مجلة البحوث المحاسبية

https://com.tanta.edu.eg/abj-journals.aspx

أثر قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات مستخدمي وسائل التواصل الاجتماعى على قيمة الشركة: مدخل خوارزمية التعلم الآلي Naïve Bayes بالتطبيق على الشركات المقيدة بالبورصة المصرية

عصام حمدى مصطفى أمين

أستاذ مساعد بقسم المحاسبة والمراجعة ، كلية التجارة ، جامعة دمنهور، مصر.

تاريخ النشر الالكتروني: سبتمبر-2024

للتأصيل المرجعي: امين ، عصام حمدى مصطفى . أثر قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات مستخدمي وسائل التواصل الاجتماعى على قيمة الشركة: مدخل خوارزمية التعلم الآلي Naïve Bayes بالتطبيق على الشركات المقيدة بالبورصة المصرية

، مجلة البحوث المحاسبية ، المجلد 11 (3)،

المعرف الرقمي: abj.2024.374785/10.21608

للتواصل مع المؤلف: Essam.amin@com.dmu.edu.eg

أثر قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات مستخدمي وسائل التواصل الاجتماعى على قيمة الشركة: مدخل خوارزمية التعلم الآلي Naïve Bayes بالتطبيق على الشركات المقيدة بالبورصة المصرية

عصام حمدى مصطفى أمين

أستاذ مساعد بقسم المحاسبة والمراجعة ، كلية التجارة ، جامعة دمنهور، مصر.

تاريخ المقال

تم استلامه في1 يونيو 2024، وتم قبوله في23 يونيو 2024، هو متاح على الإنترنت سبتمبر2024

ملخص البحث:

استهدف البحث دراسة تصميم نموذج باستخدام خوارزمية التعلم الآلي نايف بايز Naïve Bayes لقياس قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعي (فيس بوك) واختبار اثره على قيمة الشركة لتلك الشركات لفترة الدراسة من 2015 وحتى 2023.

وقد وجد الباحث، في ضوء التحليل الأساسي، إلى وجود علاقة إيجابية بين مؤشر تحليل مشاعر تعليقات المستثمرين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) وقيمة الشركة في الشركات المقيدة بالبورصة، بالإضافة الى وجود علاقة سلبية معنوية لحجم الشركة وسلبية غير معنوية للرفع المالي كمتغيرات رقابية مع قيمة الشركة ، في حين علاقة إيجابية غير معنوية مع العائد على الأصول مع قيمة الشركة.

كما وجد الباحث في ضوء التحليل الإضافي إلى ارتفاع المقدرة التفسيرية للنموذج في ظل معالجة نوع الصناعة كمتغير رقابي إضافي مع وجود تأثير معنوي لكلا من قطاع (الورق ومواد التعبئة وتغليف، الاتصالات واعلام وتكنولوجيا المعلومات ، الأغذية ومشروبات التبغ، خدمات النقل والشحن، وأخيرا عقارات والمقاولات والانشاءات الهندسية) على قيمة الشركة، **كما وجد الباحث في ضوء تحليل الحساسية إلى**، ارتفاع كفاءة المقاييس التي تم الاعتماد عليها بالتحليل الأساسى لاختبار العلاقة ضوء الدراسة، حيث قام الباحث بتغيير طريقة قياس قيمة الشركة بدلا من مقياس TobinQ لمقياس القيمة السوقية للسهم الى القيمة الدفترية للسهم.

الكلمات الافتتاحية: تعليقات المستخدمين، وسائل التواصل الاجتماعي، التعلم الألى، خوارزمية نايف بايز، قيمة الشركة ،Tobin Q، قطبية مشاعر المستثمرين

Abstract:

The Research aims to study the effect of designing a model using the naïve bayes machine learning algorithm to analyze investors sentiment polarity towards users' comments sentiments on social media (Facebook) and test its effect on firm value on a Sample of Egyptian Listed Companies for the study period from 2015 to 2023.

The research results of Main Analysis Found there is a positive relation between analyze investors sentiment polarity towards users' comments on social media (Facebook) and firm value for the Egyptian companies, also negative significant relation for firm size and firm value while negative non-significant between Leverage and firm value. Meanwhile there is Positive insignificant relation for Return on Assets ratio as a controlling variable with firm value.

Moreover, the research results of the Additional Analysis, found increase in R^2 of the research model after adding Industry Sector as an extra control variable. Also found significant relation between specific sectors including (Stationery and packaging materials, telecommunications and media, information technology, food and beverages, tobacco, transportation and shipping services, and finally real estate, contracting, and engineering constructions) and Firm Value. **Additionally**, **Based on the Sensitivity Analysis test,** the research found, the measure for the Firm Value variable used in the main analysis is better after change the measurement method to be Price To Book value(PBV) instead of the Tobin Q Measure.

keywords: users' comments, social media, Machine Learning, Naïve Bayes Algorithm, Firm Value, Tobin Q, investors sentiment polarity

1- مقدمة البحث:

أدت الزيادة الهائلة في عدد وأنواع مصادر المعلومات الى ظهور صعوبة في الاستخدام الأمثل للمعلومات **(Cao, Duan, & Gan, 2011)** فضلا عن الانخفاض الكبير في استخدام وسائل الاعلام التقليدية مثل الصحف والمجلات ليحل محلها وسائل التواصل الاجتماعي والتي أصبحت من اهم مصادر المعلومات حيث تتضمن تقييمات المستخدمين وتجاربهم نحو المنتجات، مما يعتبر مصدرًا بارزًا للمعلومات الجديدة بالنسبة للمستثمرين في تقدير قيمة الشركة المستقبلية **(Renneboog, Ter Horst, & Zhang, 2008)**، ونتيجة

لزيادة المعلومات على وسائل التواصل الاجتماعي، يتمتع محتوى هذه الوسائل بثقة أكبر من التعليقات والمراجعات المجهولة من المستخدمين، مما يمكن من استخراج مشاعر المستثمرين وربطها بمزايا سوق الأسهم، كما أدى إنشاء منصات التواصل الاجتماعي مثل Twitter و StockTwits إلى انتشار دراسات تختبر كيفية ربط آراء هذه المنصات بمزايا سوق الأسهم **(Nyakurukwa & Seetharam, 2023)** الا ان يظل الاستفادة من هذه المصادر من البيانات منخفضا وفى مرحلة مبكرة وخاصة مع انتشار وسائل التواصل الاجتماعي **(Godes et al., 2005)**.

نتيجة لمشكلة عدم تماثل المعلومات، فان المستثمرون يبحثون عن مصادر معلومات غير الواردة في التقارير المالية والمصادر التقليدية للمعلومات للتغلب على عدم تماثل المعلومات **(PM & KG, 2001)** ، وعليه تعتبر وسائل التواصل الاجتماعي أداة فعالة للشركات للتواصل مع عدد كبير من الشركات والعملاء المحتملين، ولنشر المعلومات حول نتائج أعمالهم**(Schaupp & Bélanger, 2014)**، يمكن للشركات زيادة ربحيتها من خلال تقليل عدم تماثل المعلومات عندما يكون بعض المستثمرين يملكون معلومات خاصة أكثر من غيرهم، يحدث عدم تماثل المعلومات ولتقليل تكلفة رأس المال، تبذل الشركات جهودا كبيرة للحد من عدم تماثل المعلومات ومن اهم الطرق هو تقديم إشارات للخارجيين، على شكل معلومات مالية إيجابية وموثوقة ستقلل من عدم اليقين حول اهداف الشركة لزيادة مصداقيتها ونجاحها **(Wołk, 2020)**. وفى ذلك السياق، أعطت نظرية التمويل السلوكي أهمية كبيرة لدراسة تأثير مشاعر المستثمرين على عملية اتخاذ القرارات الاستثمارية **(Baker & Wurgler, 2006)** وعليه زاد الاهتمام بسلوكيات المستثمرين ومشاعرهم خاصة مع ظهور علم التمويل السلوكي كمحاولة لتفسير وزيادة فهم أنماط التفكير لدى المستثمرين **(Barberis & Thaler, 2003)**، حيث يعتبر تحليل المشاعر جزء من أبحاث الذكاء البياني للبيانات الذى يركز على البيانات التي تتضمن مشاعر يتم ذلك عن طريق تحليل سياسة الرسائل وبيان ما إذا كانت إيجابية أو سلبية أو محايدة (Hasselgren et al., 2023).

أوضحت الأبحاث الحديثة أنه يمكن استخدام تحليل قطبية المشاعر للمساعدة في اتخاذ قرارات الاستثمار من خلال استخراج وتحليل قطبية مشاعر من المستخدمين، فقد أوضح Wołk **(2020)** المقصود بقطبية مشاعر المستثمرين هي درجة سلبية او إيجابية مشاعر المستثمر تجاه تعليقات المستخدمين، كمقياس لدرجة العاطفة المسيطرة على المستثمر، وبالنظر لمقاييس مشاعر المستثمر التي تم استخدامها هي مقاييس مجمعة مستخرجة من المتغيرات الاقتصادية وكذلك المقاييس على مستوى السوق**(Gao, Zhao, Sun, & Zhao, 2022)** الا انه ظهر مؤخرا مقياس يعتمد على تحليل البيانات الضخمة الناتجة من تفاعلات المستثمرين على الانترنت حيث تم استخدام اساليب التعلم الآلي والشبكات العصبية لقياس مشاعر المستثمرين باستخدام البيانات النصية **(Alomari, Elsherif, & Shaalan, 2017; Benjamin, Biswas, M Marathamuthu, &**

(Arunachalam, 2022). وبناء على ذلك، لقد تعددت الدراسات السابقة التي تناولت أدوات وخوارزميات تحليل النصوص، وخاصة فيما يخص تحليل المشاعر بالإضافة الى زيادة الاهتمام بهذه الأدوات في التنبؤ من خلال وسائل التواصل الاجتماعي مثل تويتر والفيس بوك **(Hutto & Gilbert, 2014; Wołk, 2020)**. وعلى الرغم من هذه الأدوات تعمل بشكل أساسي مع تحليل النصوص وتوقع المشاعر بشكل عام، فانه من اهم التحديات التي تواجه هذه الأدوات هو اكتشاف قطبية مشاعر المستثمرين على وسائل التواصل الاجتماعي **(Alomari et al., 2017; Cornell, Landsman, & Stubben, 2017; Hasselgren, Chrysoulas, Pitropakis, & Buchanan, 2023)**. في ذلك السياق، أوضحت دراسة Dickinson & Hu **(2015)** ان تعليقات المستثمرين قد يحمل اكثر من معنى سواء كان إيجابي او سلبى وخاصة في سياق المصطلحات المالية الخاصة بأسواق المال مما يخلق عائق امام خوارزميات التعلم الآلي ومعالجة اللغة الطبيعية في توفير أداة واضحة لتصنيف المشاعر في هذا المجال لمساعدة متخذي القرار من استخراج الآراء من البيانات غير المهيكلة مما تقلل الحاجة الى قراءة كمية ضخمة من البيانات لاستخراج الآراء المختلفة في مجالات مختلفة **(Pang & Lee, 2008)**.

في ذلك السياق، قامت دراسة Hasselgren et al. **(2023)** باستخدام أدوات التعلم الآلي مثل الانحدار اللوجستي و نايف بايز Naive Bayes من خلال التعلم من قاعدة بيانات مقدمه سابقا لتدريب الخوارزمية ومن ثم تصنيف التعليقات الجديدة للمستثمرين كوسيلة لمساعدة الأشخاص في العثور على الذكاء من البيانات غير المهيكلة (Liu, 2010). فقد أوضحت دراسة Chen, Liu, & Zhang **(2012)** ان المستثمرون يبحثون عن المعلومات التي تحدد القيمة السوقية للشركة والتي تضمن جودة المنتج، والإعلانات، والأرباح والبحوث والتطوير، وبالتالي فان التغير في مشاعر العملاء يؤثر بصورة مباشرة على مشاعر المستثمرين ومن ثم التأثير على عوائد الأسهم وقيمة الشركة السوقية **(Baker, Foley, & Wurgler, 2009; Baker & Wurgler, 2006)**

بالإضافة الى ان الدراسات وجدت ان العملاء والمستثمرون يستمعون إلى ما يتم مشاركته من مستخدمين اخرين من خلال وسائل التواصل الاجتماعي **(Chen et al., 2012)** وبناء على ما سبق، فان وسائل التواصل الاجتماعي ليس فقط تعكس أراء المستخدمين وافعالهم لنجاح المنتج، ولكن أيضا تحدد تجاهات المستثمرين في قيمة الشركة. ومن خلال تحليل الدراسات السابقة يلاحظ زيادة الاهتمام بتحليل مشاعر المستثمرين من خلال وسائل التواصل الاجتماعي باستخدام خوارزميات التعلم الآلي المختلفة **(Alomari et al., 2017)**وتأثيرها على قيمة الشركة **(Benjamin et al., 2022; Tamrakar Chanchal B, Tae-Hyung Pyo, & Thomas S Gruca, 2018)** الا ان نتائج الدراسات كانت متعارضة ومختلفة، **وعليه يتوقع الباحث تأثير قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على وسائل تواصل الاجتماعي لمنشورات الشركات على قيمة الشركة**

وبالتالي يستدعى ذلك دراسة اثر مشاعر المستثمرين من خلال تحليل تعليقات المستخدمين على الفيس بوك واثره على قيمة الشركة، وهو ما تسعى الدراسة الحالية إلى تحقيقه من خلال تصميم نموذج لقياس قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين باستخدام خوارزمية التعلم الآلي نايف بايز على وسائل التواصل الاجتماعي وبيان اثره على قيمة الشركات المقيدة بالبورصة المصرية ، ويضيف التركيز على اللغة العربية خاصة في البيئة المصرية بعداً جديداً كأحد الدول الناشئة والتي تختلف عن البيئات الأخرى المتقدمة نتيجة للاعتماد على اللغة الإنجليزية فقط لتحليل النصوص ومشاعر المستثمرين. **وبناء على ما سبق، فان السؤال الأكثر منطقية هل يوجد تأثير معنوي لمؤشر قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعي (فيس بوك) على قيمة الشركات غير المالية المقيدة بالبورصة المصرية، هذا ما سيجيب عنه البحث الحالي نظريا وعمليا.**

2- مشكلة البحث:

نتيجة لاتفاق العديد من الدارسات مثل **(Benjamin et al., 2022; Eachempati, Srivastava, Kumar, Muñoz de Prat, & Delen, 2022; Lin, 2023; Shin & Choi, 2022; Tamrakar Chanchal B et al., 2018)** على تأثير قطبية مشاعر المستثمرين على وسائل التواصل الاجتماعي على قيمة الشركة، وبالإشارة الى دور بعض المتغيرات الأخرى مثل الرفع المالي وحجم الشركة، والعائد على الأصول ونوع الصناعة في التأثير أيضا على قيمة الشركة **(Nur, 2021; Uyar, Boyar, & Kuzey, 2018). فانه يمكن التعبير عن مشكلة البحث في كيفية الإجابة على التساؤل التالي عمليا؛** هل تؤثر قطبية مشاعر المستثمرين نحو تعليقات المستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعي على قيمة الشركات المقيدة بالبورصة المصرية في ظل تبنى تقنية التعلم الآلي Naïve Bayes؟ وهل قيمة الشركة أيضا بالرفع المالي وحجم الشركة والعائد على الأصول ونوع الصناعة؟، في سياق العلاقة محل الدراسة، وذلك في الشركات غير المالية المقيدة بالبورصة المصرية.

وفى حدود علم الباحث، فان معظم الدراسات السابقة اعتمدت على البيانات الرقمية لوسائل التواصل الاجتماعي مثل عدد المتابعين ووجود موقع تواصل اجتماعي للشركات ام لا، دون دمج المعلومات الدلالية Semantic information الموجودة في الكتابة. فقد أوضحت الدراسات الحديثة مؤخرا **(Ghose & Han, 2011; Nikolay, Anindya, & Panagiotis, 2011)** أهمية استخراج المشاعر في المحتوى المنشور من قبل المستخدمين على هذه الوسائل **مما يبرز الحاجة إلى التعمق في تحليل مشاعر المحتوى.** وفيما **يخص السوق المصري** ، فقد اشارت دراسة عوض (2023) انه يعتبر من افضل الأسواق لبحث العلاقة بين مشاعر المستثمرين وقيمة الشركة حيث يعتبر السوق المصري من الأسواق التي يسيطر عليها المستثمرون الافراد، فوفقا للتقرير السنوي

للبورصة المصرية الصادر عام 2022 بلغت نسبة المساهمة للمستثمرين الافراد من أجمالي التداولات على الأسهم المقيدة خلال الفترة من 2015-2022 ما يزيد عن 50%، وبالتالي فانه يعتبر افضل دراسة لفهم تأثير مشاعر المستثمرين على قيمة الشركات المصرية المسجلة بالبورصة للتأثير المباشر على أسعار الأسهم. هذا بالإضافة الى، يتصف السوق المصري بضعف النظم القانونية والتنظيمية والرقابية بصورة نسبية فضلا عن نقص أليات الحوكمة لأغلب الشركات المقيدة به، ولذا تكون أسهم هذه السوق أكثر تأثير من جانب المستثمرين غير العقلانيين. فضلا عن ان بيئة المعلومات في السوق المصري تتسم بانخفاض الشفافية وزيادة عدم تماثل المعلومات وهذا ما يجعل المستثمرين يميلون إلى الاعتماد على أحكامهم الشخصية بدلا من الحقائق والأدلة عند اتخاذ قرارات الاستثمار.

