บทที่ 4
ผลการวิจัย

จากการดำเนินการวิจัยตามลำดับขั้นตอนวิจัยที่ระบุไว้ในบทที่ 3 ในส่วนของการศึกษาข้อมูลเบื้องต้น การวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริก และการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม ผลที่ได้แสดงดังต่อไปนี้

การเตรียมตัวอย่างนมดีและนมเสีย

จากข้อมูลพื้นฐานที่ได้ศึกษาสามารถสรุปหลักเกณฑ์สำหรับการทดสอบเพื่อวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมดีและนมเสียโดยใช้การควบคุมอุณหภูมิตลอดการทดสอบไว้ที่ 25 องศาเซลเซียส เนื่องจากคุณสมบัติไดอิเล็กตริกเป็นปริมาณที่เปลี่ยนแปลงได้ เมื่อวัดในอุณหภูมิที่แตกต่างกัน และในการวิจัยใช้หลักเกณฑ์การจำแนกนมดีและนมเสียด้วยระยะเวลาการเน่าเสียของนมเพียงอย่างเดียว เนื่องจากสามารถบ่งชี้การเน่าเสียได้ชัดเจนโดยไม่จำเป็นต้องวัดค่าพีเอชกำหนดให้นมที่ถูกเก็บไว้ที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส นานกว่า 10 ชั่วโมง เป็นนมเสีย ซึ่งสอดคล้องกับข้อมูลที่ได้จากงานวิจัยที่ได้มีผู้ศึกษาไว้ก่อนหน้า

คุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนม

นมพาสเจอร์ไรส์ที่เสื่อมสภาพจุลินทรีย์ที่อยู่ในนมมีปริมาณเพิ่มขึ้น ทำให้เกิดการย่อยโปรตีนในนมเพิ่มขึ้น ลักษณะของนมที่เสื่อมสภาพหรือนมเสียจึงแตกต่างจากนมดี ส่งผลให้คุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมดีและนมเสียแตกต่างกัน การทดสอบคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมดีและนมเสียเพื่อนำมาใช้เป็นข้อมูลสำหรับการจำแนกคุณภาพนมดีและนมเสีย ด้วยโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

1. การทดสอบคุณสมบัติไดอิเล็กตริก

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี

นมตัวอย่างที่นำมาใช้วัดถูกเตรียมขึ้นในห้องปฏิบัติการซึ่งควบคุมอุณหภูมิที่ 25 องศาเซลเซียสตลอดการวัดด้วยโพรบไดอิเล็กตริกและเครื่องวิเคราะห์โครงข่าย คุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่ได้จากการวัดอยู่ในช่วงความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์ ประกอบด้วยค่าคงที่ไดอิเล็กตริกและค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริกที่แบ่งออกเป็นของนมดีและนมเสีย การใช้คุณสมบัติไดอิเล็กตริกเพื่อแบ่งกลุ่มของนมดีและนมเสียถูกใช้อย่างแพร่หลายเช่น ในงานวิจัยของดิงและคณะ นมดีจะมีอายุ 0

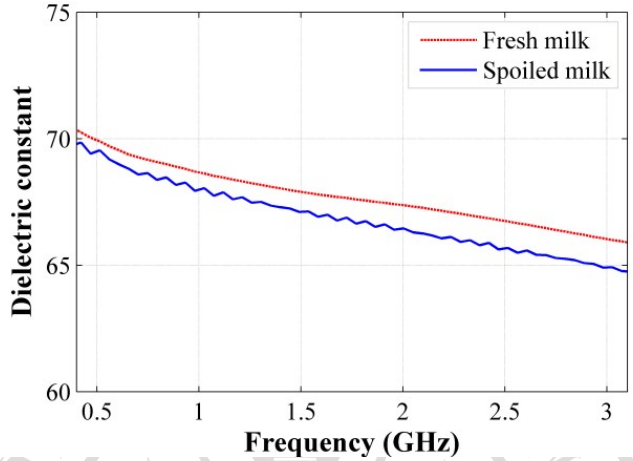
ชั่วโมง และนมเสียคือนมที่มีอายุมากกว่า 12 ชั่วโมง ซึ่งสอดคล้องกับค่าคุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่วัดได้ ผลที่ได้จากการวัดแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างที่เกิดขึ้นระหว่างนมดีและนมเสีย ดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 คุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมดีและนมเสีย

