

سمات الشخصية وإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى المراهقين: مقارنة القوة التنبؤية للسمات الكبرى والفرعية

Personality Traits and Social Media Addiction Among Adolescents: Comparing the Predictive Power of Domains and Facets

زغماتي إيمان *

مخبر علم النفس المرضي والأنثروبولوجيا التحليلية بجامعة الجزائر 2 أبو القاسم سعد الله - imene.zeghamati@univ-alger2.dz

علي تودرت نسيم

مخبر علم النفس العيادي والقياسي بجامعة الجزائر 2 أبو القاسم سعد الله - nassima.alitoudert@univ-alger2.dz

تاريخ القبول: 2025/10/31

تاريخ الإرسال: 2025/04/26

ملخص:

هدفت هذه الدراسة إلى مقارنة قوة السمات الفرعية للشخصية بالسمات الكبرى في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي وذلك لدى عينة متاحة من المراهقين المتدربين الذين بلغ عددهم 343 مشاركا ومشاركة، ممن أجابوا على مقياس بيرغن لإدمان مواقع التواصل الاجتماعي والإصدار الثاني من قائمة الخمسة الكبار. وباستخدام التعزيز التدريجي الفائق كأحد تقنيات تعلم الآلة، تم تدريب واختبار نموذجين أحدهما قائم على خمس سمات كبرى والآخر قائم على 15 سمة فرعية، ومقارنة قيم معامل التحديد والجذر التربيعي لمتوسط الأخطاء بين القيم الواقعية والقيم المتنبئ بها، لتحديد النموذج الأقوى أداء. أظهر نموذج السمات الكبرى أداء أفضل في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى المراهقين المشاركين في الدراسة بفارق 3.56% عن نموذج السمات الفرعية نظراً لانخفاض قيمة هامش الخطأ ($RMSE = 13.42$) وارتفاع نسبة التباين المفسر ($R^2 = 0.0832$)، مع بروز كل من الانفعالية السلبية والاتقان كأكثر المتنبئات به. مما يوحي بأن السمات الكبرى تُفسّر الجزء المنسوب إليها من التباين في متغير إدمان مواقع التواصل الاجتماعي، ولا تُساهم السمات الفرعية في تعزيز القوة التفسيرية. كما يبدو أن سمات الشخصية قد لا تكون بمفردها عاملاً قوياً في تفسير هذا النوع من الإدمان، على الأقل في إطار العينة الحالية.

الكلمات المفتاحية: سمات الشخصية الخمس الكبرى؛ السمات الفرعية؛ إدمان مواقع التواصل الاجتماعي؛ المراهقين؛ تعلم الآلة.

Abstract:

This study investigated whether facets offer greater predictive power than their domains in predicting social media addiction among adolescents. A convenience sample of 343 participants completed the Bergen Social Media Addiction Scale and the revised version of the Big Five. Using machine learning, two Extreme Gradient Boosting models (domain-level-model and facet-level-model) were trained and tested, then evaluated based on their amount of explained variance (R^2) and their root mean square of error (RMSE). The results showed that the domain-level-model ($R^2 = 0.0832$, $RMSE = 13.42$) outperformed the facet-level-model ($R^2 = 0.04$, $RMSE = 13.68$) at predicting social media addiction, with Negative Emotionality and Conscientiousness emerging as the strongest predictors, suggesting that facets do not add a meaningful predictive value beyond their domains, and personality traits alone might not be a strong predictor of social media addiction, at least in the current sample. Further research on a larger, more representative sample and additional predictive factors is recommended.

Keywords: Personality domains; Facets; Social media addiction; Adolescents; Machine learning.

مقدمة:

أصبحت مواقع التواصل الاجتماعي في الوقت الحالي جزءاً لا يتجزأ من حياة الأفراد. إذ يصعب على الكثير منهم تخيل العالم بدونها. ونتيجة للتطور التكنولوجي المستمر، تُدعم هذه المواقع بإمكانيات مختلفة، تُحسن دورياً من التجربة التي تُوفرها للمستخدمين وتجعلها تُحافظ على مكانتها بينهم. وعلى الرغم من إقبال مختلف الفئات العمرية على هذه المنصات، إلا أنها تحظى بانتباه "السكان الرقميين" (Prensky, 2001, p. 2) أكثر من باقي الفئات. فمراهقو اليوم هم الجيل الفريد الذي نشأ في عالم تغزوه مختلف أنواع التكنولوجيا الرقمية، لدرجة أن تداخل لديهم العالم الحقيقي بالافتراضي وأصبح دوام الاتصال نمط الحياة الجديد لديهم.

وفي ضوء هذا الإقبال المكثف، يدق الاختصاصيون ناقوس الخطر حول إمكانية تحول الاستخدام لدى هذه الفئة العمرية الحساسة إلى حالة تشابه في مكوناتها مع الإدمان الكلاسيكي. فحسب جريفيثس Griffiths وآخرون (2014)، يتمظهر إدمان مواقع التواصل الاجتماعي من خلال تحول استخدام المنصات إلى النشاط الرئيسي في حياة الفرد (البروز)، اللجوء إليها لتحسين الحالة الانفعالية السلبية (تعديل المزاج)، زيادة حجم الاستخدام للوصول إلى نفس الآثار النفسية الناتجة عن أول استعمال لها (التحمل)، الشعور بالضيق النفسي كاستجابة لانخفاض الاستخدام (الأعراض الانسحابية)، تداخلها مع أداء الفرد لأدواره الاجتماعية وتأثيرها على علاقاته الشخصية (الصراع)، والعودة إلى نفس أنماط الاستخدام السابقة بعد فترات زمنية من الانقطاع (الانتكاس). وبينما يلعب الاستخدام المرتفع دوراً مهماً في التمهيد لظهور هذه الأعراض، إلا أنه يعكس جانباً واحداً فقط من هذا التناذر. ويجب الالتفات إلى عوامل أخرى لها من

المساهمة النظرية والتطبيقية ما يسمح بفهم هذه الظاهرة من حيث كيفية ظهورها، استمرارها والتدخلات العلاجية الأنسب لها.

تعتبر أبعاد الشخصية أحد أهم العوامل التي يتباين الأفراد من خلالها في اتجاهاتهم، دوافعهم، انفعالاتهم وتعبيرهم عن ذاتهم (McCrae & John, 1992). ويُعدُّ ربط هذه الفروق بجوانب الحياة المهنية، العائلية، الأكاديمية، والصحة النفسية والجسدية، هدفاً أساسياً في بحوث الشخصية. لأن ذلك لا يسمح فقط برصد الأثر الإيجابي والسلبي لهذه الفروق على ميول الأفراد، بل يُوجِّه مختلف التدخلات الوقائية والعلاجية على حد سواء. (Bleidorn et al., 2019) وكما كانت خصائص الشخصية محورياً مهماً في الدراسات المتعلقة بالإدمان الكلاسيكي، اقترنت مساهمتها في السنوات الأخيرة بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي. فحسب المراجعات المنظمة للأعمال التي أُجريت في الفترة ما بين 2011 و2019 حول استخدام مواقع التواصل الاجتماعي أو الإدمان عليها (جوده، 2019؛ Akbari et al., 2023)، نُشرت ما يفوق 78 دراسة ركزت، إلى جانب أهداف أخرى، على القدرة التنبؤية للأبعاد الخمسة للشخصية، كما يقيسها نموذجي السمات الخمس الكبرى (Big Five; Goldberg, 1990) أو العوامل الخمسة (Five Factor Model) (Costa & McCrae, 1992) [FFM] وهي: العصابية neuroticism التي تُشير إلى مجموعة الانفعالات السلبية. الانبساطية extraversion التي تعكس السلوك الاجتماعي. الانفتاح على الخبرة openness to experience الذي يصف اقبال الأفراد على الخبرات الجديدة. المقبولية agreeableness التي تعكس التفاعلات الاجتماعية ويقظة الضمير conscientiousness التي تُمَثِّل قدرة الأفراد على التحكم في الذات. إضافة إلى ذلك، أشارت دراسات بعدية meta analyses إلى أن مقدار التباين الكلي الذي تُفسِّره هذه السمات في إدمان مواقع التواصل الاجتماعي، لا يتجاوز 6%، بحجم أثر معتدل بالنسبة لسمتي العصابية ويقظة الضمير، وضئيل بالنسبة للانبساطية، الانفتاح على الخبرة والمقبولية حسب معامل كوهين. (Huang, 2022; Meyendier et al., 2024)

