

การปรับปรุงสมรรถนะตัวตรวจหา MIMO-SCMA ด้วยการเรียนรู้เชิงลึก

ตรีรัตน์ เมตต์การุณจิต

สาขาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย

ผู้นิพนธ์ประสานงานอีเมล : triratana@tni.ac.th

รับต้นฉบับ: 9 สิงหาคม 2562; รับประทานฉบับแก้ไข: 20 ตุลาคม 2562; ตอบรับบทความ: 12 ธันวาคม 2562

เผยแพร่ออนไลน์: 25 ธันวาคม 2562

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้เป็นตัวตรวจหาสัญญาณ สำหรับระบบหลายสัญญาณนำเข้าส่งออก - การเข้าถึงหลายทางแบบแบ่งรหัสเบาบาง (multiple input multiple output - sparse code multiple access : MIMO-SCMA) โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลึกที่มีการแผ่ชั้นตอนวิธีการส่งผ่านข้อความ (message passing algorithm : MPA) โดย MPA สามารถแปลงกระบวนการทำงานให้กระจายเข้าไปในโครงข่ายประสาทเทียมได้ โครงข่ายประสาทเทียมนี้สามารถฝึกฝนแบบออฟไลน์ และนำไปใช้เป็นการตรวจหาแบบออนไลน์ได้ นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ผ่านการฝึกฝนสามารถปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้สอดคล้องกับขอบของกราฟปัจจัย (factor graph) ได้ จากผลการจำลองระบบ MIMO-SCMA เหนือช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี กัง-สถิติ พบว่าการตรวจหาโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพเหนือกว่า MPA แบบดั้งเดิม

คำสำคัญ: การเรียนรู้เชิงลึก โครงข่ายประสาทเทียม การเข้าถึงหลายทางแบบเข้ารหัสเบาบาง ขั้นตอนวิธีการส่งผ่านข้อความ

Enhanced MIMO-SCMA Detector by Deep Learning

Triratana Metkarunchit

Faculty of Information Technology, Thai-Nichi Institute of Technology, Bangkok, Thailand

Corresponding Author. E-mail address: triratana@tni.ac.th

Received: 9 August 2019; Revised: 20 October 2019; Accepted: 12 December 2019

Published online: 25 December 2019

Abstract

In this paper, we propose a deep learning approach for multiple input multiple output - sparse code multiple access (MIMO-SCMA) signal detection by using a deep neural network via spreading the procedure of the message passing algorithm (MPA). The MPA can be transformed into a sparsely connected neural network. The neural network can be trained off-line and then implemented for online detection. Besides when the neural network has been trained, the network weights corresponding to the edges of a factor graph. From the simulation result of the MIMO-SCMA system over the quasi-static Rayleigh fading channel, found that the neural network detection better performance than the traditional MPA.

Keywords: deep learning, neural network, SCMA, MPA

1) บทนำ

การใช้งานอุปกรณ์สื่อสารไร้สายที่เชื่อมต่อกันในอินเทอร์เน็ต กำลังส่งผลกับวิถีชีวิตของคนเราในแง่มุมต่าง ๆ ทั้งในแง่การใช้ชีวิต การทำงานและความบันเทิง จำนวน สมาร์ทโฟนที่เพิ่มขึ้น อย่างมากรวมถึงการเกิดขึ้นของแอปพลิเคชันต่าง ๆ อย่างต่อเนื่อง ทำให้ปริมาณข้อมูลของสมาร์ทโฟนพุ่งสูงขึ้น คาดการณ์ว่าจะมีปริมาณการใช้ทั่วโลกสูงถึง 3.3 เซตตะไบต์ (zettabyte) ภายในปี 2021 โดยปริมาณการใช้สมาร์ทโฟนจะพุ่งสูงกว่าปริมาณการใช้จากคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลภายในปีเดียวกัน [1] การปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการใช้งานดังกล่าวนี้ จะนำไปสู่การเปลี่ยนแปลงโฉมหน้าการเชื่อมต่อแบบไร้สายเข้า สู่ยุคที่ 5 หรือ 5G ที่โครงสร้างพื้นฐานของระบบโทรศัพท์เคลื่อนที่ต้องเผชิญกับความต้องการความจุ (capacity) ที่สูงขึ้นอย่างมาก

การเข้าถึงหลายทางแบบเข้ารหัสเบาบาง (sparse code multiple access : SCMA) เป็นเทคโนโลยีที่ใช้คู่มือรหัส (codebook) สำหรับการเข้าถึงแบบไม่ตั้งฉาก (non-orthogonal) ที่สามารถรับมือกับความต้องการของ 5G ที่ต้องการเชื่อมต่อในปริมาณมาก และเพิ่มความจุของระบบให้สูงขึ้น [2-3] เทคนิคอีกอย่างหนึ่งที่สำคัญคือ ระบบหลายสัญญาณนำเข้าส่งออก (multiple-input multiple-output : MIMO) ที่ได้รับการระบุว่าเป็นเทคโนโลยีที่สำคัญ เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพเชิงสเปกตรัม (spectral efficiency) โดยใช้วิธีการรวมส่งสัญญาณร่วมสเปซ (spatial multiplexing) เทคนิค MIMO-SCMA ได้ถูกเลือกใช้ในโครงข่าย 5G อย่างไรก็ตาม ปัญหาสำคัญที่ทำนายสำหรับ SCMA คือการลดความซับซ้อนของการตรวจหา (detection) [4] และการออกแบบคู่มือรหัสให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น [5]

ขั้นตอนวิธีการส่งผ่านข้อความ (message passing algorithm : MPA) เป็นเทคนิคสำหรับการตรวจหาหลายผู้ใช้ที่ได้รับความนิยมเพราะช่วยลดความซับซ้อนได้ ในทางทฤษฎีได้รับการพิสูจน์แล้วว่าถ้าไม่มีวนรอบในกราฟปัจจัย (factor graph) เช่น โครงสร้างของ SCMA จะทำให้ MPA ได้รับความน่าจะเป็นตามขอบ (marginal probabilities) สำหรับการตรวจหาอย่างถูกต้อง [6] ในขอบเขตของภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (maximum likelihood : ML)

การเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) ได้แสดงให้เห็นถึงความสำเร็จในความก้าวหน้าด้าน คอมพิวเตอร์วิทัศน์ (computer vision) [7] การรู้จำเสียงพูด (speech recognition)

และการประมวลผลภาษาธรรมชาติ (natural language processing : NLP) [8] ผลกระทบที่น่าทึ่งจากการเรียนรู้เชิงลึกได้รับความสนใจอย่างมากในการวิจัยแบบดั้งเดิม นักวิจัยเริ่มตระหนักถึงพลังและความสำคัญของการประยุกต์ใช้การเรียนรู้เชิงลึก และได้เริ่มเปิดโลกการค้นคว้าวิจัย และประยุกต์ใช้วิธีการที่มีศักยภาพนี้ เพื่อแก้ปัญหาในหัวข้อทางด้านการสื่อสารไร้สาย