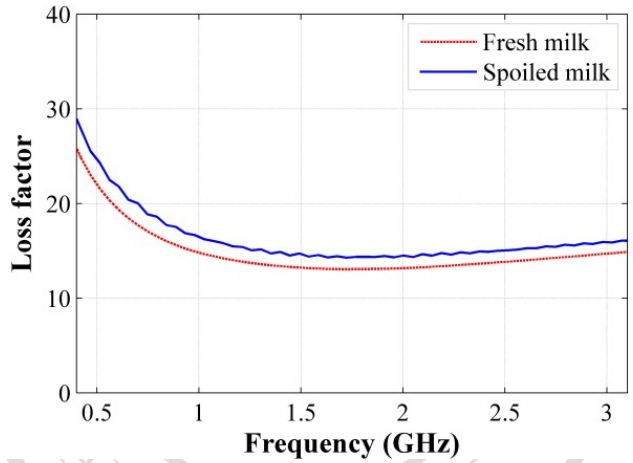
ความถี่ (MHz)	ค่าคงที่ไดอิเล็กตริก		ตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก	
	นมดี	นมเสีย	นมดี	นมเสีย
500	69.891	69.539	21.553	24.266
748	69.168	68.644	17.061	18.854
1030	68.624	68.045	14.650	16.227
1310	68.174	67.500	13.580	15.144
1580	67.792	66.913	13.134	14.561
1860	67.502	66.517	13.099	14.347
2140	67.207	66.174	13.315	14.485
2420	66.852	65.880	13.700	14.898
2700	66.469	65.399	14.178	15.466
3000	66.063	64.907	14.672	15.936

เมื่อเปรียบเทียบในช่วงความถี่เดียวกันพบว่าคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมดีมีค่าสูงกว่านมเสีย และเมื่อความถี่สูงกว่า 2 กิกะเฮิรตซ์ ความแตกต่างจะเพิ่มมากขึ้น ค่าคงที่ไดอิเล็กตริกตลอดช่วงความถี่ระหว่างนมดีและนมเสียแตกต่างกันต่ำสุดคือ 0.36 และสูงสุดคือ 1.15 ดังแสดงภาพที่ 4.1 เมื่อเปรียบเทียบค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริกที่ความถี่เดียวกัน นมดีมีค่าต่ำกว่านมเสียตลอดช่วงความถี่ และในช่วงที่ต่ำกว่า 1.2 กิกะเฮิรตซ์ ตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริกมีความแตกต่างชัดเจนกว่าที่ความถี่สูง ความแตกต่างของค่าตัวประกอบการสูญเสียระหว่างนมดีและนมเสียต่ำสุดที่ 1.27 กิกะเฮิรตซ์ และสูงสุด 2.74 กิกะเฮิรตซ์ ดังแสดงในภาพที่ 4.2

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี



ภาพที่ 4.1 ค่าคงที่ไดอิเล็กตริก



ภาพที่ 4.2 ตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก

จากการทดสอบคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมดีและนมเสียแสดงให้เห็นถึงความเป็นไปได้ในการจำแนกคุณภาพนม แต่จะสังเกตได้ว่าค่าคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมดีและนมเสียที่วัดตั้งแต่ความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์ มีค่าแตกต่างกันไม่ชัดเจนในบางช่วงความถี่ ทำให้การจำแนกคุณภาพนมควรใช้การวัดในช่วงความถี่กว้างเพื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการประมวลผล เมื่อข้อมูลมากขึ้นจะช่วยให้ประสิทธิภาพในการตัดสินใจได้ดีและจะส่งผลให้ค่าความผิดพลาดลดลง

