

# Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân tích phản hồi công chúng đối với hoạt động truyền thông trách nhiệm xã hội về môi trường (ECSR) tại Việt Nam

Ngày nhận bài: 17/01/2024 | Ngày phản biện: 18/01/2026 | Ngày xuất bản: 16/04/2026

**Tác giả:** Trần Thị Thùy Dương (Trường Đại học Thăng Long); Nguyễn Doãn Quân (Trường Đại học Thăng Long)

**Tóm tắt:** Trong bối cảnh chuyển đổi số, việc phân tích phản hồi của công chúng ngày càng trở thành yếu tố quan trọng trong đánh giá hiệu quả truyền thông trách nhiệm xã hội về môi trường (ECSR). Nghiên cứu này nhằm làm rõ vai trò của trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là các kỹ thuật nhận diện cảm xúc, trong phân tích phản hồi công chúng trên môi trường số. Bài viết kết hợp phương pháp tổng quan tài liệu với phân tích thực nghiệm trên 2.151 bình luận tiếng Việt thu thập từ 21 bài đăng Facebook của Vinamilk và Heineken Việt Nam trong giai đoạn 11/2025–3/2026. Kết quả cho thấy phản hồi tích cực chiếm ưu thế, tuy nhiên vẫn tồn tại các biểu hiện hoài nghi liên quan đến tính xác thực của thông điệp ECSR. Cấu trúc cảm xúc và nội dung phản hồi thể hiện tính đa chiều, tập trung vào các chủ đề như cam kết môi trường, minh bạch thông tin và nghi ngờ greenwashing. Trên cơ sở đó, nghiên cứu đề xuất một số định hướng nhằm nâng cao hiệu quả truyền thông ECSR tại Việt Nam.

## 1. Đặt vấn đề

Trong bối cảnh chuyển đổi số, trí tuệ nhân tạo (AI) ngày càng đóng vai trò quan trọng trong việc phân tích và xử lý dữ liệu phản hồi của công chúng trên môi trường số. Đặc biệt, trong lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên (Natural Language Processing - NLP), các kỹ thuật nhận diện cảm xúc cho phép khai thác và phân loại trạng thái cảm xúc (tích cực, tiêu cực hoặc trung lập) từ dữ liệu văn bản trên mạng xã hội và các nền tảng trực tuyến. So với các phương pháp khảo sát truyền thống, AI cho phép xử lý khối lượng dữ liệu lớn theo thời gian thực, từ đó hỗ trợ doanh nghiệp hiểu rõ hơn phản ứng và thái độ

của công chúng đối với các thông điệp truyền thông.

Trong lĩnh vực trách nhiệm xã hội với môi trường (ECSR), vai trò của phản hồi công chúng ngày càng trở nên quan trọng trong việc đánh giá hiệu quả truyền thông. Theo khảo sát của PwC trên 9.069 người tiêu dùng tại 25 quốc gia, các yếu tố ESG có tác động đáng kể đến mức độ tin tưởng của công chúng đối với doanh nghiệp, trong đó tại Việt Nam, các yếu tố quản trị (59%), xã hội (51%) và môi trường (49%) đều có ảnh hưởng rõ rệt (PwC, 2022). Bên cạnh đó, dữ liệu từ YouNet Media cho thấy trong nửa đầu năm 2024, Việt Nam ghi nhận 157 chiến dịch CSR, trong đó các hoạt động liên quan đến môi trường chiếm hơn 30% (YouNet Media, 2024). Điều này cho thấy ECSR không chỉ là một xu hướng truyền thông mà còn trở thành một định hướng chiến lược gắn với mục tiêu phát triển bền vững của doanh nghiệp.

Tuy nhiên, hiệu quả của truyền thông ECSR không chỉ phụ thuộc vào nội dung thông điệp mà còn được phản ánh thông qua phản hồi của công chúng. Các nghiên cứu cho thấy hoạt động ECSR có thể giúp doanh nghiệp gia tăng sự chấp thuận của công chúng (Fosu et al., 2023), nhưng đồng thời, phản hồi công chúng lại là yếu tố quyết định mức độ thành công của thông điệp truyền thông (Hutchins, 2020). Do đó, việc phân tích phản hồi công chúng trở thành một trong những thước đo quan trọng để đánh giá mức độ tin cậy và tác động thực tiễn của truyền thông ECSR.

Trong thực tế, khối lượng phản hồi công chúng về ECSR ngày càng gia tăng cả về quy mô lẫn mức độ đa dạng, đặt ra thách thức lớn đối với các phương pháp phân tích truyền thống vốn hạn chế về tốc độ và khả năng xử lý dữ liệu. Trong bối cảnh đó, việc ứng dụng AI, đặc biệt là các kỹ thuật nhận diện cảm xúc, mở ra khả năng đo lường hiệu quả truyền thông, phát hiện các vấn đề tiềm ẩn và hỗ trợ điều chỉnh chiến lược truyền thông một cách kịp thời và dựa trên dữ liệu.

## **2. Phương pháp nghiên cứu**

Bài viết được thực hiện theo phương pháp tổng quan tài liệu có phân tích, nhằm hệ thống hóa và đánh giá các nghiên cứu liên quan đến ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong nhận diện cảm xúc và phân tích phản hồi công chúng. Nguồn dữ liệu nghiên cứu bao gồm các công trình khoa học tiêu biểu về xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) và nhận diện cảm xúc bằng AI; các nghiên cứu về truyền thông trách nhiệm xã hội doanh nghiệp

(CSR/ECSR) và hành vi phản hồi của công chúng; cùng các báo cáo ngành, dữ liệu thị trường và văn bản chính sách liên quan tại Việt Nam và quốc tế trong giai đoạn 2018–2025. Trên cơ sở đó, nghiên cứu tiến hành tổng hợp, so sánh và đối chiếu các kết quả nghiên cứu trước đây, đồng thời phân tích trong mối liên hệ với bối cảnh Việt Nam nhằm làm rõ các cơ hội và thách thức trong việc ứng dụng AI vào phân tích phản hồi công chúng đối với truyền thông ECSR.