2- هدف البحث:

يهدف هذا البحث الى اختبار أثر قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات مستخدمي وسائل التواصل الاجتماعي على قيمة الشركة بالاعتماد على مدخل خوارزمية التعلم الآلي Naïve Bayes، وذلك في عينة من هذه الشركات خلال الفترة من 2015-2023.

3- أهمية ودوافع البحث:

تنبع أهمية البحث الأكاديمية من مسايرته للبحوث التي عنيت بدراسة واختبار العلاقة بين مستوى قطبية مشاعر المستثمرين على وسائل التواصل الاجتماعي وقيمة الشركة . كما تكمن أهمية **البحث العملية** في كونه يسعى الى اختبار تلك العلاقة في الشركات غير المالية المقيدة بالبورصة المصرية، وخاصة من خلال فحص تعليقات المستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعي وخاصة باللغة العربية وهو مجال بحثى يعانى من ندرة نسبية في مصر، خاصة في ظل عدم وجود قاعدة بيانات موثوقة ومحدثة لتحليل مشاعر المستثمرين على وسائل التواصل الاجتماعي للشركات التي قامت بنشر منشورات خاصة بها على وسائل التواصل الاجتماعي في مصر.

ورغم كثرة دوافع البحث إلا أن أهمها، **مسايرة الجدل الأكاديمي حول** مدى تصميم نموذج باستخدام خوارزمية التعلم الآلي Naïve Bayes لتحليل قطبية مشاعر المستثمرين على تعليقات المستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعي (فيس بوك) واثره على قيمة الشركة ، **فضلا عن إيجاد دليل عملي على مدى صحة تلك العلاقات من عدمه من خلال اتباع منهجية متكاملة.** وأخيرا، مسايرة إتجاه البحوث الأجنبية ذات الصلة، بأجراء تحليل أساسي وإضافي وكذا تحليل الحساسية، للتغلب على نقص يكاد يكون متكررا في كثير من البحوث المحاسبية المصرية في هذا الشأن.

4 -حدود البحث:

يقتصر هذا البحث على دراسة واختبار اثر تصميم نموذج باستخدام خوارزمية التعلم الآلي Naïve Bayes لقياس قطبية مشاعر المستثمرين نحو تعليقات المستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعي (الفيس بوك) على قيمة الشركة، وذلك في عينة من الشركات غير المالية المقيدة بالبورصة المصرية في الفترة من 2015 وحتى 2023. وبالتالي يخرج عن نطاق البحث اختبار تلك العلاقة بالشركات غير المقيدة بالبورصة المصرية، وتلك التي تعد قوائمها المالية بعملة أجنبية، وكذا المؤسسات المالية، والمحددات الأخرى لقيمة الشركة (مثل؛ اليات حوكمة الشركات ومنها تنوع الجنس في مجلس الإدارة بالإضافة الى الإفصاح عن المسئولية الاجتماعية وسياسة توزيع النقدية والاحتفاظ بالنقدية) فضلا عن التقيد بوسيلة التواصل الاجتماعي (فيس بوك) فقط دون اختبار الوسائل الأخرى (مثل Twitter والمواقع الاخبارية) وأخيرا فإن قابلية نتائج البحث للتعميم مشروطة بضوابط تحديد مجتمع وعينة الدراسة.

4-خطة البحث:

سوف يستكمل البحث على النحو التالي:

1/6- تحليل الدراسات السابقة واشتقاق فرض البحث

2/6- منهجية البحث

3/6- النتائج والتوصيات ومجالات البحث المقترحة

1/6- تحليل الدراسات السابقة واشتقاق فرض البحث:

يعتبر مفهوم مشاعر المستثمرين من المفاهيم الغامضة وغير المتفق عليها حتى الان، فقد عرفتها دراسة Ling, Naranjo, & Scheick **(2010)** بانها المكون غير العقلاني لتوقعات المستثمرين والذى يترتب عليه اتخاذ قرارات استثمارية، في حين عرفتها دراسة Zhou **(2018)** بأنها سلوكيات المستثمرين التي تتسبب في انحراف قيمة السهم او الأصل المالي عن قيمته الأساسية، هذا وقد اشارت عدد من الدراسات بانها فروق التقييم بين مجموعتين من المستثمرين إحداهما تحمل توقعات عقلانية بشأن قيمة السهم أو الأصل، والأخرى تحمل توقعات متحيزة **(Baker & Stein, 2004)**، ويمكن تعريف مشاعر المستثمرين بانها تنبؤات المستثمرين المتفائلة او المتشائمة بشأن التدفقات النقدية المستقبلية، وينقسم المستثمرون الى مستثمرين عقلانيين يعتمدون على التحليلات العملية لأسعار الأسهم، ومستثمرون غير عقلانيون أو معنويون يحكمهم المشاعر الخارجية، ومستثمرون اخرون تحكم تصرفاتهم المشاعر وتوقعاتهم النفسية، ولكن لا يمكنهم تطوير هذه المشاعر لتحقيق مصالحهم الخاصة**(Naughton, Wang, & Yeung, 2019)**

في حين عرفه كلا من **(Cornell et al., 2017; Wang, Li, Ma, & Jiang, 2022)** على انه اعتقاد المستثمر وتوقعاته بشأن التدفقات النقدية للأصول ومخاطر الاستثمار، بينما أوضحت دراسة Shin & Choi **(2022)** بأنه الحالة المزاجية للمستثمر المتفائل في الأسواق المالي، يعتبر تحليل المشاعر او ما يطلق عليها التنقيب في الآراء هو المجال الذى يختبر ويحلل تفاعل الافراد واستجابتهم تجاه منتج او خدمة باستخدام خوارزميات تحليل النصوص لمعرفة تجاه الافراد من خلال النص المكتوب، تعتبر أيضا تحليل المشاعر انها أداة تصنيف لتحديد ما اذا كان الكتابة النصية مكتوبة لوصف مشاعر إيجابية او سلبية **(Malouf & Mullen, 2008)**، ويعتبر تحليل مشاعر المستثمرين هو سلسلة من الأساليب والتقنيات المستخدمة لاكتشاف واستخراج المعلومات الذاتية مثل الآراء من اللغة. تم استخدام تحليل المشاعر في مجالات مختلفة للحصول على قطبية الرأي (أي ما إذا كان لدى شخص رأيًا محايدًا أو إيجابيًا أو سلبيًا تجاه شيء ما)**(Nyakurukwa & Seetharam, 2023)**.

يتضح للباحث من تعدد التعريفات الخاصة بمشاعر المستثمرين بانها ميل المستثمرين للتداول بناء على الضوضاء بدلا من العقلانية عند اتخاذ القرارات الاستثمارية **(De Long, Shleifer, Summers, & Waldmann, 1990)**، وعليه **يقترح الباحث تعريفا لمشاعر المستثمرين**، هي عملية اتخاذ القرارات الاستثمارية بناء على المعتقدات والمشاعر الخاصة بالمستثمرين دون الاعتماد على الحقائق والأرقام المحاسبية بصورة غير عقلانية.

ويتأثر سلوك المستثمر في **السوق بعدة عوامل**، حيث تحدد هذه العوامل اختيار شراء (استثمار) او بيع (عدم استثمار) لأصول او أدوات مالية **(Wanjau, 2018)**، وتؤكد نظرية التمويل السلوكي على دور عواطف المستثمر وحالته المزاجية في التنبؤ بحركات أسواق الأوراق المالية، حيث تفترض تلك النظرية ان المستثمرين هم اشخاص عاديين يأخذون قرارات غير عقلانية بناء على عواطفهم واهتماماتهم **(Dias, Fernando, & Fernando, 2022)**، كما ان المشاعر الفردية عادة ما يكون لها تأثير على توقع الاحداث التي تؤثر بشكل كبير على عملية صنع القرار لديهم، فالفرد المتفائل من المحتمل ان يكون لديه مشاعر ايجابيه، اما الفرد المتشائم يفكر في الاحداث السلبية بسبب المشاعر السلبية **(Wanjau, 2018)**.

في نفس السياق، أشارت الدراسات السابقة ذات الصلة **(Fu, Wu, Liu, & Chen, 2021; Maryam & Kaouther, 2022)** إلى تعدد **مقاييس مشاعر المستثمرين لتشمل مقاييس مالية ومقاييس مبنية على المؤشرات المركبة لحساب قطبية مشاعر المستثمرين**، فقد اشارت دراسة عوض (2023) إلى وجود مقاييس تعتمد على سلوك أسعار الأسهم في أسواق المال ومنها معدل سعر السهم إلى ربحية السهم، ويعتبر مؤشر

هام لتقييم سلوك المستثمرين تجاه اسهم الشركات، فكلما زادت حالات التفائل زادت عمليات التداول على الأسهم، بينما المقياس الاخر هو معدل حجم تداول الأسهم، ويعبر عن كمية الأسهم التي يتم تداولها في سوق الأوراق المالية في فترة زمنية معينة، فكلما زادت مشاعر المستثمرين نحو التفائل زادت كمية التداول. وأخيرا، معدل دوران الأسهم ويستخدم للتمييز بين مشاعر المستثمرين المتفائلة والمتشائمة، فكلما زاد ارتفاع سعر السهم كان مؤشر لزيادة القيم الإيجابية. في حين، اشارت دراسة Gao et al. **(2022)** على مقياس يتم الاعتماد على البيانات الضخمةMassive data الناتجة من تفاعلات المستثمرين على الانترنت حيث تم استخدام اساليب التعلم الآلي والشبكات العصبية لقياس مشاعر المستثمرين باستخدام البيانات النصية من منصات مختلفة على الانترنت مثلYahoo finance، ثم يتم تطبيق طريقة Bayes لتصنيف النص.

وعليه سوف يعتمد الباحث على تحليل تعليقات المستخدمين على منصة التواصل الاجتماعي الفيس بوك على منشورات الشركات والتي تؤثر بصورة مباشرة على مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعي للشركات المصرية.

وبصفة عامة يوجد مدخلان لتحليل الآراء على الانترنت، المدخل الأساسي هو استخدام خوارزميات التعلم الألى والذى تم استخدامه في البحث، في حين يعتمد المدخل الاخر على تصنيف المستند ككل والذى يمثل مجموع الكلمات المستخدمة في المستند ككل **(Ravi & Ravi, 2015)**، وفى نفس السياق، يمكن تلخيص مداخل تحليل المشاعر إلى مدخلين اساسيين**(Taboada, 2016)**، **المدخل الأول قائم على المعاجم**، حيث يتطلب وجود قائمة من الكلمات المحددة مسبقا والتوجه لتحديد الآراء والمشاعر (Hutto & Gilbert, 2014; Zhang et al., 2011)، ويتضمن حساب توجه النص من التوجه الدلالي للكلمات او العبارات، بمعنى اخر، عند وجود نص جديد، يجب ان تتطابق الكلمات داخل النص مع الكلمات في القاموس الخاص بالمشاعر، ومن ثم يتم استخدام خوارزميات مختلفة لتجميع القيم المختلفة للنص لمعرفة توجه المشاعر للنص بأكمله وبالتالي فان تحليل المشاعر المعتمدة على المصادر اللغوية ترتكز على قائمة من الكلمات الإيجابية والسلبية المعرفة مسبقا ويعيب هذا المدخل على عدد من التقنيات اللغوية التي ليست دائمًا قوية وغالبًا ما تكون مكثفة من حيث العمل **(Short & Palmer, 2008)**

أما **المدخل الثاني قائم على خوارزميات التعلم الآلى** يتضمن هذا المدخل على تدريب المصنف المستخدم مثل تقنية الدعم الألى، المصنف بايز، والانحدار اللوجستي لتقييم التوجه الإيجابي او السلبى للمحتوى بناء على مرحلة أولية لتصنيف قاعدة البيانات للمصنف ثم استخدامه لتقييم المشاعر **(Pang, Lee, & Vaithyanathan, 2002)**، بمعنى اخر، يقوم الانسان بكتابة اكواد لعينة من قاعدة البيانات للمشاعر ثم يقوم بالتعلم لتصنيف باقي المشاعر السلبية والايجابية **(Boiy & Moens, 2009)** وعليه فان هذا المدخل قائم على

تعلم الآلة يعتمد على قدرة الحاسب على تعلم اللغة المستخدمة للتعبير عن المشاعر بغض النظر عن مدى "جودة" أو "طبيعية" اللغة. ومع ذلك، يحتاج الحاسب إلى بعض المعلومات للتعلم منها (ما يسمى بـ "مجموعة تدريب")، وكلما تعلم الحاسب المزيد من المعلومات كان ذلك أفضل. في حالة تحليل المشاعر، تكون مجموعة التدريب دائمًا مجموعة من قاموس جاهز من الأمثلة التي أعدتها الدراسات السابقة وبمجرد أن يتعلم الحاسب من هذه الأمثلة، يمكنه تطبيق المعرفة المكتسبة على المستندات الجديدة (مجموعة الاختبار والتنبؤ) ثم تصنيفها إلى فئات المشاعر، وهذا النهج الذى سيتبناه الباحث من اجل تحليل مشاعر تعليقات المستثمرين **(Nyakurukwa & Seetharam, 2023)**

ويرى الباحث تفوق المدخل القائم على خوارزميات التعلم الآلي على القائم على قواعد البيانات لمرونة المدخل حيث يقوم المصنف بالتعلم وتصنيف النصوص الجديدة، على عكس المدخل القائم على المعاجم الذى يتطلب وجود نفس النص كما هو حتي يمكن تحديد مشاعر النص، وبناء على ما سبق، **سوف يعتمد الباحث على المدخل الخاص بخوارزميات التعلم الآلي القائم على** قواعد البيانات لتصنيف تعليقات المستخدمين على الفيس بوك لمنشورات الشركات وانشاء مؤشر مشاعر المستثمرين

نظرا للتوسع الهائل وغير المسبوق للباحثين في مجال التنقيب عن البيانات والبيانات الضخمة والذكاء الاصطناعي، وعليه فان خوارزميات التعلم الألى أصبحت ذات اهتمام شائع وقوى في مجال تحليل الكميات الكبيرة من البيانات النصية، مما تتميز بكفاءة ودقة عالية لمعالجة النصوص بتكاليف منخفضة مع قابليتها للتوسع **(Che, Zhu, & Li, 2020)** وتعددت أدوات التعلم الآلي في مجال تحليل المشاعر ومنها خوارزمية الانحدار اللوجستي والتي تنبثق من مجال الإحصاء وهي اختيار شائع للخوارزميات لحل مسائل التصنيف الثنائي، حيث تستخدم لتصنيف البيانات إلى قيمة (0) و(1)، ومن اكثر السمات فعالية لهذه الخوارزمية هي بساطتها في التنفيذ والتدريب **(Bowlee, 2016)**. وقد قام Krouska, Troussas, & Virvou **(2017)** بتقييم مجموعة من الخوارزميات لتحديد معنويات التعليقات على منصة تويتر، ووجد ان خوارزمية الانحدار اللوجستي تعمل بشكل جيد عبر مجموعة كبيرة من البيانات التي تم اختبارها عليها، ومع ذلك فإن بعض عيوبها هي ميلها إلى الإفراط في مواءمة البيانات ، ولا تضمن التقارب بنسبة 100٪ ، ولا يمكنها التعامل بشكل فعال مع القيم المتطرفة في مجموعات البيانات المقدمة**(Maqsood et al., 2022)**

بينما من اهم الأدوات **الأخرى في مجال تحليل المشاعر خوارزمية Naive Bayes** حيث تعتمد خوارزمية نايف بايز على فرضية استقلالية المتغيرات، بمعنى أن وجود ميزة معينة في فئة لا يرتبط بوجود أي ميزة أخرى.

بناءً على ذلك، تقوم الخوارزمية بإجراء التنبؤات من خلال حساب احتمال انتماء نقطة بيانات جديدة إلى فئة معينة بناءً على احتمالات الميزات المرتبطة بتلك الفئة. وتفترض الخوارزمية أن الميزات مستقلة عن بعضها البعض، ولهذا السبب تُسمى "ساذج "Naïve" **(Heung et al., 2016)**. لقد تم استخدام خوارزمية نايف بايز بصورة شائعة في مجالات عديدة من اجل التصنيف والتنبؤ، فعلى سبيل المثال، قامت دراسة Linares, Herrera, Cuadros, & Alfaro **(2015)** باستخدام الخوارزمية لتحليل المشاعر على بيانات تويتر للتنبؤ بالمرور، وتوصلت دراسة Moon, Kim, & Iacobucci **(2021)** الى نسبة 87% من معدل الدقة لتحليل مدى رضا العملاء في المتاجر الالكترونية باستخدام خوارزمية نايف بايز. في حين استخدمت دراسة Biswas & Ghosh **(2022)** الخوارزمية لتحليل المشاعر بغرض التنبؤ بتجاهات سوق الأسهم.