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยรามคำแหง

โครงสร้างของโครงข่ายประสามเทียม

การทดสอบเพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมในการจำแนกคุณภาพนม การฝึกสอนได้ใช้ข้อมูลคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนม ซึ่งแบ่งออกเป็นกลุ่มของนมดีและกลุ่มของนมเสีย ข้อมูลคุณสมบัติไดอิเล็กตริกมีทั้งหมดที่วัดได้มีจำนวน 110 ข้อมูล เป็นค่าคงที่ไดอิเล็กตริก 55 ข้อมูล ตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริก 55 ข้อมูล คุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมถูกใช้เป็นอินพุตหรือข้อมูลขาเข้าโครงข่ายประสาทเทียม โดยข้อมูลขาเข้าได้แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม เพื่อเปรียบเทียบสมรรถนะการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมคือ กลุ่มที่ 1 ใช้ข้อมูลคุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่ได้จากการวัดในช่วงความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์ จำนวน 10% ของข้อมูลทั้ง โดยเลือกข้อมูลออกมาอย่างเป็นเชิงเส้น (ที่มีระยะห่างของแต่ละข้อมูลเท่ากันตลอด ครอบคลุมความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์) กลุ่มที่ 2 ใช้การคัดเลือกข้อมูลในลักษณะเดียวกับกลุ่มที่ 1 แต่ได้เพิ่มจำนวนของข้อมูลมากขึ้นเป็น 20% จากข้อมูลทั้งหมด และในกลุ่มที่ 3 ได้ทำในลักษณะเดียวกับกลุ่มที่ 1 และ 2 แต่เพิ่มข้อมูลมากขึ้นเป็น 50% ในการฝึกสอน ขั้นตอนต่อมาคือการกำหนดจำนวนโนดซ่อนเร้น เพื่อหาจำนวนโนดซ่อนเร้นที่เหมาะสม โดยแต่ละการฝึกสอนโนดซ่อนเร้นจะถูกปรับเป็น 1 เท่า 2 เท่า และ 3 เท่า ของจำนวนอินพุตทั้งหมด เพื่อศึกษาถึงความเหมาะสมในการนำไปใช้งาน การปรับอัตราการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมถูกปรับอยู่ในช่วง 0.0005, 0.001 และ 0.002 เพื่อหาอัตราการเรียนรู้ที่ดีที่สุด ขั้นตอนสุดท้ายคือการกำหนดค่าอัตราความผิดพลาดที่ยอมรับได้ และจำนวนของการวนซ้ำที่มากสุด คือ 10^{-3} และ 10^{7} ตามลำดับ การฝึกสอนแต่ละครั้งกำหนดให้มี 1 โนดเอาต์พุต กรณีที่เป็นนมดีคือ 1 และนมเสียคือ 0

การทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมใช้ข้อมูลที่ได้จากการวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกของนมดีและนมเสีย ในช่วงความถี่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์ การฝึกสอนแบ่งออกเป็น 3 แบบ หลักๆ โดยแบ่งตามจำนวนกลุ่มของข้อมูลที่เป็นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนแบ่งเป็นกลุ่มละ 10%, 20% และ 50% ของข้อมูลไดอิเล็กตริกทั้งหมด เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการจดจำรูปแบบและความสามารถในการเรียนรู้ การทดลองได้ใช้วิธีการเขียนบรรยายซอสโค้ดด้วยโปรแกรมภาษาไซแลป (SCILAB) เวอร์ชัน 6.0.0 โดยใช้หลักการทำซ้ำแบบมีเงื่อนไข (While loop) เมื่อเจอค่าน้ำหนักที่เหมาะสมจะหยุดการทำงาน ซอสโค้ดตัวอย่างแสดงในภาพที่ 4.3 และซอสโค้ดทั้งหมดในภาคผนวก

