

Séances simultanées
Qualité des soins et sécurité des patients

Machine learning et lésions de pression nosocomiales (MERLIN)

Sophie POUZOLS, MScSI
Coordinatrice Performance des soins
CHUV
Lausanne, Suisse

Unil
UNIL | Université de Lausanne
Faculté de biologie et de médecine
Institut universitaire de formation
et de recherche en soins



Équipe de recherche



Pouzols Sophie, infirmière clinicienne spécialisée (ICLS), coordinatrice Performance des soins, MSc en sciences infirmières, PhD(c) en sciences infirmières, Direction des soins, CHUV (Centre hospitalier universitaire vaudois), Lausanne, Suisse.

Courriel : sophie.pouzols@chuv.ch



Despraz Jérémie, senior data scientist, MSc en sciences computationnelles, Centre de la science des données biomédicales, CHUV (Centre hospitalier universitaire vaudois), Lausanne, Suisse.

Courriel : jeremie.despraz@chuv.ch



Mabire Cédric, maître d'enseignement et de recherche, Master recherche en sciences économiques, PhD en sciences infirmières, IUFRS (Institut universitaire de formation et de recherche en soins), CHUV (Centre hospitalier universitaire vaudois), Lausanne, Suisse.

Courriel : cedric.mabire@chuv.ch



Raisaro Jean-Louis, responsable data-science et recherche, MSc en informatique biomédicale, PhD en informatique et protection des données, Centre de la science des données biomédicales, CHUV (Centre hospitalier universitaire vaudois), Lausanne, Suisse.

Courriel : jean.raisaro@chuv.ch

Introduction

L'utilisation de l'intelligence artificielle pour la décision clinique...

Est-ce envisageable pour améliorer la qualité et la sécurité des soins ?

Contexte

Lésions de pression nosocomiales = défi pour les systèmes de santé

- ↗ durées de séjour
- ↗ coûts
- ↗ réadmissions
- ↗ mortalité
- ↗ complications

Lésions de pression nosocomiales = résultat sensible aux soins infirmiers

(D'Amour et al., 2014; Dreyfus et al., 2018; European Pressure Ulcer Advisory Panel (EPUAP) et al., 2019; Padula et al., 2019; Tchouaket et al., 2017; Wassel et al., 2020)

Contexte

Évaluation du risque = première étape de la prévention

- Utilisation d'outils d'évaluation
- Échelle de Braden
- Autres facteurs de risque à considérer

Évaluation du risque = raisonnement clinique

- Processus complexe
- Processus long
- Jugement clinique expert
- Tâche de routine sans compréhension totale de la signification réelle

(EPUAP et al., 2019; Bergstrom et al., 1987; Huang et al., 2021; Bail & Grealish, 2016; Chaboyer et al., 2017; Coleman et al., 2014; Moon et al., 2021; Tschanne & Anderson, 2020; Gaspar et al., 2021

Contexte

Apprentissage automatique (Machine Learning)

- Utilisation des données de routine
- Soutien pour l'évaluation clinique et la prévention
- Adaptation à chaque patient

Modèles prédictifs

- Identification des patients à risque
- Performances prédictives modérées à fortes

(Hu et al., 2020; Jiang et al., 2021; Jin et al., 2017; Nakagami et al., 2021; Park et al., 2019; Schultz et al., 2021)

Objectifs

- 1) Développer un modèle prédictif basé sur l'apprentissage automatique pour la détection précoce des patients à risque de lésions de pression nosocomiales
- 2) Comparer les performances du modèle prédictif et de l'échelle de Braden

Méthode

Analyse secondaire de données de routine issues des dossiers de soins informatisés

Population

- ≥ 18 ans
- Durée de séjour > 48 h
- Ø lésion de pression à l'admission
- Ø refus de participer à une recherche
- Médecine ou chirurgie
- 1.04.2019 et le 31.03.2020

Méthode

Lésion de pression nosocomiale = résultat principal

Caractéristiques du patient

Âge, Score de Braden, Niveau de dépendance, Continence, Paramètres vitaux, Laboratoires

Caractéristiques liées à la santé

Troubles de la mobilité, Troubles de l'alimentation, Troubles cutanés, Troubles cognitifs, Douleur