Bên cạnh đó, nghiên cứu sử dụng nhận diện cảm xúc bằng trí tuệ nhân tạo như phương pháp trung tâm trên dữ liệu thực nghiệm thu thập từ 21 bài đăng Facebook của Vinamilk và Heineken Việt Nam (11/2025 - 3/2026), với 2.151 bình luận tiếng Việt. Dữ liệu được xử lý và phân loại bằng mô hình học máy/ngôn ngữ thành ba nhóm cảm xúc: tích cực, trung tính và tiêu cực, đồng thời kết hợp phân tích nội dung để xác định các chủ đề phản hồi chính. Độ tin cậy của mô hình được kiểm tra thông qua các chỉ số như Accuracy và F1-score, qua đó giúp nhận diện xu hướng cảm xúc và mức độ đồng thuận của công chúng đối với thông điệp ECSR.

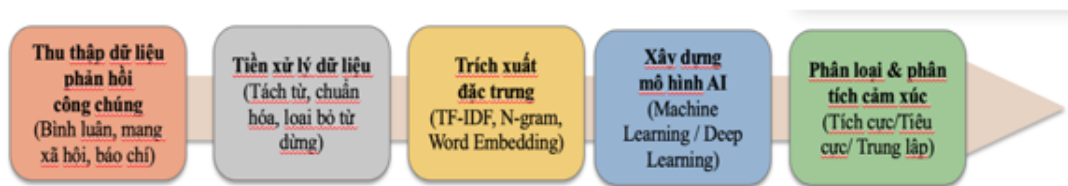
### **3. Kết quả và thảo luận**

#### **3.1. Kết quả**

##### **3.1.1. Những đóng góp về trí tuệ nhân tạo nhận diện cảm xúc ở góc độ lý thuyết**

Nhận diện cảm xúc được xem là một hướng nghiên cứu quan trọng trong trí tuệ nhân tạo và xử lý ngôn ngữ tự nhiên, tập trung vào việc phân tích thái độ và trạng thái cảm xúc của người dùng thông qua dữ liệu ngôn ngữ trên môi trường truyền thông số. Các nghiên cứu cho thấy các thuật toán học máy có khả năng khai thác hiệu quả dữ liệu văn bản quy mô lớn, như bình luận và đánh giá trực tuyến, từ đó hỗ trợ phân loại cảm xúc, đồng thời dự báo hành vi và xu hướng của công chúng. Không chỉ dừng lại ở phân tích dữ liệu tiêu dùng, nhận diện cảm xúc còn được ứng dụng rộng rãi trong nghiên cứu thị trường, giám sát truyền thông và phân tích phản ứng xã hội, qua đó góp phần làm rõ các khuynh hướng cảm xúc và thái độ của công chúng đối với các vấn đề kinh tế - xã hội (Drus & Khalid, 2019; Haque et al., 2018; Chopra & Sharma, 2021; Costa et al., 2021).

Trên phương diện kỹ thuật, quy trình nhận diện cảm xúc trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên thường bao gồm các bước cơ bản như thu thập dữ liệu, tiền xử lý, trích xuất đặc trưng, huấn luyện và đánh giá mô hình. Bên cạnh đó, nhận diện cảm xúc có thể được triển khai ở nhiều cấp độ khác nhau, bao gồm cấp độ câu, cấp độ tài liệu và cấp độ khía cạnh, trong đó phân tích ở cấp độ khía cạnh được xem là phức tạp nhất do cảm xúc thường mang tính hàm ẩn và phụ thuộc mạnh vào ngữ cảnh (Nandwani & Verma, 2021).



Hình 1: Quy trình phân tích cảm xúc công chúng bằng trí tuệ nhân tạo trong truyền thông ECSR (điều chỉnh từ Nandwani & Verma, 2021)

Hình 1 trình bày quy trình ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân tích cảm xúc công chúng đối với truyền thông ECSR, được điều chỉnh từ mô hình xử lý ngôn ngữ tự nhiên của Nandwani & Verma (2021). So với mô hình gốc, quy trình được bổ sung ngữ cảnh truyền thông và phản hồi công chúng, nhấn mạnh vai trò của dữ liệu mạng xã hội và khả năng ứng dụng trong đo lường hiệu quả truyền thông, phát hiện vấn đề tiềm ẩn và hỗ trợ ra quyết định. truyền thông ECSR (điều chỉnh từ Nandwani & Verma, 2021).

Hiệu quả của các mô hình nhận diện cảm xúc phụ thuộc chủ yếu vào ba nhóm yếu tố. Trước hết, chất lượng và mức độ đa dạng của dữ liệu đầu vào đóng vai trò nền tảng, bởi dữ liệu càng phong phú thì khả năng nhận diện sắc thái cảm xúc càng chính xác. Bên cạnh đó, quá trình trích xuất và xử lý đặc trưng cũng đặt ra nhiều thách thức do sự phụ thuộc vào ngữ cảnh, sự xuất hiện của từ lóng và tính không chuẩn hóa của ngôn ngữ trên mạng xã hội. Ngoài ra, các yếu tố nhân khẩu học và bối cảnh xã hội của công chúng cũng ảnh hưởng trực tiếp đến cách biểu đạt cảm xúc trên môi trường số. Trên cơ sở đó, các nghiên cứu gần đây có xu hướng nhấn mạnh việc sử dụng dữ liệu đa phương thức, tích hợp văn bản, hình ảnh và các tín hiệu ngữ cảnh nhằm phản ánh đầy đủ và chính xác hơn cảm xúc của người dùng (Zhang et al., 2024; Mao et al., 2024; Volkova & Bachrach, 2016; Lou et al., 2024).

