

# ANALISI DEI METODI DI CLASSIFICAZIONE PER LA DIAGNOSI DI LOMBALGIA

Laura Cavenati, Sofia Davoli

Contatti: l.cavenati1@campus.unimib.it, s.davoli1@campus.unimib.it

## ABSTRACT

La cura e la prevenzione della lombalgia rimane una sfida per le cure primarie a livello internazionale in quanto è considerata la seconda malattia più diffusa a livello mondiale. Tramite alcuni indicatori è possibile individuare anomalie nella colonna vertebrale, principale fattore nel causare lombalgia. Lo scopo di questo studio è quello di creare un modello di classificazione per identificare la presenza di anomalie nella zona lombare e sacrale della colonna vertebrale. Tramite modelli euristici, probabilistici, di separazione e di regressione e attraverso diversi metodi di selezione ed estrazione delle variabili è stato possibile giungere ad una classificazione con precisione dell'88%. Inoltre si è ottenuto un set di 3 variabili in grado di classificare la presenza di anomalie con sufficiente precisione. Negli studi confrontati non si era mai giunti ad un livello così basso di variabili.

## INDICE

INTRODUZIONE.....	1
METODI.....	2
Dataset e variabili	
Preprocessing	
Modelli di classificazione	
Selezione ed estrazione della variabili	
Metodi Ensemble	
Metriche della performance	
RISULTATI.....	4
DISCUSSIONE E CONCLUSIONI.....	6
Limiti dello studio	
APPENDICI.....	7
BIBLIOGRAFIA.....	9

## INTRODUZIONE

La cura e la prevenzione della lombalgia (più comunemente nota come mal di schiena) rimane una sfida per le cure primarie a livello internazionale. Infatti la lombalgia (LBP) è considerata la seconda malattia più diffusa a livello mondiale, l'80% delle persone ne soffre in un certo periodo della propria vita e il 30% la presenta in forma cronica<sup>1-4</sup>. Questa patologia ha un effetto negativo sia sulla condizione fisica che sulla condizione emotiva di chi ne soffre<sup>5</sup> ed è la principale causa di disabilità in tutto il mondo<sup>1,3,4</sup>.

La colonna vertebrale è la struttura di supporto centrale del corpo umano. Svolge le funzioni di supporto e asse di movimento del corpo

umano, protettore del midollo osseo e delle rispettive funzioni<sup>3</sup>. È composta da 33 vertebre di cui 7 cervicali, 12 toraciche e 5 lombari, 5 sacrali e 4 coccigee<sup>6</sup>. Le vertebre lombari sono uno dei segmenti della colonna vertebrale che più aiutano a sostenere la maggior parte del peso corporeo. Per una maggiore comprensione si veda Figura 1.

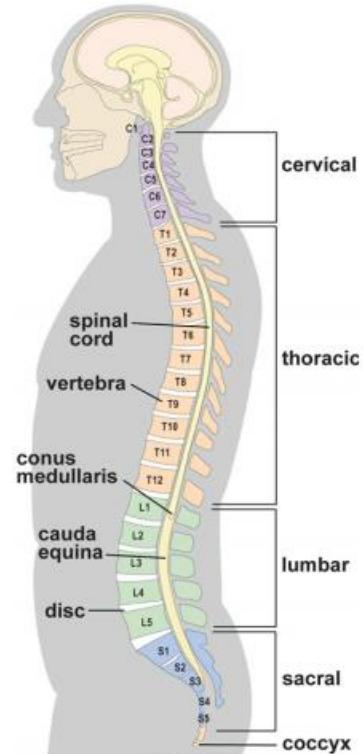


Figura 1 Composizione della colonna vertebrale

L'assunzione di posture anomali e la caricatura di stress eccessivo sulla colonna sono tra i fattori principali che causano dolori in diversi segmenti della colonna vertebrale e sul lungo periodo risultano potenzialmente dannose<sup>4,7-9</sup>. Esistono diversi indicatori per individuare con una diagnosi precoce una scorretta postura quali l'inclinazione pelvica, l'incidenza pelvica e la pendenza sacrale<sup>10</sup>.

Lo scopo di questo studio è quello di creare un modello di classificazione per identificare la presenza di anomalie nella zona lombare e sacrale della colonna vertebrale usando il dataset Kaggle "Lower Back Pain Symptoms"<sup>11</sup> e quindi prevenire le disabilità collegate a questa patologia.