Interventions infirmières

Soins de mobilisation, Soins d'incontinence

Caractéristiques de l'hospitalisation

Spécialité de l'unité, Durée de séjour, Admission par les urgences, Passage aux soins intensifs

Méthode

Modèles prédictifs

Développement de 2 modèles : Random forest (RF) et Long-Short Term Memory (LSTM) neural network

Analyse de la performance des modèles

Sensibilité, spécificité, précision, AUROC pour les 2 modèles et comparaison avec le score de Braden

Analyse de sensibilité

Pour mesurer l'effet relatif des variables sur le risque de lésion de pression nosocomiale

Permet d'identifier les paramètres potentiellement modifiables pour retarder ou prévenir l'apparition d'une lésion de pression

Résultats

24 227 épisodes de soins

15 937 patients

47% en médecine, 56% en chirurgie

43% admis par les urgences

6% passage aux soins intensifs

Durée moyenne de séjour : 5,9j

Âge médian : 69 ans

Lésions de pression nosocomiales : 2,4%

Résultats – Performance et comparaison

Modèle	Sensibilité
LSTM	0.74
RF	0.73
Braden	0.88

Parmi les patients porteurs de lésions de pression, 74% étaient considérés à risque avec le modèle LSTM, 73% avec RF et **88%** avec le score de Braden
→ Le score de Braden identifie mieux les patients à risque

Résultats – Performance et comparaison

Modèle	Spécificité
LSTM	0.82
RF	0.72
Braden	0.61

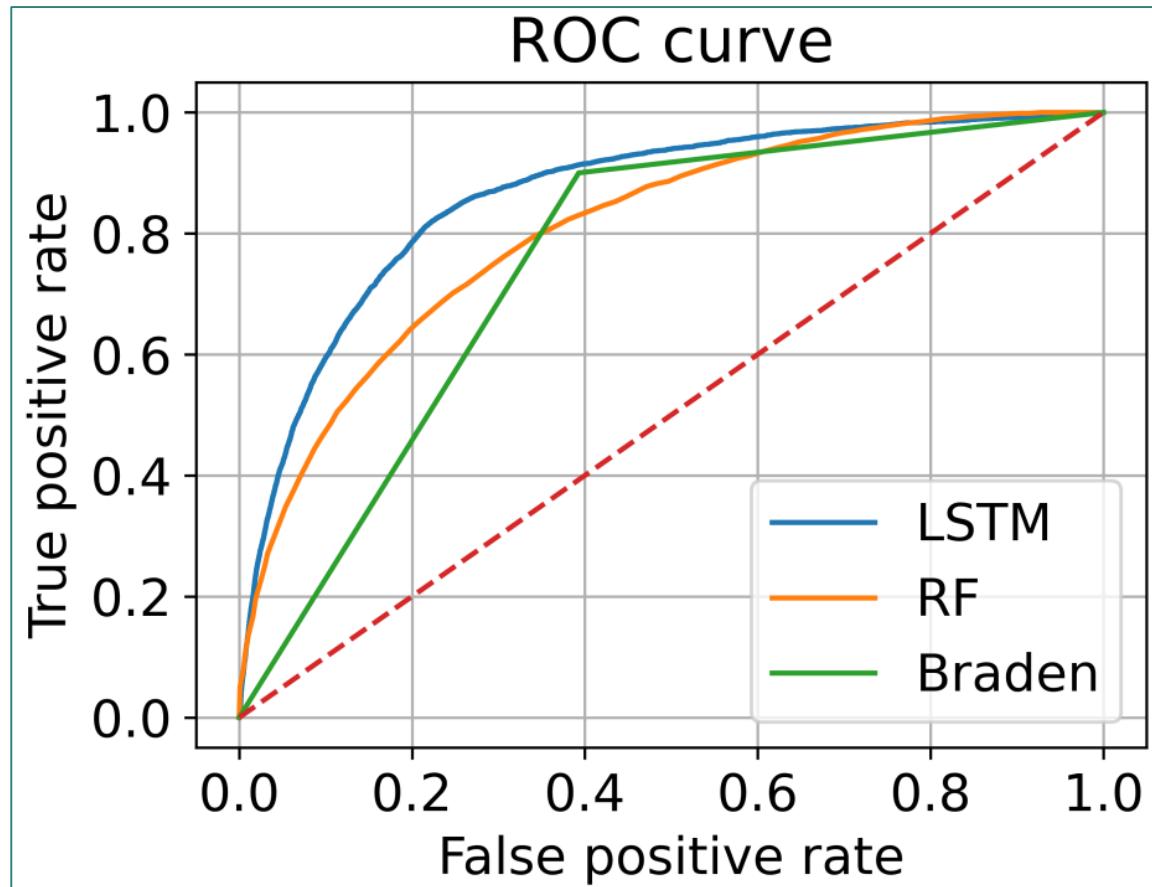
Parmi les patients non porteurs de lésions de pression, **82%** n'étaient pas à risque avec le modèle LSTM, 72% avec RF et 61% avec le score de Braden
→ Le modèle LSTM identifie mieux les patients non à risque