من الشائع جداً أن تكون قوّة العلاقة بين سمات الشخصية والمحكات الأخرى منخفضة في الدراسات النفسية. ذلك لأن سلوكيات الأفراد معقّدة ومرتبطة بعدد كبير من العوامل السببية التي ندرس منها عينة فقط أثناء اختبار الفرضيات البحثية، ممّا يجعل المساهمة التفسيرية لتلك السمات تبدو متواضعة للغاية، إذا ما دُرست بشكل منفصل. كما أن الوصول إلى نتائج أدق حول علاقة سمات الشخصية بمختلف المتغيرات غالباً ما يتطلب بيانات تتجاوز ما تقدمه السمات الكبرى القليلة Big Few (Mottus et al., 2018). فحسب النموذجين المذكورين أعلاه، تنتظم الشخصية بشكل هرمي، أين تتضمّن أبعادها الكبرى خصائصاً أكثر تحديداً narrow، تُعرّف بالأوجه أو الجوانب facets (McCrae & Costa, 2010) التي تتشابه مع السمة الأم من حيث استقرارها الزمني وقابليتها للتوريث، وتختلف عنها من حيث التباين الفريد الذي تمتلكه (Danner et al., 2021) فتصبح بدورها مجموعة من السمات التي تُضيف مستوى آخر من التمييز والدقة في الكشف عن التفاصيل الدقيقة وراء علاقتها بمختلف المتغيرات المقاسة، بدل أن تكون مجرد "اختلافات أسلوبية" stylistic variations (Stewart et al., 2022, p. 168) في تعبير الأفراد عن أبعاد

شخصيتهم. وهي الفكرة المماثلة لما أشارت إليه دراسة (Neilsen and Kajonius, 2024) التي أُجريت على عينة حجمها 440 راشداً سويدياً للتنبؤ بمجموعة من مخرجات الحياة life outcomes، باستخدام مقياس (IPIP-NEO-120; Kajonius & Johnson, 2019)، أين تفوقت السمات الفرعية في تفسير ضعف مقدار التباين الذي تُفسره العوامل الكبرى، ولما أشارت إليه دراسة (Stewart et al., 2022) التي أُجريت على عينة أوسع من نفس المتغيرات والمشاركين (6126 راشداً أمريكياً)، تفوقت فيها السمات الفرعية كما يقيسها الإصدار الثاني من قائمة الخمسة الكبار (BFI-2, Soto & John, 2017) على سماتها الكبرى بنسبة 14%. ورغم توافر الأدلة حول طبيعة العلاقة بين السمات الكبرى وإدمان مواقع التواصل الاجتماعي وقوتها التنبؤية، إلا أن القليل يُعرف عن مدى مساهمة جوانبها الأكثر دقة في تحريك تلك العلاقة، وما إن كانت تُضيف المزيد لفهم أحد أنواع الإدمان السلوكي الذي تعترف الجمعية الأمريكية لعلم النفس بمدى خطورته على فئة المراهقين الأكثر عرضة لإظهار الاضطرابات النفسية والإدمانية على وجه الخصوص. (APA, 2023).

مع زيادة عدد المتغيرات المدروسة، تزداد درجة تعقد النماذج التنبؤية، ويرتفع معها خطر فرط التكيف overfitting مع الأخطاء العشوائية، الذي يُعتبر عائقاً كبيراً أمام تعميم النتائج وقابليتها للتكرار، خاصة عند توظيف مقدر المربعات الصغرى الاعتيادية Ordinary Least Squares Estimator لدراسة متغيرات شديدة الارتباط فيما بينها multicollinear. ففي هذه الحالات، تُنتج النماذج تقديرات مرتفعة التباين، لكنها تفقد قوتها التفسيرية للمتغير المحك بمجرد تطبيقها على بيانات جديدة. (Kayanan & Wijekoon, 2019) نتيجة لذلك، اتجهت العديد من الدراسات، في مجال علم النفس على الخصوص، نحو استخدام تقنيات تعلم الآلة كأحد فروع الذكاء الاصطناعي لتسهيل بناء نماذج قادرة على التعلم من عدد كبير من البيانات المعقدة واكتشاف الأنماط المشتركة بينها، بهدف تحسين التنبؤ، وحتى صياغة الفرضيات واختبارها. (Cunningham, 1995) ونجد من بينها أسلوب التعزيز التدريجي الفائق Extreme Gradient Boosting، الذي يُعرف بقدرته على ضبط المتغيرات regularization ومنع النموذج من تعلم الأنماط المشوشة noise، إضافة إلى رصد العلاقات غير الخطية بين المتغيرات التي قد تغفل عنها التقنيات التجميعية additive techniques، فتقلُّ بذلك نسبة الانحياز في النتائج وتظهر تنبؤات أكثر دقة وأقرب من الواقع (Osorio et al., 2023; Thimm, 2024) مما يجعلها حسب بعض الباحثين، أحد الحلول الواعدة لمشاكل عدم قابلية النتائج للتكرار ومحدودية التعميم في البحوث النفسية. (Sindermann et al., 2021)

وانطلاقاً مما سبق، يتمثل هدف الدراسة الأساسي في التحقق من مدى قدرة السمات الفرعية على التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى فئة المراهقين، وإن كانت تضيف المزيد عما تقدمه السمات الكبرى، لفهم هذا النوع من الإدمان السلوكي. والذي نعكسه من خلال التساؤل التالي:

- هل تتفوق السمات الفرعية للشخصية على السمات الكبرى في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى المراهقين المشاركين في الدراسة؟

وبالرغم من قلة الأدلة المباشرة حول طبيعة العلاقة بين السمات الفرعية للشخصية وإدمان مواقع التواصل الاجتماعي-على حد علمنا- إلا أننا نسترشد بأعمال (Danner et al., 2021; Neilsen and Kajonius, 2024,) (Stewart et al., 2022) لنتوقع أن يتفوق نموذج السمات الفرعية على نموذج السمات الكبرى في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى المراهقين المشاركين في الدراسة.

1. التعريف الاصطلاحي والاجرائي لمفاهيم الدراسة:

1.1 سمات الشخصية:

تُمثّل نظرية السمات بافتراضاتها أحد أهم الأعمال التي تُساعد على فهم الفروق الفردية، وذلك في إطار ميل ثابت نسبيا نحو نوع معين من السلوك، يُعرف بالسمات، غالبا ما يبدو أثره في مواقف حياتية مختلفة (صالح، 2012). ومن خلال أعمال (Costa & McCrae, 1992; John et al., 1999; Goldberg, 1990) وغيرهم من الباحثين، ظهر نموذج العوامل الخمسة (Five Factor Model, [FFM]) أو السمات الخمس الكبرى (Big Five Model [BFM])، الذي يُقدّم وصفا كافيا لشخصية الأفراد من خلال خمس أبعاد وهي:

- الانبساط (Extraversion) والقبول (Agreeableness) الذين يقيسان نطاقا واسعا من السلوكيات بين فردية كالاتتماعية، مستوى النشاط، الميل نحو الانفعالات الإيجابية مثل السرور والرضا، الثقة في الآخرين، والتعاطف والتعاون معهم..