وعلى الرغم من تطور الأدوات الخاصة بتعلم الألة وتحليل البيانات الا ان معظمها تقوم على اللغة الإنجليزية فقط خاصة تحليل البيانات من على وسائل التواصل الاجتماعي، فضلا عن ندرة الأبحاث التي تناولت تحليل قطبية مشاعر المستثمرين في اللغة العربية نظرا لنقص وصعوبة الحصول على أدوات لاستخراج الآراء باللغة العربية من النصوص وتحليلها **(Alomari et al., 2017)**. في نفس السياق، لقد تم تصميم أنظمة تحليل مشاعر المستثمرين للغات ذات شكل موحد مثل اللغة الإنجليزية، ويتطلب تحليل قطبية مشاعر المستثمرين بصورة دولية تحليل النصوص في لغات مختلفة منها اللغة العربية الا ان توافر الأبحاث التي تناولت هذه اللغات محدودة للغاية مما يعيق تحليل النصوص **(Shaalan, 2014)** وترجع ندرة الأبحاث بسبب نقص موارد اللغة العربية او المشاكل المرتبطة باختلاف اللهجة لكل منطقة **(Al-Twairesh, Al-Khalifa, & Al-Salman, 2014)**

وبصورة عامة يرى الباحث، بشكل عام فاعلية خوارزمية نايف بايز في مجموعة متنوعة من التطبيقات مثل تحليل المشاعر، وتقسيم العملاء، وتنبؤ الائتمان، وتحليل تجاهات سوق الأسهم **ومن ثم اعتمد الباحث على هذه الخوارزمية في تصميم نموذج لقياس قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) باللغة العربية** ومقارنتها بالانحدار اللوجستي ومن اهم اسباب اختيار تحليل المشاعر كنهج بحثي، أولا، يحول المحتوى غير المهيكل من البيانات الضخمة إلى شكل يسمح بالتنبؤ بنتائج واضحة، ثانيا، بناء نموذج لتجميع اراء مجتمع المستثمرين في موضوع محدد والحصول على تنبؤ حول سلوك المجموعة في المستقبل.

ونتيجة **لزيادة المعلومات المشاركة على وسائل التواصل الاجتماعي** فإنها اكثر ثقة من التعليقات والمراجعات المجهولة للمستخدمين مما أتاح طريقًا آخر يمكن من خلاله استخراج مشاعر المستثمرين وربطها بميزات سوق الأسهم وعليه تقوم الشركات بمجهودات متواصلة للحفاظ على العملاء وجذب العملاء الجدد **(Nyakurukwa & Seetharam, 2023)** وللحفاظ على معدل الشراء فان الشركات تركز على ولاء العملاء وزيادة رضا

العملاء، وبالتالي فان الحفاظ على مشاعر العملاء يمثل توقعات العائد على الأسهم غير المتاح بالمعلومات العامة **(Karim, 2011)** وبالتالي فان اراء العملاء تؤثر على أجمالي مبيعات الشركة، مما يؤثر بدوره على معدلات أرباحها ونموها، وقيمتها السوقية وعوائد الأسهم، بالإضافة الى ان التغير في مشاعر العملاء يؤثر بصورة مباشرة على مشاعر المستثمرين ومن ثم التأثير على عوائد الأسهم وقيمة الشركة السوقية **(Baker et al., 2009; Baker & Wurgler, 2006)**. **وبناء على ما سبق، فان قياس قطبية المشاعر يعتبر أداة هامة للتنبؤ بالأداء المالي وإدارة المخاطر وقيمة الشركة وتدعيم عملية اتخاذ القرار لأصحاب المصالح** (Huang et al., 2014; Xie & Wang, 2017)

تعتبر من اهم اهداف **الشركات هو تعظيم قيمة الشركة** رغم اختلاف طبيعتها واحجامها، خاصة بعدما تغير الهدف الذى تسعى الإدارة إلى تحقيقه من العمل على تعظيم ربحية الشركة إلى العمل على تعظيم قيمة الشركة وزيادة القيمة السوقية لأسهمها (الصيرفى،2016) ، **وقد تعددت تعريفات قيمة الشركة،** اشار Liu et al. (2012) الى ان مصطلح أداء الشركة كمرادف لقيمة الشركة، بينما أوضحت دراسات أخرى انها تتمثل في عوائد الأسهم **(Ramanna & Watts, 2012)**،وقد اشارت دراسة Nyoman, Putu, & Djazuli **(2014)** إلى انها ادراك وتصور المستثمرين وأصحاب المصالح الأخرين لمدى نجاح الشركة، والذى غالبا ما يرتبط بأسعار الأسهم، حيث ان الشركة ذات أسعار الأسهم المرتفعة تكون قيمتها مرتفعة، بما يزيد من ثقة المستثمرين في الشركة. في حين، يرى شبل (2018) ان قيمة الشركة هي تعظيم لثروة الملاك من خلال تعظيم القيمة السوقية للسهم، في نفس السياق عرفها Helmina, Ghozali, Isgiyarta, & Sutomo **(2019)** انها تعتبر القيمة المتوقع الحصول عليها من قبل حملة الأسهم وهى تمثل حاصر ضرب السعر السوقي للسهم في عدد الأسهم، وأن إضافة قيمة للشركة تتمثل في زيادة القيمة السوقية للأسهم نتيجة أنشطة أعمال الشركة، وهذا ما اتفقت معه دراسة Dang, Nguyen, & Tran **(2020)**بان قيمة الشركة تعبر عن فرص نمو الشركة في المستقبل، وبالتالي كلما ارتفعت نسبة فرص نمو الشركة، كان ذلك مؤشر على ان الشركة تستثمر في مشاريع لها صافى قيمة حالية موجبة، مما يجعل السوق يتوقع فرص استثمارية افضل لتلك الشركة مستقبلا. في حين أشار الصياد (2020) ان تحديد قيمة الشركة تعنى تحقيق عوائد تفوق تكلفة رأس المال نظرا لأهمية قيمة الشركة لكل من الإدارة وأصحاب المصالح خاصة المستثمرين والمقرضين.

ويخلص الباحث مما سبق إلى تعدد المفاهيم المتعلقة بقيمة الشركة، وصعوبة تحديد مفهوم محدد للقيمة، ,أن مفهوم قيمة الشركة يعتبر مرادفا لعدة مصطلحات أهمها القيمة من وجهة نظر المساهمين، منافع المساهمين وأداء

الشركة وأداء اسهم الشركة وفقا لوجهات النظر المختلفة للقيمة من جانب أصحاب المصالح المختلفين والذى يؤثر بدوره على طريقة قياسها

بالنظر لمقاييس قيمة الشركة، فانه يمكن تقسيمها إلى اربعة مداخل للقياس، يتمثل المدخل الاول في المقاييس المحاسبية، وهى المقاييس التي تعتمد على المعلومات الواردة بالقوائم المالية خاصة التي تعتمد على الاصول مثل (العائد على الأصول، ربحية السهم، معدل العائد على حقوق الملكية)، بينما المدخل الثاني يتضمن المقاييس السوقية، والتي تعتمد على المعلومات السوقية والاسعار المعلنة بالسوق إضافة إلى اى معلومات أخرى متاحة بالسوق مثل (القيمة السوقية لأسهم الشركة، القيمة السوقية لحقوق الملكية، نسبة القيمة السوقية إلى القيمة الدفترية للأسهم**(Rahgozar, 2008)** ، في حين المدخل الثالث تتمثل في المقاييس الاقتصادية، والتي تتضمن مقدار الزيادة في قيمة الاستثمارات مثل (مقياس القيمة السوقية المضافة، ومقياس القيمة الاقتصادية المضافة)، وأخيرا المدخل الرابع يتضمن الجمع بين المقاييس السوقية والمقاييس المحاسبية واهمها مقياس Tobin Qوالذى يقيس قيمة الشركة من خلال قسمة مجموعة القيمة السوقية لحقوق الملكية والقيمة الدفترية لإجمالي الالتزامات على القيمة الدفترية لإجمالي الأصول **(Siboni & Pourali, 2015)**

يخلص الباحث مماسبق إلى تعدد المقاييس المختلفة لقياس قيمة الشركة، وتعدد طرقها ويتفق الباحث مع ما خلص إليه عدد من الدراسات ان من افضل النماذج هي التي تعتمد على المعلومات المحاسبية والسوقية معا وهو مقياس Tobin Q وذلك نظرا لتوافر البيانات اللازمة لاستخدامها من واقع القوائم المالية، والتي تعتمد على بيانات فعليه لا تتطلب تقدير مما يقلل من أخطاء التقدير ويزيد من دقة النموذج وهو ما يؤيده الباحث وسوف يتبناه في الدراسة التطبيقية.

وبمراجعة الدراسات السابقة، فان فرضية السوق تفترض ان المعلومات الجديدة قد تغير توقعات السوق، وبالتالي تؤثر في أسعار الاسهم وقيمة الشركة**(Fama, 1970)** ، ومن ثم لا يوجد تحرك في الأسعار بدون اخبار جديدة، بالإضافة إلى مفهوم عدم تماثل المعلومات في سوق الأسهم **(PM & KG, 2001)** وللتغلب على عدم تماثل المعلومات، فان المستثمرون يبحثوا عن مصادر معلومات أخرى غير المعلومات الواردة في التقارير المالية لتحديد قيمة الشركة، قبل وجود وسائل التواصل الاجتماعي، كانت مصادر المعلومات تضمن جودة المنتج، إعلانات عن المنتجات الجديدة، الأرباح والبحوث والتطوير والأصول الأخرى **(Chen et al., 2012)**. على الرغم من توافر هذه المعلومات، الا انها قد تكون متاحة بشكل شهري، او ربع سنوي، الا ان مع انتشار وسائل التواصل الاجتماعي والمحتوى الذى يتم نشره مثل تقييمات المستخدمين، فضلا عن كتابة المستخدمون تجاربهم نحو المنتجات يعتبر مصدر بارزا للمعلومات الجديدة بالنسبة للمستثمرين بخصوص التنبؤ بقيمة الشركة المستقبلية

(Renneboog et al., 2008). وقد اقترح Fornell, Mithas, Morgeson, & Krishnan **(2006)** ان أرباح الشركة تزداد عندما يتم فهم مشاعر العملاء، وقد اوضحوا عدة عوامل أساسية للتأثير على العملاء منها تميز المنتج، قدرته على توفير الثقة للعملاء في المستقبل، والرضا الذى يتحقق نتيجة لشعور بالأمان والنجاح وأكدت الدراسة ان رضا العملاء لديه التأثير الإيجابي على أرباح الشركة من خلال التأثير على توقعات المستثمرين عن التدفقات النقدية المستقبلية للشركة.

وبالنظر للعلاقة بين مشاعر المستثمرين وقيمة الشركة، قامت دراسة Baker & Stein **(2004)** باختبار مشاعر المستثمرين في ستة أسواق عالمية مختلفة، وتوصلت الى ان مشاعر المستثمرين له تأثير سلبى على عوائد الشركات وقيمة الشركة. على النقيض، وجدت دراسة Stambaugh, Yu, & Yuan **(2012)** ان الفترة التي تزداد المشاعر يؤدى الى زيادة في العائد غير الطبيعي للشركة ومن ثم زيادة قيمة الشركة واختبرت دراسة Yu, Duan, & Cao **(2013)** العلاقة بين وسائل التواصل الاجتماعي وقيمة الشركة، ومقارنتها بالوسائل التقليدية عبر الانترنت مثل موقع الشركة والاخبار على وسائل البحث، وبناء على سلسة زمنية من الاختبار توصلت الدراسة ان وسائل التواصل الاجتماعي وتقييم المستخدمين مؤشر جوهري لقيمة الشركة مقارنة بالوسائل الأخرى وقد وجدت كلا من (Kim & Johnson, 2016; Uyar & Boyar, 2015) تأثير إيجابي لوسائل التواصل الاجتماعي على قيمة الشركة بالإضافة الى ان وسائل التواصل الاجتماعي عنصر رئيسي للتنبؤ بقيمة الشركة. فضلا عن ان استخدام وسائل التواصل الاجتماعي له تأثير إيجابي على ربحية الشركة **(Mahboub, 2018)**، وفى نفس السياق، اختبرت دراسة Uyar et al. **(2018)** استخدام وسائل التواصل الاجتماعي على قيمة الشركات التركية لعام 2014، وقد توصلت الدراسة الى وجود ارتباط إيجابي بين التفاعل على وسائل التواصل الاجتماعي وقيمة الشركة وقد أكدت دراسة Pourkhani, Abdipour, Baher, & Moslehpour **(2019)** على ان وسائل التواصل الاجتماعي له تأثير إيجابي على نمو اعمال الشركة.

بالنظر للعلاقة بين قطبية مشاعر المستثمرين على وسائل التواصل الاجتماعي وقيمة الشركة فانه يوجد تأثير متناقض، فمن ناحية، فان قطبية مشاعر المستثمرين على وسائل التواصل الاجتماعي تتأثر بالمحادثات بين الاسرة والأصدقاء على منشورات الشركات، ولذا يجب معاينة التعليقات الإيجابية والسلبية من الأشخاص الموثوق بها لديها تأثير اعلى من التعليقات الدعائية المدفوعة من قبل الشركات والتي قد تكون او لا تكون من مستخدمين فعليين مما يشير إلى ان قطبية مشاعر مستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعي تؤثر على قيمة الشركة نتيجة تأثير التعليقات الإيجابية السلبية) على المشتريات المستقبلية مما يساعد(يضر) مبيعات الشركة وارباحها**(Benjamin et al., 2022)**. **وفى ذلك السياق، اختبرت العديد من الدراسات مشاعر العملاء وتأثيرها**

على مشاعر المستثمرين من خلال استخدام أدوات مختلفة منها معالجة اللغة الطبيعية و التعلم الألى على سبيل المثال وجدت دراسة Chikandiwa, Contogiannis, & Jembere **(2013)** تأثير معنوي على نمو اعمال الشركة، فضلا عن ان استخدام وسائل التواصل الاجتماعي بواسطة الشركات يمكن انشاء شبكة قوية من الاعمال، العملاء والموردين **(Siamagka, Christodoulides, Michaelidou, & Valvi, 2015)**، والتي تؤثر بصورة رئيسية على قيمة الشركة، ووفقا Mahboub **(2018)** وجدت ان استخدام وسائل التواصل الاجتماعي لديه تأثير إيجابي ومعنوي على ربحية الشركة، وقد قامت دراسة Zhang et al. (2018) باقتراح نموذج للتنبؤ بالقيمة السوقية لأسعار اسهم الشركة في السوق الصيني بناء على الخصائص المستخرجة من بيانات مواق التواصل الاجتماعي. استكمالا، فقد توصل Pourkhani et al. **(2019)** علاقة إيجابية بين وسائل التواصل الاجتماعية ونمو الشركة وقيمتها

هدفت دراسة Nguyen, Calantone, & Krishnan **(2020)** الى اختبار مشاعر العملاء على وسائل التواصل الاجتماعي وتأثيرها على قرارات المستثمرين وقيمة الشركة، من خلال كشط scraping (اى سحب البيانات بصورة الية) ملايين من منشورات وسائل التواصل الاجتماعي لـ 38 شركة على مدار الفترة من 2007-2015 ووجدت الدراسة ان المستثمرين يقللوا من استثماراتهم في الأسهم كاستجابة للمشاعر السلبية للمستهلكين مثل الغضب، والاشمئزاز والخوف، وان المشاعر السلبية تؤثر على عوائد الأسهم غير الطبيعية للشركة سواء بشكل مباشر او غير مباشر. توصلت دراسة Bollen, Mao, & Zeng **(2011)** ان القيمة السوقية للشركة متمثلة في أسعار الأسهم يمكن التنبؤ بها بصورة صحيحة من خلال تحليل بيانات كبيرة الحجم من منصات التواصل الاجتماعي وخاصة تويتر، حيث حللت العلاقة بين قطبية مشاعر تعليقات المستخدمين على تويتر للتنبؤ بأسعار اسهم الشركة وقيمتها السوقية، ووجد ان المنشورات التي لديها تفاعلات مرتفعة مثل عدد الاعجابات، التعليقات والتفاعل من افضل المنشورات ليتم تحليلها لمعرفة قطبية مشاعر المستخدمين

على النقيض، لم يجد Kim & Kim (2014) علاقة بين مشاعر المستثمرين مقاسة من خلال رسائل المستخدمين على المنصات الالكترونية وعوائد الأسهم وقيمة الشركة، على النقيض، فقد وجدت ان وسائل التواصل الاجتماعي تؤثر إيجابيا على نمو الشركة، ومن منظور قيمة الشركة، وفى نفس السياق، استخدم كلا من **(Ni, Su, Wang, & Ying, 2019; Renault, 2020)** تحليل قطبية مشاعر المستثمرين للمقارنة بين عوائد القيمة السوقية للشركات ولم تجد علاقة بين المتغيرين وأيضا توصلت دراسة Nur **(2021)**عدم وجود تأثير لقطبية تحليل مشاعر المستثمرين على موقع التواصل الاجتماعي على قيم الشركات في قطاع الزيت والغاز. في حين، قامت دراسة Eachempati et al. **(2022)** اختبار العلاقة بين مشاعر المستثمرين، الأرباح وقيمة الشركة على الشركات الهندية في قطاع السيارات، وقد اعتمدت الدراسة على مدخل التنقيب في النصوص الخاص بالتعلم الألى

لقياس مشاعر العملاء على مشاعر المستثمرين وأسعار الأسهم وقيمة الشركة، وقد توصلت الشركة ان مشاعر العملاء محرك رئيسي لمشاعر المستثمرين والذى بدوره يؤثر على سوق الأسهم وقيمة الشركة، في نفس السياق، قدمت دراسة Hasselgren et al. **(2023)** نموذج لعمل مؤشر قطبية مشاعر المستثمرين وقد تم اختبار النموذج من خلال تحليل مجموعة من البيانات كبيرة الحجم على اشهر الأسهم المسجلة في بورصة S&P500 وتوصلت الى انه من افضل الطرق المستخدمة هو استخدام القدرة الحسابية وخوارزميات تعلم الألة، وأشارت الدراسة الى ان اصعب التحديات التي تواجه الأبحاث في ذلك المجال، هو إمكانية انشاء نموذج يستطيع استخلاص وحساب قطبية مشاعر المستثمرين بصورة كفئة من الكميات الكبيرة للبيانات المتوفرة على وسائل التواصل الاجتماعي.