Résultats – Performance et comparaison

Modèle	Précision
LSTM	0.82
RF	0.72
Braden	0.61

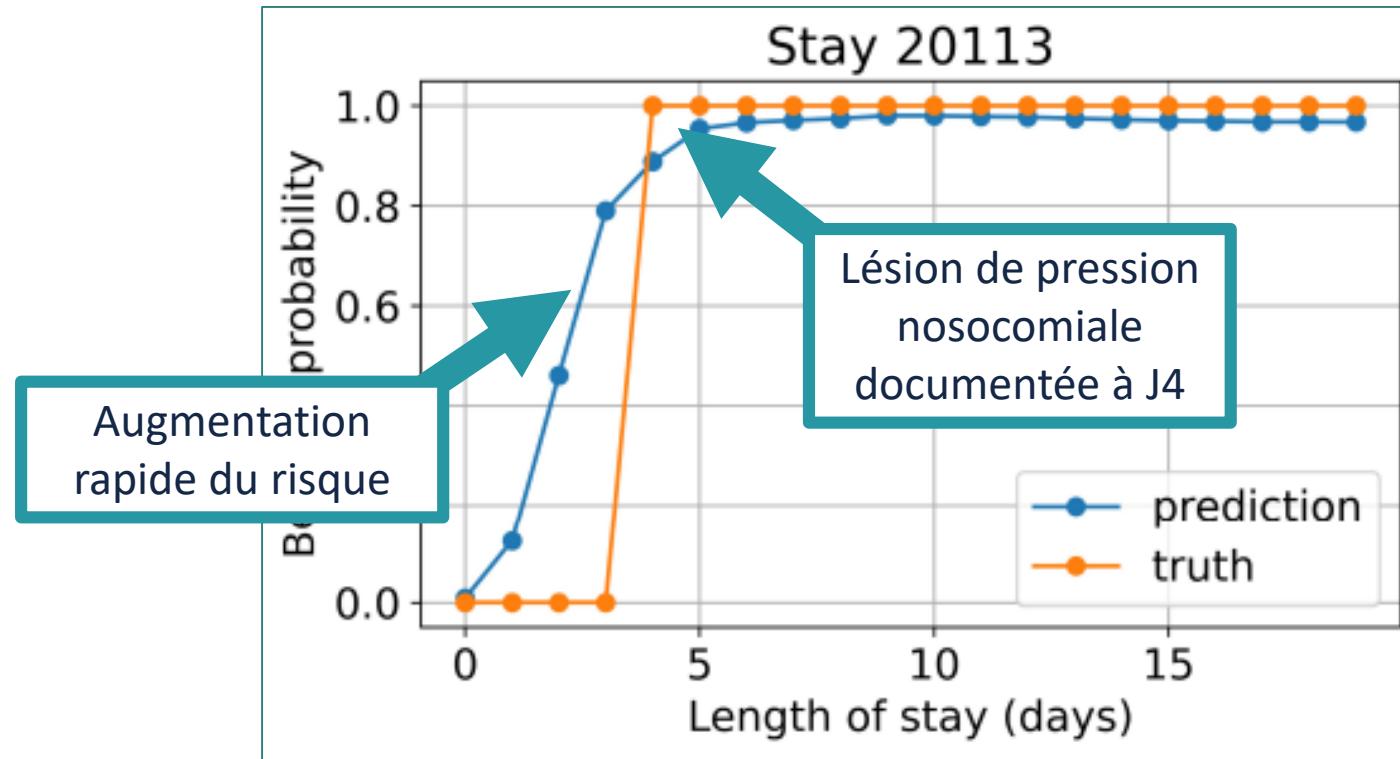
Avec le modèle LSTM, parmi le nombre total de prédictions, 82% sont correctes

Résultats – Performance et comparaison



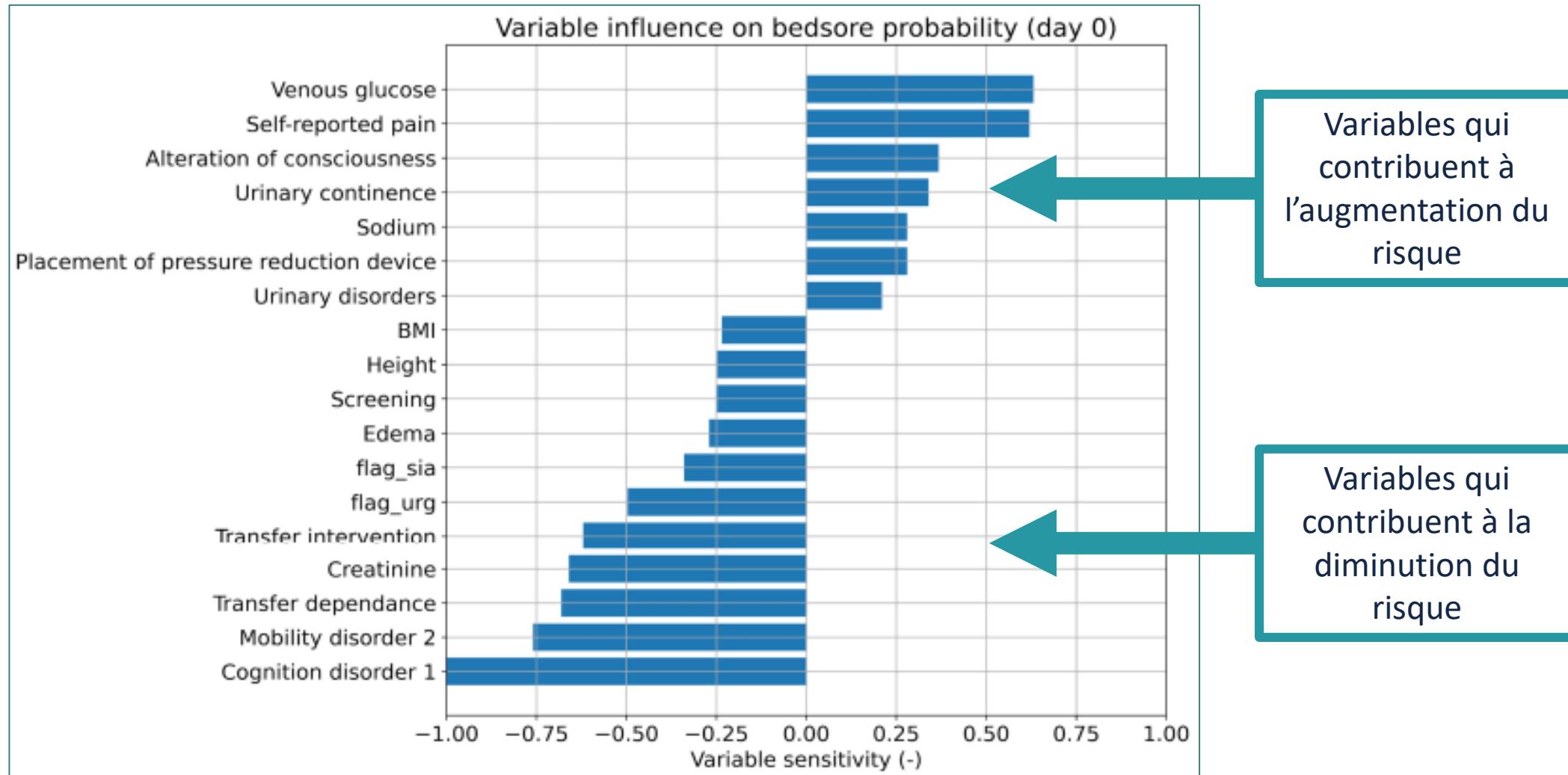
Le modèle LSTM présente une excellente performance

Résultats – Analyse de sensibilité



Prédiction du risque pour un épisode de soins

Résultats – Analyse de sensibilité



Discussion

Modèle prédictif plus performant que le score de Braden



- Adaptation des interventions pour chaque patient
- Utilisation des données de routine sans documentation supplémentaire
- Processus d'évaluation du risque moins complexe, moins long et représentatif du jugement clinique



- Dépend de la qualité de la documentation
- Dépend de la synergie «Data-scientist / Infirmier», importance de la sensibilisation à l'informatique infirmière

(Hu et al., 2020; Jiang et al., 2021; Jin et al., 2017)

Conclusion

L'utilisation de l'intelligence artificielle pour la décision clinique...

Merci pour votre attention



UNIL | Université de Lausanne

Faculté de biologie et de médecine
Institut universitaire de formation
et de recherche en soins



Centre de la
science
des données
biomédicales



Direction
des soins



Références

- Bail, K., & Grealish, L. (2016). 'Failure to Maintain' : A theoretical proposition for a new quality indicator of nurse care rationing for complex older people in hospital. *International Journal of Nursing Studies*, 63, 146-161. <https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2016.08.001>
- Bergstrom, N., Braden, B. J., Laguzza, A., & Holman, V. (1987). The Braden Scale for Predicting Pressure Sore Risk. *Nursing Research*, 36(4), 205-210.
- Chaboyer, W., Bucknall, T., Gillespie, B., Thalib, L., McInnes, E., Considine, J., Murray, E., Duffy, P., Tuck, M., & Harbeck, E. (2017). Adherence to evidence-based pressure injury prevention guidelines in routine clinical practice : A longitudinal study. *International Wound Journal*, 14(6), 1290-1298. <https://doi.org/10.1111/iwj.12798>
- Coleman, S., Nixon, J., Keen, J., Wilson, L., McGinnis, E., Dealey, C., Stubbs, N., Farrin, A., Dowding, D., Schols, J. M., Cuddigan, J., Berlowitz, D., Jude, E., Vowden, P., Schoonhoven, L., Bader, D. L., Gefen, A., Oomens, C. W., & Nelson, E. A. (2014). A new pressure ulcer conceptual framework. *Journal of Advanced Nursing*, 70(10), 2222-2234. <https://doi.org/10.1111/jan.12405>
- D'Amour, D., Dubois, C.-A., Tchouaket, E., Clarke, S., & Blais, R. (2014). The occurrence of adverse events potentially attributable to nursing care in medical units : Cross sectional record review. *International Journal of Nursing Studies*, 51(6), 882-891. <https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2013.10.017>
- Dreyfus, J., Gayle, J., Trueman, P., Delhougne, G., & Siddiqui, A. (2018). Assessment of Risk Factors Associated With Hospital-Acquired Pressure Injuries and Impact on Health Care Utilization and Cost Outcomes in US Hospitals. *American Journal of Medical Quality*, 33(4), 348-358. <https://doi.org/10.1177/1062860617746741>
- European Pressure Ulcer Advisory Panel (EPUAP), National Pressure Injury Advisory Panel (NPIAP), & Pan Pacific Pressure Injury Alliance (PPPIA). (2019). *Prevention and Treatment of Pressure Ulcers/Injuries : Clinical Practice Guideline*. Emily Haesler (Ed.) EPUAP/NPIAP/PPPIA.
- Gaspar, S., Botelho Guedes, F., Vitoriano Budri, A. M., Ferreira, C., & Gaspar de Matos, M. (2021). Hospital-acquired pressure ulcers prevention : What is needed for patient safety? The perceptions of nurse stakeholders. *Scandinavian Journal of Caring Sciences*, scs.12995. <https://doi.org/10.1111/scs.12995>
- Hu, Y.-H., Lee, Y.-L., Kang, M.-F., & Lee, P.-J. (2020). Constructing Inpatient Pressure Injury Prediction Models Using Machine Learning Techniques. *CIN: Computers, Informatics, Nursing*, 38(8), 415-423. <https://doi.org/10.1097/CIN.0000000000000604>
- Huang, C., Ma, Y., Wang, C., Jiang, M., Yuet Foon, L., Lv, L., & Han, L. (2021). Predictive validity of the braden scale for pressure injury risk assessment in adults : A systematic review and meta-analysis. *Nursing Open*, 8(5), 2194-2207. <https://doi.org/10.1002/nop2.792>