เมื่อเร็ว ๆ นี้ การเรียนรู้เชิงลึกได้แสดงให้เห็นถึงความสามารถที่มีแนวโน้มในการแก้ปัญหาเฉพาะทางสำหรับการสื่อสารไร้สายได้ [9]–[14] ตัวอย่างงานวิจัยที่น่าสนใจ เช่น การนำการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้ในการออกแบบในชั้นกายภาพ [15] ที่ได้รวมวิธีเข้ารหัสอัตโนมัติ (auto-encoder : AE) เชิงลึกแบบไม่มีผู้สอนเข้าไปในระบบ MIMO รวมถึงกระบวนการเข้ารหัส / ถอดรหัสสำหรับการส่งผ่านข้อมูลเหนือช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี (Rayleigh fading channel) ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าระบบ AE มีสมรรถนะที่เหนือกว่า วิธีการเข้ารหัสสปีรุม-เวลาแบบบล็อก (space-time block code : STBC) ที่ต้องการ SNR น้อยกว่าถึง 15 dB

ไม่นานมานี้ ได้มีงานวิจัยที่นำการเรียนรู้เชิงลึกมาใช้กับ SCMA โดยการหาค่าเหมาะที่สุดร่วมกัน สำหรับการจัดผังกลุ่มดาว (constellations) ของคู่มือรหัส (codebook) และการตรวจหาในโครงข่าย SCMA ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก (deep neural network) ทำให้โครงสร้างคู่มือรหัสปรับตัวได้แบบอัตโนมัติ [16] และได้รับประสิทธิภาพที่ยอดเยี่ยมเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการแบบดั้งเดิม ในอีกวิธีหนึ่งของการนำการเรียนรู้เชิงลึกมาปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบ SCMA คือการฝึกฝนการตรวจหาของ MPA โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก ที่สามารถทำให้ระบบ SCMA มีประสิทธิภาพสูงขึ้น [17]

ในบทความนี้เราต้องการปรับปรุงสมรรถนะของตัวตรวจหา MPA ที่ใช้ในระบบ MIMO-SCMA โดยการแทนที่ MPA ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึกที่เชื่อมต่อกันอย่างกระจัดกระจาย โดยแยกส่วน MPA และกำหนดค่าวงวนน้ำหนักที่ขอบของกราฟปัจจัย หลังจากฝึกฝนแบบออฟไลน์แล้ว เราสามารถนำโครงข่ายประสาทเทียมนี้มาใช้งานแบบออนไลน์ เพื่อต้องการปรับปรุงสมรรถนะในแง่อัตราความผิดพลาดบิต (bit error rate : BER) ของระบบ MIMO-SCMA ให้สูงขึ้น

บทความนี้ส่วนที่ 2 เป็นวัตถุประสงค์ของการวิจัย ส่วนที่ 3 เป็นวิธีดำเนินการวิจัย ที่ได้อธิบายแบบจำลองของระบบ MIMO-SCMA และการออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่อิงกับขั้นตอน

วิธีการตรวจหา โดยการดัดแปลงกระบวนการตรวจหาของ MPA รวมถึงวิธีการทดลองเชิงตัวเลข (numerical experiments) ในส่วนที่ 4 เป็นผลการจำลองระบบที่แสดงให้เห็นถึงอัตราความผิดพลาดบิต เมื่อเปรียบเทียบกับวิธี MPA กับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมและส่วนท้ายเป็นบทสรุป

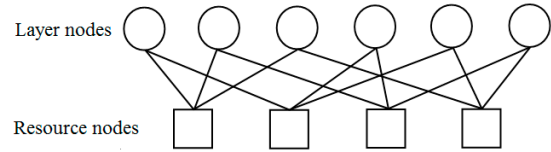
2) วัตถุประสงค์ของการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อต้องการปรับปรุงสมรรถนะตัวตรวจหาที่ใช้ในระบบ MIMO-SCMA โดยการแทนที่ MPA ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก ที่มีกระบวนการทำงานของ MPA กระจายอยู่ภายในการเชื่อมต่อ ทำการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมแบบออฟไลน์ และจำลองระบบ MIMO-SCMA สำหรับการเชื่อมโยงขาลง ที่ส่งผ่านช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี กึ่ง-สถิตย์ (quasi-static Rayleigh fading) โดยสถานีเคลื่อนที่ (mobile station) ใช้วิธีการตรวจหา 2 แบบคือ โครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกฝึกฝนมาแล้ว และ MPA แบบดั้งเดิม ทำการทดสอบเชิงตัวเลขเพื่อเปรียบเทียบสมรรถนะในแง่อัตราความผิดพลาดบิต ของการตรวจหาทั้ง 2 แบบ

3) วิธีดำเนินการวิจัย

3.1) แบบจำลองระบบ MIMO-SCMA

เมื่อพิจารณาถึงการเชื่อมโยงขาลงของระบบ SCMA ที่สถานีฐาน (base station : BS) มีสื่อสารไปยัง สถานีเคลื่อนที่ จำนวน J ผู้ใช้งานที่แตกต่างกันไป บิตข้อมูล $b_j \in B^{\log_2 M}$ ของผู้ใช้รายที่ j ถูกมอดูเลต (modulate) สัญญาณไปเป็น สัญลักษณ์กลุ่มดาว (constellation) N มิติ $c_j \in C^N$ ในขณะที่ C กำหนดให้เป็น เซตข้อมูลเชิงซ้อน (complex field) สัญลักษณ์ที่มีมิติต่ำ c_j จะถูกส่งไปเป็น รหัสคำ (codeword) แบบเบาบาง K มิติเชิงซ้อน (complex dimensions) หรือ c โทน (tone) คือ $x_j \in C^{K \times 1}$ ที่ใช้คู่มือรหัส SCMA $x_j \in C^{K \times M}$ ขนาด M เป็นเซตของกลุ่มดาวสำหรับผู้ใช้ลำดับที่ j ทั้งนี้รหัสคำ $x_j = [x_1^j, x_2^j, \dots, x_K^j]$ จะมีค่าที่เป็นศูนย์อยู่ $N < K$ มิติ รหัสคำ x_j สำหรับคาบเวลา i จะถูกรวมกับ



รูปที่ 1 กราฟปัจจัยของ SCMA ที่มีค่า $J=6$ $K=4$ และ $d_f=3$

ผู้ใช้รายอื่น ๆ จำนวน J ผู้ใช้ ตามสมการ

$$\mathbf{x}(i) = \sum_{j=1}^J \mathbf{x}_j(i) \quad (1)$$

การแผ่รหัสคำแบบเบาบางไปบน K ทรัพยากรเชิงเวลาหรือเชิงความถี่ สามารถแสดงด้วยกราฟปัจจัย (factor graph) ดังตัวอย่างในรูปที่ 1 กราฟปัจจัยสามารถแสดงได้ในรูปแบบหนึ่งคือ เมทริกซ์ตัวชี้บอก (indicator matrix) โดยกราฟในรูปที่ 1 จะสมมูลกับเมทริกซ์ดังนี้