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี

ANN's training.sce

```
while err > 0.001 & ep < 10^7
    erro=[];, ep=ep+1;
for i=1:length(Yd)
    for j=1:length(zeta_j)
        Yi(j)=sigmoid((x(i,:)*wi(:,j))-zeta_j(j));
    end
    for k=1:length(zeta_k)
        Yo(k)=sigmoid((wj(k,:)*Yi')-zeta_k(k));
    end
    error=Yd(i,:)-Yo;
    erro=abs(error);
%---------return error-----------
    gradi_k=Yo.*(1-Yo).*error;
    for y=1:length(Yi)
        Delta_j=alpha*Yi(y)*gradi_k;
        Delta_wj=[Delta_wj;Delta_j];
    end
    Delta_zeta_k=alpha*(-1)*gradi_k;
    for t=1:length(Yi)
        gradi_j(t)=Yi(t)*sum((1-Yi(t))*(wj(:,t)'.*gradi_k));
    end
    Delta_wi=[];
    for ti=1:row
        Delta_i=alpha*x(i,ti)*gradi_j;
        Delta_wi=[Delta_wi;Delta_i];
    end
end
```

ภาพที่ 4.3 ตัวอย่างซอสโค้ดในโปรแกรมไซแลป

การฝึกสอนเริ่มจากการใช้ข้อมูลจำนวนน้อยโดยใช้ข้อมูล 10% จากข้อมูลที่มีทั้งหมด ใช้จำนวนโนดซ่อนเร้น 4, 6 และ 9 โนด เพื่อศึกษาถึงผลที่เกิดขึ้นเมื่อเพิ่มจำนวนโนดซ่อนเร้น อัตราการเรียนรู้ถูกปรับตั้งแต่ 0.0005, 0.001 และ 0.002 เพื่อให้การปรับน้ำหนัก (Weight) มีความละเอียดแตกต่างกันไป การฝึกสอนได้ใช้จำนวนการวนซ้ำมากสุดที่ 10^7 ครั้ง หรือ อัตราความผิดพลาดต่ำกว่า 10^{-3} ก็จะหยุดการปรับน้ำหนัก

ตารางที่ 4.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูล 10%

	Node	Learning	Iteration	Error	Accuracy
		0.0005	10^7	0.5	50%
(ก)	4	0.001	10^7	0.4993	50%
		0.002	10^7	0.1648	82.73%
		0.0005	10^7	0.4998	50%
(ข)	6	0.001	10^7	0.0142	83.64%
		0.002	10^7	0.164	82.73%
		0.0005	10^7	0.5	50%
(ค)	9	0.001	10^7	0.0026	84.55%
		0.002	10^7	0.1629	82.73%

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี

เห็นได้ว่ากรณีที่ใช้โนดซ่อนเร้น 4 โนด ใช้อัตราการเรียนรู้ 0.0005 และ 0.001 ไม่สามารถฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมได้ เนื่องจากใช้ความละเอียดในการปรับน้ำหนักมากเกินไป รวมถึงจำนวนโนดซ่อนเร้นไม่เพียงพอต่อการเรียนรู้จดจำและเมื่อเพิ่มอัตราการเรียนรู้เป็น 0.002 จึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ได้ ดังแสดงในตารางที่ 4.2 (ก) กรณีที่ 2 เมื่อเพิ่มโนดซ่อนเร้นเป็น 6 โนด ทำให้การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมทำได้ดีกว่าเดิมนั่นคือ ที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 และ 0.002 ของ 6 โนดซ่อนเร้น โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และให้ความแม่นยำเกิน 82% ดังแสดงในตารางที่ 4.2 (ข) และในกรณีสุดท้ายคือการใช้โนดซ่อนเร้น 9 โนด เห็นได้ว่าแนวโน้มของความแม่นยำเพิ่มมากขึ้นสังเกตได้ในกรณีที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 พบว่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นจาก 83.64% เป็น 84.55% ดังแสดงในตารางที่ 4.2 (ค)