- الاتقان (Conscientiousness) الذي يُشير إلى حسن التنظيم، تحمل المسؤولية، وارتفاع الإنتاجية،

- الانفتاح العقلي (Open Mindedness) الذي يعكس حب الاطلاع والفضول الفكري، الميول الفنية والمرونة السلوكية،

- وأخيرا، الانفعالية السلبية (Negative Emotionality) أو العصبية (Neuroticism) التي تقيس ميل الأفراد نحو الشعور بالضيق النفسي من خلال الاكتئاب، القلق والتقلب الانفعالي.

وتنطوي السمات الخمس الكبرى على سمات فرعية أخرى أكثر دقة فيما تقيسه. (Mottus et al., 2019) فالشخصية حسب النموذجين المذكورين أعلاه، تنتظم بشكل هرمي، يُمثّل المستوى الأدنى منه ميولا انفعالية، دافعية، معرفية وسلوكية أدق وأكثر تحديدا من تلك التي تقيسها السمات الكبرى المتسعة. فعلى سبيل المثال، تنقسم سمة الانفعالية السلبية إلى سمات فرعية كالاكتئاب، والقلق، والتقلب الوجداني التي تقيس مجتمعة حالة الضيق النفسي المعبر عنها بالانفعالية السلبية. (Soto & John, 2017) وبالرغم من عدم وجود اتفاق حول تصنيف السمات الفرعية

وعدها، إلا أن أكثر أُطر القياس المعمول بها في البحوث النفسية هو ما ينص عليه مقياس (NEO Personality Inventory) لـ(Costa & McCrae, 1992)، الذي يقترح ست سمات فرعية لكل سمة كبرى. وفي إطار الدراسة الحالية، نُعرّف سمات الشخصية الكبرى الفرعية اجرائياً بالمتوسط الحسابي لإجابات المراهق المشارك على بنود قائمة الخمسة الكبار من اعداد (Soto & John, 2017) وتعريب (الأنصاري والعلالي، 2022).

2.1 إدمان مواقع التواصل الاجتماعي:

يُعدُّ إدمان مواقع التواصل الاجتماعي أحد أنواع الإدمان السلوكي الذي يتميز بالاستخدام المفرط والقهري لمواقع التواصل الاجتماعي، بشكل يُؤثّر سلباً على الأداء الوظيفي للفرد وعلى صحته النفسية بشكل عام. (Amirthalingam & Khera, 2024) إذ لا تنحصر مظاهره في حجم الاستخدام المتزايد، بل تشمل كذلك التصفح القهري للمواقع، الشعور بالضيق النفسي عند تعذّر الاستخدام، واختبار انعكاسات وخيمة على العلاقات الاجتماعية مع تراجع الأداء الأكاديمي أو المهني والقصور في الالتزام بالمسؤوليات والأدوار الاجتماعية. (Kuss et al., 2017) وفي الدراسة الحالية، يُعرّف إدمان مواقع التواصل الاجتماعي إجرائياً بالدرجة الكلية التي يتحصّل عليها المراهق المشارك في الدراسة عند إجابته على بنود مقياس بيرغن لإدمان مواقع التواصل الاجتماعي (Bergen Social Media Addiction Scale) (Andreassen et al., 2016; [BSMAS])، حيث يُشير ارتفاعها عن نقطة القطع 24 إلى ارتفاع شدة الإدمان.

لقد بحثت العديد من الدراسات السابقة في طبيعة العلاقة بين الشخصية وإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى فئات عمرية مختلفة باستخدام السمات الكبرى. (Andreassen et al., 2013) إلا أن القليل يُعرف عن علاقة سماتها الفرعية به. فطالما أنها تمتلك مقداراً متفاوتاً من التباين الفريد الذي لا تشترك فيه مع سماتها الأم (Danner et al., 2021)، فمن المتوقع أن تُقدِّم المزيد لفهم حيثيات هذا النوع من الإدمان، وتوجيه التدخلات الوقائية والعلاجية، خاصة لدى فئة المراهقين الأكثر استخداماً لمواقع التواصل الاجتماعي والأكثر عرضة للإدمان على وجه الخصوص (Pew Research center, 2024; Nath et al., 2022).

2- منهجية الدراسة:

1-2 منهج الدراسة وأدوات القياس

نتبع في الدراسة الحالية منحا استكشافياً نسعى من خلاله إلى الكشف عن قدرة السمات الفرعية للشخصية في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى المراهقين ومقارنتها بأداء السمات الخمس الكبرى التي تنتمي لها، انطلاقاً من تطبيق كل من مقياس بيرغن لإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لـ(Bergen Social Media Addiction Scale) (Andreassen et al., 2016; [BSMAS]) والإصدار الثاني من قائمة الخمسة الكبار لـ(Soto & John, 2017) من تعريب (الأنصاري والعلالي، 2022)، إلى جانب استمارة لجمع البيانات الديمغرافية (نوع الجنس، والسن، والمستوى الدراسي) ومؤشرات استخدام مواقع التواصل الاجتماعي (المنصات المستخدمة).

يتكوّن مقياس بيرغن لإدمان مواقع التواصل الاجتماعي من 6 بنود، يقيس كل بند منها عرضاً واحداً من أعراض الإدمان السلوكي وهي: البروز، تعديل المزاج، التحمل، الأعراض الانسحابية، الصراع والانتكاس. (Andreassen et al., 2016) وصُممت الأداة مسبقاً لتقيس إدمان الفيسبوك من خلال 18 بنداً (Andreassen et al., 2012)، ليتم الإبقاء في تعديل لاحق على أكثر البنود ارتباطاً بالعامل العام لتقيس إدمان مواقع التواصل الاجتماعي، مع استبدال كلمة الفيسبوك بمواقع التواصل. (Cheng et al., 2021) وفي الدراسة الحالية، تم الاعتماد على النسخة المعرّبة لمقياس بيرغن لإدمان الفيسبوك من طرف (بن جديدي، 2016) مع انتقاء البنود 1، 5، 7، 11، 13 و16 التي أُشير إليها من طرف صاحبة المقياس.

يتحصّل الفرد المجيب على درجة كُلية ناتجة عن جمع إجاباته على خمسة بدائل (أبداً، نادراً، أحياناً، غالباً، دائماً)، حيث يُمنح البديل الأول نقطة واحدة ويُمنح الأخير 5 نقاط، دون عكس الترميز. وتتراوح هذه الدرجة من 6 إلى 30، مُشيّرة بارتفاعها عن 24 إلى ارتفاع مستوى الإدمان لدى الفرد. تتمتع الأداة في نسختها الأصلية بخصائص سيكومترية جيدة، حيث قُدّرت قيمة ألفا لكرونباخ بـ 0.91، كما تشبّعت كل بنود الأداة على عاملها العام. أما في العينة الحالية، فقد بلغ معامل ثبات أوميغا لبنود الأداة 0.78، مما يدل على أنها تُفسّر ما نسبته 78% من المستوى الحقيقي للأفراد في متغير إدمان مواقع التواصل الاجتماعي، وتُعزى النسبة المتبقية إلى مقدار الأخطاء العشوائية.

وفيما يخص قائمة الخمسة الكبار، فتتكون من 60 بنداً تقيس ما مجموعه 5 سمات كبرى و15 سمة فرعية، تتوزع بمقدار بنود للسمة الفرعية الواحدة و12 بنداً للسمة الكبرى الواحدة. كما تتضمن كل سمة منها على 3 سمات فرعية يوضحها الجدول رقم 1. يتحصّل الفرد المجيب على درجة عامة domain score ودرجة فرعية facet score، تُشيران إلى متوسط إجاباته على مقياس ليكرت الخماسي (لا أؤيد قطعاً، لا أؤيد، محايد، أؤيد، أؤيد بشدة)، أين يُمنح البديل الأول نقطة واحدة ويُمنح البديل الأخير 5 نقاط في حالة البنود الموجبة، ويُعكس ذلك الترميز في حالة البنود السالبة (30 بند).