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

ในขณะที่ $F = (f_1, f_2, \dots, f_J) \in B^{K \times J}$ เป็นเมทริกซ์ตัวชี้บอกที่แยกออกไป 2 เซตคือ

$$V(k) = \{j | [F]_{k,j} = 1\}, k = 1, 2, \dots, K \quad (3)$$

$$R(j) = \{k | [F]_{k,j} = 1\}, k = 1, 2, \dots, J \quad (4)$$

โดย $V(k)$ เป็นเซตของผู้ใช้ที่ส่งสัญญาณซ้ำออกไปยังทรัพยากรลำดับที่ k และ $R(j)$ เป็นเซตของบล็อกทรัพยากรผู้ใช้ลำดับที่ j

ในงานวิจัยนี้กำหนดให้ระบบ MIMO เป็นแบบ STBC โดยสถานีฐานของระบบ STBC-MIMO SCMA กำหนดให้มีสายอากาศด้านส่งจำนวน N_T ตัว ส่งข้อมูลไปยังสายอากาศด้านรับจำนวน N_R ตัว ที่สถานีเคลื่อนที่ของผู้ใช้ ทั้งนี้ก่อนที่ผลรวมของรหัสคำ $\mathbf{x}$ ถูกส่งออกไปยังสายอากาศ จะถูกเข้ารหัสแบบบล็อกปริภูมิ-เวลา ไปยัง N_T มิติ ได้เป็น $\mathbf{D} \in C^{N_T}$ ขนาด

KL ที่มีอัตราการใช้รหัส $1/L$ โดยตัวอย่างของรหัสแบบบล็อก ปริภูมิ-เวลา เชิงซ้อน $\mathbf{D}_{N_T, K}$ ที่มี $N_T = 3, K = 4$ และมีอัตราการใช้รหัสเท่ากับ $1/2$ เขียนได้เป็น

$$(\mathbf{X}_{3,4})^T = \begin{bmatrix} x_1 & -x_2 & -x_3 & -x_4 & x_1^* & -x_2^* & -x_3^* & -x_4^* \\ x_2 & x_1 & x_4 & -x_3 & x_2^* & x_1^* & x_4^* & -x_3^* \\ x_3 & -x_4 & x_1 & x_2 & x_3^* & -x_4^* & x_1^* & x_2^* \end{bmatrix} \quad (5)$$

จากสมการที่ (5) สถานีฐานได้ส่งรหัสค่าไปบน $K = 4$ คาบเวลาและแผ่ไปยัง 8 คาบเวลาสัญญาณของแต่ละ $N_T = 3$ สายอากาศ โดยเวกเตอร์แถวที่ n_T ของเมทริกซ์ใน (5) คือสัญญาณที่ส่งออกไปยังสายอากาศลำดับที่ n_T หรือ $(\mathbf{D}^{n_T})^T$ โดย $n_T = 1, 2, \dots, N_T$

งานวิจัยนี้เน้นที่ช่องสัญญาณ MIMO แบบราบโดยสัญญาณรับได้ที่สายอากาศลำดับที่ n_R ของผู้รับลำดับที่ j เขียนได้เป็น

$$\mathbf{y}^{j, n_R} = \sum_{n_T=1}^{N_T} \text{diag}(\mathbf{h}_j^{n_R, n_T}) \mathbf{D}^{n_T} + \mathbf{z}_j^{n_R} \quad (6)$$

ในขณะที่ $n_R = 1, 2, \dots, N_R$ และ $\mathbf{h}_j^{n_R, n_T} \in \mathbb{C}^{KL \times 1}$ เป็นเวกเตอร์อัตราขยายช่องสัญญาณ ระหว่างสายอากาศด้านส่งลำดับที่ n_T ของ BS และสายอากาศด้านรับลำดับที่ n_R ของผู้ใช้รายที่ j ที่สมาชิกแต่ละตัวมีคุณสมบัติการกระจายแบบเกาส์เซียน (Gaussian) เชิงซ้อน $CN(0, 1)$ ทั้งนี้ $\mathbf{z}_j^{n_R} \in \mathbb{C}^{KL \times 1}$ เป็นเวกเตอร์สัญญาณรบกวนแบบเกาส์เซียน เหนือสายอากาศลำดับที่ n_R ของผู้ใช้รายที่ j โดยแต่ละสมาชิกมีแบบจำลองที่เป็นอิสระ และการกระจายตัวอย่างเดียวกันคือ $CN(0, \sigma^2)$ ที่มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และแปรปรวน σ^2 โดยสมมติว่าสัมประสิทธิ์ของช่องสัญญาณทั้งหมดอิสระจากกัน

สัญญาณที่รับได้ที่สายอากาศ ในรูปแบบเวกเตอร์คือ $\mathbf{y}^j = [(\mathbf{y}^{j,1})^T, (\mathbf{y}^{j,2})^T, \dots, (\mathbf{y}^{j, N_R})^T]^T \in \mathbb{C}^{N_R KL \times 1}$ และสัญญาณที่รับได้สำหรับผู้รับลำดับที่ j เขียนได้ดังนี้

$$\mathbf{y}^j = \mathbf{H}_j \mathbf{D} + \mathbf{z}_j \quad (7)$$

โดย $\mathbf{H}_j \in \mathbb{C}^{N_R KL \times N_T KL}$ เป็นเมทริกซ์ของช่องสัญญาณ MIMO ที่เขียนได้ดังนี้

$$\mathbf{H}_j = \begin{bmatrix} \text{diag}(\mathbf{h}_j^{1,1}) & \text{diag}(\mathbf{h}_j^{1,2}) & \dots & \text{diag}(\mathbf{h}_j^{1, N_T}) \\ \text{diag}(\mathbf{h}_j^{2,1}) & \text{diag}(\mathbf{h}_j^{2,2}) & \dots & \text{diag}(\mathbf{h}_j^{2, N_T}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{diag}(\mathbf{h}_j^{N_R,1}) & \text{diag}(\mathbf{h}_j^{N_R,2}) & \dots & \text{diag}(\mathbf{h}_j^{N_R, N_T}) \end{bmatrix} \quad (8)$$

ในขณะที่ $\mathbf{D} = [(\mathbf{D}^1)^T, (\mathbf{D}^2)^T, \dots, (\mathbf{D}^{N_T})^T]^T \in \mathbb{C}^{N_T KL \times 1}$ เป็นเวกเตอร์ของสัญญาณ การรวมส่งสัญญาณร่วมสื่อเชิงพื้นที่ และ $\mathbf{z}_j = [(\mathbf{z}_j^1})^T, (\mathbf{z}_j^2})^T, \dots, (\mathbf{z}_j^{N_R})^T]^T \in \mathbb{C}^{N_R KL \times 1}$ เป็นเวกเตอร์ของสัญญาณรบกวนเชิงซ้อนของผู้รับลำดับที่ j