จากนั้นได้เพิ่มข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเป็น 20% ของข้อมูลทั้งหมด จำนวนโนดซ่อนเร้นและอัตราการเรียนรู้ถูกทดลองปรับเปลี่ยนในลักษณะเดียวกับการใช้ข้อมูล 10% ในการฝึกสอน จำนวนการวนซ้ำปรับเช่นเดียวกันคือ มากสุดที่ 10^{7} ครั้ง ต่อการฝึกสอน หรือเมื่ออัตราความผิดพลาดต่ำตั้งไว้คือ 10^{-3} น้ำหนักก็จะหยุดการปรับ จะเห็นได้ว่าเมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลเป็น 20% การเรียนรู้สามารถทำได้ดีกว่าเดิม สังเกตได้จากเมื่อใช้โนดซ่อนเร้น 4 โนด สามารถฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้เรียนรู้ ที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 และ 0.002 ได้ เนื่องจากความสัมพันธ์ของข้อมูลที่เพิ่มขึ้นดังแสดงในตารางที่ 4.3 (ก) ในกรณีที่ 2 เมื่อโนดซ่อนเร้นเพิ่มเป็น 6 โนด การเรียนรู้สามารถทำได้ดีกว่าเดิม สังเกตได้จากที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 ความแม่นยำเพิ่มขึ้นจาก 82.73% เป็น 98.18% แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ได้ดีกว่าเดิม ดังแสดงในตารางที่ 4.3 (ข) กรณีที่ 3 เพิ่มโนดซ่อนเร้นเป็น 9 โนด โครงข่ายประสาทเทียมมีการพัฒนาสามารถเรียนรู้ที่อัตราการเรียนรู้ 0.0005 แต่ในบางกรณีความแม่นยำลดลงหรือคงที่ เช่น ที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 และ 0.002 เนื่องจากด้วยจำนวนการวนซ้ำถูกจำกัดอยู่ที่ 10^{7} จึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมหยุดการเรียนรู้ดังแสดงในตารางที่ 4.3 (ค)

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี

ตารางที่ 4.3 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูล 20%

	Node	Learning	Iteration	Error	Accuracy
		0.0005	10^7	0.4996	50%
(ก)	4	0.001	10^7	0.166	82.73%
		0.002	10^7	0.2135	85.46%
		0.0005	10^7	0.4998	50%
(ข)	6	0.001	8.9×10^6	0.001	98.18%
		0.002	10^7	0.2131	85.46%
		0.0005	10^7	0.2138	85.46%
(ค)	9	0.001	10^7	0.2302	85.46%
		0.002	10^7	0.2126	85.46%

ข้อมูลชุดสุดท้ายใช้ 50% ของข้อมูลทั้งหมดในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม การทดลองเปลี่ยนจำนวนโนดซ่อนเร้นและอัตราการเรียนรู้ทำเหมือนกับการฝึกสอนในขั้นตอนก่อนหน้า รวมถึงจำนวนการวนซ้ำและการปรับอัตราความผิดพลาด เมื่อเพิ่มจำนวนข้อมูลเป็น 50% นั้นส่งผลตรงดีต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากธรรมชาติของโครงข่ายประสาทเทียมเหมาะกับการเรียนรู้ข้อมูลจำนวนมากๆ เพื่อปรับน้ำหนักให้เหมาะสมที่สุด เริ่มต้นที่ 4 โนดซ่อนเร้นโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้ดีกว่าการใช้ข้อมูล 20% ในการฝึกสอน ที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 และ 0.002 ความแม่นยำเพิ่มขึ้นประมาณ 4% และ 1% ตามลำดับ ดังแสดงในตารางที่ 4.4 (ก) เมื่อใช้โนดซ่อนเร้นเพิ่มเป็น 6 โนด ความสามารถในการเรียนรู้ทำได้ดีขึ้นอย่างชัดเจนคือ ทั้ง 3 อัตราการเรียนรู้ให้ความแม่นยำ 100% โดยอัตราการเรียนรู้ 0.002 มีการวนซ้ำน้อยสุด และที่อัตราการเรียนรู้ 0.0005 ใช้จำนวนการวนซ้ำสูงสุด เนื่องจากการปรับการเรียนรู้ทำอย่างละเอียด