وبناء علي ما سبق يري الباحث تعارض بين نتائج الدراسات السابقة ، إذ اتفقت بعض الدراسات السابقة **(Benjamin et al., 2022; Nguyen et al., 2020; Pourkhani et al., 2019; Siamagka et al., 2015)**، علي وجود علاقة ايجابية معنوية بين مشاعر المستثمرين على وسائل التواصل الاجتماعي وقيمة الشركة، حيث زيادة قطبية مشاعر المستثمرين الإيجابية يؤدى الى زيادة الاستثمار في الشركة ومن ثم زيادة قيمة الشركة. على النقيض، لم تجد بعض الدراسات علاقة بين المتغيرين (Kim & Kim, 2014; Nur, 2021) **ويرجع الباحث تعارض نتائج الدراسات السابقة نتيجة لاختلاف بيئة التطبيق، واختلاف طبيعة وسمات الأسواق المالية المطبقة بها الدراسات** فضلا عن اختلاف العلاقة يرجع لتغير مشاعر المستثمرين بسرعة اكبر بكثير بعد تقييم منتج معين على موقع مخصص في تقييم المنتجات او بناء على تعليقات المستخدمين مما يؤكد على ان مشاعر المستثمرين متقلبة للغاية في الفترة القصيرة، وعليه فانه من المتوقع ان يكون التأثير على قيمة الشركة غير مستقر.

وبناء على **ذلك يعتقد الباحث بإمكانية** تأثير قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين لمنشورات الشركات على موقع التواصل الاجتماعي فيس بوك على قيمة الشركة ونتيجة لتضارب نتائج الدراسات السابقة ، بشأن إتجاه العلاقة التأثيرية محل الدراسة، ما بين تأثير إيجابي او سلبى او عدم وجود تأثير، فيرى الباحث أنه من المنطقي الاكتفاء بالتحقق من مدى وجود هذه العلاقة التأثيرية في بيئة الممارسة المحاسبية المصرية دون تبنى الباحث لتجاه محدد لتلك العلاقة، وعليه فيمكن اشتقاق فرض البحث، على النحو التالي:

ف1: تؤثر قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعى (فيس بوك) معنويا على قيمة الشركات المقيدة بالبورصة المصرية.

2/6- منهجية البحث

تحقيقا لهدف البحث، ومن ثم اختبار فرضه، سيتم القيام بدراسة تطبيقية. **وفيما يلى يعرض الباحث لكل من،** أهداف الدراسة، مجتمع وعينة الدراسة، تصميم نموذج لقياس قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) وتوصيف وقياس متغيرات الدراسة، أدوات وإجراءات الدراسة، أدوات التحليل الإحصائي، وأخيراً نتائج الدراسة التطبيقية. **وذلك على النحو التالي:**

1/2/6- أهداف الدراسة التطبيقية:

تستهدف الدراسة التطبيقية اختبار فرض البحث، للتحقق من مدى تأثير قطبية مشاعر المستثمرين تجاه التعليقات على وسائل التواصل الاجتماعي على قيمة الشركة اعتمادا على خوارزمية نايف بايز لتعلم الآلة **قياسا على (Abou-El-Sood & El-Sayed, 2022; Caserio, Panaro, & Trucco, 2020; Feldman, Govindaraj, Livnat, & Segal, 2010)**

2/2/6- مجتمع وعينة الدراسة:

يتكون مجتمع الدراسة من كافة الشركات المدرجة في مؤشر EGX-100 في سوق الأوراق المالية المصرية، والذى يتضمن اعلى 100 شركة بالبورصة المصرية ولاختبار فرض البحث تم اختيار عينة حكمية من هذه الشركات والتي قامت لديها صفحة تواصل اجتماعي (فيس بوك) وتنشر اخبارها للمستخدمين وقد حدد الباحث مجموعة من الشروط والمعايير الواجب توافرها في الشركات التي تتضمنها عينة الدراسة علي النحو التالي:

- أن تكون الشركة مقيدة ببورصة الأوراق المالية المصري.
- أن تكون الشركة لديها صفحة تواصل اجتماعي (فيس بوك) وتنشر اخبارها للمستخدمين.
- أن تكون العملة المستخدمة في القوائم المالية لشركات العينة هي الجنيه المصري.
- أن تكون القوائم المالية المعدلة لشركات العينة قوائم مالية سنوية ومستقلة.

بعد تطبيق الشروط والمعايير السابقة على كل شركة أمكن تحديد حجم العينة والمكون من 65 شركة ويعتبر هذا الحجم كافيًا ومناسبًا لإجراء التحليلات الإحصائية، ويمكن توضيح منشورات عينة الشركات طول فترة الدراسة على صفحاتها على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) في الجدول رقم (1) التالي:

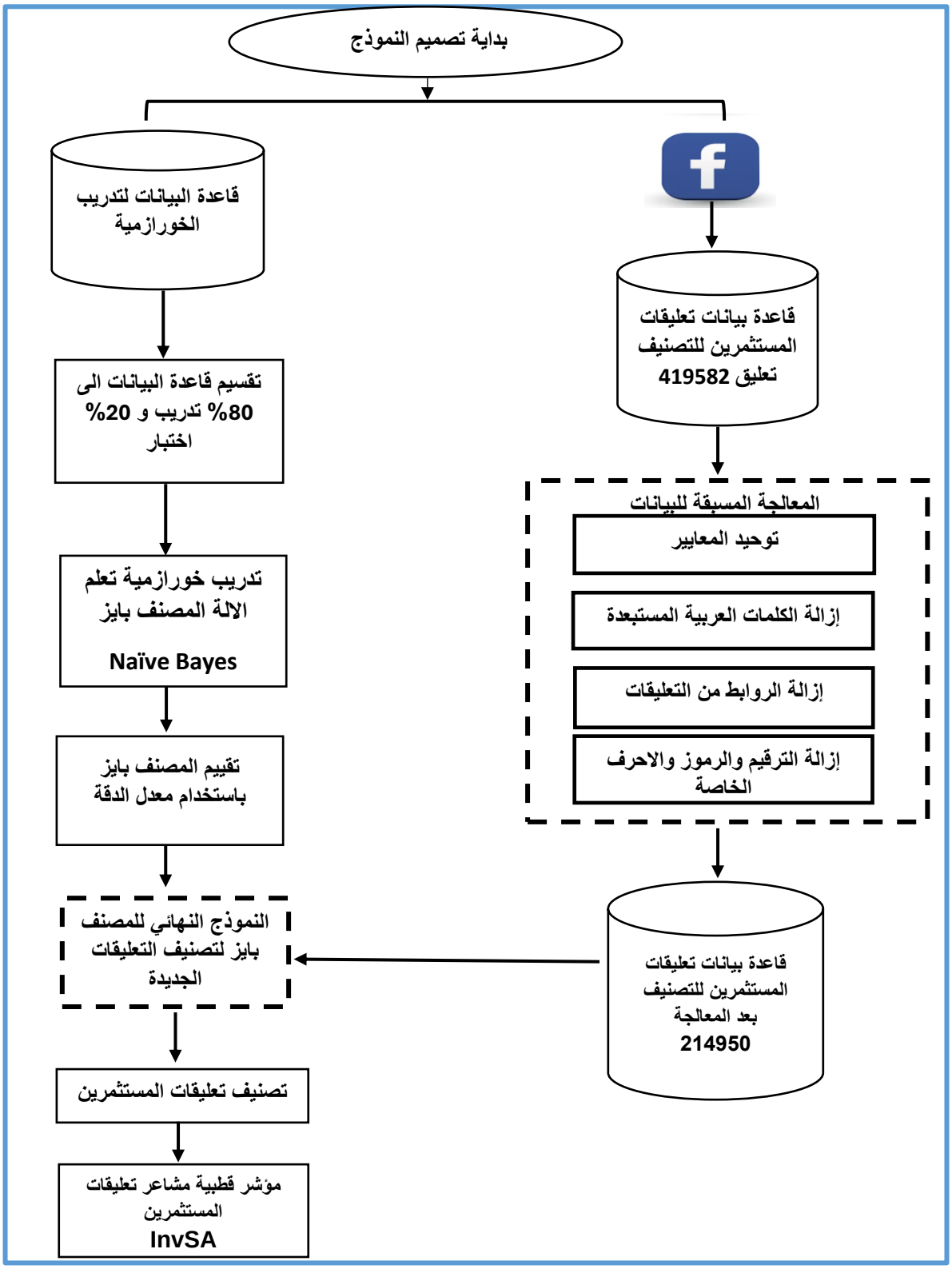
الجدول1. توضيح عينة الدراسة وعدد منشورات الشركات على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك)

الصناعة	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	الإجمالي
أغذية و مشروبات و تبغ	9	9	9	9	9	9	9	9	9	81
اتصالات و اعلام و تكنولوجيا معلومات	2	2	2	2	2	2	2	2	3	19
خدمات النقل والشحن	2	2	2	2	2	2	2	2	2	18
خدمات و منتجات صناعي	2	2	2	2	2	2	2	2	1	17
رعاية صحية و ادوية	2	2	2	2	2	2	2	2	2	18
سياحة وترفيه	3	3	4	4	4	4	4	4	3	33
عقارات	7	7	7	7	7	8	8	8	8	67
مرافق	3	3	3	3	3	3	3	3	3	27
مقاولات و إنشاءات هن	5	6	6	5	5	5	5	5	5	47
منسوجات و سلع معمرة	3	3	3	3	3	3	3	3	3	27
مواد البناء	12	12	12	12	13	13	12	13	13	112
موارد أساسية	10	9	8	9	10	10	10	10	10	86
ورق ومواد تعبئة و تغليف	2	2	2	2	2	2	2	2	2	18
الإجمالي	62	62	62	62	64	65	64	65	64	570

ونجد من الجدول رقم (1) السابق، بان إجمالي المنشورات للشركات التي قامت بأنشاء صفحات على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) والنشر للمستخدمين سواء كانت لغة عربية او انجليزية إجمالي (570) على مدار سنوات الدراسة ويلاحظ ان اعلى قطاع في التفاعل والتعليقات من المستخدمين هو قطاع مواد البناء بإجمالي تعليقات (112) منشور ويرجع الباحث ذلك لاعتبار قطاع مواد البناء من اهم القطاعات الاقتصاد في مصر، يليه الموارد الأساسية والأغذية والمشروبات بعدد (86،81) منشور على التوالي.

3/2/6– تصميم نموذج تحليل التعليقات باستخدام خوارزمية نايف بايز على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك)

للحصول على قطبية مشاعر المستثمرين، قام الباحث **بإعداد نموذج مقترح لتحليل مشاعر المستثمرين باستخدام خوارزمية التعلم الآلي المصنف نايف بايز** ويوضح هذا القسم المنهجية المستخدمة لتحليل مشاعر تعليقات المستثمرين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) ، وقاعدة البيانات المستخدمة والمعالجة المسبقة للبيانات ومنهجية التصنيف ومقاييس الدقة لتقييم التنبؤ بمشاعر المستثمرين في التعليقات كما هو موضح في الشكل رقم (1) التالي:



شكل 1. خطوات تصميم نموذج قياس مؤشر قطبية مشاعر المستثمرين بناء على تعليقات المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعي فيس بوك باستخدام خوارزميات تعلم الآلة

المصدر: اعداد الباحث استرشادا ب (Alhawarat, Abdeljaber, & Hilal, 2021; Alomari et al., 2017; Yu et al., 2013)

نجد من الشكل رقم (1) السابق، خطوات انشاء نموذج للحصول على مؤشر تحليل مشاعر تعليقات المستثمرين كما يلى:

الخطوة الأولى: تجميع وانشاء قاعدة بيانات لكافة تعليقات المستخدمين على منشورات الشركات المسجلة بالبورصة المصرية ولها موقع تواصل اجتماعي (فيس بوك) في الفترة من (2015–2023) وتضمنت قاعدة البيانات (419582) تعليق.

الخطوة الثانية: المعالجة المسبقة للبيانات

أوضحت دراسة Chauhan, Sharma, & Sikka **(2021)** أهمية اجراء المعالجة القبلية للبيانات لتحليل قطبية المشاعر لمنع انخفاض توقعات التنبؤ للخوارزمية المستخدمة في التصنيف، في نفس السياق وجدت دراسة Renault **(2020)** ان تقنية المعالجة القبلية للبيانات لديها تأثير على عوائد القيمة السوقية للشركة وقطبية تحليل المشاعر، فضلا عن تحسين نتائج دقة تنبؤ الخوارزمية بقطبية المشاعر. في هذه المرحلة، يتم إعداد البيانات ومعالجتها قبل ادراجها إلى خوارزمية المصنف البايز سواء لقاعدة البيانات الخاصة بالتدريب او قاعدة البيانات الخاصة بالاختبار وتشمل مرحلة المعالجة الأولية تلك الخطوات التسلسلية:

ا- **توحيد المعايير Normalization**

- إزالة التشكيل الخاصة بالتعليقات في قواعد البيانات مثل (فتحتان، ضمتان، كسرتان، فتحة، ضمة، كسرة، شدة، سكون، مدة أعلى، همزة أعلى، همزة أسفل، ألف مخفضة، ضمة مقلوبة)
- إزالة التطويل: على سبيل المثال أنـــــا سوف تصبح انا
- توحيد الحروف التي لها أكثر من شكل، مثل الألف (استبدال الألف بالهمزة أعلى "أ"، والألف بالهمزة أسفل "إ"، والألف الممدودة "آ" بالألف "ا")، الهاء (استبدال التاء المربوطة "ة" بالهاء "ه")، والياء (استبدال الياء بنقطتها "ى" بالياء "ي").

ب- إزالة الكلمات العربية المستبعدة

تم الاعتماد على قائمة الكلمات المستبعدة الخاصة بمكتبة معالجة اللغات الطبيعية من حزمة NLTK بلغة بايثون **(Alhawarat et al., 2021; Rahab, Zitouni, & Djoudi, 2018)** والتي تضمنت من 750 كلمة مثل (اللذان، اللذين، اللواتي، الماضي، المقبل، الوقت، إلي، إلَيْكَ .....) ثم إضافة أسماء الأيام والشهور، وأسماء البلدان والعواصم **(Asghar, Khan, Khan, & Kundi, 2018)**

ج-إزالة كافة الروابط من التعليقات

د- إزالة الترقيم والرموز والأحرف الخاصة الأخرى مثل (؟ ? ! . : | ( ) - # / @ $ ^ _ % & * + \ { } [ ] " ' ؛ ،<>)

وبعد خطوات المعالجة المسبقة أصبحت قاعدة البيانات الجاهزة للتصنيف مكونة من (214172) تعليق بدلا من (419582) تعليق

الخطوة الثالثة: اعداد قاعدة بيانات للتعليقات المصنفة مسبقا لتدريب خوارزمية التصنيف بايز

نظرا لعدم وجود قاعدة بيانات محددة لتحليل المشاعر باللغة العربية، فقد قام الباحث بالاعتماد على قواعد بيانات جاهزة عالميا تتضمن الكلمات المختلفة والمشاعر الخاصة بكل كلمة سواء كانت إيجابية او سلبية اتباع لدراسة Kaseb & Ahmed **(2022)**وذلك لتدريب خوارزمية مصنف بايز ومن ثم ادخال البيانات الجديدة الخاصة بتعليقات المستخدمين التي تم تجميعها لتحديد مؤشر تحليل المشاعر، وفيما يلى توضيح لقواعد البيانات التي تم الاعتماد عليها لتدريب خوارزمية مصنف بايز حيث تم الاعتماد على قاعدتين من البيانات المتاحة مجانا للاستخدام الاكاديمي وهما ASTD و Extended ATSD والتي تم استخدامهم في العديد من الدراسات السابقة ذات الصلة**(Kaseb & Ahmed, 2019; Thelwall, 2017)** تتكون كلا من قاعدة بيانات ASTD و Extended ATSD من تصنيفات من المشاعر وهما إيجابي، سلبي، محايد، وموضوعي وبما أن الهدف هو إجراء تصنيف الآراء بدلاً من تصنيف الموضوعية، فقد تم استبعاد التعليقات الموضوعية والمحايدة من قاعدة البيانات الخاصة بالتدريب. لذا، وتم التركيز على الإيجابية والسلبية فقط. بعد ذلك، ستتم معالجة وتنظيف البيانات بواسطة سلسلة من الخطوات المقترحة لتحسين دقة التصنيف كما هو موضح في الجدول رقم (2) الاتي:

الجدول2. عدد التعليقات الإيجابية والسلبية بقاعدة البيانات الخاصة بتدريب خوارزميات التعلم الآلي

التعليق	عدد التعليقات بقاعدة البيانات الخاصة بالتدريب
التعليق الإيجابي (البناء)	**28822**
التعليق السلبى (المعاكس)	**10176**
الإجمالي	**38998**

الخطوة الرابعة: تدريب واختبار خوارزمية التعلم الآلي المصنف بايز على قاعدة البيانات المصنفة مسبقا:

في هذه المرحلة من تحليل المشاعر تم اجراء مقارنة بين الانحدار اللوجستي وخوارزمية التعلم الآلي المصنف بايز NB، فقد تم استخدامها بصورة شائعة في معالجة اللغات الطبيعية في التعلم حيث يعتمد على مصنفات الرياضيات للتنبؤ باحتماليه الانتماء لفئة المشاعر المختلفة **(Sayed, Elgeldawi, Zaki, & Galal, 2020)**. يفترض مصنف بايز أن وجود ميزة معينة في فئة لا يتعلق بوجود أي ميزة أخرى. إلى هذا الافتراض بالاستقلال المشروط للفئة، مصنف **(Oussous, Benjelloun, Lahcen, & Belfkih, 2020)**

NBهو مصنف احتمالي يستند إلى نماذج الاحتمالات. الافتراض الرئيسي في هذا المصنف هو استقلال الخصائص التي على أساسها يتم التصنيف. يُعتبر مصنف NB أحد التقنيات المستخدمة على نطاق واسع في تصنيف النصوص. لقد تم استخدامه في العديد من الدراسات البحثية مثل **(Catal & Nangir, 2017; Duwairi, Alfaqeh, Wardat, & Alrabadi, 2016)** . يمكن تطبيق هذا المصنف في مجالات متعددة مثل فرز البريد الإلكتروني الشخصي، وتصنيف الوثائق، واكتشاف اللغة، واكتشاف المشاعر، وعليه فقد تم تقسيم قاعدة البيانات الخاصة بالتدريب المكونة من (38998) تعليق الى (80%) تدريب و (20%) اختبار، لمعرفة مدى إمكانية الاعتماد على النموذج في تصنيف قاعدة بيانات تعليقات المستخدمين على منصة التواصل الاجتماعى (فيس بوك) ومن خلال نتائج الدقة الخاصة بالاختبار كما هو موضح في الجدول رقم (3) فقد تفوقت خوارزمية المصنف البايز على الانحدار اللوجستي حيث حققت الخوارزمية نسبة دقة في التصنيف بدقة (85%) أي تستطيع الخوارزمية بتصنيف مشاعر المستثمرين بصورة صحيحيه بنسبة (85%) مقارنة بالانحدار اللوجستي الذى حقق نسبة دقة (82%)

الجدول3. نتائج معدلات الدقة للانحدار اللوجستي وخوارزمية المصنف بايز

المصنف	معدل دقة التصنيف
الانحدار اللوجستي	**%82**
خوارزمية المصنف البايز	**%85**

المصدر: الملحق رقم (1)

الخطوة الخامسة: تصنيف قاعدة البيانات للتحليل بعد المعالجة باستخدام خوارزمية التعلم الآلي للمصنف نايف بايز NB

تم استخدام خوارزمية التعلم الآلي للمصنف بايز التي تم تدريبها مسبقا في الخطوة السابقة للقيام بتصنيف تعليقات المستخدمين الى تعليقات إيجابية وتعليقات سلبية وكانت نتائج الخوارزمية كما هو موضح في الجدول رقم (4) وفقا لسنوات الدراسة:

الجدول 4. إجمالي التعليقات الإيجابية والسلبية للمستخدمين على منشورات الشركات طول فترة الدراسة

فترة الدراسة	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	إجمالي التعليقات
التعليقات السلبية	**14979**	**13676**	**13189**	**14000**	**16820**	**17041**	**33296**	**20718**	**28983**	**172702**
التعليقات الإيجابية	**2859**	**2804**	**2869**	**3060**	**4459**	**4809**	**10190**	**4390**	**6030**	**41470**
أجمالي التعليقات	**17838**	**16480**	**16058**	**17060**	**21279**	**21850**	**43486**	**25108**	**35013**	**214172**

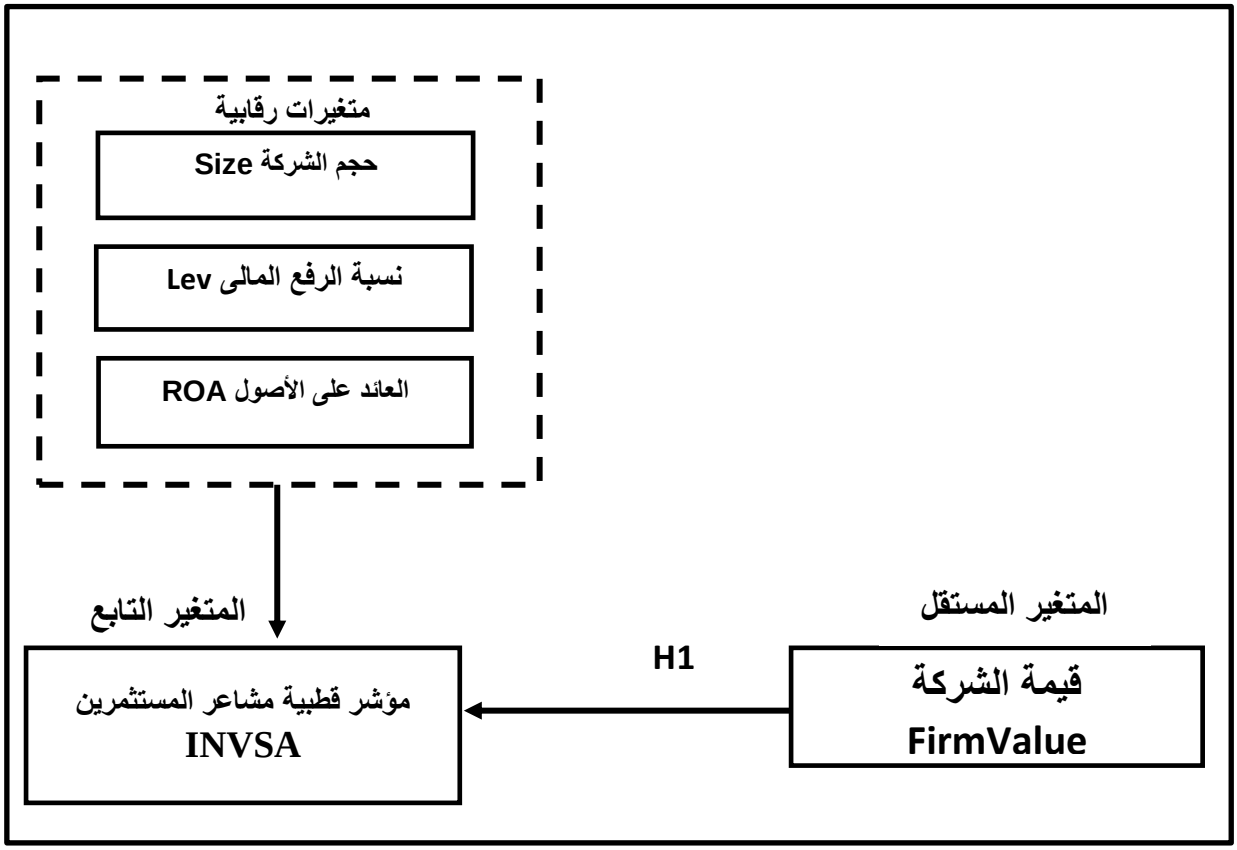
وبناء على الجدول السابق، يتضح ارتفاع التعليقات السلبية مقارنة بالإيجابية على مدار سنوات الدراسة ويظهر التنبؤ ان عام 2021 اكثر الأعوام تعليقات حيث وصلت إلى ما يقرب (43) الف تعليق ثم عام 2023 حيث وصلت إلى ما يقرب إلى (35) الف تعليق. وقد قام الباحث باختبار عشوائي لعدد من التعليقات للتأكد من مدى دقة الخوارزمية وقد كانت كافة التصنيفات صحيحة للمشاعر.

4/2/6- نموذج البحث وتوصيف وقياس متغيرات الدراسة:

يظهر نموذج البحث، وتوصيف وقياس المتغيرات على النحو التالي:

1/4/2/6 - نموذج البحث:

تتضمن متغيرات الدراسة: **متغيراً مستقلاً، وهو قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعى (فيس بوك)INVSA ، ومتغيراً تابعاً، وهو قيمة الشركة للشركات المقيدة بالبورصة المصرية** ، ومتغيرات رقابية، تتضمن؛ حجم الشركة و نسبة الرفع المالي والعائد على الأصول. ويظهر نموذج البحث تبعا لذلك في الشكل رقم (2) كما يلى:



شكل 2. نموذج البحث

المصدر: اعداد الباحث

2/4/2/6 – توصيف وقياس متغيرات الدراسة

تم توصيف متغيرات الدراسة كما في الجدول رقم (5) التالي:

الجدول5. توصيف وقياس متغيرات الدراسة

المتغير	نوعه	التأثير	التوصيف	القياس
قيمة الشركة FirmValue	**تابع**		مؤشر يقيس قيمة الشركة في سوق الأوراق المالية (البورصة).	نموذج Tobin Q يتم احتسابه بخارج قسمة القيمة السوقية للشركة على قيمة أصول الشركة **(Nur, 2021; Uyar et al., 2018)**
مؤشر قطبية مشاعر المستثمرين INVSA	**مستقل**	+/−	يعبر عن درجة مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على منشورات الشركات على موقع التواصل الاجتماع الفيس بوك **(Eachempati et al., 2022)**	من خلال النموذج تم تصميمه لاحقا باستخدام خوارزمية Naïve Bayes
حجم الشركة SIZE	رقابي	−/+	يعبر عن القدرات والامكانيات والموارد المالية والمادية والتكنولوجية المتاحة للشركة	اللوغاريتم الطبيعي لإجمالي اصول الشركة i في نهاية السنة المالية t وذلك قياساً على **(Wanjau, 2018)**
معدل العائد على الاصول ROA	رقابي	−/+	يستخدم للحكم على الاداء المالي للشركة خلال السنة (الصيرفى،2016)	نسبة صافي الدخل بعد الضريبة الى متوسط إجمالي الاصول للشركة i في نهاية السنة المالية t وذلك قياساً على (الصيرفى،2016)
الرفع المالي LEV	رقابي	−/+	كلما زادت نسبة الرفع المالي كلما تزايدت احتمالية التعثر المالي والأزمات المالية بما يعني تزايد مخاطر الاستثمار في تلك الشركات، وبالتالي من المتوقع أن تسعي الشركات ذات نسبة الرفع المالي المرتفعة أن تقنع المستثمرين بالاستثمار بها الأمر الذي يدفعها للإفصاح عن مزيد من المعلومات والعكس(الصيرفى،2016).	نسبة إجمالي الديون إلى إجمالي أصول الشركة وذلك قياساً على دراسة (الصيرفى،2016)

أولا: المتغير التابع :قيمة الشركة TobinQ

تم الاعتماد على نموذج Tobin's Q كمقياس يعتمد على البيانات السوقية، ويتم حسابه من خلال نسبة القيمة السوقية لحقوق الملكية (عدد الأسهم المتداولة مضروبا في السعر السوقي للسهم وهو سعر الاقفال في نهاية الفترة المحاسبية) مضافا لها القيمة الدفترية للديون إلى القيمة الدفترية لإجمالي الأصول (Benjamin et al., 2022; Eachempati et al., 2022; Tamrakar Chanchal B et al., 2018) وكلما زادت نسبة Tobin's Q عن الواحد، فإن ذلك يعنى أن القيمة السوقية للأصول أعلى من القيمة الاستبدالية لها **(Janamrung & Issarawornrawanich, 2015)**، ويعد مؤشرا لارتفاع العائد على استثمارات الشركة، ووجود فرص أعلى للنمو وزيادة الاستثمار وانخفاض النسبة عن الواحد فان ذلك يعني أن الشركة مقيمة باقل من قيمتها (الصيرفى 2016)، وقد اعتمد الباحث في هذه الدراسة على مقياس Tobin's Q باستخدام طريقة القياس الأتية:

$$TobinQ = \frac{\text{(القيمة السوقية لحقوق الملكية + اجمالى الالتزمات)}}{\text{القيمة الدفترية للأصول}}$$

ثانيا: المتغير المستقل: مؤشر قطبية مشاعر المستثمرين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك)$InvSA$:

اشارت دراسة Eachempati et al. **(2022)** انه كلما زاد مقياس قطبية مشاعر المستثمرين لـ(+1) ادل على المشاعر الإيجابية بينما (+0.5) مشاعر إيجابية معتدلة، في حين (−0.5) مشاعر سلبية معتدلة وأخيرا (−1) مشاعر سلبية وقد تم الاعتماد على العديد من الدراسات منها **(Herrera, Constantino, Su, & Naranpanawa, 2022; Lin, 2023)** التي قامت بحساب مؤشر تحليل قطبية مشاعر المستثمرين من خلال المعادلة الاتية

$$InvSA_{i,t} = \ln\left[\left(1 + Comment_{pos,i,t}\right)/\left(1 + Comment_{neg,i,t}\right)\right] (1)$$

حيث ان $InvSA_{i,t}$ هو مؤشر تحليل تعليقات المستخدمين، في حين $Comment_{pos,i,t}$ هو التعليق الايجابى للشركة i في السنة t، اما $Comment_{neg,i,t}$ هو التعليق السلبى للشركة i في السنة t.

ثالثا: المتغيرات الرقابية

- **الأداء المالي للشركة ROA:** وتم قياسه باستخدام معدل العائد على الأصول، ويتم حسابه من خلال (صافى الربح بعد الضرائب / إجمالي الأصول) وذلك قياسا على **(Asiri & Hameed, 2014)**.

- **حجم الشركة SIZE** : تم قياسها من خلال اللوغاريتم الطبيعي لإجمالي الأصول في نهاية العام قياسا على **(Asiri & Hameed, 2014; Uyar et al., 2018)**
- **الرافعة المالية LEV** :ويتم قياسا من خلال نسبة إجمالي الالتزامات إلى إجمالي الأصول في نهاية العام وذلك قياسا على دراسة (عبدالناصر، 2017)

5/2/6 – أدوات وإجراءات الدراسة:

بشأن أدوات الدراسة، فقد تم الاستناد الى البيانات الفعلية والثانوية الوارد بالقوائم المالية ، والبيانات المتاحة على الموقع الإلكتروني مباشر معلومات (https://www.mubasher.info/) والتقارير المالية للشركات المقيدة بالبورصة المصرية وكافة منشورات الشركات على موقع التواصل الاجتماعى (فيس بوك) وتعليقات المستخدمين على تلك المنشورات. اما **بشأن اجراءات الدراسة،** فقد قام الباحث بتجهيز البيانات المطلوبة، من خلال تجميع كافة منشورات الشركات والتعليقات عليها على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) وتخزينها في قاعدة بيانات تضمنت (419582) تعليق لكل شركة لكل منشور على مدار أعوام الدراسة (2015–2023) وتم **انشاء كود خاص بلغة بايثون كما هو موضح خطوات عمله في الشكل رقم (3) حيث** يقوم بإجراء المعالجة المسبقة للبيانات وتدريب **خوارزمية التعلم الآلي المصنف بايز ثم تصنيف قاعدة البيانات النهائية المتمثلة في (214172) تعليق** وأخيرا استخدام النسب والنماذج الملائمة لحساب بعض متغيرات الدراسة **(Caserio et al., 2020)**

1.	بداية الخوارزمية
2.	ادراج قاعدة بيانات تعليقات المستخدمين
3.	تنظيف والمعالجة المسبقة لقاعدة بيانات تعليقات المستخدمين
4.	ادراج قاعدة بيانات الجاهزة لتدريب
5.	تدريب واختبار كلا من خوارزمية التعلم الألي المصنف بايز و الانحدار اللوجستيك
6.	طباعة معدل الدقة لكلا من المصنف بايز والانحدار اللوجستي
7.	حفظ النموذج بعد التدريب لخوارزمية التعلم الآلي المصنف بايز
8.	استخدام النموذج في الخطوة (5) لتصنيف قاعدة البيانات بعد المعالجة في الخطوة (2)
9.	حساب مؤشر تعليقات المستثمرين
10	انهاء

الشكل3. خوارزمية انشاء نموذج التعلم الآلي الخاص بالمصنف بايز وحساب مؤشر تعليقات المستثمرين

6/2/6- أدوات التحليل الإحصائي:

تم الاعتماد على **الإحصاءات الوصفية ومعامل الارتباط بيرسون** Pearson، لتحديد الخصائص الرئيسية لمتغيرات الدراسة ومدى الارتباط فيما بينها. ولاختبار فرض البحث تم الاعتماد على **نماذج الانحدار المتعدد** قياسا على (Huang et al., 2020; Kim et al., 2016; Li et al., 2022)، **والتي تم تشغيلها** ببرنامج SPSS وبرنامج Visual Studio Code للغة البرمجة بايثون.