จากสมการที่ (7) สามารถเขียนใหม่ในรูปแบบของ เมทริกซ์ช่องสัญญาณประสิทธิภาพ (effective channel matrix) ที่เป็นไปตาม

$$\mathbf{y}^j = \mathbf{H}_j \mathbf{D} + \mathbf{z}_j = \mathbf{H}_{eff,j} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{z}_j \quad (9)$$

โดย $\mathbf{H}_{eff,j} \in \mathbb{C}^{N_R KL \times N_T K}$ คือเมทริกซ์ช่องสัญญาณประสิทธิภาพ เพื่อที่จะถอดรหัสของ STBC จะใช้คุณสมบัติเชิงตั้งฉาก (orthogonality) ของเมทริกซ์ช่องสัญญาณประสิทธิภาพ ด้านบน สัญญาณที่รับได้จะถูกปรับแต่งให้ไปเป็น

$$\tilde{\mathbf{y}}^j = (\mathbf{H}_{eff,j})^H \cdot \mathbf{y}^j = (\mathbf{H}_{eff,j})^H \mathbf{H}_{eff,j} \cdot \mathbf{x} + (\mathbf{H}_{eff,j})^H \mathbf{z}_j \quad (10)$$

$\tilde{\mathbf{y}}^j$ คือสัญญาณที่รับได้ที่ได้ถูกถอดรหัส STBC เรียบร้อยแล้ว โดย $(\mathbf{H}_{eff,j})^H$ คือ เมทริกซ์สลับเปลี่ยนแอร์มีต (Hermitian transpose) ของ $\mathbf{H}_{eff,j}$

3.2) การนำโครงข่ายประสาทเทียมแทนที่ MPA

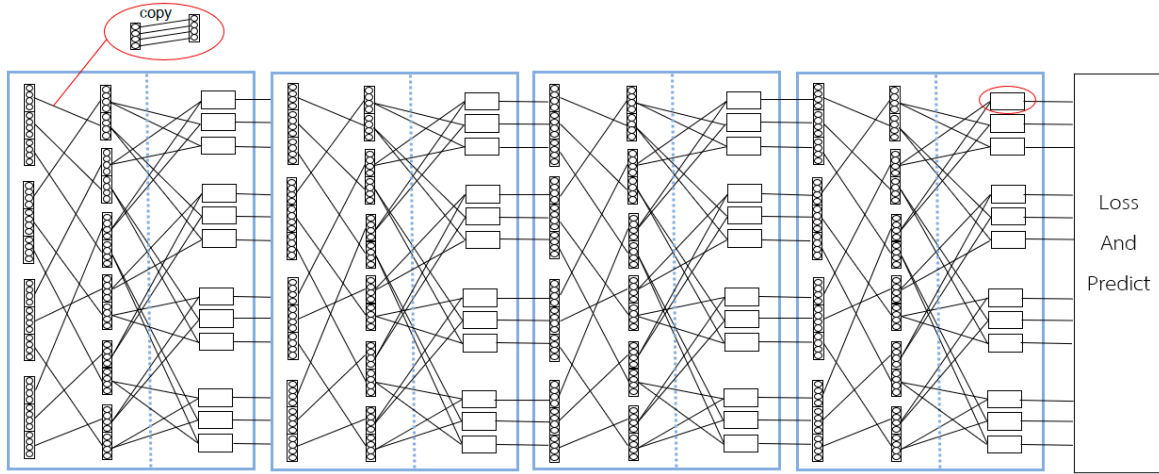
MPA มีการคำนวณความน่าจะเป็นตามขอบ (marginal probabilities) ที่มีการวนซ้ำ (iterations) โดยเราจะนำชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมแทนที่ในขั้นตอนการวนซ้ำ ในส่วนนี้จะอธิบายว่า MPA และโครงข่ายประสาทเทียมทำงานอย่างไร

3.2.1) ขั้นตอนวิธีการส่งผ่านข้อความ MPA การตรวจหาของ SCMA ได้มาจากการหาค่าสูงสุดของความน่าจะเป็นภายหลัง (posterior probability)

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \max_{\mathbf{x} \in \mathbb{X}^{J,K}} p(\mathbf{X}|\tilde{\mathbf{y}}^j), \quad (11)$$

ในขณะที่ $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_j]$ และ $\mathbf{x}_j \in \mathbf{X}$ โดย $j = 1, 2, 3, \dots, J$ ทั้งนี้ $\mathbf{X}_j$ แสดงถึงเซตสัญญาณกลุ่มดาวของผู้ใช้ลำดับที่ j และ $\mathbf{X}^{J,K}$ คือสัญญาณกลุ่มดาวทั้งหมดที่รวมกันจาก

ผู้ใช้ที่แตกต่างกัน จากการคำนวณความน่าจะเป็นตามขอบในสมการที่ 11 การตัดสินใจของแต่ละผู้ใช้ สามารถเขียนได้เป็น



รูปที่ 2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม โดยกล่องสี่เหลี่ยมสีฟ้าคือแต่ละบล็อก และบล็อกเล็กในวงสีแดงคือบล็อกการเชื่อมต่อรวม

$$\hat{\mathbf{x}}_j = \arg \max_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}^{J,K}} \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}^{J,K}, \mathbf{x}_j = [\mathbf{x}]_j} p(\mathbf{X}|\tilde{\mathbf{y}}), \quad (12)$$

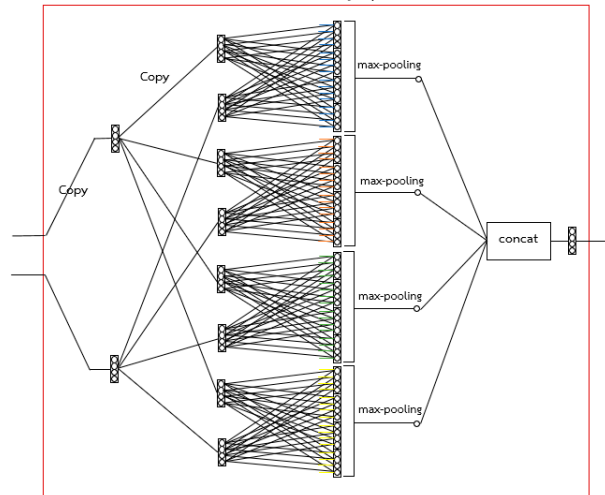
ในขณะที่ $\hat{\mathbf{x}}_j$ คือค่าที่ได้จากการประมาณ (estimation) ทั้งนี้ เราสามารถใช้วิธี MPA มาหาคำตอบในสมการ (12) ได้

ในวิธีของ MPA ค่าความน่าจะเป็นภายหลังจากคำนวณโดยการวนซ้ำ มีสองชนิดของข้อความที่ถูกคำนวณและแลกเปลี่ยนในกราฟปัจจัย ข้อความที่ถูกส่งจากทรัพยากรลำดับที่ k ไปยังผู้ใช้ลำดับที่ j กำหนดให้เป็น $I_{R_k \rightarrow u_j}^t$ และข้อความที่ถูกส่งจากผู้ใช้ลำดับที่ j ไปยังทรัพยากรลำดับที่ k กำหนดให้เป็น $Q_{u_j \rightarrow R_k}^t$ โดย t คือตรรกะการวนซ้ำ เพื่อให้ข้อความสองชนิดปรับให้ถูกต้องมากขึ้นตามสมการ

$$\begin{aligned} I_{R_k \rightarrow u_j}^t(x_j) &= \sum_{\mathbf{x}^{V(k) \setminus j}} p(\tilde{\mathbf{y}}_k | \mathbf{x}_{j_1}, j_1 \in V(k)) \\ &\times \prod_{j_2 \in V(k) \setminus j} Q_{u_{j_2} \rightarrow R_k}^{t-1}(x_{j_2}) \\ &= \sum_{\mathbf{x}^{V(k) \setminus j}} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} A_k\right) \\ &\times \prod_{j_2 \in V(k) \setminus j} Q_{u_{j_2} \rightarrow R_k}^{t-1}(x_{j_2}) \end{aligned} \quad (13)$$

$$A_k = \left\| \tilde{\mathbf{y}}_k - \sum_{j_1 \in V(k)} \hat{h}_k \cdot x_k^{j_1} \right\|^2, \quad (14)$$

$$Q_{u_j \rightarrow R_k}^t(x_j) = p(x_j) \prod_{k \in R(j) \setminus k} I_{R_k \rightarrow u_j}^{t-1}(x_j), \quad (15)$$



รูปที่ 3: บล็อกการเชื่อมต่อรวม โดยแถบสีที่ต่ออยู่กับเซลล์ประสาทเป็นการนำเข้าของโครงข่าย

โดย $\tilde{\mathbf{y}}_k$ คือสัญญาณที่ได้รับของทรัพยากรลำดับที่ k ที่ได้ผ่านการปรับแต่งและถอดรหัสในขั้นตอนของ STBC เรียบร้อยแล้ว ในขณะที่ $\hat{h}_k$ เป็นอัตราขยายช่องสัญญาณเฟดดิ้ง (channel fading gains) ของทรัพยากรลำดับที่ k หลังจากผ่านขั้นตอนของ STBC มาแล้ว ในขณะที่ $R(j) \setminus k$ เป็นเซตของ $R(j)$ หลังจากการนำส่วนประกอบ k ออกไป และ $V(k) \setminus j$ หมายถึง

เซตของ $V(k)$ หลังจากนำส่วนประกอบ j ออกไป โดย $X^{V(k)\setminus j}$ แสดงถึงสัญลักษณ์ที่ส่งโดยผู้ใช้อื่น ๆ ที่เป็นไปได้ ในเซตของ $V(k)$ ที่คาดหวังสำหรับผู้ใช้อันดับที่ j

สมการที่ (13) และ (15) เมื่อถูกปรับจากการคูณเป็นการบวก ด้วยฟังก์ชันลอการิทึม สามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$LI_{R_k \rightarrow u_j}^t(x_j) = \ln \left(\sum_{x \in V(k) \setminus j} \exp \left(-\frac{1}{2\sigma^2} A_k + \sum_{j_2 \in (k) \setminus j} LQ_{u_{j_2} \rightarrow R_k}^{t-1}(x_{j_2}) \right) \right) + \beta$$

$$\approx \max_{x_j} \left(-\frac{1}{2\sigma^2} A_k + \sum_{j_2 \in (k) \setminus j} LQ_{u_{j_2} \rightarrow R_k}^{t-1}(x_{j_2}) \right) + \beta \quad (16)$$

$$LQ_{u_j \rightarrow R_k}^t(x_j) = \ln(p(x_j)) + \sum_{k \in C(j) \setminus k} LI_{R_k \rightarrow u_j}^{t-1}(x_j), \quad (17)$$

$$\text{โดย } \beta = 1/\sqrt{2\pi\sigma^2}$$

3.2.2) สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม จากขั้นตอนวิธีในการคำนวณของ MPA มีความเป็นไปได้ที่จะแทนที่ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยการจัดการให้แพร่กระจายเข้าไปในโครงข่าย กำหนดให้โครงข่ายประสาทเทียมแบบลึกประกอบด้วย 4 บล็อก ที่แต่ละบล็อกประกอบด้วย 2 ชั้น แสดงในรูปที่ 2 ทั้งนี้การคำนวณหลักจะอยู่ในสมการที่ (16) และ (17) ในวิธีของ MPA แต่ละรอบของการคำนวณสมการที่ (16) และ (17) สามารถแผ่ออก โดยแพร่กระจายระหว่าง 2 ชั้นในบล็อก ทั้งนี้จะมีบล็อกย่อยภายในที่เรียกว่า บล็อกการเชื่อมต่อรวม อยู่ในรูปที่ 3 โดยมีการคำนวณที่เป็นไปตาม

$$LI_{R_k \rightarrow u_j}^t(x_j) = \max_{x \in V(k) \setminus j} \left(-\frac{c_{2(l+1),j_1,j,k}}{2\sigma^2} A_k + \sum_{j_2 \in (k) \setminus j} w_{2(l+1),j_2,j,k} LQ_{u_{j_2} \rightarrow R_k}^{2l+1}(x_{j_2}) + a_{j,k}\beta \right) \quad (18)$$

จากรูปที่ 1 ค่า $d_f = 3$ และมี $V(k) \setminus j$ มี 2 ส่วนประกอบจากรูปที่ 3 จะเห็นได้ว่าบล็อกการเชื่อมต่อรวมมี 2 การนำเข้า (input) ในที่นี้รับเข้ามาเพื่อคำนวณ $LI_{R_k \rightarrow u_j}^t$ ทั้งนี้ค่า M ถูกตั้งค่าให้เท่ากับ 4 ที่แต่ละผู้ใช้มี 4 สัญลักษณ์ ดังนั้นแต่ละการนำเข้าของบล็อกการเชื่อมต่อมี 4 โหนด โดยแถบสีที่ถูกเชื่อมต่อเข้าไปยัง เซลล์ประสาท (neurons) ก่อนที่จะเข้าสู่กระบวนการรวมแบบหาค่ามากที่สุด (max-pooling) เป็นการรับเข้าเพื่อคำนวณหาค่า A_k โดยค่าของ β ในสมการ (18) เป็นค่าออฟเซตของเซลล์ประสาท ทั้งนี้เซลล์ประสาทจะกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก w ให้กับการนำเข้าต่าง ๆ และนำมารวมกันก่อนนำออก (output) สัญลักษณ์ที่ถูกนำออกจากเซลล์ประสาทต่าง ๆ จะถูกดำเนินการโดยการหาค่าสูงสุดและผลลัพธ์ที่ได้จะถูกรวมเข้าด้วยกันไปเป็นกลุ่ม 4 โหนด เนื่องจากค่า x_j มีอยู่ 4 ค่า ในชั้นแรกของบล็อกจะมีการคำนวณที่เป็นไปตาม

$$LQ_{u_j \rightarrow R_k}^{(2l+1)}(x_j) = b_{2l+1,j,k} \ln(p(x_j)) + \sum_{k \in C(j) \setminus k} w_{2l+1,j,k} LI_{R_k \rightarrow u_j}^{2l}(x_j) \quad (19)$$

โหนดต่าง ๆ หนึ่งชุดจะถูกยึดไว้รวมเป็น 4 กลุ่ม ทำหน้าที่รับและเก็บ สัญลักษณ์ที่นำเข้ามาจากบล็อกก่อนหน้าและนำมาคำนวณได้เป็น $LQ_{u_j \rightarrow R_k}^{(2l+1)}$ โดยการนำออกของแต่ละกลุ่มโหนดในกรณีที่บล็อกแรกที่ไม่มีการนำเข้าจะถูกตั้งค่าให้เป็น $\ln(1/M)$ สัญลักษณ์ที่นำออกจะถูกส่งต่อไปยังกลุ่มเซลล์ประสาท 6 กลุ่ม ที่มีการถ่วงน้ำหนักการนำเข้า

จากสมการ 19 และ 20 จะเห็นได้ว่าเราไม่ได้ประยุกต์ใช้ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) ที่มักจะถูกใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้แน่ใจว่าการนำออกของเซลล์ประสาทเป็นแบบไม่เชิงเส้น อย่างไรก็ตามเราจำเป็นต้องทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสมมูลกับ MPA ดังนั้นเราจึงใช้เพียงการรวมกันแบบเชิงเส้นของการนำเข้าเซลล์ประสาทที่ทำให้ได้ผลลัพธ์นำออก

สำหรับชั้นนำออก (output layer) มีการคำนวณที่เป็นไปตามสมการ (20) เพื่อใช้ในการคำนวณฟังก์ชันการส่งผ่าน หรือ ลอจิต (logits) นำออกของโครงข่าย ที่ได้นำมาประยุกต์ใช้ในกระบวนการของ MPA

$$LQ_{u_j}(x_j) = \ln(p(x_j)) + \sum_{k \in C(j)} LI_{R_k \rightarrow u_j}^L(x_j) \quad (20)$$

สุดท้ายเป็นขั้นตอนการตัดสินใจโดยการประมาณค่าของสัญลักษณ์ได้โดย

$$\hat{x}_j = \arg \max_{x_j} LQ_{u_j}(x_j), \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (21)$$

ส่วนถัดไปเป็นการหาค่าฟังก์ชันสูญเสีย (loss function) เพื่อที่จะฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมอย่างเหมาะสม กำหนดให้เป็นไปตาม

$$Loss = E \left\{ \sum_j I(x_j, \hat{x}_j) \log \left(\frac{\exp(LQ_{u_j}(x_j))}{\sum_{\hat{x}_j} \exp(LQ_{u_j}(\hat{x}_j))} \right) \right\}, \quad (22)$$

ในขณะที่ $I(x_j, \hat{x}_j)$ เป็นฟังก์ชันตัวชี้บอก (indicator function) ที่เป็นไปตาม

$$I(x_j, \hat{x}_j) = \begin{cases} 1, & x_j = \hat{x}_j \\ 0, & x_j \neq \hat{x}_j \end{cases}, \quad (23)$$

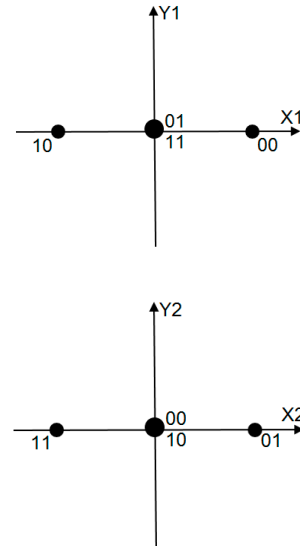
และ $E\{\cdot\}$ เป็นการคำนวณค่าคาดหวัง (expectation) โดยฟังก์ชันสูญเสียถือว่าเป็นเอนโทรปีข้าม (cross entropy) ของฟังก์ชันค่าสูงสุดอย่างอ่อน (softmax function) การนำออกของ 4 เซลล์ประสาทถูกทำให้เป็นบรรทัดฐาน (normalize) ด้วยฟังก์ชันค่าสูงสุดอย่างอ่อนที่อิสระจากกัน เนื่องจากเป็นไปไม่ได้ที่จะคำนวณค่าคาดหวังในระหว่างการฝึกฝน ดังนั้นเราจึงแทนที่ฟังก์ชัน $E\{\cdot\}$ ด้วยการหาค่าเฉลี่ย

3.3) การทดลองเชิงตัวเลข (numerical experiments)

การทดสอบระบบเป็นการจำลองการเชื่อมโยงขาของ STBC 3x4 MIMO SCMA ที่ส่งสัญญาณเหนือช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี กิ่ง-สถิติ กำหนดให้ STBC-MIMO มีสายอากาศ $N_T = 3$ และ $N_R = 4$ บล็อกรหัส ST มีอัตราเข้ารหัสเท่ากับ $1/2$ ในขณะที่วิธีการของ SCMA ใช้คู่มือรหัส 4-ary แบบ circular QAM (3,4) ดังรูปที่ 4 ที่ถูกนำเสนอใน [20] และใช้เทคนิคการส่งรหัสคำ SCMA ข้ามบล็อกรหัส ปริภูมิ-เวลา [21] เพื่อเพิ่มอัตราขยายไดเวอร์ซิตี ทั้งนี้ SCMA ถูกกำหนดค่าตัว

แปร ที่เป็นไปตาม : $N = 2, J = 6, K = 4, d_f = 3$ บิตข้อมูล ได้ถูกเข้ารหัสด้วยรหัสคอนวูลูชันที่อัตรา 0.5 โดยวิธีการตรวจหาใช้ทั้งแบบ MPA และโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อนำมาเปรียบเทียบ

3.3.1) การฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียม เราได้สร้างโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้เฟรมเวิร์ค TensorFlow [18] ที่เป็นโอเพนซอร์สคลังโปรแกรม (library) ของ Google ที่ง่าย

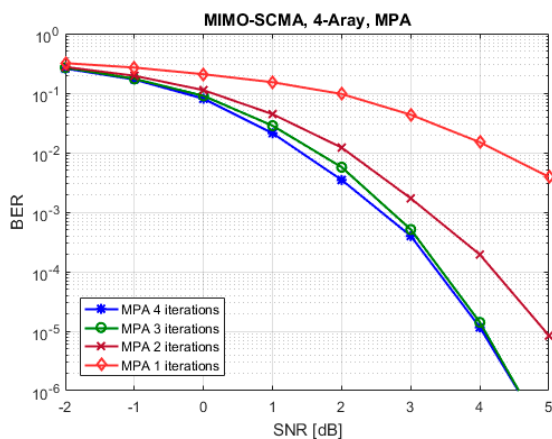


รูปที่ 4 สัญลักษณ์กลุ่มดาว SCMA 4 จุด ที่ถูกฉายลงไป 3 จุดต่อ 1 มิติเชิงซ้อน [20]

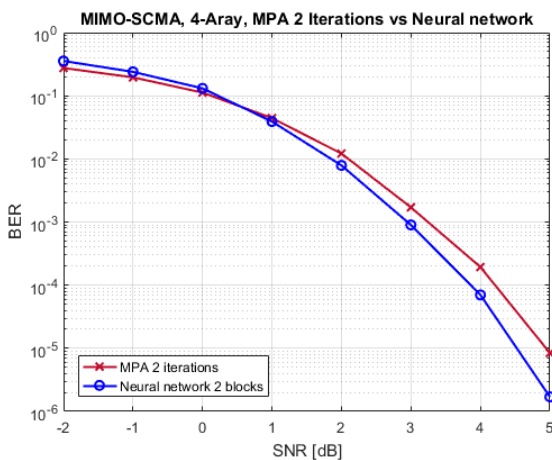
ต่อการใช้งานและไม่มีค่าใช้จ่าย เพื่อที่จะลดเวลาในการฝึกฝน และได้ผลลัพธ์ที่ดีขึ้น ส่วนสำคัญคือการกำหนดค่าเริ่มต้นพารามิเตอร์ทั้งหมดของโครงข่ายประสาทเทียมให้มีค่าเท่ากัน แต่ไม่เท่ากับศูนย์ โดยเราได้ตั้งค่าอัตราการฝึกฝนเริ่มต้นเท่ากับ 0.001 และเราเลือกใช้ตัวเพิ่มประสิทธิภาพ (optimizer) ของ Adam [19] ที่ทำให้ค่าพารามิเตอร์ทั้งหมดในโครงข่ายประสาทเทียมเหมาะสมที่สุด (optimize) เพียงพอที่นำไปใช้งานได้ เนื่องจากเป็นตัวเพิ่มประสิทธิภาพ เกรเดียนต์ขั้นสูงช่วยปรับแต่งอัตราการเรียนรู้ในแต่ละขั้นตอนได้ ในขณะที่วิธีการเคลื่อนลงตามความชันเกรเดียนต์ (stochastic gradient descent : SGD) แบบธรรมดาทำไม่ได้ เราได้ฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียม 2 ตัวที่มี 2 บล็อก และ 4 บล็อก โดยทั้ง 2 โครงข่ายจะถูกฝึกฝนภายใต้ช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี เสมือน-สถิติ ที่มีการกำหนดค่าอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน (signal to noise ratio : SNR) ไว้ล่วงหน้าก่อน อย่างไรก็ตามหลังจากการ

ฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียมนี้ จะมีการทำงานอย่างมีประสิทธิภาพกับค่า SNR ต่าง ๆ ได้

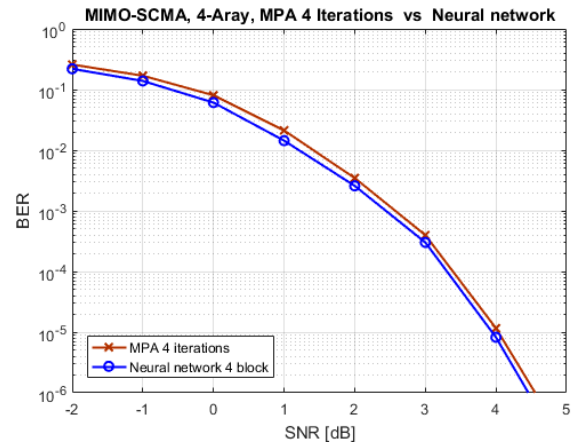
3.3.2) ชุดข้อมูล (data set) ของระบบ SCMA ทั้ง 6 ผู้ใช้ มีการรวมกันของสัญญาณรหัสค่าทั้งหมด 4096 สัญญาณ เราได้สร้างชุดข้อมูลของสัญญาณ SCMA สำหรับการฝึกฝนโครงข่ายประสาทเทียม โดยในแต่ละรอบของการฝึกฝน เราจะกำหนด 4096 สัญญาณ ที่มีสัญญาณรบกวนแตกต่างกันไป โดยชุดข้อมูลสำหรับฝึกฝนจะถูกกำหนดให้มีค่า SNR คงที่ที่ 1.5 dB เมื่อฝึกฝนเสร็จสิ้น แล้วนำโครงข่ายประสาทเทียม MPA



รูปที่ 5 สมรรถนะในแง่ BER ของ MPA ที่มีรอบการวนซ้ำต่างกัน บนช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี กัง-สถิติ



รูปที่ 6 สมรรถนะในแง่ BER สำหรับ MPA วนซ้ำ 2 รอบ และโครงข่ายประสาทเทียม 2 บล็อก บนช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี กัง-สถิติ



รูปที่ 7 สมรรถนะในแง่ BER สำหรับ MPA วนซ้ำ 4 รอบ และโครงข่ายประสาทเทียม 4 บล็อก บนช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลี กัง-สถิติ

มาทดสอบระบบ MIMO-SCMA โดยสร้างชุดข้อมูลด้วยวิธีการเดียวกันแต่มีการปรับระดับขึ้นของ SNR ไปครั้งละ 1 dB

4) ผลการทดสอบ

จากรูปที่ 5 เป็นผลการจำลองระบบ STBC 3x4 MIMO SCMA ที่ใช้วิธีการตรวจหา MPA แบบดั้งเดิม เปรียบเทียบสมรรถนะในแง่อัตราความผิดพลาดบิต (bit error rate : BER) เมื่อมีการปรับจำนวนการวนซ้ำ จะเห็นได้ว่าเมื่อจำนวนการวนซ้ำเพิ่มจาก 1 รอบเป็น 2 รอบ สมรรถนะของระบบก็จะดีขึ้นอย่างเห็นได้ชัด และการวนซ้ำในรอบถัด ๆ ไปสมรรถนะของระบบก็จะสูงขึ้นไปเรื่อย ๆ สังเกตได้ว่าเมื่อการวนซ้ำเข้าสู่รอบที่ 4 สมรรถนะของ MPA ก็จะเริ่มมีการลู่เข้า (convergence)