Références

- Jiang, M., Ma, Y., Guo, S., Jin, L., Lv, L., Han, L., & An, N. (2021). Using Machine Learning Technologies in Pressure Injury Management : Systematic Review. *JMIR Medical Informatics*, 9(3), e25704. <https://doi.org/10.2196/25704>
- Jin, Y., Jin, T., & Lee, S.-M. (2017). Automated Pressure Injury Risk Assessment System Incorporated Into an Electronic Health Record System. *Nursing Research*, 66(6), 462-472. <https://doi.org/10.1097/NNR.0000000000000245>
- Moon, Y., Han, S.-H., Kim, Y.-S., Shin, J., Uhm, K. E., Jeon, H. J., Choi, J., & Lee, J. (2021). Hospital adverse outcomes of the elderly in a tertiary referral hospital : A prospective cohort study of 9,586 admissions. *Archives of Gerontology and Geriatrics*, 92, 104253. <https://doi.org/10.1016/j.archger.2020.104253>
- Nakagami, G., Yokota, S., Kitamura, A., Takahashi, T., Morita, K., Noguchi, H., Ohe, K., & Sanada, H. (2021). Supervised machine learning-based prediction for in-hospital pressure injury development using electronic health records : A retrospective observational cohort study in a university hospital in Japan. *International Journal of Nursing Studies*, 119, 103932. <https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2021.103932>
- Padula, W. V., Pronovost, P. J., Makic, M. B. F., Wald, H. L., Moran, D., Mishra, M. K., & Meltzer, D. O. (2019). Value of hospital resources for effective pressure injury prevention : A cost-effectiveness analysis. *BMJ Quality & Safety*, 28(2), 132-141. <https://doi.org/10.1136/bmjqqs-2017-007505>
- Park, S. K., Park, H.-A., & Hwang, H. (2019). Development and Comparison of Predictive Models for Pressure Injuries in Surgical Patients : A Retrospective Case-Control Study. *Journal of Wound Ostomy & Continence Nursing*, 46(4), 291-297. <https://doi.org/10.1097/WON.0000000000000544>
- Peltonen, L.-M., Nibber, R., Lewis, A., Block, L., Pruinelli, L., Topaz, M., Perezmitre, E. L., & Ronquillo, C. (2019). Emerging Professionals' Observations of Opportunities and Challenges in Nursing Informatics. *Nursing Leadership (Toronto, Ont.)*, 32(2), 8-18. <https://doi.org/10.12927/cjnl.2019.25965>
- Schultz, M. A., Walden, R. L., Cato, K., Coviak, C. P., Cruz, C., D'Agostino, F., Douthit, B. J., Forbes, T., Gao, G., Lee, M. A., Lekan, D., Wieben, A., & Jeffery, A. D. (2021). Data Science Methods for Nursing-Relevant Patient Outcomes and Clinical Processes : The 2019 Literature Year in Review. *CIN: Computers, Informatics, Nursing*, 39(11), 654-667. <https://doi.org/10.1097/CIN.0000000000000705>
- Shang, Z. (2021). A Concept Analysis on the Use of Artificial Intelligence in Nursing. *Cureus*, 13(5), e14857. <https://doi.org/10.7759/cureus.14857>

Références

- Tchouaket, E., Dubois, C.-A., & D'Amour, D. (2017). The economic burden of nurse-sensitive adverse events in 22 medical-surgical units : Retrospective and matching analysis. *Journal of Advanced Nursing*, 73(7), 1696-1711. <https://doi.org/10.1111/jan.13260>
- Ting, J., Garnett, A., & Donelle, L. (2021). Nursing education and training on electronic health record systems : An integrative review. *Nurse Education in Practice*, 55, 103168. <https://doi.org/10.1016/j.nepr.2021.103168>
- Tschannen, D., & Anderson, C. (2020). The pressure injury predictive model : A framework for hospital-acquired pressure injuries. *Journal of Clinical Nursing*, 29(7-8), 1398-1421. <https://doi.org/10.1111/jocn.15171>
- Wassel, C. L., Delhougne, G., Gayle, J. A., Dreyfus, J., & Larson, B. (2020). Risk of readmissions, mortality, and hospital-acquired conditions across hospital-acquired pressure injury (HAPI) stages in a US National Hospital Discharge database. *International Wound Journal*, 17(6), 1924-1934. <https://doi.org/10.1111/iwj.13482>