تتمتع الأداة في نسختها الأصلية بخصائص سيكومترية جيدة، حيث يبلغ متوسط معامل ألفا لكرونباخ على مستوى السمات الكبرى بـ 0.80، و 0.77 على مستوى السمات الفرعية. كما ينجح العدد المتوازن من البنود الإيجابية والسلبية في إلغاء تأثير الإذعان ويحافظ على البنية العاملية للأداة. (Soto & John, 2017) وهي نتائج مشابهة لما تمّ التوصل إليه في دراسة محلية أجريت على فئة المراهقين. (زغماتي وعلي تودرت، قيد النشر) إذ حافظت القائمة على بنيتها العاملية الأصلية، وأظهرت بنودها اتساقاً داخلياً استدلّت عنه قيم معاملات ألفا الجيدة التي بلغ متوسطها 0.83 على مستوى السمات الكبرى و 0.70 على مستوى السمات الفرعية. ممّا يدلّ على أنها تُفسّر ما متوسطه 83% و 70% من المستوى الحقيقي للأفراد في السمات الخمس الكبرى والفرعية على التوالي، لتعزى النسب المتبقية لمقدار الأخطاء العشوائية.

الجدول رقم 1. السمات الخمس الكبرى وسماتها الفرعية كما تقيسها قائمة الخمسة الكبار

البنود	السمات الفرعية	السمات الكبرى
16R- 1- 31R- 46	Sociability الاجتماعية	الانبساط Extraversion
41-56-26R-11R	Energy Level مستوى النشاط	
6- 21- 36R- 51R	Assertiveness الحزم	
47R- 2- 32- 17R	Compassion التعاطف	القبول Agreeableness
52- 7- 37R- 22R	Respectfulness الاحترام	
57- 27- 12R- 42R	Trust الثقة	
3R- 33- 48R- 18	Organization النظام	الاتقان Conscientiousness
8R- 38- 53- 23R	Productiveness الإنتاجية	
43- 58R- 13- 28R	Responsibility المسؤولية	
4R- 34- 49R- 19	Anxiety القلق	الانفعالية السلبية Negative Emotionality
39- 24R- 54- 9R	Depression الاكتئاب	
29R- 59- 44R-14	Emotional Volatility التقلب الوجداني	
55R- 10- 25R- 40	Intellectual Curiosity الفضول الفكري	الانفتاح العقلي Open-Mindedness
30R- 60- 45R- 15	Creative Imagination الخيال الإبداعي	
20- 5R- 35- 50R	Aesthetic Sensitivity الحس الجمالي	

ملاحظة: تُشير R إلى البنود السالبة التي يبلغ عددها 30 بندا.

2-2 عينة الدراسة

تم إجراء الدراسة الحالية على عينة من المراهقين المسجلين بمختلف المستويات الدراسية بمتوسطة محمد رابطة وثانوية خالد الشريف بوسماحة بمدينة تيبازة، والذين بلغ عددهم 343 (153 مشاركا و190 مشاركة) ممن أجابوا على بنود أداتي الدراسة، وذلك في الفترة الممتدة من 24 نوفمبر إلى غاية 18 ديسمبر 2024، بالنسبة لـ256 مفردة منها، وخلال شهر جانفي من عام 2025 بالنسبة لـ118 مفردة، وهذا بعد مصادقة مديري المؤسسات على رخصة البحث الميداني، وتدخل مستشارتي التوجيه لتوزيع وجمع هذه النسخ. تضمنت هذه العينة المراهقين ممن يمتلكون حسابا واحدا نشطا أو أكثر على مواقع التواصل الاجتماعي، بغض النظر عن درجتهم في مقياس بيرغن لإدمان مواقع التواصل الاجتماعي، ذلك لأن دراسة تباين درجات الإدمان بين المراهقين ومساهمة السمات الكبرى والفرعية في التنبؤ به، يتطلّب تمثيلا لمدى واسع من القيم المنخفضة إلى المرتفعة، بدل الاقتصار على فئة محددة بناء على درجة قطع معينة، وهو ما يُبرّر اعتماد أسلوب المعاينة القصدية. تراوح سن هؤلاء المشاركين من 11 إلى 18 سنة، مع بروز الإناث، والمجموعة من 14 إلى 16 سنة، والذين يستخدمون 4 منصّات كأثر الفئات تمثيلا للعينة الحالية. ويأتي الجدول رقم 2 لِيُوضّح المزيد عن توزيع مفردات العينة حسب نوع الجنس، والمستوى الدراسي، والسن، وعدد المنصّات المستخدمة.

الجدول رقم 2: خصائص عينة الدراسة الحالية

خصائص العينة		التكرارات	النسب المئوية
نوع الجنس	إناث	190	55.4%
	ذكور	153	44.6%
المستوى الدراسي	متوسط	السنة الأولى	2.9%
		السنة الثانية	4.7%
		السنة الثالثة	9%
		السنة الرابعة	7.3%
	ثانوي	السنة أولى	23.9%
		السنة الثانية	35.9%
		السنة الثالثة	56%
السن	13-11		12.8%
	16-14		54.5%
	19-17		32.7%
عدد المنصات المستخدمة	1		0.6%
	2		3.2%
	3		11.4%
	4		30.3%
	5		27.4%
	6		22.4%
	7		4.1%
	8		0.6%

3-2. المعالجة الإحصائية

أجريت جميع المعالجات الإحصائية للدراسة الحالية عبر برنامج R في نسخته (4.4.2) انطلاقاً من استخدام كل من حزمة Psych (V. 2. 4.12; Revelle, 2024) للتحقق من الخصائص السيكمومترية لمقياس بيرغن لإدمان مواقع التواصل الاجتماعي، dplyr (V. 1.1.4; Wickham et al., 2023) لتمييز البنود السالبة في قائمة الخمسة الكبار، caret (V. 7.0.1; Kuhn, 2024) لتدريب واختبار نموذجي الدراسة بطريقة التعزيز التدريجي الفائق Extreme Gradient Boosting، حزمة SHAPforxgboost (V. 0.1.3; Liu, 2023) للاطلاع على السمات وجوانبها الأكثر مساهمة في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي، حزمة janitor (V. 2.2.1; Firke, 2024) وsummarytools (V. 1.1.3; Comtois, 2025) لوصف خصائص العينة، إضافة إلى استخدام كل من الحزمة الأساسية للغة R

(Rbase) لحساب المجموع والمتوسط الحسابي لدرجات الأفراد على متغيرات الدراسة وggplot2 (V. 3.5.1; Wickham, et al., 2024) للوصف البياني لنتائج النمذجة.

للتحقق من هدف الدراسة الرئيسي، تم بناء نموذجين تنبؤيين، أحدهما يتضمن السمات الكبرى الخمس كمتغيرات متنبئة بينما يتضمن الآخر 15 سمة فرعية، وتدريبهما بعد تخصيص ما نسبته 60% من قاعدة البيانات لهذه العملية أي ما يُعادل 207 مفردة، و40% منها لعملية الاختبار والتي تُعادل 136 مفردة. وهي النسبة التي تُوفّر للنموذج الحجم الكافي من البيانات للتعلم مع الحفاظ على القدر الضروري منها لتقييم أدائه في مرحلة الاختبار.

خلال مرحلة التدريب، تم ضبط معالم النموذج hyperparameter tuning للوصول إلى أفضل قيم ممكنة لهم، والتي تضمن تخفيض هامش الخطأ بين القيم الواقعية والقيم المتنبئ بها وتُحافظ على أعلى نسبة ممكنة من التباين المفسر، وذلك عبر تكرار عملية التنبؤ على عيّنتين folds من بيانات قسم التدريب، ثم اختبارها على عينة عشوائية ثالثة من نفس القسم، مع تكرار العملية مرتين إضافيتين، وهو ما يُعرف تقنيا بالمصادقة العرضية المكررة repeated cross validation (Qiu, 2024). يتم استغلال قيم تلك البارامترات لاختبار أداء النموذج على بيانات جديدة مُستَمَدّة من القسم الخاص بالاختبار. ونتوقع أن يُفسّر النموذج الأفضل نسبة مرتفعة من التباين الملاحظ (R^2) وأن يُظهر مقداراً منخفضاً من هامش الخطأ (RMSE).

4-2 النتائج

تنص فرضية الدراسة الأساسية على تفوق نموذج السمات الفرعية على نموذج السمات الكبرى في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى عينة من المراهقين. ومن خلال مخرجات التعزيز التدريجي الفائق الموضحة في الجدول رقم 3، نلاحظ أن معامل التحديد لنموذج السمات الكبرى قد بلغ 0.0832، بهامش خطأ تنبؤي قدره 13.42. وتتمكن السمات الكبرى من تفسير ما نسبته 8.32% من التباين الملاحظ في متغير إدمان مواقع التواصل الاجتماعي. وهي قيمة مرتفعة بفارق 3.56% عما تُفسّره السمات الفرعية مجتمعة في النموذج الثاني الذي قُدّر انحراف القيم المتنبئ بها عن القيم الواقعية بـ(13.68).

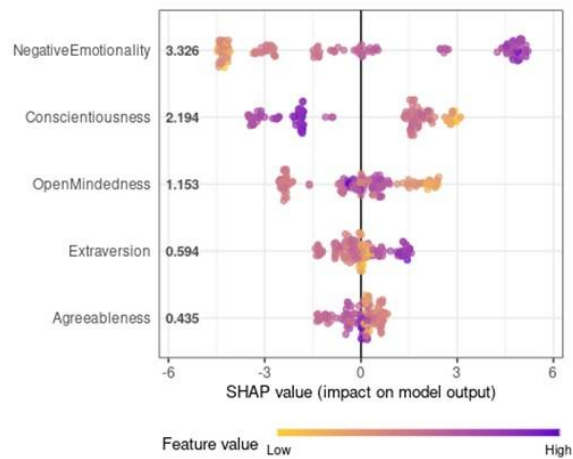
الجدول رقم 3: نتائج انحدار الشبكة المرنّة على نموذجي السمات الكبرى والجوانب

النموذج	المؤشرات		
	مقدار التباين المفسر	نسبة التباين المفسر	هامش الخطأ
نموذج السمات الكبرى	0.0832	8.32%	13.42
نموذج السمات الفرعية	0.0476	4.76%	13.68

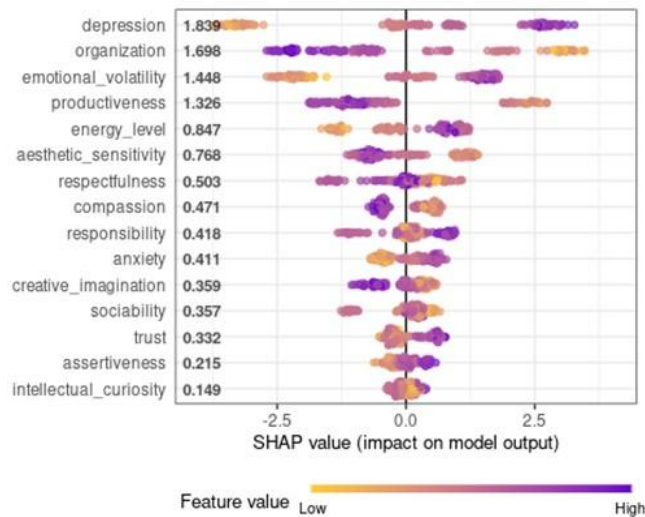
وبالنظر إلى الشكلين رقم 1 و2 يتّضح أن أكثر المتنبئات مساهمة في تفسير إدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى المراهقين هي الانفعالية السلبية والاتقان من نموذج السمات الكبرى، وكل من الاكتئاب (من سمة الانفعالية

السلبية)، النظام (من سمة الاتقان)، التقلب الوجداني (من سمة الانفعالية السلبية) والإنتاجية (من سمة الاتقان) من نموذج السمات الفرعية. إضافة إلى الانفتاح العقلي ومستوى النشاط (من سمة الانبساط) التي تُساهم بعض القيم المرتفعة منها في خفض ورفع درجات الإدمان على مواقع التواصل الاجتماعي في آن واحد. وانطلاقاً من هذه النتائج، نستنتج أن السمات الفرعية لا تتفوق على السمات الكبرى في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى المراهقين، وبالتالي فرضية الدراسة غير محققة.

الشكل رقم 1: السمات الكبرى الأكثر مساهمة في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي



الشكل رقم 2: السمات الفرعية الأكثر مساهمة في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي



3- المناقشة:

هدفت الدراسة الحالية إلى التحقق من مدى تفوق السمات الفرعية على سمات الشخصية الخمس الكبرى في التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي لدى عينة من المراهقين، انطلاقاً من تدريب واختبار نموذجين بأحد تقنيات تعلم الآلة، ومقارنة نسبة التباين الذي يُفسّرانه. وتّضح من النتائج تفوّق نموذج السمات الكبرى على نموذج السمات الفرعية بفارق 3.56%، وأن السمات الكبرى الأكثر مساهمة هي الانفعالية السلبية والاتقان. وبالتالي لم تستطع السمات الفرعية تفسير قدر آخر من التباين غير الذي تُفسّره السمات الكبرى، التي تبقى في سياق تفسير إدمان مواقع التواصل الاجتماعي مؤشرات ثابتة، عامة وقوية، على الأقل في إطار العينة الحالية.

لا تتفق هذه النتيجة مع ما توصلت إليه أغلب الدراسات التي اهتمت بهذا النوع من المقارنة على نطاق واسع من المتغيرات الانفعالية، المعرفية والسلوكية (Nilsen & Kajonius, 2024; Stewart et al., 2022). فحسب نتائجهم، تحمل الجوانب تبايناً فريداً يُساهم في التعزيز من دقة التنبؤات والقوة التفسيرية، ويكشف عن أنماط من العلاقات التي غالباً ما يُغفل عنها عند التركيز على السمات الكبرى فقط. لكن مقدار هذه المساهمة يرتبط بشكل أدق بنوع المتغير المتنبئ به. إذ يمكن أن تتراوح المساهمة من منعدمة إلى معتدلة أو متفوقة. فحسب دراسة (Danner et al., 2021) اختلفت نسبة التباين الذي تُفسّره السمات الفرعية كما تقيسها قائمة الخمسة الكبار (BFI-2; Soto & John, 2017) من متغير محك إلى آخر، فبينما فسرت نسبة إضافية قدرها 33% في متغير الرضا عن الحياة، فسّرت مقداراً إضافياً قدره 20% فقط في متغير الصحة الجسدية. وإذا أخذنا بعين الاعتبار مخرجات الدراستين البعديتين meta-analysis (Huang, 2022; Meyendier et al., 2024) التين أشارتا إلى أن سمات الشخصية تُفسّر حوالي 6% ($R^2 = 0.06$) فقط من التباين الملاحظ في متغير إدمان مواقع التواصل الاجتماعي، مع وجود مساهمة معتدلة لكل من الانفعالية السلبية والاتقان، يتّضح أن هذه السمات قد لا تكون بمفردها مُتنبئات قوية بهذا النوع من الإدمان السلوكي، ومن الضروري النظر إلى عوامل أخرى أكثر مساهمة كالعوامل الأسرية (Nwugo & Obinna, 2024) وضغط الرفاق (Xu et al., 2023)، أو العوامل المتعلقة بتجربة المراهق نفسه أثناء استخدام هذه المنصات كنوع الاستخدام (النشط والخامل؛ Zhao, 2021)، مميزات المواقع (Montag et al., 2019) وحتى تفاعل تلك السمات مع بعضها البعض. فما يظهر من خلال الشكّلين الأول والثاني حول علاقة سمّي الانفتاح العقلي ومستوى النشاط (من سمة الانبساطية) بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي، يوحي بوجود نوع من التفاعل أين يعتمد فيه أداء السميتين على أداء سمات أخرى في النموذج. ما من شأنه أن يُزوّد الباحثين والمختصين بأدلة -ربما تكون أقوى- عن طبيعة العلاقة بين هذه المتغيرات أفضل مما نعرفه عنها وهي منفردة.

4- خاتمة

توصلنا من خلال هذه الدراسة إلى أن السمات الكبرى أكثر قدرة على التنبؤ بإدمان مواقع التواصل الاجتماعي مقارنة بالسمات الفرعية التي تنتمي لها، وذلك ضمن حدود العينة الحالية والأدوات المستخدمة. وعلى الرغم من أن الفارق في التباين المُفسّر بين النموذجين ليس كبيراً، إلا أنه يعكس مدى ثبات ودقة السمات الكبرى كمؤشرات عامة في هذا السياق. ومع ذلك، لا يُمكن إغفال أهمية السمات الفرعية كأبعاد أكثر تفصيلاً، قد تُظهر مساهمات إضافية في نماذج أكثر تعقيداً. لذلك، نوصي بالتحقق من هدف الدراسة الحالية على عينات أوسع وأكثر تمثيلاً للمجتمع الأصلي مما انطلقنا منه. فقد يكون حجم العينة الحالية غير كاف لإظهار تلك التفاصيل الدقيقة التي تقيسها السمات الفرعية. إضافة إلى توسيع دائرة المتغيرات المدروسة لتشمل عوامل بيئية، اجتماعية وأخرى مرتبطة بتجربة المراهقين في استخدام مواقع التواصل الاجتماعي، مع أخذ التفاعلات الممكنة بين سمات الشخصية بعين الاعتبار.

5- المراجع:

بن جديدي، سعاد. (2016). *علاقة مستوى النرجسية بالإدمان على شبكة التواصل الاجتماعي "الفيس بوك" لدى المراهق/الجزائري*، أطروحة دكتوراه، جامعة محمد خيضر، الجزائر.

جوده، هيثم مؤيد. (2019). *التحليل النقدي للأطر المعرفية والنظرية والمنهجية لبحوث إدمان مواقع التواصل الاجتماعي في الدراسات العربية والغربية خلال العقد الثاني من القرن الحادي والعشرين*. *المجلة المصرية لبحوث الإعلام*.

<https://doi.org/10.21608/ejsc.2019.86874>. 167-71، (68)2019

زغماتي، إيمان وعلي تودرت، نسيم. (قيد النشر) *الكفاءة السيكمومترية للإصدار الثاني من قائمة الخمسة الكبار لدى عينة من المراهقين الجزائريين*.

صالح، سعيدة. (2012). *سمات الشخصية في منظور العوامل الخمسة الكبرى للشخصية*. *الباحث*. 4 (1)، 41-32.

<https://asjp.cerist.dz/en/article/15865>

Akbari, M., Seydavi, M., Jamshidi, S., Marino, C., & Spada, M. M. (2023). The Big-five personality traits and their link to problematic and compensatory Facebook use: A systematic review and meta-analysis. *Addictive behaviors*, 139, 107603. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2022.107603>

Al-Ansari, B. M. and Alali, T. B. (2020) " الخصائص السيكمومترية للصورة العربية للإصدار الثاني من قائمة " BAU Journal - Society, Culture and Human Behavior, 1(2), Article 2. <https://doi.org/10.54729/2789-8296.1023>

American Psychological Association (2023). Health Advisory on Social Media Use in Adolescence. <https://www.apa.org/topics/social-media-internet/health-advisory-adolescent-social-media-use.pdf>

- Amirthalingam, J., & Khera, A. (2024). Understanding Social Media Addiction: A Deep Dive. *Cureus*, 16(10), e72499. <https://doi.org/10.7759/cureus.72499>
- Andreassen, C. S., Billieux, J., Griffiths, M. D., Kuss, D. J., Demetrovics, Z., Mazzoni, E., & Pallesen, S. (2016). The Relationship Between Addictive Use of Social Media and Video Games and Symptoms of Psychiatric Disorders: A Large-Scale Cross-Sectional Study. *Psychology of Addictive Behaviors*, 30(2), 252-262. <http://dx.doi.org/10.1037/adb0000160>
- Andreassen, C. S., Griffiths, M. D., Gjertsen, S. R., Krossbakken, E., Kvam, S., & Pallesen, S. (2013). The relationships between behavioral addictions and the five-factor model of personality. *Journal of behavioral addictions*, 2(2), 90–99. <https://doi.org/10.1556/JBA.2.2013.003>
- Andreassen, C. S., Torsheim, T., Brunborg, G. S., & Pallesen, S. (2012). Development of a Facebook Addiction Scale. *Psychological Reports*, 110, 501–517. <http://dx.doi.org/10.2466/02.09.18.PR0.110.2.501-517>
- Bleidorn, W., Hill, P. L., Back, M. D., Denissen, J. J. A., Hennecke, M., Hopwood, C. J., Jokela, M., Kandler, C., Lucas, R. E., Luhmann, M., Orth, U., Wagner, J., Wrzus, C., Zimmermann, J., & Roberts, B. (2019). The policy relevance of personality traits. *The American psychologist*, 74(9), 1056–1067. <https://doi.org/10.1037/amp0000503>
- Cheng, C., Yan-ching, L., Chan, L., & Luk, W. J. (2021). Prevalence of social media addiction across 32 nations: Meta-analysis with subgroup analysis of classification schemes and cultural values. *Addictive Behaviors*, 117, 1-8. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2021.106845>
- Comtois, D. (2025). summarytools: Tools to Quickly and Neatly Summarize Data. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.summarytools>
- Costa, P. T, & McCrae, R. R. (1992). Normal Personality Assessment in Clinical Practice: The NEO Personality Inventory. *Psychological Assessment*, 4(1), 5-13. <http://doi.org/10.1037/1040-3590.4.1.5>
- Cunningham, S. J. (1995). Machine learning and statistics: a matter of perspective. (Working paper 95/11). Hamilton, New Zealand: University of Waikato, Department of Computer Science. https://www.researchgate.net/publication/2791124_Machine_Learning_and_Statistics_A_matter_of_perspective
- Danner, D., Lechner, C. M., Soto, C. J., & John, O. P. (2020). Modelling the incremental value of personality facets: the domains-incremental facets-acquiescence bifactor showmodel. *European Journal of Personality*, 35(1), 67-84. <https://doi.org/10.1002/per.2268>
-