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี

ตารางที่ 4.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ข้อมูล 50%

	Node	Learning	Iteration	Error	Accuracy
		0.0005	10^7	0.4992	50%
(ก)	4	0.001	10^7	0.2039	86.36%
		0.002	10^7	0.2043	86.36%
		0.0005	3.1×10^6	0.001	100%
(ข)	6	0.001	1.3×10^6	0.001	100%
		0.002	1.1×10^6	0.001	100%
		0.0005	10^7	0.2002	86.36
(ค)	9	0.001	9.7×10^6	0.001	100%
		0.002	8.4×10^5	0.001	100%

ดังแสดงในตารางที่ 4.4 (ข) กรณีท้ายสุดคือการใช้โนดซ่อนเร้น 9 โนด สังเกตได้ว่าที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 และ 0.002 ยังคงให้ความแม่นยำ 100% แต่จำนวนการวนซ้ำเพิ่มขึ้น เนื่องจากเมื่อจำนวนโนดซ่อนเร้นเพิ่มขึ้นการเรียนรู้จะใช้การวนซ้ำเพิ่มขึ้น แต่จะสามารถเรียนรู้ปัญหาที่ซับซ้อนได้มากกว่าเดิม ในกรณีของอัตราการเรียนรู้ 0.0005 ความแม่นยำลดลงเนื่องการเรียนรู้ถูกปรับอย่างละเอียดรวมถึงการวนซ้ำถูกจำกัดจึงทำให้โครงข่ายประสาทเทียมหยุดการเรียนรู้ก่อนถึงค่าความผิดพลาดที่กำหนด ดังแสดงในตารางที่ 4.4 (ค)

สรุปผลการทดลอง

การตรวจวัดคุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่เกิดขึ้นของนมดีและนมเสียถูกวัดในช่วงความถี่กว้างตั้งแต่ 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์ จึงได้ค่าคงที่ไดอิเล็กตริกและค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริกของนมดีและนมเสีย ซึ่งค่าคงที่ไดอิเล็กตริกอยู่ในช่วง 65.99 ถึง 69.89 และ 64.91 ถึง 69.54 ตามลำดับ และค่าตัวประกอบการสูญเสียไดอิเล็กตริกอยู่ในช่วง 13.04 ถึง 21.55 และ 14.28 ถึง 24.27 ตามลำดับ ข้อมูลถูกใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อจำแนกคุณภาพของนมออกเป็น 2 กลุ่ม คือ นมดีและนมเสีย การฝึกสอนใช้ค่าคุณสมบัติไดอิเล็กตริกที่วัดในช่วง 0.5 ถึง 3 กิกะเฮิรตซ์ ที่จำนวน 10%, 20% และ 50% ของข้อมูลทั้งหมด อัตราการเรียนรู้ทดสอบที่ 0.0005, 0.001 และ 0.002 ตามลำดับ โนดซ่อนเร้นทดสอบตั้งแต่ 4 โนด 6 โนด และ 9 โนด จากการทดสอบระบบที่อัตราการเรียนรู้ 0.001 จำนวนโนดซ่อนเร้น 6 โนด ข้อมูลสำหรับการฝึกสอน 20% ระบบสามารถปรับน้ำหนักได้อย่างมีประสิทธิภาพ จำนวนโนดซ่อนเร้นมีความซับซ้อนต่ำแต่สามารถเรียนรู้ได้อย่างดี การ

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยราชภัฏบ้านสมเด็จเจ้าพระยา

ใช้ข้อมูลเพียง 20% ในการฝึกสอนแสดงให้เห็นว่าระบบสามารถหาความสัมพันธ์ของข้อมูลได้อย่างดี ระบบที่นำเสนอจึงมีความซับซ้อนต่ำแต่ยังคงสามารถเรียนรู้และมีการตัดสินใจในการจัดกลุ่มได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงทำให้ใช้ทรัพยากรได้อย่างคุ้มค่าและมีประสิทธิภาพ

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยราชภัฏรำไพพรรณี