปรโมตเพียงเล็กน้อยให้กับลูกค้าที่มีแนวโน้มสูงที่สุดที่คาดการณ์ไว้ และต้องโปรโมตมากขึ้นสำหรับลูกค้าที่มีแนวโน้มลดลง ซึ่งทำให้กำไรที่ได้ต่อลูกค้าแต่ละคนนั้นต่างกันไปด้วยซึ่งในความเป็นจริง ก่อให้เกิดผลดีต่อรายได้ของ บริษัทเพราะสามารถลดการโปรโมตเกินจำเป็นสำหรับลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าสูงๆ อยู่แล้ว เช่นลูกค้าที่มีแนวโน้มจะซื้อสินค้าสูงสุด 10% แรกนั้น อาจจะเป็นลูกค้าที่มีการซื้อสินค้าเป็นประจำในการโปรโมตสินค้าที่ลูกค้ากลุ่มนี้ซื้อเป็นประจำอยู่แล้วอาจไม่จำเป็น และเพิ่มโอกาสให้ลูกค้าที่มีแนวโน้มลดลงมีโอกาสซื้อสินค้ามากขึ้นด้วย

5 สรุป

ใน บทความ นี้ ได้ ให้ คำ จำกัด ความ อย่าง เป็น ทาง การ เกี่ยว กับ ความ สอดคล้องและ ความสามารถในการจำแนก เพื่อใช้ประเมินผลสำหรับขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ในปัญหาการจำแนก กำหนดรูปแบบและเกณฑ์ที่ใช้สำหรับการ

เปรียบเทียบตัวประเมินประสิทธิภาพทั้งสอง และแสดงให้เห็นอย่างชัดเจนว่า AUC นั้นเป็นตัวประเมินประสิทธิภาพที่ดีกว่าค่าความแม่นยำ และได้นำไปเปรียบเทียบกับเหตุการณ์จริงในธุรกิจเพื่อแสดงผลลัพธ์ที่น่าสนใจว่า AUC เกี่ยวข้องโดยตรงกับกำไรสุทธิมากกว่าค่าความแม่นยำในการตลาดทางตรง

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