- Firke, S. (2024). janitor: Simple Tools for Examining and Cleaning Dirty Data. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.janitor>
- Goldberg, L. R. (1990). An alternative "description of personality": The Big-Five factor structure. *Journal of Personality and Social Psychology*, 59(6), 1216–1229. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.59.6.1216>
- Griffiths, M. D. (2005). A 'componets' model of addiction within a biopsychosocial framework. *Journal of Substance Use*, 10, 191–197. <http://dx.doi.org/10.1080/14659890500114359>
- Griffiths, M. D., Kuss, D. J., & Demetrovics, Z. (2014). Social networking addiction: An overview of preliminary findings. In K. P. Rosenberg & L. C. Feder (Eds.), *Behavioral addictions: Criteria, evidence, and treatment* (pp. 119 –141). London, England: Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-407724-9.00006-9>
- Huang, C. (2022). Social media addiction and personality: A meta-analysis. *Asian Journal of Social Psychology*, 25(4), 747–761. <https://doi.org/10.1111/ajsp.12531>
- Kajonius, P. J., & Johnson, J. A. (2019). Assessing the Structure of the Five Factor Model of Personality (IPIP-NEO-120) in the Public Domain. *Europe's journal of psychology*, 15(2), 260–275. <https://doi.org/10.5964/ejop.v15i2.1671>
- Kayanan, M., & Wijekoon, P. (2019). Performance of LASSO and Elastic net estimators in Misspecified Linear Regression Model. *Ceylon Journal of Science*, 48(3), 239-299. <https://doi.org/10.4038/cjs.v48i3.7654>
- Kuhn, M., (2024). caret: Classification and Regression Training. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.caret>
- Lui, Y. (2023). SHAPforxgboost: SHAP Plots for 'XGBoost'. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.SHAPforxgboost>
- McCrae, R. R. (2010). The Place of the FFM in Personality Psychology. *Psychological Inquiry*, 21(1), 57–64. <https://doi.org/10.1080/10478401003648773>
- McCrae, R. R., & John, O. P. (1992). An introduction to the five-factor model and its applications. *Journal of Personality*, 60(2), 175–215. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6494.1992.tb00970.x>
- Meynadier, J., Malouff, J.M., Schutte, N.S. & Loi, N. M, (2024). Meta-analysis of associations between five-factor personality traits and problematic social media use. *Curr Psychol* 43, 23016–23035 <https://doi.org/10.1007/s12144-024-06052-y>
- Möttus, R., Condon, D., Back, M., Baumert, A., Costantini, G., Epskamp, S., Greiff, S., Johnson, W., Murray, A., Revelle, W., Wright, A., Yarkoni, T., Ziegler, M., & Zimmermann, J. (2020). Descriptive, predictive and explanatory personality research:

- Different goals, different approaches, but a shared need to move beyond the Big Few traits. *European Journal of Personality*. 1-31. <https://doi.org/10.31234/osf.io/hvk5p>
- Möttus, R., Sinick, J., Terracciano, A., Hřebíčková, M., Kandler, C., Ando, J., Mortensen, E. L., Colodro-Conde, L., & Jang, K. L. (2019). Personality characteristics below facets: A replication and meta-analysis of cross-rater agreement, rank-order stability, heritability, and utility of personality nuances. *Journal of personality and social psychology*, 117(4), e35–e50. <https://doi.org/10.1037/pspp0000202>
- Nath, A., Choudhari, S. G., Dakhode, S. U., Rannaware, A., & Gaidha, A. M. (2022). Substance Abuse Amongst Adolescents: An Issue of Public Health Significance. *Cureus*, 14(11), 1-8. <https://doi.org/10.7759/cureus.31193>
- Nielsen, M.D. & Kajonius, P. (2024). Beyond the Big Five factors: using facets and nuances for enhanced prediction in life outcomes. *Curr Psychol* 43, 18621–18630. <https://doi.org/10.1007/s12144-024-05662-w>
- Nwufo, I. J., & Ike, O. O. (2024). Personality Traits and Internet Addiction among Adolescent Students: The Moderating Role of Family Functioning. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 21(5), 520. <https://doi.org/10.3390/ijerph21050520>
- Osorio, J., Figueroa, M., & Wong, L. (2024). Predicting Smartphone Addiction in Teenagers: An Integrative Model Incorporating Machine Learning and Big Five Personality Traits. *Journal of Computer Science*. 20(2). 180-190. <https://doi.org/10.3844/jcssp.2024.181.190>
- Pew Research Center. (December, 2024). Teens, Social Media and Technology. https://www.pewresearch.org/wp-content/uploads/sites/20/2024/12/PI_2024.12.12_Teens-Social-Media-Tech_REPORT.pdf
- Qui, J. (2024). An Analysis of Model Evaluation with Cross-Validation: Techniques, Applications, and Recent Advances. *Proceedings of Finance in the Age of Environmental Risks and Sustainability*. 69-72. <https://doi.org/10.54254/2754-1169/99/2024OX0213>
- Sindermann, C., Möttus, R., Rozgonjuk, D., & Montag, C. (2021). Predicting Current Voting Intentions by Big Five Personality Domains, Facets, and Nuances – A Random Forest Analysis Approach in a German Sample. *Personality Science*, 2, Article e6017, 1-22. <https://doi.org/10.5964/ps.6017>
- Soto, C. J., & John, O. P. (2017). The next Big Five Inventory (BFI-2): Developing and assessing a hierarchical model with 15 facets to enhance bandwidth, fidelity, and

- predictive power. *Journal of personality and social psychology*, 113(1), 117–143. <https://doi.org/10.1037/pspp0000096>
- Stewart, R. D., Mottus, R., Seeboth, A., Soto, C. J. & Johnson, W. (2021). The finer details? The predictability of life outcomes from Big Five domains, facets, and nuances. *Journal of Personality*, 90(1). <https://doi.org/10.1111/jopy.12660>
- Thimm, J.C. (2024). Predicting psychological need satisfaction and frustration from early maladaptive schemas and DSM-5 and ICD-11 personality traits. *Curr Psychol* 43, 21083–21095. <https://doi.org/10.1007/s12144-024-05889-7>
- Wickham, H., Romain, F., Lionel, H., Muller, K., Vaughan, D (2023). Dplyr : A Grammar of Data Manipulation. Posit Software, PBC. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.dplyr>
- Wickham, H., Winston, C., Lionel, H., Pederse, T. L., Takahashi, K., Wilke, C., Woo, K., Yutani, H., Bunnington, D. & Brand. (2024). Ggplot2: create Elegant Data Visualisations Using the Grammar of Graphics. Posit, PBC. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.ggplot2>
- Xu X., Han, W., & Liu Q. (2023) Peer pressure and adolescent mobile social media addiction: Moderation analysis of self-esteem and self-concept clarity. *Front Public Health*. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1115661>
- Zhao L. (2019). The impact of social media use types and social media addiction on subjective well-being of college students: A comparative analysis of addicted and non-addicted students. *Computers in Human Behavior Reports*, 4. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2021.100122>

الملاحق: مخرجات المعالجة الإحصائية لبيانات الدراسة باستخدام برنامج R

تحميل الحزم

```
library(caret)
library(psych)
library(SHAPforxgboost)
library(ggplot2)
library(dplyr)
library(summaryTools)
library(janitor)
```

تحميل البيانات

```
teens <- read.csv("teens.csv")
dim(teens)
## [1] 343 92
```

خصائص العينة

```
teens <- teens %>%
  mutate(
    Gender = factor(ndr, levels = c(1, 2), labels = c("Female", "Male")),
    Age = factor(age, levels = c(1, 2, 3), labels = c("11-13", "14-16", "17-19")),
    EdLVL = factor(ed, levels = c(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7),
      labels = c("1st year secondary", "2nd year secondary", "3rd year secondary", "4th year secondary",
        "1st year high", "2nd year high", "3rd year high")),
    Platforms=rowSums(teens[, c("uses_Instagram", "uses_Discord", "uses_TikTok", "uses_YouTube",
      "uses_Facebook", "uses_Pinterest", "uses_Snapchat", "uses_Reddit",
      "uses_Telegram", "uses_Twitter"))])
```

```
dfSummary(teens %>% select(Age, Gender, EdLVL, Platforms),
  varnumbers = FALSE,
  valid.col = FALSE,
  style = "grid",
  graph.magnif = 0.75)
```