3/6- نتائج الدراسة التطبيقية كما يلى:

يمكن عرض نتائج الدراسة التطبيقية كما يلى:

1/3/6- نتائج الإحصاءات الوصفية:

بدءا بنتائج **الإحصاءات الوصفية ومعاملات الارتباط المبدئية** ذات الصلة بالمتغيرات الأساسية للبحث في الجدول رقم (6)، المستقلة (قيمة الشركة) والتابع (مؤشر مشاعر المستثمرين)، يلاحظ ارتفاع في الوسط الحسابي لمتغير قيمة الشركة **TobinQ** (3.21) مما يشير إلى تجاوز القيمة السوقية للشركات تكاليف استبدالها، مع ارتفاع الانحراف معياري (12.49) ممايدل على تشتت لقيم الشركات في عينة الدراسة، وقد اتضح أيضا ارتفاع قيمة الوسط الحساب لمؤشر تحليل مشاعر المستثمرين (0.22) متماشيا مع انحراف معيار (0.366) ممايدل على تجانس البيانات وتمركزها حول المتوسط **مما يدل على تنوع مؤشر تحليل مشاعر المستثمرين ما بين سلبى وإيجابي**، كما يلاحظ قيمة حجم الشركة **Size** نجد ارتفاع الوسط الحسابي لعينة الشركات (8.93) وانخفاض للانحراف المعياري (0.78). مما يدل على تمركز البيانات هو المتوسط الحسابي ويدل على كبر حجم الشركات قيد الدراسة أيضا، بالنظر للوسط **الحسابي** للرفع المالي **Lev** كمتغير رقابي منخفض القيمة (0.40) وكان الانحراف المعياري له منخفض أيضا (0.42) مما يدل على انخفاض اعتماد عينة الشركات على اموال الغير في تمويل اصولها . وأخيرا، نسبة العائد على الاصول **ROA** نجد انخفاض الوسط الحسابي (0.04) مما يدل على انخفاض اعتماد الشركات في ادارة اصولها لتوليد الأرباح **وبملاحظة القيمة الصغرى والعظمى لقيم المتغيرات بالجدول نجد عدم وجود قيم شاذة وان جميعها في المعدلات الطبيعية**

جدول 6.الإحصاء الوصفي لمتغيرات الدراسة

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
TobinQ	570	-14.29	109.14	3.21	12.49
INVSA	570	-1.63	0.73	0.22	0.36
Size	570	6.20	10.33	8.93	0.78
Lev	570	-1.09	5.86	0.40	0.42
ROA	570	-1.62	0.52	0.04	0.14
Valid N (listwise)	570				

حيث تعبر **TobinQ** عن قيمة الشركة، $InvSA$ مؤشر تحليل مشاعر المستثمرين ،**Size** يعبرعن حجم الشركة، **Lev** يعبر عن نسبة الرفع المالي وأخيرا، **ROA** العائد على الأصول.

بالنظر لنتائج **اختبار عدم الارتباط الخطى بين المتغيرات في الجدول رقم (7) التالي**، يلاحظ بالنسبة لمعاملات ارتباط بيرسون بين المتغير التابع، الخاص بقيمة الشركة، والمتغير المستقل الخاص بمؤشر تحليل مشاعر المستثمرين ومعاملات الارتباط ما بين المتغير التابع والمستقل مع المتغيرات الرقابية، كما **هو موضح في الجدول رقم (7)**. وجود ارتباط إيجابي بين قيمة الشركة ومؤشر قطبية مشاعر المستثمرين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) لدى الشركات المصرية، حيث بلغ معامل الارتباط (0.107) بمستوى معنوية (0.011) على التوالي. ويتضح أيضا من الجدول، وجود ارتباط سلبي ومعنوي بين كل من قيمة الشركة وحجم الشركة والرفع المالي حيث بلغ معامل الارتباط (0.101-,0.458-) على التوالي عند مستوى معنوية (0.000,0.016)، وإيجابي لقيمة الشركة مع العائد على الأصول غير معنوي عند معامل ارتباط (0.036) .

جدول7. معاملات ارتباط بيرسون بين متغيرات البحث

Correlations

		TobinQ	InvSA	Size	Lev	ROA
TobinQ	Pearson Correlation	1	.107*	-.458**	-.101*	.036
	Sig. (2-tailed)		.011	.000	.016	.387
InvSA	Pearson Correlation	.107*	1	.025	-.042	.010
	Sig. (2-tailed)	.011		.559	.316	.804
Size	Pearson Correlation	-.458**	.025	1	.029	.151**
	Sig. (2-tailed)	.000	.559		.492	.000
Lev	Pearson Correlation	-.101*	-.042	.029	1	-.481**
	Sig. (2-tailed)	.016	.316	.492		.000
ROA	Pearson Correlation	.036	.010	.151**	-.481**	1
	Sig. (2-tailed)	.387	.804	.000	.000	

*. Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

2/3/6- نتائج اختبار فرض البحث في ظل التحليل الأساسي Fundamental Analysis:

تم الاعتماد على نماذج الانحدار، لاختبار فرض البحث على النحو التالي:

أ- نتيجة اختبار فرض البحث:

استهدف هذا الفرض اختبار ما اذا كان هناك تأثير معنوي لقطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات

المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) على قيمة الشركة للشركات المصرية المقيدة بالبورصة المصرية، **وذلك بالاعتماد على نموذج الانحدار المتعدد وفقا لمعادلة النموذج رقم (2) كالتالي:**

$$TobinQ_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 INVSA_{i,t} + \beta_2 Size_{i,t} + \beta_3 Lev_{i,t} + \beta_4 ROA_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

حيث $(TobinQ,\ InvSA, Size, Lev, ROA)$ كما هو مشار اليه بالاحصاءات الوصفية لكل شركة (i) لكل عام (t). ولاختبار هذا الفرض إحصائيا تم إعادة صياغته كفرض عدم، كما يلى:

H_0 : لا تؤثر قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعى (فيس بوك) معنويا على قيمة الشركات المقيدة بالبورصة المصرية.

وفيما يلى توضيح نتائج اختبار فرض البحث قبل وبعد ادخال المتغيرات الرقابية:

جدول رقم8. : نتائج اختبار فرض البحث الرئيسي قبل وبعد ادخال المتغيرات الرقابية

	(1)			(2)		
	Beta	**Sig.**	**VIF**	**Beta**	**Sig.**	**VIF**
InvSA	**.107***	.011	1.000	**.099***	.008	1.003
Size	----	----	----	**-.468***	.000	1.038
Lev	----	----	----	**-.053**	.214	1.320
ROA	----	----	----	**.084**	.051	1.348
Sig	**.011**			**.000**		
F	**6.59**			**42.862**		
Adj-R Square	**1%**			**22.8%**		
N	**570**			**570**		

المصدر: الملحق رقم (2) و(3)

وبتحليل الجدول رقم (8) يتضح في البداية **عدم وجود المشكلة الإحصائية** المعروفة بالارتباط الخطى الذاتي المتعدد بين المتغيرات عند اجراء تحليل الانحدار، لان معامل تضخم التباين (VIF) للمتغير المستقل والرقابي أقل من (10) **(Aktas, Kayalidere, & Kargin, 2013)**

ويتضح معنوية النموذج رقم (1) والنموذج رقم (2) الخاص بفرض البحث عند مستوى معنوية (0.011,0.000) على التوالي قبل وبعد ادخال المتغيرات الرقابية مما يدل على صلاحية النماذج لاختبار العلاقة محل الدراسة، مع زيادة في القوة التفسيرية للنموذج رقم(2) لتصبح (22.8%) بدلا من (1%)، أي ان المتغيرات المستقلة تفسر (22.8%) من التغير الكلى في المتغير التابع قيمة الشركة **ويرى الباحث** ان ارتفاع القوة

التفسيرية للمتغير المستقل لتفسير التغيرات التي تطرأ في المتغير التابع، قد يرجع إلى ملاءمة المتغيرات الرقابية في قياس المتغير التابع قيمة الشركة لعينة من الشركات المقيدة بالبورصة المصرية، كما أن مؤشر تحليل مشاعر المستثمرين يؤثر ايجابيا وبصورة معنوية، قبل أو بعد إدخال المتغيرات الرقابية (.099,.107)على قيمة الشركات المصرية عند مستوى معنوية (.008,.011) للنموذجين أي انه كلما زادت قطبية مشاعر المستثمرين تجاه المشاعر الإيجابية زاد استثمارهم ومن ثم زادت قيمة الشركة. **وبالنظر لقيمة (F) لاختبار معنوية متغيرات النموذج ككل وحيث ان قيمة اختبار (F test)** هي (42.862) والتي اعلى من القيمة الجدولية (3.84) ممايدل على تأثير المتغيرات المستقلة ككل على قيمة الشركة.

وبالنظر للمتغيرات الرقابية، نجد وجود تأثير سلبي ومعنوي (.468-) عند مستوى معنوية (.000) لحجم الشركة وقيمة الشركات المصرية أى كلما زاد حجم الشركة انخفضت قيمتها ويمكن تفسير العلاقة انه كلما زادت حجم الشركات زادت الضغوطات والصعوبات التي تواجها الشركة في الحفاظ على كفاءتها وسرعة استجابتها للمخاطر ومن ثم انخفاض ربحيتها وقيمة الشركة. وبالنظر إلى الرفع المالي نجد وجود علاقة سلبية (.053-) بصورة غير معنوية على قيمة الشركة، اى كلما زاد اعتماد الشركة على الالتزامات في تمويل اعمالها كلما قلت قيمة الشركة. وأخيرا بالنسبة العائد على الأصول كمؤشر للأداء المالي، نجد وجود تأثير إيجابي (.084) مع قيمة الشركة بصورة غير معنوية (.051) اى كلما زاد كفاءة إدارة الشركة لأصولها زادت قيمة الشركة. **وبالتالي نرفض فرض العدم ونقبل الفرض البديل القائل بوجود تأثير معنوي لقطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) على قيمة الشركات المقيدة بالبورصة المصرية.**

وتتفق هذه النتائج مع ما توصلت إليه الدراسات السابقة ومنها **(Benjamin et al., 2022; Hendratama & Huang, 2021; Nguyen et al., 2020; Pourkhani et al., 2019; Wulan Sari & Elly Siswanto, 2022) ويرى الباحث أنه على الرغم من اختلاف بيئات التطبيق وصعوبة قياس مؤشر قطبية مشاعر المستثمرين في البيئة المصرية**، إلا أن توصلت نتائج البحث اجماعاً مع الدراسات السابقة على أن مشاعر المستثمرين تتأثر بصورة جوهرية على تعليقات المستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعى وبدورها تؤثر إيجابا على قيمة الشركة، حيث تعتبر وسائل تواصل الاجتماعى هي حلقة الوصل بين العملاء وأصحاب المصالح والتي يعود بالإيجاب على الشركة من خلال تحسين الأداء المالي للشركة، وجذب اهتمام المستثمرين وفى النهاية زيادة قيمة الشركة.

3/3/6- التحليل الإضافي Additional Analysis

لإضفاء المزيد من الوضوح والفهم على العلاقات محل الدراسة بالتحليل الأساسي، سيتم اعادة اختبار العلاقة محل الدراسة، من خلال منهجية التحليل الإضافي الاستكمالى **لادخال متغير رقابي جديد وهو طبيعة الصناعة** قياسا على (Hendratama & Huang, 2021; Huang et al., 2014) على النموذج رقم (2) للإجابة على تساؤل؛ هل كان بناء النموذج الأساسي سليما؛ وتم تشغيل النموذج رقم (2) بعد ادخال المتغير الرقابي الإضافي لإضفاء المزيد من الوضوح والفهم على العلاقات محل الدراسة بالتحليل الأساسي، وعليه سيتم إعادة اختبار العلاقة، الخاصة بفرض البحث بعد استحداث المتغير الرقابي للنموذج. وبناء على ما سبق فيما يلى، توضيح لنتائج التحليل الإضافي لفرض البحث:

يصبح النموذج رقم (3) الخاص بفرض البحث وبعد إضافة متغير قطاع الصناعة Sector كالتالي:

$$TobinQ_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 INVSA_{i,t} + \beta_2 Size_{i,t} + \beta_3 Lev_{i,t} + \beta_4 ROA_{i,t} + \beta_4 SEC_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

حيث $(TobinQ,\ InvSA, Size, Lev, ROA)$ كما هو مشار اليه بالإحصاءات الوصفية لكل شركة (i) في عام (t) بينما SECهو نوع الصناعة الخاص بشركات الدراسة كما هو موضح في نتائج تحليل الانحداروفيما يلى مقارنة بين نتائج تشغيل نموذجي الانحدار قبل وبعد إضافة متغير نوع القطاع كمتغير رقابي إضافي على النحو التالي:

جدول رقم 9. نتائج انحدار اختبار فرض البحث قبل وبعد ادخال المتغير الرقابي الإضافي نوع الصناعة

	(2)			(3)		
	Beta	**Sig.**	**VIF**	**Beta**	**Sig.**	**VIF**
InvSA	**.099***	.008	1.003	**.038**	**.243**	**1.079**
Size	**-.468***	.000	1.038	**-.507***	**.000**	**1.456**
Lev	**-.053**	.214	1.320	**.045**	**.250**	**1.518**
ROA	**.084**	.051	1.348	**.126***	**.001**	**1.437**
ورق ومواد تعبئة و تغليف	----	----	----	**-.214***	**.000**	**2.307**
اتصالات واعلام وتكنولوجيا معلومات	----	----	----	**.285***	**.000**	**2.276**
أغذية ومشروبات وتبغ	----	----	----	**-.244***	**.001**	**5.624**
خدمات النقل والشحن	----	----	----	**-.161***	**.001**	**2.420**
رعاية صحية و ادوية	----	----	----	**-.061**	**.181**	**2.084**
سياحة وترفيه	----	----	----	**-.030**	**.582**	**2.927**
عقارات	----	----	----	**-.213***	**.002**	**4.856**
مرافق	----	----	----	**-.071**	**.162**	**2.605**
مقاولات و إنشاءات هندسية	----	----	----	**-.156***	**.011**	**3.769**
منسوجات و سلع معمرة	----	----	----	**.098**	**.069**	**2.889**
مواد البناء	----	----	----	**-.130**	**.108**	**6.510**
موارد أساسية	----	----	----	**-.130**	**.086**	**5.722**
Sig	**.000**			**.000**		
F	**42.862**			**28.353**		
Adj-R Square	**22.8%**			**43.6%**		
N	**570**			**570**		

المصدر: الملحق رقم (3) و(4)

وبتحليل النتائج بالجدول رقم (9) يتبين صلاحية النموذج ومعنويته (0.000) أى مازال النموذج صالحا لاختبار العلاقة، فضلا على زيادة القوة التفسيرية له في ظل إضافة متغير نوع قطاع الصناعة كمتغير رقابي إضافي لتزيد من (22.8%) لتكون (43.6%) مما يعنى ان نوع قطاع الصناعة له تأثير قوى على قيمة الشركات، ويلاحظ أيضا معنوية العلاقة بين كلا من قطاع (الورق ومواد تعبئة و تغليف، الاتصالات واعلام وتكنولوجيا معلومات، الاغذية ومشروبات وتبغ، خدمات النقل والشحن، عقارات والمقاولات و إنشاءات هندسية). وبتحليل معاملات نموذج الانحدار، اتضح بقاء كافة العلاقات معنوية وإيجابية وبناء على معنوية النموذجين **فإننا نرفض**

فرض العدم ونقبل الفرض البديل القائل وجود تأثير لقطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) معنويا على قيمة الشركات المقيدة بالبورصة المصرية.