3.1.2. Những kết quả tích cực

3.1.2.1. Quy mô dữ liệu và mức độ tương tác của công chúng.

| Chỉ số                 | Giá trị | Tỷ lệ (%) |
|------------------------|---------|-----------|
| Tổng bình luận ban đầu | 2151    | 100       |
| Số bình luận bị loại   | 423     | 19,67     |
| Số bình luận hợp lệ    | 1728    | 80,33     |

Bảng 1: Quy mô và xử lý dữ liệu

Bảng 1 cho thấy quy mô và mức độ sàng lọc của tập dữ liệu nghiên cứu. Trong tổng số 2151 bình luận thu thập từ các bài đăng ECSR trên 2 fanpage Facebook của Heineken Việt Nam và Vinamilk, có tới 386 bình luận bị loại do không đáp ứng tiêu chí phân tích, bao gồm các nội dung không liên quan, bình luận chỉ gắn thẻ hoặc gắn biểu tượng cảm xúc mà không có nội dung, quảng cáo hoặc chứa các liên kết ngoài. Tỷ lệ loại bỏ này phản ánh đặc trưng phổ biến của dữ liệu mạng xã hội - nơi các tương tác không phải lúc nào cũng mang ý nghĩa phản hồi nội dung.

Loại 37 bình luận sau quá trình tiền xử lý, tập dữ liệu còn lại gồm 1728 bình luận hợp lệ, đóng vai trò là nền tảng cho toàn bộ các phân tích tiếp theo. Điều này cho thấy việc làm sạch dữ liệu không chỉ là bước kỹ thuật mà còn giúp đảm bảo rằng các kết quả phân tích phản ánh đúng quá trình tiếp nhận thông điệp của công chúng.

3.1.2.2. Các chủ đề phản hồi của công chúng

| Chủ đề phản hồi               | Giá trị | Tỷ lệ (%) |
|-------------------------------|---------|-----------|
| Mức độ cam kết môi trường     | 1104    | 63,9      |
| Khía cạnh minh bạch thông tin | 202     | 11,7      |
| Nghị ngờ greenwashing         | 180     | 10,4      |
| Kỳ vọng dài hạn               | 124     | 7,2       |
| Tác động thực tế              | 118     | 6,8       |

Bảng 2: Các nhóm chủ đề phản hồi

Phản hồi công chúng tập trung vào 5 nhóm chủ đề. Trong đó, nhóm “mức độ cam kết môi trường” chiếm tỷ trọng áp đảo (63,9%), cho thấy đây là yếu tố trung tâm trong cách công chúng đánh giá về thông điệp ECSR. Điều này phản ánh rằng công chúng đặc biệt quan tâm đến mức độ thực chất của các cam kết, hơn là chỉ nội dung truyền thông. Các chủ đề như “khía cạnh minh bạch thông tin” và “tác động thực tế” cho thấy nhu cầu kiểm chứng thông tin ngày càng cao của công chúng. Trong khi chủ đề “ngghi ngờ greenwashing” đang phản ánh sự tồn tại của một diễn ngôn đối lập, trong đó thông điệp ECSR bị xem như là một chiến lược truyền thông mang tính hình thức.

### 3.1.2.3. Cấu trúc cảm xúc đa chiều của công chúng

| <b>Nhãn dán cảm xúc</b> | <b>Giá trị</b> | <b>Tỷ lệ (%)</b> |
|-------------------------|----------------|------------------|
| Tin tưởng               | 631            | 36,5             |
| Vui mừng                | 464            | 26,9             |
| Mong đợi                | 349            | 20,2             |
| Tức giận                | 91             | 5,3              |
| Ngạc nhiên              | 90             | 5,2              |
| Ghê tởm                 | 70             | 4,1              |
| Sợ hãi                  | 24             | 1,4              |
| Buồn bã                 | 9              | 0,5              |

Bảng 3: Nhãn dán cảm xúc

Dựa trên mô hình Bánh xe cảm xúc của Plutchik (Plutchik, 1982), kết quả đã làm rõ cấu trúc đa chiều của công chúng. Ba nhãn dán cảm xúc chiếm ưu thế là “tin tưởng”, “vui mừng” và “mong đợi”. Điều này cho thấy công chúng không chỉ phản ứng tích cực mà còn hình thành niềm tin và kỳ vọng đối với doanh nghiệp. Đặc biệt, sự xuất hiện nổi bật của cảm xúc “mong đợi” cho thấy công chúng tiếp nhận thông điệp ECSR trong trạng thái chủ động, vừa ghi nhận vừa đặt ra yêu cầu trong tương lai.

Ở chiều ngược lại, các cảm xúc tiêu cực như “tức giận” và “ghê tởm” tuy chiếm tỷ lệ thấp hơn nhưng cũng phản ánh sự bất đồng rõ rệt khi công chúng nghi ngờ tính xác

thực của thông điệp. Điều này cho thấy các cảm xúc không chỉ đơn thuần là không hài lòng, mà đã mang tính phán xét và phản biện mạnh. Bên cạnh đó, các cảm xúc như “sợ hãi” và “buồn bã” xuất hiện với tỷ lệ thấp hơn, cho thấy một bộ phận nhỏ công chúng thể hiện sự lo ngại hoặc thất vọng trước các vấn đề môi trường hoặc hành vi của doanh nghiệp. Cuối cùng, cảm xúc “ngạc nhiên” cũng được ghi nhận trong dữ liệu, phản ánh phản ứng trước các thông tin mới hoặc các sáng kiến ECSR chưa quen thuộc. Sự hiện diện của cảm xúc này cho thấy công chúng không chỉ đánh giá mà còn liên tục cập nhật và điều chỉnh nhận thức khi tiếp xúc với thông điệp truyền thông.

3.1.2.4. Xu hướng cảm xúc tổng thể

| <b>Phân cực cảm xúc</b> | <b>Giá trị</b> | <b>Tỷ lệ (%)</b> |
|-------------------------|----------------|------------------|
| Tích cực                | 1442           | 83,4             |
| Tiêu cực                | 194            | 11,2             |
| Trung tính              | 92             | 5,3              |

Bảng 4: Phân bố phân cực cảm xúc

Kết quả cho thấy xu hướng phản hồi tích cực chiếm ưu thế rõ rệt trong tập dữ liệu, với 83,4% bình luận được phân loại là tích cực. Điều này phản ánh rằng các thông điệp ECSR, đặc biệt khi gắn với các giá trị xã hội như bảo vệ môi trường và phát triển bền vững, có khả năng tạo ra thiện cảm đáng kể trong công chúng.

Tuy nhiên, việc tồn tại 11,2% phản hồi tiêu cực và 5,3% trung tính cho thấy sự đồng thuận của công chúng không mang tính tuyệt đối. Nhóm trung tính phản ánh trạng thái tiếp nhận một cách có cân trọng, trong khi nhóm tiêu cực thể hiện sự phản biện hoặc nghi ngờ. Do đó, cấu trúc phân bố này cho thấy quá trình tiếp nhận thông điệp ECSR không chỉ là phản ứng cảm xúc tức thời mà còn là kết quả của quá trình đánh giá nhận thức, trong đó công chúng liên tục đối chiếu thông điệp với kinh nghiệm và niềm tin sẵn có.

3.1.2.5. Vai trò của trí tuệ nhân tạo nhận diện cảm xúc trong phân tích phản hồi của công chúng với thông điệp truyền thông về ECSR.

Nhận diện cảm xúc bằng trí tuệ nhân tạo mang lại nhiều giá trị quan trọng trong phân tích phản hồi công chúng đối với truyền thông ECSR. Thứ nhất, công nghệ này cho phép doanh nghiệp hiểu sâu hơn cảm xúc và phán đoán của công chúng thông qua việc khai thác dữ liệu văn bản quy mô lớn từ môi trường số. Các nghiên cứu cho thấy các mô hình AI không chỉ có khả năng phân tích các phán đoán chủ quan trong văn bản mà còn có thể xử lý dữ liệu đa bối cảnh, đa nhóm và theo thời gian thực, đồng thời từng bước cải thiện khả năng nhận diện các sắc thái ngôn ngữ phức tạp như châm biếm, phủ định hay biểu đạt gián tiếp. Nhờ đó, doanh nghiệp có thể nắm bắt được bức tranh cảm xúc đa chiều của công chúng, từ đó hiểu rõ hơn động lực, niềm tin và kỳ vọng của cộng đồng đối với các cam kết và chiến dịch ECSR (Sv et al., 2022; Alam et al., 2025).

Thứ hai, AI mở ra khả năng cá nhân hóa thông điệp và nâng cao hiệu quả truyền thông. Thông qua việc phân tích dữ liệu hành vi, cảm xúc và đặc điểm nhân khẩu học của công chúng, các hệ thống AI cho phép nhận diện sự khác biệt giữa các nhóm đối tượng và điều chỉnh thông điệp theo thời gian thực. Điều này đặc biệt có ý nghĩa trong truyền thông ECSR, khi công chúng thường phản ứng khác nhau tùy theo mức độ tin tưởng, nhận thức và kỳ vọng đối với doanh nghiệp. Việc cá nhân hóa thông điệp theo từng nhóm cảm xúc không chỉ giúp tăng khả năng tiếp nhận mà còn giảm thiểu nguy cơ gây hiểu lầm hoặc phản ứng tiêu cực (Wedel & Kannan, 2016; Davenport et al., 2020).

Thứ ba, AI góp phần nâng cao tính minh bạch và khả năng ra quyết định trong quản trị truyền thông. Nhờ khả năng xử lý dữ liệu lớn và giám sát dư luận theo thời gian thực, AI cho phép doanh nghiệp phát hiện sớm các xu hướng cảm xúc và những tín hiệu bất thường trong phản hồi công chúng. Điều này hỗ trợ tổ chức chủ động điều chỉnh thông điệp truyền thông và hạn chế các rủi ro liên quan đến khủng hoảng niềm tin. Đồng thời, việc ứng dụng AI trong phân tích dữ liệu còn góp phần tăng tính minh bạch thông qua các báo cáo dựa trên bằng chứng, giúp quá trình ra quyết định truyền thông trở nên khoa học và đáng tin cậy hơn (Di Vaio et al., 2020; Wamba et al., 2017).

Thứ tư, nhận diện cảm xúc bằng AI đóng vai trò quan trọng trong việc đo lường tác động và cải tiến chiến lược truyền thông bền vững. Thay vì chỉ dựa vào các chỉ số định lượng bề mặt, phân tích cảm xúc cho phép doanh nghiệp hiểu sâu hơn về thái độ và



hành vi của công chúng thông qua các phản hồi trực tuyến. Các mô hình tiên tiến có khả năng khai thác sắc thái cảm xúc phức tạp, từ đó cung cấp căn cứ khoa học để điều chỉnh chiến lược CSR/ECSR theo kỳ vọng xã hội. Khi kết hợp dữ liệu cảm xúc với dữ liệu hành vi, doanh nghiệp có thể đánh giá chính xác hơn mức độ tin cậy và tác động dài hạn của các thông điệp truyền thông, qua đó nâng cao hiệu quả và củng cố uy tín trong bối cảnh phát triển bền vững (Liang & Liao, 2021; Cambria et al., 2017).

Những đối chiếu trên cho thấy, mặc dù trí tuệ nhân tạo mang lại nhiều cơ hội trong phân tích phản hồi công chúng, việc ứng dụng công nghệ này trong truyền thông ECSR tại Việt Nam cần được điều chỉnh phù hợp với đặc điểm ngôn ngữ, văn hóa và hành vi phản hồi của công chúng bản địa. Điều này đặt ra yêu cầu không chỉ về phát triển công nghệ, mà còn về khả năng “bản địa hóa” các mô hình AI trong bối cảnh truyền thông, xã hội đặc thù của Việt Nam.

### **3.2. Thảo luận**

#### **3.2.1. Đối chiếu các nghiên cứu quốc tế trong ứng dụng trí tuệ nhân tạo còn nhiều thách thức đối với bối cảnh Việt Nam**

Việc đối chiếu các nghiên cứu quốc tế với bối cảnh Việt Nam cho thấy việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân tích phản hồi công chúng đối với truyền thông ECSR vẫn đối mặt với nhiều thách thức mang tính đặc thù quốc gia.

Thứ nhất, Việt Nam còn thiếu các bộ dữ liệu cảm xúc chuyên biệt phản ánh phản hồi của công chúng đối với các thông điệp ECSR. Tiếng Việt hiện vẫn được xem là ngôn ngữ “thiếu tài nguyên” trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên, dẫn đến hạn chế về dữ liệu huấn luyện và độ chính xác của mô hình. Các nghiên cứu cho thấy ngay cả những bộ dữ liệu hiện có cũng chưa đạt độ chính xác cao, trong khi các mô hình tiên tiến như PhoBERT, ViBERT hay vELECTRA vẫn gặp nhiều khó khăn khi xử lý văn bản mạng xã hội. Điều này tạo ra rào cản đáng kể đối với việc phân tích cảm xúc trong bối cảnh bản địa, đặc biệt khi dữ liệu vừa thiếu, vừa phân tán và chưa được chuẩn hóa (Hong et al., 2020; Nguyen et al., 2023; Duong et al., 2022).

Thứ hai, phản hồi của công chúng Việt Nam thường chứa nhiều lớp cảm xúc trong cùng một phát ngôn, gây thách thức cho các mô hình phân tích cảm xúc truyền thống.

Ngôn ngữ mạng xã hội tiếng Việt mang tính ngữ cảnh cao, giàu hàm ý và đa tầng nghĩa, trong khi nhiều mô hình hiện nay vẫn giả định mỗi văn bản chỉ mang một nhãn cảm xúc duy nhất. Tuy nhiên, thực tế cho thấy một phát ngôn có thể đồng thời chứa nhiều trạng thái cảm xúc như ủng hộ, hoài nghi hoặc mỉa mai, đặc biệt trong các vấn đề liên quan đến ECSR. Điều này làm giảm khả năng phản ánh chính xác tâm lý công chúng nếu chỉ sử dụng các mô hình phân loại cảm xúc đơn nhãn (Mohammad & Kiritchenko, 2018; Yu et al., 2018; Van Thin et al., 2023).

Thứ ba, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân tích phản hồi công chúng về ECSR tại Việt Nam đặt ra những lo ngại đáng kể liên quan đến quyền riêng tư và đạo đức dữ liệu. Thực tiễn cho thấy các sự cố lạm dụng dữ liệu trong quá khứ đã khiến công chúng trở nên nhạy cảm hơn với việc khai thác dữ liệu số, qua đó làm gia tăng yêu cầu về tính minh bạch và trách nhiệm giải trình trong xử lý dữ liệu. Các nghiên cứu cho thấy quyền riêng tư ngày càng trở thành mối quan tâm hàng đầu của công chúng trong bối cảnh công nghệ số, đặc biệt sau các sự kiện như vụ Cambridge Analytica, vốn đã làm suy giảm đáng kể mức độ tin tưởng của người dùng đối với các nền tảng trực tuyến. Trong bối cảnh Việt Nam, mặc dù công chúng vẫn duy trì niềm tin nhất định vào năng lực của AI, nhưng đồng thời cũng bộc lộ sự hoài nghi ngày càng gia tăng đối với tính minh bạch và thiện chí trong ứng dụng công nghệ. Điều này càng trở nên rõ nét khi các quy định pháp lý về bảo vệ dữ liệu cá nhân đã được siết chặt, yêu cầu doanh nghiệp phải minh bạch trong thu thập và xử lý dữ liệu. Nếu việc ứng dụng AI thiếu minh bạch hoặc vi phạm các nguyên tắc đạo đức, phản hồi của công chúng không chỉ dừng lại ở sự hoài nghi đối với kết quả phân tích mà còn có thể chuyển thành phản ứng tiêu cực đối với chính các thông điệp ECSR của doanh nghiệp (Kokolakis, 2015; Kleinman, 2018; Thaiduong, 2026; Thủ tướng Chính phủ, 2023).

Thứ tư, doanh nghiệp Việt Nam còn gặp nhiều hạn chế về nguồn lực và nguồn nhân lực trong quá trình triển khai AI nhận diện cảm xúc trong truyền thông ECSR. Việc ứng dụng công nghệ này đòi hỏi sự kết hợp giữa năng lực kỹ thuật (AI, học máy, xử lý ngôn ngữ tự nhiên) và hiểu biết về truyền thông, xã hội học và hành vi công chúng. Tuy nhiên, nguồn nhân lực liên ngành tại Việt Nam vẫn còn thiếu hụt, trong khi năng lực tài chính, hạ tầng công nghệ và kỹ năng số của nhiều doanh nghiệp chưa đáp ứng yêu cầu triển khai ở quy mô lớn. Các nghiên cứu cho thấy tình trạng thiếu hụt đội ngũ nhân lực có trình độ chuyên sâu về AI cùng với khoảng trống kỹ năng liên ngành đang trở

thành rào cản lớn đối với việc ứng dụng công nghệ trong các lĩnh vực gắn với con người và xã hội. Mặc dù các chiến lược quốc gia đã đặt mục tiêu phát triển nguồn nhân lực chất lượng cao, thực tế cho thấy các doanh nghiệp vẫn phải đối mặt với nhiều thách thức như hạn chế về tài chính, hạ tầng công nghệ chưa đồng bộ và khó khăn trong chuyển đổi kỹ năng. Những hạn chế này khiến việc ứng dụng AI trong phân tích phản hồi công chúng chưa phát huy hết tiềm năng trong hỗ trợ ra quyết định truyền thông (Zavodna et al., 2024; Morandini et al., 2023; Thủ tướng Chính phủ, 2021; Quân, 2024; Linh, 2025).

Những phân tích trên cho thấy, mặc dù trí tuệ nhân tạo mang lại nhiều cơ hội trong phân tích phản hồi công chúng, việc ứng dụng công nghệ này trong truyền thông ECSR tại Việt Nam cần được điều chỉnh phù hợp với đặc điểm ngôn ngữ, văn hóa và hành vi phản hồi của công chúng bản địa. Điều này đặt ra yêu cầu không chỉ về phát triển công nghệ mà còn về khả năng bản địa hóa các mô hình AI trong bối cảnh truyền thông - xã hội đặc thù của Việt Nam.

### 3.2.2. Giải pháp ứng dụng trí tuệ nhân tạo nhận diện cảm xúc trong phân tích phản hồi của công chúng với thông điệp truyền thông về ECSR

Để nâng cao hiệu quả ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong phân tích phản hồi công chúng đối với truyền thông ECSR tại Việt Nam, cần triển khai đồng bộ các giải pháp từ dữ liệu, công nghệ đến thể chế và nguồn nhân lực.

Trước hết, cần xây dựng và chia sẻ bộ dữ liệu cảm xúc chuyên biệt phản ánh phản hồi của công chúng Việt Nam đối với các thông điệp ECSR, phù hợp với ngữ cảnh văn hóa - xã hội trong nước. Việc phát triển dữ liệu quy mô lớn, có gắn nhãn chi tiết theo các trạng thái cảm xúc và bao quát các biến thể ngôn ngữ đặc thù sẽ giúp nâng cao độ chính xác của các mô hình phân tích. Đồng thời, định hướng xây dựng nguồn dữ liệu mở cũng phù hợp với mục tiêu của chiến lược quốc gia về phát triển và ứng dụng trí tuệ nhân tạo, góp phần giảm sai lệch, tăng tính phù hợp văn hóa và tạo nền tảng lâu dài cho các nghiên cứu và ứng dụng trong bối cảnh Việt Nam. Các nghiên cứu gần đây cũng nhấn mạnh vai trò của dữ liệu chuyên biệt trong việc cải thiện hiệu quả phân tích cảm xúc, đặc biệt trong các lĩnh vực còn hạn chế về tài nguyên dữ liệu (Thủ tướng Chính phủ, 2021; Aliyu et al., 2024).

Bên cạnh đó, cần phát triển các mô hình phân tích đa nhãn cảm xúc nhằm phản ánh chính xác hơn sự phức tạp trong phản hồi của công chúng. Khác với cách tiếp cận truyền thống chỉ gán một nhãn cảm xúc duy nhất, phân tích đa nhãn cho phép một phát ngôn đồng thời chứa nhiều trạng thái cảm xúc khác nhau, chẳng hạn như vừa ủng hộ mục tiêu môi trường, vừa hoài nghi hoặc chỉ trích cách thức truyền thông của doanh nghiệp. Trong bối cảnh ngôn ngữ tự nhiên thường mang tính chồng lấn và phụ thuộc ngữ cảnh, việc áp dụng mô hình đa nhãn sẽ giúp hạn chế sai lệch và nâng cao độ tin cậy của kết quả phân tích, đặc biệt đối với các phản hồi giàu hàm ý và sắc thái mỉa mai trong truyền thông ECSR tại Việt Nam (Alhuzali & Ananiadou, 2021).

Ngoài ra, cần tăng cường minh bạch và bảo đảm quyền riêng tư dữ liệu trong quá trình thu thập và xử lý thông tin công chúng. Việc ứng dụng AI trong phân tích cảm xúc đòi hỏi khai thác lượng lớn dữ liệu từ môi trường số, do đó doanh nghiệp cần tuân thủ nghiêm ngặt các quy định pháp lý và bảo đảm tính minh bạch trong quy trình xử lý dữ liệu. Khi công chúng nhận thấy dữ liệu được sử dụng một cách có trách nhiệm, mức độ tin tưởng vào kết quả phân tích và các thông điệp ECSR sẽ được củng cố, qua đó nâng cao hiệu quả truyền thông. Các nghiên cứu quốc tế cũng cho thấy niềm tin của người tiêu dùng có mối liên hệ chặt chẽ với mức độ minh bạch trong chính sách bảo mật dữ liệu, đồng thời các quy định pháp lý tại Việt Nam ngày càng nhấn mạnh yêu cầu này như một điều kiện tiên quyết trong hoạt động trên môi trường số (International Association of Privacy Professionals, 2023; Thủ tướng Chính phủ, 2023).

Cuối cùng, cần chú trọng đầu tư phát triển nguồn nhân lực liên ngành nhằm đáp ứng yêu cầu triển khai AI trong lĩnh vực truyền thông. Việc phân tích phản hồi công chúng bằng trí tuệ nhân tạo không chỉ đòi hỏi năng lực kỹ thuật như học máy và xử lý ngôn ngữ tự nhiên, mà còn yêu cầu hiểu biết về truyền thông, xã hội học và hành vi công chúng. Tuy nhiên, thực tế tại Việt Nam cho thấy nguồn nhân lực có khả năng kết hợp các lĩnh vực này vẫn còn hạn chế, trong khi nhiều doanh nghiệp gặp khó khăn về tài chính, hạ tầng công nghệ và năng lực chuyển đổi số. Các nghiên cứu gần đây cũng chỉ ra rằng khoảng trống kỹ năng liên ngành đang trở thành một trong những rào cản lớn nhất đối với việc ứng dụng AI trong các lĩnh vực gắn với con người và xã hội, đòi hỏi các tổ chức phải đẩy mạnh đào tạo và phát triển kỹ năng nhằm bảo đảm tính hiệu quả và bền vững của các giải pháp công nghệ (Zavodna et al., 2024; Morandini et al., 2023).

## 4. Kết luận

Nghiên cứu cho thấy việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong nhận diện cảm xúc và phân tích phản hồi công chúng đối với truyền thông ECSR là một xu hướng tất yếu trong bối cảnh chuyển đổi số. AI không chỉ giúp xử lý khối lượng lớn dữ liệu phản hồi với tốc độ và quy mô vượt trội so với các phương pháp truyền thống, mà còn mở ra khả năng hiểu sâu sắc hơn về cảm xúc, mức độ đồng thuận và những mối quan tâm tiềm ẩn của công chúng đối với các cam kết môi trường của doanh nghiệp. Tuy nhiên, việc ứng dụng AI trong bối cảnh Việt Nam vẫn đối mặt với nhiều thách thức liên quan đến dữ liệu, ngôn ngữ, quyền riêng tư và nguồn nhân lực. Trên cơ sở đó, bài viết đề xuất các định hướng nhằm nâng cao độ chính xác và tính tin cậy của phân tích cảm xúc, đồng thời góp phần cải thiện hiệu quả truyền thông ECSR, củng cố niềm tin công chúng và gắn kết hoạt động truyền thông với mục tiêu phát triển bền vững. Qua đó, nghiên cứu cung cấp cơ sở tham chiếu cho doanh nghiệp và nhà hoạch định chính sách trong việc ứng dụng AI vào quản trị truyền thông trong bối cảnh Việt Nam./.

## Tài liệu tham khảo

1. Alam, M. S., Mrida, M. S. H., & Rahman, M. A. (2025). Sentiment analysis in social media: How data science impacts public opinion. *American Journal of Scholarly Research and Innovation*, 4(1), 63–100. <https://doi.org/10.63125/r3sq6p80>
2. Alhuzali, H., & Ananiadou, S. (2021). SpanEmo: Casting multi-label emotion classification as span-prediction. In *Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics*. <https://aclanthology.org/2021.eacl-main.135.pdf>
3. Aliyu, Y., Sarlan, A., Danyaro, K. U., Rahman, A. S. B. A., & Abdullahi, M. (2024). Sentiment analysis in low-resource settings: A comprehensive review of approaches, languages, and data sources. *IEEE Access*, 12, 66883–66909.
4. Quyết định số 127/QĐ-TTg (2021). Thủ tướng Chính phủ. <https://vanban.chinhphu.vn/default.aspx?pageid=27160&docid=202565>
5. Nghị định số 13/2023/NĐ-CP (2023). Thủ tướng Chính phủ. <https://vanban.chinhphu.vn/?pageid=27160&docid=207759>