การเปรียบเทียบสมรรถนะในแง่ BER ของวิธี MPA และโครงข่ายประสาทเทียมอยู่ในรูปที่ 6 และรูปที่ 7 เพื่อที่จะให้มีการทดสอบอย่างเท่าเทียม เราจะตั้งค่าให้โครงข่ายประสาทเทียมเป็น 2 และ 4 บล็อก เปรียบเทียบกับ MPA ที่มีการวนซ้ำ 2 และ 4 รอบตามลำดับ จากรูปที่ 6 สังเกตได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีสมรรถนะที่สูงกว่า MPA ในช่วงที่มี SNR สูง หลังจากจุดตัดของกราฟที่ SNR = 0.5 dB โดยโครงข่ายประสาทเทียมต้องการ SNR น้อยกว่า MPA 0.3 dB ที่ BER = 10^{-3} จากรูปที่ 7 จะเห็นได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียม 4 บล็อก ก็มีสมรรถนะที่เหนือกว่า MPA โดยต้องการ SNR น้อยกว่า 0.15 dB ที่ BER = 10^{-3}

5) สรุป

เราได้นำเสนอการใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจหาในระบบ MIMO-SCMA โดยแสดงให้เห็นถึงวิธีการแผ่กระบวนการทำงานของ MPA ไปในโครงข่ายประสาทเทียม โดยการเพิ่มค่าถ่วงน้ำหนักไปที่ขอบของกราฟปัจจัย การทำงานของ MPA ถูกกระจายไปในการเชื่อมต่อของโครงข่าย จากผลการจำลองระบบ MIMO-SCMA บนช่องสัญญาณเฟดดิ้งแบบเรย์ลีกิ่ง-สถิติ แสดงให้เห็นว่าสมรรถนะในแง่ของ BER ของการตรวจหาที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเหนือกว่าวิธี MPA แบบดั้งเดิมในช่วงที่มี SNR สูง ทั้งนี้ โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเร่งการทำงานบนสถานีเคลื่อนที่ด้วยการใช้ชิป ปัญญาประดิษฐ์ (artificial intelligence : AI)

REFERENCES

- [1] Cisco, "Cisco Visual Networking Index: Forecast and Trends, 2017–2022 White Paper," [Online] Available: <https://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/service-provider/visual-networking-index-vni/white-paper-c11-741490.html>. (accessed: July 21, 2019)
- [2] Fabio Giust, Luca Cominardi, and Carlos J Bernardos, "Distributed mobility management for future 5G networks: overview and analysis of existing approaches," *IEEE Communications Magazine*, Vol. 53, No. 1, pp. 142–149, 2015.
- [3] Mamta Agiwal, Abhishek Roy, and Navrati Saxena, "Next generation 5G wireless networks: A comprehensive survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol. 18, No. 3, pp. 1617–1655, 2016.
- [4] F. Wei and W. Chen, "A low complexity SCMA decoder based on list sphere decoding," in *Proc. IEEE GLOBECOM, Washington, DC, USA, Dec. 2016*, pp. 1–6.
- [5] M. Alam and Q. Zhang, "Performance study of SCMA codebook design," in *Proc. IEEE WCNC, San Francisco, CA, Mar. 2017*, pp. 1–5.
- [6] F. R. Kschischang, B. J. Frey, and H. A. Loeliger, "Factor graphs and the sum-product algorithm," *IEEE Trans. Inf. Theory*, Vol. 47, No. 2, pp.498–519, Feb. 2001.
- [7] Chaoyun Zhang, Pan Zhou, Chenghua Li, and Lijun Liu, "A convolutional neural network for leaves recognition using data augmentation," In *Proc. 2015 IEEE Int. Conference on Computer and Information ; Ubiquitous Computing and Communications; Dependable, Autonomic and Secure Computing; Pervasive Intelligence and Computing*, Liverpool, UK, Dec. 2015, pp. 2143–2150, DOI: 10.1109/CIT/IUCC/DASC/PICOM.2015.318
- [8] Richard Socher, Yoshua Bengio, and Christopher D Manning, "Deep learning for NLP (without magic)," In *Proc. 50th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Tutorial Abstracts*, Jeju Island, Korea, Jul. 2012, p. 5.
- [9] Chaoyun Zhang, Paul Patras and Hamed Haddadi, "Deep Learning in Mobile and Wireless Networking: A Survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, Vol. 21, No. 3, pp.2224 – 2287, Mar. 2019, DOI: 10.1109/COMST.2019.2904897
- [10] Akhil Gupta and Rakesh Kumar Jha, "A survey of 5G network: Architecture and emerging technologies," *IEEE Access*, vol. 3, pp. 1206–1232, 2015.
- [11] Chunxiao Jiang, Haijun Zhang, Yong Ren, Zhu Han, Kwang-Cheng Chen, and Lajos Hanzo, "Machine learning paradigms for next generation wireless networks," *IEEE Wireless Communications*, Vol. 24, No. 2, pp. 98–105, 2017.
- [12] Duong D Nguyen, Hung X Nguyen, and Langford B White, "Reinforcement learning with network-assisted feedback for heterogeneous rat selection," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 16, No. 9, pp. 6062 – 6076, Sept. 2017, DOI: 10.1109/TWC.2017.2718526
- [13] Fairuz Amalina Narudin, Ali Feizollah, Nor Badrul Anuar, and Abdullah Gani, "Evaluation of machine learning classifiers for mobile malware detection," *Soft Computing*, Vol. 20, No. 1, pp. 343–357, 2016.
- [14] Wencong Xiao, Jilong Xue, Youshan Miao, Zhen Li, Cheng Chen, Ming Wu, Wei Li, and Lidong Zhou, "Tux2: Distributed graph computation for machine learning," in *Proc. 14th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI '17)*, Boston, MA, USA, Mar. 2017, pp.669–682.
- [15] Timothy J O'Shea, Tugba Erpek, and T Charles Clancy, "Deep learning based MIMO communications," Accessed: Jul. 2017. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1707.07980>
- [16] Minhoe Kim, Nam-I Kim, Woongsup Lee and Dong-Ho Cho, "Deep Learning-Aided SCMA," *IEEE Communications Letters*, Vol. 22, No. 4, pp. 720 – 723, 2018



- [17] Chao Lu, Wei Xu, Hong Shen, Hua Zhang, and Xiaohu You, "An Enhanced SCMA Detector Enabled by Deep Neural Network," Accessed: Aug, 2018. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1808.08015>
- [18] M. Abadi et al., "Tensorflow: Large-scale machine learning on heterogeneous systems," Accessed: Aug, 2018. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1603.04467>
- [19] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," in *Proc. 3rd International Conference for Learning Representations*, San Diego, 2015, [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1412.6980>
- [20] Triratana Metkarunchit, "SCMA codebook design base on circular-QAM," in *Proc. Integrated Communication Navigation and Surveillance Conference (ICNS)*, Virginia, USA, May. 2017, DOI: 10.1109/ICNSURV.2017.8011917
- [21] Triratana Metkarunchit, "Achieving Higher Full-diversity Gain of Downlink STBC-MIMO SCMA System," *Journal of Communications*, Vol. 13, No. 9, pp. 535-539, Sep. 2018.