4/3/6- تحليل الحساسية

لتقييم مدى قوة ومتانة Solidity النتائج التي تم التوصل إليها **بالتحليل الأساسي،** عن طريق التحقق من أثر اختلاف افتراضاته، تم إعادة اختبار فرض البحث، في ظل **الاعتماد على مقياس بديل للمتغير التابع، قيمة الشركة ، وذلك من خلال نسبة القيمة السوقية للسهم على القيمة الدفترية للسهم (PBV)** وذلك قياسا على دراسة Hendratama & Huang **(2021)**

$$PBV_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 INVSA_{i,t} + \beta_2 Size_{i,t} + \beta_3 Lev_{i,t} + \beta_4 ROA_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

حيث (PBV) هي القيمة السوقية للسهم مقسوما على القيمة الدفترية للسهم

جدول 10. نتائج انحدار اختبار فرض البحث قبل وبعد تغيير طريقة قياس قيمة الشركة

	(2)			(4)		
	Beta	**Sig.**	**VIF**	**Beta**	**Sig.**	**VIF**
InvSA	**.099***	.008	1.003	**.106***	.004	1.003
Size	**-.468***	.000	1.038	**-.477***	.000	1.038
Lev	**-.053**	.214	1.320	**-.051**	.222	1.320
ROA	**.084**	.051	1.348	**.059**	.164	1.348
Sig	**.000**			**.000**		
F	**42.862**			**38.970**		
Adj-R Square	**22.8%**			**19.5%**		
N	**570**			**570**		

المصدر: الملحق رقم (3)و(5)

وبالنظر للجدول رقم (10)، تبين صلاحية النموذج لاختبار العلاقة محل الفرض في ظل التحليلين من خلال معنوية النموذجين (0.000 ، 0.000) مع وجود انخفاض في القوة التفسيرية للنموذج بنسبة (3.3%) مما يدل على كفاءة نموذج رقم (2) الأساسي للبحث. وبتحليل معاملات نموذج الانحدار بتضح بقاء العلاقة السلبية المعنوية بين قيمة الشركة ومؤشر تحليل مشاعر المستثمرين في تحليل الحساسية. وبالنظر لقيمة **(F)** يتبين كفاءة النموذج الأساسي للبحث مقارنة بالنموذج رقم (4) مما يدل على كفاءة المقياس المستخدم في التحليل الأساسي لقيمة الشركة **TobinQ** للبحث ومناسبته للتحليل. **وعليه فإننا نرفض فرض العدم ونقبل الفرض البديل القائل وجود تأثير لقطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) معنويا على قيمة الشركات المقيدة بالبورصة المصرية ومن ثم قبول فرض البحث في ظل تحليل الحساسية. وتتفق هذه النتيجة مع ما تم التوصل اليه في التحليل الأساسي للبحث.**

5/3/6- النتائج والتوصيات ومجالات البحث المقترحة:

استهدف البحث دراسة واختبار العلاقة بين قطبية مشاعر المستثمرين على تعليقات المستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعي للشركات المصرية (فيس بوك) على قيمة الشركة لعينة من الشركات المسجلة بالبورصة المصرية. وخلص **لإمكانية تعريف قطبية مشاعر المستثمرين على التواصل الاجتماعي، على أنها**؛ ميل المستثمرين على اجراء قرارات الاستثمار والتداول بناء على تعليقات المستخدمين تجاه الشركات بدلا من العقلانية في اتخاذ القرارات بعيدا عن الحقائق والأرقام المحاسبية الواردة في التقارير المالية وافصاحات الشركات الرسمية.

وعملياً، فقد خلص الباحث، **في ظل التحليل الأساسي،** إلى **التأثير الإيجابي المعنوي لمؤشر قطبية مشاعر المستثمرين على وسائل التواصل الاجتماعي الذى تم تصميمه من خلال خوارزمية التعلم الآلي Naïve Bayes على قيمة الشركة،** فضلا عن التأثير السلبى لكلا من حجم الشركة والرفع المالي مع قيمة الشركة، والتأثير الايجابي مع العائد على الأصول كمؤشر للإداء المالي للشركة. وهو ما يؤيد تجاه الباحث في تحققه من إمكانية وجود العديد من المحددات ذات الصلة بمؤشر قطبية مشاعر المستثمرين على وسائل التواصل الاجتماعي، التي يمكنها التأثير بصورة جوهرية، أيضا، على قيمة الشركة.

وأخيرا توصل **الباحث في ظل تحليل الحساسية** لأفضلية مقياس قيمة الشركة المعتمد عليها بالتحليل الأساسي لاختبار العلاقة التأثيرية محل الدراسة، خاصة في ظل وجود انخفاض في القدرة التفسيرية للنماذج بعد تغير طريقة القياس، الأمر الذى يؤيد توجه الباحث في اختياره لطريقة قياس المتغير التابع، في ظل التحليل الأساسي وملاءمتها لطرق قياس المتغير المستقل.

واستنادا على ما سبق، **يوصى الباحث بضرورة اهتمام إدارات الشركات المقيدة بالبورصة المصرية بتعليقات المستخدمين على وسائل التواصل الاجتماعي** لما له من تأثير قوى على مشاعر المستثمرين وقراراتهم الاستثمارية. **ذلك بالإضافة ان يكون المديرون على دراية كافية بوضع الاستراتيجيات المثلى** للرد على مشاعر المستثمرين غير الرشيدة من خلال زيادة الشفافية، وتشجيع الهيئات والجهات الرقابية على تفعيل الاهتمام بوسائل التواصل الاجتماعي باعتباره قناة أساسية للمعلومات وزيادة دورها الرقابي لهيئة الرقابة المالية على إفصاح الشركات المقيدة بالبورصة على هذه الوسائل؛ **وأخيرا، ضرورة العمل علي إصدار تطبيق اليات لتقنين استخدام وسائل التواصل الاجتماعي لتنعكس** على الحد من السلوك الانتهازي للمديرين وكما يجب على المستثمرين ادراك واهمية عدم التأثر بتعليقات المستثمرين بصورة فردية والتحيزات السلوكية على قراراتهم الاستثمارية.

وختاما فإننا نعتقد بأهمية تجاه البحث المحاسبي في مصر مستقبلا في المجالات التالية: أثر مشاعر المستثمرين على موقع التواصل الاجتماعي **على المخاطر المؤسسية من منظور محاسبي،** أثر استخدام أدوات

التعلم الآلي الأخرى مثل التعلم العميق على التنبؤ بالأداء المالي للشركات المصرية بناء على مشاعر المستثمرين ، فضلا دراسة العلاقة بين خوارزميات تحليل اللغة الطبيعية النصوص الاخبارية وسائل التواصل الاجتماعي الاخر منها تويتر والمواقع الإخبارية الأخرى على أداء الشركة المالي، واثر استخدام خوارزميات تحليل اللغة الطبيعية على وسائل التواصل الاجتماعي واثرها على مخاطر انهيار الاسهم **وأخيرا،** دراسة انشاء نموذج قاعدة بيانات لتعليقات المستخدمين الإيجابية والسلبية على وسائل التواصل الاجتماعي المختلفة باستخدام خوارزميات التعلم الآلي المختلفة واثره علي **تنبؤات المحللين الماليين ومخاطر التغيرات المناخية واليات حوكمة الشركات.**

قائمة الملاحق:

أولا: الملاحق المراجع العربية

شبل، منى سليمان محمود. (2018)." أثر مستوى الإفصاح الاختياري على قيمة الشركة – دراسة تطبيقية على الشركات المقيدة بالبورصة المصرية". **مجلة الاسكندرية للبحوث المحاسبية**، المجلد 2، العدد 2: 410-451

الصياد، علي محمد علي. (2020). أثر جودة التقرير المالي واختيار مراقب الحسابات على تعظيم قيمة المنشأة من منظور المساهمين :دراسة تطبيقية على الشركات المقيدة بالبورصة المصرية .***مجلة الاسكندرية للبحوث المحاسبية***، المجلد 4، العدد1:1-33.

الصيرفي، اسماء احمد. (2016). أثر مستوى الإفصاح المحاسبى عن المعاملات مع الأطراف ذوى العلاقة على قيمة الشركة : دراسة تطبيقية على الشركات المقيدة بالبورصة المصرية .***الفكر المحاسبى***، المجلد 20، العدد16:3-125.

عوض، محمد حمدي. (2023). تأثير جودة المعلومات المحاسبية على العلاقة بين مشاعر المستثمرين وخطر انهيار أسعار الأسهم: أدلة من الشركات المقيدة بالبورصة المصرية .***مجلة الاسكندرية للبحوث المحاسبية***، المجلد 7، العدد 457:1-540.

ثانيا: المراجع الاجنبية

Abou-El-Sood, H., & El-Sayed, D. (2022). Abnormal disclosure tone, earnings management and earnings quality. ***Journal of Applied Accounting Research***, *23*(2).

Aktas, R., Kayalidere, K., & Kargin, M. (2013). Corporate Sustainability Reporting and Analysis of Sustainability Reports in Turkey. ***International Journal of Economics and Finance***, *5*(3).

Alhawarat, M. O., Abdeljaber, H., & Hilal, A. (2021). Effect of Stemming on Text Similarity for Arabic Language at Sentence Level. ***Peer J. Computer Science***

Alomari, K. M., Elsherif, H. M., & Shaalan, K. (2017). Arabic tweets sentimental analysis using machine learning. In ***Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*** (Vol. 10350 LNCS).

Al-Twairesh, N., Al-Khalifa, H., & Al-Salman, A. (2014). Subjectivity and sentiment analysis of Arabic: Trends and challenges. In *Proceedings of IEEE/ACS International Conference on Computer Systems and Applications, AICCSA*, Doha, Qatar.

Asghar, M. Z., Khan, A., Khan, F., & Kundi, F. M. (2018). RIFT: A Rule Induction Framework for Twitter Sentiment Analysis. ***Arabian Journal for Science and Engineering***, *43*(2).

Asiri, B. K., & Hameed, S. A. (2014). Financial Ratios and Firm's Value in the Bahrain Bourse. *Research Journal of Finance and Accounting*, *5*(7), 1–10.

Baker, M., Foley, C. F., & Wurgler, J. (2009). Multinationals as arbitrageurs: The effect of stock market valuations on foreign direct investment. *Review of Financial Studies*.

Baker, M., & Stein, J. C. (2004). Market liquidity as a sentiment indicator. *Journal of Financial Markets*, *7*(3).

Baker, M., & Wurgler, J. (2006). Investor sentiment and the cross-section of stock returns. *Journal of Finance*, *61*(4).

Barberis, N., & Thaler, R. (2003). Chapter 18 A survey of behavioral finance. *Handbook of the Economics of Finance*. G. Constantinides, R. Stulz, M. Harris eds.

Benjamin, S. J., Biswas, P. K., M Marathamuthu, M. S., & Arunachalam, M. (2022). Social Media Sentiments and Firm Value. *Applied Economics*, *54*(26).

Biswas, S., & Ghosh, S. (2022). A Comparative Study into Stock Market Prediction Through Various Sentiment Analysis Algorithms. In *Lecture Notes in Networks and Systems* (291).

Boiy, E., & Moens, M. F. (2009). A machine learning approach to sentiment analysis in multilingual web texts. *Information Retrieval*, *12*(5).

Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, *2*(1).

Bowlee, J. (2016). Logistic Regression for Machine Learning. *Machine Learning Mastery*,1.

Cao, Q., Duan, W., & Gan, Q. (2011). Exploring determinants of voting for the "helpfulness" of online user reviews: A text mining approach. *Decision Support Systems*, *50*(2).

Caserio, C., Panaro, D., & Trucco, S. (2020). Management discussion and analysis: a tone analysis on US financial listed companies. *Management Decision*, *58*(3).

Catal, C., & Nangir, M. (2017). A sentiment classification model based on multiple classifiers. *Applied Soft Computing Journal*, *50*.

Chauhan, P., Sharma, N., & Sikka, G. (2021). The emergence of social media data and sentiment analysis in election prediction. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, *12*(2).

Che, S., Zhu, W., & Li, X. (2020). Anticipating Corporate Financial Performance from CEO Letters Utilizing Sentiment Analysis. *Mathematical Problems in Engineering*, *2020(1)*.

Chen, Y., Liu, Y., & Zhang, J. (2012). When do Third-Party Product Reviews Affect Firm Value and what can Firms Do? The Case of Media Critics and Professional Movie Reviews, *76*(2), 116–134.

Chikandiwa, S. T., Contogiannis, E., & Jembere, E. (2013). The adoption of social media marketing in South African banks. *European Business Review*, *25*(4).

Cornell, B., Landsman, W. R., & Stubben, S. R. (2017). Accounting Information, Investor Sentiment, and Market Pricing. *Journal of Law, Finance, and Accounting*, *2*(2).

Dang, H. N., Nguyen, T. T. C., & Tran, D. M. (2020). The impact of earnings quality on firm value: The case of Vietnam. *Journal of Asian Finance, Economics and Business*, *7*(3).

De Long, J. B., Shleifer, A., Summers, L. H., & Waldmann, R. J. (1990). Noise Trader Risk in Financial Markets. *Journal of Political Economy*, *98*(4).

Dias, I. K., Fernando, J. M. R., & Fernando, P. N. D. (2022). Does investor sentiment predict bitcoin return and volatility? A quantile regression approach. *International Review of Financial Analysis*, *84*.

Dickinson, B., & Hu, W. (2015). Sentiment Analysis of Investor Opinions on Twitter. *Social Networking*, *04*(03).

Duwairi, R. M., Alfaqeh, M., Wardat, M., & Alrabadi, A. (2016). Sentiment analysis for Arabizi text. In *2016 7th International Conference on Information and Communication Systems, ICICS 2016*.

Eachempati, P., Srivastava, P. R., Kumar, A., Muñoz de Prat, J., & Delen, D. (2022). Can customer sentiment impact firm value? An integrated text mining approach. *Technological Forecasting and Social Change*, *174*, 121265.

Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, *25*(2).

Feldman, R., Govindaraj, S., Livnat, J., & Segal, B. (2010). Management's tone change, post earnings announcement drift and accruals. *Review of Accounting Studies*, *15*(4).

Fornell, C., Mithas, S., Morgeson, F. V., & Krishnan, M. S. (2006). Customer satisfaction and stock prices: High returns, low risk. *Journal of Marketing*, *70*(1).

Fu, J., Wu, X., Liu, Y., & Chen, R. (2021). Firm-specific investor sentiment and stock price crash risk. *Finance Research Letters*, *38*.

Gao, Y., Zhao, C., Sun, B., & Zhao, W. (2022). Effects of investor sentiment on stock volatility: new evidences from multi-source data in China's green stock markets. *Financial Innovation*, *8*(1).

Ghose, A., & Han, S. P. (2011). An empirical analysis of user content generation and usage behavior on the mobile Internet. *Management Science*, *57*(9).

Godes, D., Mayzlin, D., Chen, Y., Das, S., Dellarocas, C., Pfeiffer, B., Verlegh, P. (2005). The firm's management of social interactions. *Marketing Letters*, *16*(3–4).

Hasselgren, B., Chrysoulas, C., Pitropakis, N., & Buchanan, W. J. (2023). Using Social Media & Sentiment Analysis to Make Investment Decisions. *Future Internet*, *15*(1).

Helmina, M. R. A., Ghozali, I., Isgiyarta, J., & Sutomo, I. (2019). How does reporting technology affect firm value? *International Journal of Scientific and Technology Research*, *8*(7).

Hendratama, T. D., & Huang, Y. C. (2021). Corporate social responsibility, firm value and life cycle: evidence from Southeast Asian countries. *Journal of Applied Accounting Research*, *22*(4).

Herrera, G. P., Constantino, M., Su, J. J., & Naranpanawa, A. (2022). Renewable energy stocks forecast using Twitter investor sentiment and deep learning. *Energy Economics*, *114*.

Heung, B., Ho, H. C., Zhang, J., Knudby, A., Bulmer, C. E., & Schmidt, M. G. (2016). An overview and comparison of machine-learning techniques for classification purposes in digital soil mapping. *Geoderma*, *265*.

Huang, C., Yang, X., Yang, X., & Sheng, H. (2014). An empirical study of the effect of investor sentiment on returns of different industries. *Mathematical Problems in Engineering*, *2014*.

Huang, H. W. S., Feng, Z. Y. A., & Zaher, A. A. (2020). Fair value and economic consequences of financial restatements. *Finance Research Letters*, *34*(January 2019), 101244.

Hutto, C. J., & Gilbert, E. (2014). VADER: A parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. In *Proceedings of the 8th International Conference on Weblogs and Social Media, ICWSM 2014*.

Janamrung, B., & Issarawornrawanich, P. (2015). The association between corporate social responsibility index and performance of firms in industrial products and resources industries: Empirical evidence from Thailand. *Social Responsibility Journal*, *11*(4).

Karim, B. (2011). Corporate name change and shareholder wealth effect: Empirical evidence in the French Stock Market. *Journal of Asset Management*, *12*(3).

Kaseb, G. S., & Ahmed, M. F. (2019). Extended-ATSD: Arabic Tweets Sentiment Dataset. *Journal of Engineering and Applied Sciences*, *14*(14).

Kaseb, G. S., & Ahmed, M. F. (2022). An Enhanced Support Vector Machine-Based Approach for Sentiment Classification of Arabic Tweets of Different Dialects. *International Journal of Cognitive and Language Sciences*, *16*(5), 201–205.

Kim, A. J., & Johnson, K. K. P. (2016). Power of consumers using social media: Examining the influences of brand-related user-generated content on Facebook. *Computers in Human Behavior*, *58*.

Kim, S. H., & Kim, D. (2014). Investor sentiment from internet message postings and the predictability of stock returns. *Journal of Economic Behavior and Organization*, *107*.

Kim, Y. J., Baik, B., & Cho, S. (2016). Detecting financial misstatements with fraud intention using multi-class cost-sensitive learning. *Expert Systems with Applications*, *62*, 32–43.

Krouska, A., Troussas, C., & Virvou, M. (2017). Comparative evaluation of algorithms for sentiment analysis over social networking services. *Journal of Universal Computer Science*, *23*(8).