6. Cambria, E., Poria, S., Gelbukh, A., & Kwok, K. (2017). Sentiment analysis is a big suitcase. *IEEE Intelligent Systems*, 32(6), 74–80.
7. Costa, C., Aparicio, M., & Aparicio, J. (2021). Sentiment analysis of Portuguese political parties communication. In *Proceedings of the 39th ACM International Conference on Design of Communication* (pp. 63–69). <https://doi.org/10.1145/3472714.3473624>
8. Chopra, R., & Sharma, G. D. (2021). Application of artificial intelligence in stock market forecasting: A critique, review, and research agenda. *Journal of Risk and Financial Management*, 14(11), 526. <https://doi.org/10.3390/jrfm14110526>
9. Davenport, T. H., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48, 24–42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>
10. Di Vaio, A., Palladino, R., Pezzi, A., & Kalisz, D. E. (2020). The role of digital innovation in knowledge management systems: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 123, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.09.042>
11. Drus, Z., & Khalid, H. (2019). Sentiment analysis in social media and its application: A systematic literature review. *Procedia Computer Science*, 161, 707–714. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.174>
12. Duong, H., Nguyen-Thi, T., & Hoang, V. T. (2022). Vietnamese sentiment analysis under limited training data based on deep neural networks. *Complexity*, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/3188449>
13. Fosu, E., Fosu, F., Akyina, N., & Asiedu, D. (2023). Do environmental CSR practices promote corporate social performance? *Cleaner and Responsible Consumption*, 12, 100155. <https://doi.org/10.1016/j.clrc.2023.100155>
14. Haque, T. U., Saber, N. N., & Shah, F. M. (2018). Sentiment analysis on large scale Amazon product reviews. In *2018 IEEE International Conference on Innovative Research and Development (ICIRD)* (pp. 1–6).
15. Hoa, T. T. T. (2021). Challenges in classification of Vietnamese sentiment. *International Journal of Scientific and Technical Research in Engineering*, 6(5), 1–6.
16. Hong, V. A., Nguyen, D. H., Pham, L. T., Nguyen, D., Van Nguyen, K., & Nguyen, N. L. (2020). Emotion recognition for Vietnamese social media text. In *Communications in Computer and Information Science* (pp. 319–333). [https://doi.org/10.1007/978-981-15-6168-9\\_27](https://doi.org/10.1007/978-981-15-6168-9_27)
17. Hutchins, J. A. (2020). Tailoring scientific communications for audience and research narrative. *Current Protocols Essential Laboratory Techniques*, 20(1). <https://doi.org/10.1002/cpet.40>
18. International Association of Privacy Professionals. (2023). Privacy and consumer trust report. <https://www.jdsupra.com/legalnews/what-is-a-privacy-notice-and-how-does-8218009>
19. Kleinman, Z. (2018). Cambridge Analytica: The story so far. *BBC News*. <https://www.bbc.com/news/technology-43465968>
20. Kokolakis, S. (2015). Privacy attitudes and privacy behaviour: A review of current research on the privacy paradox phenomenon. *Computers & Security*, 64, 122–134. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2015.07.002>

21. Liang, C., & Liao, B. W. (2021). Online boycott through sentiment analysis: A pilot study. In *Proceedings of the Multidisciplinary International Social Networks Conference* (pp. 91–94). <https://doi.org/10.1145/3504006.3504026>
22. Linh, D. T. (2025). Digital transformation in small and medium enterprises in Vietnam. *International Journal of Advanced Multidisciplinary Research and Studies*, 5(5), 100–112. <https://doi.org/10.62225/2583049x.2025.5.5.4866>
23. Lou, Y., Zhou, J., Ji, D., & Zhang, Q. (2024). Emoji multimodal microblog sentiment analysis. *Scientific Reports*, 14(1), 29314. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-80167-x>
24. Mao, Y., Liu, Q., & Zhang, Y. (2024). Sentiment analysis methods, applications, and challenges. *Journal of King Saud University*, 36(4), 102048. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2024.102048>
25. Mohammad, S., & Kiritchenko, S. (2018). Understanding emotions: A dataset of tweets. In *Proceedings of LREC 2018* (pp. 198–209).
26. Morandini, S., Fraboni, F., De Angelis, M., Puzzo, G., Giusino, D., & Pietrantoni, L. (2023). The impact of artificial intelligence on workers' skills. *Informing Science*, 26, 39–68. <https://doi.org/10.28945/5078>
27. Nandwani, P., & Verma, R. (2021). A review on sentiment analysis and emotion detection from text. *Social Network Analysis and Mining*, 11(1). <https://doi.org/10.1007/s13278-021-00776-6>
28. Nguyen, Q., Phan, T. C., Nguyen, D., & Kiet, V. N. (2023). VISOBERT: A pre-trained language model for Vietnamese social media text processing. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2310.11166>
29. PwC. (2022). Empowered consumers are prepared to make changes in response to supply chain disruptions. <https://www.pwc.com>
30. Plutchik, R. (1982). A psychoevolutionary theory of emotions. *Social Science Information*, 21(4–5), 529–553. <https://doi.org/10.1177/053901882021004003>
31. Quân, N. P. (2024). Hướng nghiệp và phân luồng đào tạo trong bối cảnh phát triển nguồn nhân lực số tại Việt Nam. Trong *Kỷ yếu hội thảo khoa học* (tr. 465–480).
32. Sv, P., Lorenz, J. M., Ittamalla, R., Dhama, K., Chakraborty, C., Kumar, D. V. S., & Mohan, T. (2022). Twitter-based sentiment analysis. *Vaccines*, 10(11), 1929. <https://doi.org/10.3390/vaccines10111929>
33. Thaiduong, N. (2026). Public trust in AI: A dynamic social media view. *Social Sciences & Humanities Open*, 13, 102457.
34. Van Thin, D., Hao, D. N., & Nguyen, N. L. (2023). Vietnamese aspect-based sentiment analysis. *ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing*, 22(8), 1–28. <https://doi.org/10.1145/3610226>
35. Volkova, S., & Bachrach, Y. (2016). Inferring perceived demographics from emotional tone. In *Proceedings of ACL* (pp. 1567–1578). <https://doi.org/10.18653/v1/p16-1148>
36. Wamba, S. F., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G., & Gnanzou, D. (2017). How big data can make big impact. *International Journal of Production Economics*, 165, 234–246. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.031>
37. Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, 80(6), 97–121. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0413>

38. YouNet Media. (2024). Chiến dịch CSR vì môi trường. <https://younetmedia.com>
39. Yu, J., Marujo, L., Jiang, J., Karuturi, P., & Brendel, W. (2018). Improving multi-label emotion classification. In Proceedings of EMNLP (pp. 1097–1102).
40. Zavodna, L. S., Überwimmer, M., & Frankus, E. (2024). Barriers to the implementation of artificial intelligence. *Journal of Economics and Management*, 46, 331–352. <https://doi.org/10.22367/jem.2024.46.13>
41. Zhang, T., Song, B., Zhang, Z., & Zhang, Y. (2024). Multimodal sentiment analysis. *IET Image Processing*, 19(1). <https://doi.org/10.1049/ipr2.13310>