Data Frame Summary

teens

Dimensions: 343 x 4

Duplicates: 335

##

##	Variable	Stats / Values	Freqs (% of Valid)	Graph	Missing
##	Age	1. 11-13	44 (12.8%)	II	0
##	[factor]	2. 14-16	187 (54.5%)	IIIIIIIIII	(0.0%)
##		3. 17-19	112 (32.7%)	IIIIII	
##	Gender	1. Female	190 (55.4%)	IIIIIIIIII	0
##	[factor]	2. Male	153 (44.6%)	IIIIIIII	(0.0%)
##	EdLVL	1. 1st year secondary	10 (2.9%)		0
##	[factor]	2. 2nd year secondary	16 (4.7%)		(0.0%)
##		3. 3rd year secondary	31 (9.0%)	I	
##		4. 4th year secondary	25 (7.3%)	I	
##		5. 1st year high	82 (23.9%)	IIII	
##		6. 2nd year high	123 (35.9%)	IIIIIIII	
##		7. 3rd year high	56 (16.3%)	IIII	

##	Platforms	Mean (sd) : 4.7 (1.2)	1 : 2 (0.6%)		0
##	[numeric]	min < med < max:	2 : 11 (3.2%)		(0.0%)
##		1 < 5 < 8	3 : 39 (11.4%)	II	
##		IQR (CV) : 2 (0.3)	4 : 104 (30.3%)	IIIIII	
##			5 : 94 (27.4%)	IIIII	
##			6 : 77 (22.4%)	IIII	
##			7 : 14 (4.1%)		
##			8 : 2 (0.6%)		
##	-----				

التحقق من الاتساق الداخلي لمقياس إدمان مواقع التواصل الاجتماعي

```
BSMASt <- omega(teens[, c("SMA1", "SMA5", "SMA7", "SMA11", "SMA13", "SMA16")], plot = F)
BSMASt$omega.tot
```

```
[1] 0.7896962
```

عكس ترميز البنود السالبة من قائمة الخمسة الكبار للشخصية

```
reverse_items <- c("item16", "item31", "item36", "item51", "item11", "item26",
  "item17", "item47", "item22", "item37", "item12", "item42",
  "item3", "item48", "item8", "item23", "item28", "item58",
  "item4", "item49", "item9", "item24", "item29", "item44",
  "item25", "item55", "item5", "item50", "item30", "item45")
teens <- teens %>%
  mutate_at(vars(all_of(reverse_items)), ~ case_when(
    . == 1 ~ 5,
    . == 2 ~ 4,
    . == 3 ~ 3,
    . == 4 ~ 2,
    . == 5 ~ 1))
```

حساب درجات المشاركين في السمات الكبرى، السمات الفرعية ومتغير إدمان مواقع التواصل الاجتماعي

درجات السمات الكبرى

```
domains <- list(
  Extraversion = c("item1", "item6", "item11", "item16", "item21", "item26", "item31", "item36", "item41",
    "item46", "item51", "item56"),
  Agreeableness = c("item2", "item32", "item17", "item47", "item7", "item52", "item22", "item37", "item27",
    "item57", "item12", "item42"),
  Conscientiousness = c("item18", "item33", "item3", "item48", "item38", "item53", "item8", "item23", "item13",
    "item43", "item28", "item58"),
  NegativeEmotionality = c("item19", "item34", "item4", "item49", "item39", "item54", "item9", "item24",
    "item14", "item59", "item29", "item44"),
  OpenMindedness = c("item10", "item40", "item25", "item55", "item20", "item35", "item5", "item50",
    "item15", "item60", "item30", "item45"))

for (trait in names(domains)) {
  teens[[trait]] <- rowMeans(teens[, domains[[trait]]], na.rm = TRUE)}
```

درجات السمات الفرعية

```
facets <- list(
  sociability = c("item1", "item16", "item31", "item46"),
  assertiveness = c("item6", "item21", "item36", "item51"),
```

```
energy_level = c("item11", "item26", "item41", "item56"),
compassion= c("item2", "item17", "item32", "item47"),
respectfulness = c("item7", "item22", "item37", "item52"),
trust = c("item12", "item27", "item42", "item57"),
organization = c("item3", "item18", "item33", "item48"),
productiveness = c("item8", "item23", "item38", "item53"),
responsibility = c("item13", "item43", "item28", "item58"),
anxiety = c("item4", "item19", "item34", "item49"),
depression = c("item9", "item24", "item39", "item54"),
emotional_volatility = c("item14", "item29", "item44", "item59"),
intellectual_curiosity = c("item10", "item25", "item40", "item55"),
aesthetic_sensitivity = c("item5", "item20", "item35", "item50"),
creative_imagination = c("item15", "item30", "item45", "item60"))
```

```
for (trait in names(facets)) {
  teens[[trait]] <- rowMeans(teens[, facets[[trait]]], na.rm = TRUE)}
```

الدرجة الكلية على مقياس إدمان مواقع التواصل الاجتماعي

```
teens$SMAT <- rowSums(teens[, c("SMA1", "SMA5", "SMA7", "SMA11", "SMA13", "SMA16")], na.rm = TRUE)
```

إنشاء قاعدة بيانات جديدة تتضمن المتنبئات والمتغير المحك فقط

```
dataset <- teens[, 85:105]
```

تعريف المتغيرات المتنبئة والمتغير المحك

```
X_domain <- dataset[, 1:5]
X_facet <- dataset[, 6:20]
y <- dataset$SMAT
```

تقسيم قاعدة البيانات إلى جزء للتدريب وجزء للاختبار

```
set.seed(123)
trainIndex <- createDataPartition(y, p = 0.6, list = FALSE)
```

```
y_train <- y[trainIndex]
y_test <- y[-trainIndex]
```

```
domain_train <- X_domain[trainIndex, ]
domain_test <- X_domain[-trainIndex, ]
```

```
facet_train <- X_facet[trainIndex, ]
facet_test <- X_facet[-trainIndex, ]
```

تدريب نموذج السمات الكبرى

```
set.seed(123)
domainmodel <- train(x = domain_train,
  y = y_train,
  method = "xgbTree",
  trControl = trainControl(method = "repeatedcv",
    number = 3,
```

```

repeats = 2,
verboseIter = FALSE),
tuneLength = 10)

# تدريب نموذج السمات الفرعية

set.seed(123)
facetmodel <- train(x = facet_train,
y = y_train,
method = "xgbTree",
trControl = trainControl(method = "repeatedcv",
number = 3,
repeats = 2,
verboseIter = FALSE),
tuneLength = 10)

# اختبار النموذجين باستخدام بيانات الاختبار

domaintesting <- predict(domainmodel, domain_test)
facettesting <- predict(facetmodel, facet_test)

# استخراج بارامترات النموذج

rmse_domain_tuned <- sqrt(mean((y_test - domaintesting)^2))
r2_domain_tuned <- 1 - sum((y_test - domaintesting)^2) / sum((y_test - mean(y_test))^2)
rmse_facet_tuned <- sqrt(mean((y_test - facettesting)^2))
r2_facet_tuned <- 1 - sum((y_test - facettesting)^2) / sum((y_test - mean(y_test))^2)

# تقييم أداء النموذجين

tuned_results <- data.frame(
  Model = c("Domains", "Facets"),
  RMSE = c(rmse_domain_tuned, rmse_facet_tuned),
  R2 = c(r2_domain_tuned, r2_facet_tuned))
print(tuned_results)

##   Model   RMSE    R2
## 1 Domains 13.42796 0.08326721
## 2 Facets 13.68665 0.04760503

# الاطلاع على أكثر المتنبئات مساهمة في النموذجين
shap.plot.summary.wrap1(domainmodel$finalModel, as.matrix(domain_test))

```



```
shap.plot.summary.wrap1(facetmodel$finalModel, as.matrix(facet_test))
```