Li, S., Wang, G., & Luo, Y. (2022). Tone of language, financial disclosure, and earnings management: a textual analysis of form 20-F. *Financial Innovation*, *8*(1), 1–24.

Lin, Z. (2023). Impact of investor sentiment on firm innovation: Evidence from textual analysis. *Borsa Istanbul Review*, *23*(5).

Linares, R., Herrera, J., Cuadros, A., & Alfaro, L. (2015). Prediction of tourist traffic to Peru by using sentiment analysis in Twitter social network. In *Proceedings - 2015 41st Latin American Computing Conference, CLEI 2015*.

Ling, D. C., Naranjo, A., & Scheick, B. (2010). Investor Sentiment and Asset Pricing in Public and Private Markets. *SSRN ELibrary*.

Liu, B. (2010). Sentiment analysis and subjectivity. In *Handbook of Natural Language Processing, Second Edition*.

Liu, C., Uchida, K., & Yang, Y. (2012). Corporate governance and firm value during the global financial crisis: Evidence from China. *International Review of Financial Analysis*, *21*.

Mahboub, R. M. (2018). The impact of social media usage on performance of the banking sector in middle east and North Africa countries. *International Journal of Economics and Business Administration*.

Malouf, R., & Mullen, T. (2008). Taking sides: User classification for informal online political discourse. *Internet Research*, *18*(2).

Maqsood, H., Maqsood, M., Yasmin, S., Mehmood, I., Moon, J., & Rho, S. (2022). Analyzing the Stock Exchange Markets of EU Nations: A Case Study of Brexit Social Media Sentiment. *Systems*, *10*(2).

Maryam, A., & Kaouther, C. (2022). Does Investor Sentiment Influence Stock Price Crash Risk? Evidence from Saudi Arabia*. *Journal of Asian Finance*, *9*(1).

Moon, S., Kim, M. Y., & Iacobucci, D. (2021). Content analysis of fake consumer reviews by survey-based text categorization. *International Journal of Research in Marketing*, *38*(2).

Naughton, J. P., Wang, C., & Yeung, I. (2019). Investor sentiment for corporate social performance. *Accounting Review*, *94*(4).

Nguyen, H., Calantone, R., & Krishnan, R. (2020). Influence of social media emotional word of mouth on institutional investors' decisions and firm value. *Management Science*, *66*(2).

Ni, Y., Su, Z., Wang, W., & Ying, Y. (2019). A novel stock evaluation index based on public opinion analysis. In *Procedia Computer Science* (Vol. 147).

Nikolay, A., Anindya, G., & Panagiotis, G. I. (2011). Deriving the pricing power of product features by mining consumer reviews. *Management Science*.

Nur, E. D. P. (2021). The Impact of Social Media on Firm Value: A Case Study of Oil and Gas Firms in Indonesia. *Journal of Asian Finance, Economics and Business*, *8*(3).

Nyakurukwa, K., & Seetharam, Y. (2023). Does online investor sentiment explain analyst recommendation changes? Evidence from an emerging market. *Managerial Finance*, *49*(1).

Nyoman, N., Putu, G. M., & Djazuli, A. (2014). Factors Affecting Firms Value of Indonesia Public Manufacturing Firms. *International Journal of Business and Management Invention*, *3*(2).

Oussous, A., Benjelloun, F. Z., Lahcen, A. A., & Belfkih, S. (2020). ASA: A framework for Arabic sentiment analysis. *Journal of Information Science*, *46*(4).

Pang, B., & Lee, L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, *2*(1–2).

Pang, B., Lee, L., & Vaithyanathan, S. (2002). Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques.

PM, H., & KG, P. (2001). Information asymmetry, corporate disclosure, and the capital markets: a review of the empirical disclosure literature. *Journal of Accounting and Economics*, *31*.

Pourkhani, A., Abdipour, K., Baher, B., & Moslehpour, M. (2019). The impact of social media in business growth and performance: A scientometrics analysis. *International Journal of Data and Network Science*, *3*(3).

Rahab, H., Zitouni, A., & Djoudi, M. (2018). SIAAC: Sentiment Polarity Identification on Arabic Algerian Newspaper Comments. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, *662*.

Rahgozar, R. (2008). Valuation models and their efficacy in predicting stock prices. *American J. of Finance and Accounting*, *1*(2).

Ramanna, K., & Watts, R. L. (2012). Evidence on the use of unverifiable estimates in required goodwill impairment. *Review of Accounting Studies*, *17*(4), 749–780.

Ravi, K., & Ravi, V. (2015). A survey on opinion mining and sentiment analysis: Tasks, approaches and applications. *Knowledge-Based Systems*, *89*.

Renault, T. (2020). Sentiment analysis and machine learning in finance: a comparison of methods and models on one million messages. *Digital Finance*, *2*(1–2).

Renneboog, L., Ter Horst, J., & Zhang, C. (2008). Socially responsible investments: Institutional aspects, performance, and investor behavior. *Journal of Banking and Finance*, *32*(9), 1723–1742.

Sayed, A. A., Elgeldawi, E., Zaki, A. M., & Galal, A. R. (2020). Sentiment Analysis for Arabic Reviews using Machine Learning Classification Algorithms. In *Proceedings of 2020 International Conference on Innovative Trends in Communication and Computer Engineering, ITCE 2020*.

Schaupp, L. C., & Bélanger, F. (2014). The value of social media for small businesses. *Journal of Information Systems*, *28*(1).

Shaalan, K. (2014). A Survey of Arabic Named Entity Recognition and Classification. *Computational Linguistics*, *40*(2).

Shin, H., & Choi, S. Y. (2022). Firm-specific investor sentiment and stock price crash risk: The role of foreign investors in Korea's stock market. *Investment Management and Financial Innovations*, *19*(4), 309–326.

Short, J. C., & Palmer, T. B. (2008). The application of DICTION to content analysis research in strategic management. *Organizational Research Methods*, *11*(4).

Siamagka, N.-T., Christodoulides, G., Michaelidou, N., & Valvi, A. (2015). Determinants of social media adoption by B2B organizations. *Industrial Marketing Management*.

Siboni, Z. M., & Pourali, M. R. (2015). The Relationship between Investment Opportunity, Dividend Policy and Firm Value in Companies Listed in TSE: Evidence from IRAN. *European Online Journal of Natural and Social Siences 2015*, *4*(1).

Stambaugh, R. F., Yu, J., & Yuan, Y. (2012). The short of it: Investor sentiment and anomalies. *Journal of Financial Economics*, *104*(2), 288–302.

Taboada, M. (2016). Sentiment Analysis: An Overview from Linguistics. *Annual Review of Linguistics*.

Tamrakar Chanchal B, Tae-Hyung Pyo, & Thomas S Gruca. (2018). Social media sentiment and firm value.

Thelwall, M. (2017). The Heart and Soul of the Web? Sentiment Strength Detection in the Social Web with SentiStrength. In *Understanding Complex Systems*.

Uyar, A., & Boyar, E. (2015). An Investigation Into Social Media Usage of Publicly Traded Companies. *Journal of Corporate Accounting and Finance*, *27*(1).

Uyar, A., Boyar, E., & Kuzey, C. (2018). Does Social Media Enhance Firm Value? Evidence from Turkish Firms Using Three Social Media Metrics. *Electronic Journal of Information Systems Evaluation*, *21*(2).

Wang, H., Li, S., Ma, Y., & Jiang, S. (2022). Does investor sentiment affect fund crashes? Evidence from Chinese open-end funds. *North American Journal of Economics and Finance*, *60*.

Wanjau, B. M. (2018). Determinants Of Investor Sentiments Among Private Investors In Nairobi Securities Exchange. *Quest Journals Journal of Research in Business and Management*, *6*, 2347–3002.

Wołk, K. (2020). Advanced social media sentiment analysis for short-term cryptocurrency price prediction. *Expert Systems*, *37*(2).

Wulan Sari, E., & Elly Siswanto. (2022). THE EFFECT OF ASSETS STRUCTURE AND FIRM SIZE ON FIRM VALUE MEDIATED BY CAPITAL STRUCTURE. *Journal of Management and Informatics*, *1*(3).

Xie, C., & Wang, Y. (2017). Does Online Investor Sentiment Affect the Asset Price Movement? Evidence from the Chinese Stock Market. *Mathematical Problems in Engineering*, *2017*.

Yu, Y., Duan, W., & Cao, Q. (2013). The impact of social and conventional media on firm equity value: A sentiment analysis approach. *Decision Support Systems*, *55*(4), 919–926.

Zhang, L., Ghosh, R., Dekhil, M., Hsu, M., & Liu, B. (2011). Combining lexicon-based and learning-based methods for twitter sentiment analysis. *HP Laboratories Technical Report*, (89).

Zhang, X., Shi, J., Wang, D., & Fang, B. (2018). Exploiting investors social network for stock prediction in China's market. *Journal of Computational Science*, *28*.

Zhou, G. (2018). Measuring investor sentiment. *Annual Review of Financial Economics*.

الملحق 1. نتائج دقة تدريب خوارزميات التعلم الآلي (الانحدار وخورازمية نايف بايز) لاكتشاف قطبية مشاعر المستثمرين

الانحدار

```
>>> # make prediction and print accuracy
>>> prediction = modelr.predict(X_test)
>>> print(f"Accuracy score is {accuracy_score(Y_test, prediction):.2f}")
Accuracy score is 0.82
>>> print(classification_report(Y_test, prediction))
              precision    recall  f1-score   support

    Negative       0.85      0.76      0.80       176
    Positive       0.79      0.88      0.83       184
    accuracy                           0.82       360
   macro avg       0.82      0.82      0.82       360
weighted avg       0.82      0.82      0.82       360
```

NB

```
>>> pipenb.fit(X_train,Y_train)
Pipeline(steps=[('tfidfvectorizer', TfidfVectorizer()),
                ('multinomialnb', MultinomialNB())])
>>> prediction = pipenb.predict(X_test)
>>> print(f"Accuracy score is {accuracy_score(Y_test, prediction):.2f}")
Accuracy score is 0.85
>>> print(classification_report(Y_test, prediction))
              precision    recall  f1-score   support

    Negative       0.91      0.77      0.83       176
    Positive       0.81      0.93      0.86       184
    accuracy                           0.85       360
   macro avg       0.86      0.85      0.85       360
weighted avg       0.86      0.85      0.85       360
```

الملحق 2. نتائج تشغيل نموذج البحث بدون المتغيرات الرقابية

نتائج فرض البحث: الخاص بتاثير قطبية مشاعر المستثمرين تجاه تعليقات المستخدمين على موقع التواصل الاجتماعي (فيس بوك) على قيمة الشركات المقيدة بالبورصة المصرية

Variables Entered/Removed[a]

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	InvSa[b]	.	Enter

a. Dependent Variable: TobinQ

b. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.107[a]	.011	.010	12.443303384379696

a. Predictors: (Constant), InvSa

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1020.490	1	1020.490	6.591	.011[b]
	Residual	87791.898	569	154.836		
	Total	88812.388	570			

a. Dependent Variable: TobinQ

b. Predictors: (Constant), InvSa

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients			Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta	t	Sig.	Tolerance	VIF
1	(Constant)	4.043	.614		6.587	.000		
	InvSa	−3.724	1.450	.107	−2.567	.011	1.000	1.000

a. Dependent Variable: TobinQ

Collinearity Diagnostics[a]

Model	Dimension	Eigenvalue	Condition Index	Variance Proportions (Constant)	Variance Proportions InvSa
1	1	1.527	1.000	.24	.24
	2	.473	1.797	.76	.76

a. Dependent Variable: TobinQ

الملحق 3. نتائج تشغيل نموذج البحث بعد ادخال المتغيرات الرقابية

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.483[a]	.233	.228	10.995977880773687

a. Predictors: (Constant), ROA, InvSa, Size, Lev

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	20729.878	4	5182.470	42.862	.000[b]
	Residual	68073.191	566	120.912		
	Total	88803.069	570			

a. Dependent Variable: TobinQ

b. Predictors: (Constant), ROA, InvSa, Size, Lev

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients			Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta	t	Sig.	Tolerance	VIF
1	(Constant)	71.190	5.343		13.325	.000		
	InvSa	−3.425	1.284	.099	−2.669	.008	.997	1.003
	Size	−7.488	.602	−.468	−12.436	.000	.963	1.038
	Lev	−1.592	1.278	−.053	−1.245	.214	.758	1.320
	ROA	7.287	3.730	.084	1.954	.051	.742	1.348

a. Dependent Variable: TobinQ

الملحق رقم 4. نتائج تشغيل نموذج البحث تحليل الحساسية بعد تغيير ادخال نوع الصناعة كمتغير رقابى

Variables Entered/Removed[a]

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	موارد أساسية, Lev, Size, INVSA, رعاية صحية و ادوية, مرافق, اتصالات واعلام وتكنولوجيا معلومات, مقاولات و إنشاءات هندسية, ورق ومواد تعبئة و تغليف, سياحة وترفيه, منسوجات و سلع معمرة, عقارات, خدمات النقل والشحن, أغذية ومشروبات وتبغ, مواد ROA, البناء[b]	.	Enter

a. Dependent Variable: TobinQQ

c. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.672[a]	.452	.436	9.401743864497861

a. Predictors: (Constant), موارد أساسية, Lev, Size, SALog, رعاية صحية و ادوية, مرافق, اتصالات واعلام وتكنولوجيا معلومات, مقاولات و إنشاءات هندسية, ورق ومواد تعبئة و تغليف, سياحة وترفيه, منسوجات و أغذية ومشروبات وتبغ, ROA, سلع معمرة, عقارات, خدمات النقل والشحن مواد البناء

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	40098.643	16	2506.165	28.353	.000[b]
	Residual	48704.426	554	88.393		
	Total	88803.069	570			

a. Dependent Variable: TobinQQ

b. Predictors: (Constant), موارد أساسية, Lev, Size, SALog, رعاية صحية و ادوية, مرافق, اتصالات واعلام وتكنولوجيا معلومات, مقاولات و إنشاءات هندسية, ورق ومواد تعبئة و تغليف, سياحة وترفيه, منسوجات و سلع معمرة, عقارات, خدمات النقل والشحن, أغذية ومشروبات وتبغ, مواد البناء, ROA,

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients B	Unstandardized Coefficients Std. Error	Standardized Coefficients Beta	t	Sig.	Collinearity Statistics Tolerance	Collinearity Statistics VIF
1	(Constant)	79.650	6.381		12.483	.000		
	INVSA	-1.330	1.138	.038	-1.169	.243	.927	1.079
	Size	-8.116	.610	-.507	-13.316	.000	.687	1.456
	Lev	1.349	1.172	.045	1.151	.250	.659	1.518
	ROA	11.003	3.292	.126	3.342	.001	.696	1.437
	ورق ومواد تعبئة و تغليف	-15.263	3.420	-.214	-4.463	.000	.434	2.307
	اتصالات واعلام وتكنولوجيا معلومات	19.820	3.310	.285	5.988	.000	.439	2.276
	أغذية ومشروبات وتبغ	-8.724	2.676	-.244	-3.261	.001	.178	5.624
	خدمات النقل والشحن	-11.483	3.503	-.161	-3.278	.001	.413	2.420
	رعاية صحية و ادوية	-4.354	3.251	-.061	-1.339	.181	.480	2.084
	سياحة وترفيه	-1.591	2.885	-.030	-.551	.582	.342	2.927
	عقارات	-8.273	2.695	-.213	-3.070	.002	.206	4.856
	مرافق	-4.186	2.992	-.071	-1.399	.162	.384	2.605
	مقاولات و إنشاءات هندسية	-7.097	2.780	-.156	-2.553	.011	.265	3.769
	منسوجات و سلع معمرة	5.744	3.151	.098	1.823	.069	.346	2.889
	مواد البناء	-4.084	2.538	-.130	-1.609	.108	.154	6.510
	موارد أساسية	-4.524	2.633	-.130	-1.718	.086	.175	5.722

a. Dependent Variable: TobinQQ

الملحق 5. نتائج تشغيل نموذج البحث تحليل الحساسية بعد تغيير طريقة قياس قيمة الشركة باستخدام PBV بدلا من TobinQ

Variables Entered/Removed[a]

Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	ROA, INVSA, Size, Lev[b]	.	Enter

a. Dependent Variable: PBV

b. All requested variables entered.

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	.442[a]	.195	.187	109.50800

a. Predictors: (Constant), ROA, INVSA, Size, Lev

ANOVA[a]

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	2157120.948	4	539280.237	38.970	.000[b]
	Residual	6751496.796	566	11992.001		
	Total	8908617.744	570			

a. Dependent Variable: PBV

d. Predictors: (Constant), ROA, INVSA, Size, Lev

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
		B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
1	(Constant)	718.990	53.206		13.513	.000		
	INVSA	−36.781	12.784	.106	−2.877	.004	.997	1.003
	Size	−76.464	5.996	−.477	−12.752	.000	.963	1.038
	Lev	−15.550	12.729	−.051	−1.222	.222	.758	1.320
	ROA	51.771	37.146	.059	1.394	.164	.742	1.348

a. Dependent Variable: PBV