Alcuni articoli di ricerca si concentrano su diversi metodi per la classificazione di spine normali e spine anormali prendendo in considerazione o tutto il set di variabili disponibili oppure un numero ristretto<sup>10,12-14</sup>. Il nostro studio si concentra sulla ricerca di un modello che abbia dei risultati in linea con quelli degli altri autori, cercando di utilizzare un numero ancor più ristretto di variabili. Il presente articolo è così organizzato: nella sezione metodi è stato introdotto il dataset e la fase di preprocessing dei dati, sono stati presentati i modelli utilizzati e le misure di performance impiegate; infine sono state riportati i risultati ottenuti e le conclusioni.

## METODI

L'indagine si concentra sullo sviluppo di modelli per identificare la presenza di anomalie nella zona lombare e sacrale della colonna vertebrale. Il dataset utilizzato per la ricerca è disponibile sulla piattaforma kaggle<sup>11</sup>. Il software utilizzato per la gestione e l'analisi dei dati è KNIME Analytic Platform 3.5.3.

### Dataset e variabili

Il dataset è composto da 12 variabili numeriche e una dicotomica (normal/abnormal) che rappresenta la variabile target. Sono presenti 310 osservazioni. La variabile target presenta 210 osservazioni per la modalità abnormal e 100 per la modalità normal (non è quindi

significativamente sbilanciata nelle sue modalità). Le variabili numeriche prese in considerazione sono le seguenti:

1. Pelvic\_incidence (PI): parametro ottenuto come somma degli angoli pelvic tilt e sacral slope<sup>15</sup>.
2. Pelvic\_tilt (PT): orientamento del bacino rispetto alle ossa delle cosce e al resto del corpo (inclinazione nella norma tra 3° e 18°)<sup>15</sup>.
3. Lumbar\_lordosis\_angle: curvatura della parte lombare della spina (inclinazione nella norma tra 20° e 45°)<sup>16</sup>.
4. Sacral\_slope (SS): angolo tra la linea tangente alla piastra terminale superiore di S1 e il piano orizzontale (inclinazione nella norma tra 32° e 49°)<sup>15</sup>.
5. Pelvic\_radius : angolo misurato tra la linea PR e il piano orizzontale<sup>17</sup>.
6. Degree\_spondylolisthesis : angolo misurato tra un corpo vertebrale che è scivolato in avanti e il corpo sottostante<sup>18</sup>.
7. Pelvic\_slope: inclinazione pelvica<sup>17</sup>.
8. Direct\_tilt.
9. Thoracic\_slope: curvatura della spina nella regione toracica<sup>6</sup>.
10. Cervical\_tilt: angolo formato dall'intersezione dell'asse verticale e l'asse longitudinale della spina cervicale (inclinazione nella norma tra 12° e 26°)<sup>19</sup>.
11. Sacrum\_angle : angolo che l'osso sacro forma con la vertebra lombare<sup>20</sup>.

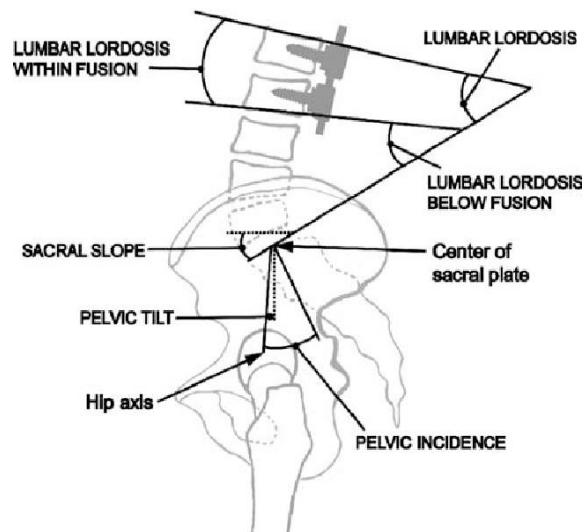


Figura 2: Variabili misurate nella parte sacrale e lombare

12. Scoliosis\_slope: inclinazione della colonna vertebrale rispetto all'asse verticale<sup>21</sup>.

Per una maggiore comprensione in Figura 2 sono rappresentate alcune delle variabili descritte.

### Preprocessing

Correlazione tra variabili: Si studia la correlazione tra le variabili per valutare eventuali problemi di multicollinearità (Figura 3). La variabile pelvic incidence che è definita come somma tra le variabili sacral slope e pelvic tilt viene rimossa poichè altamente correlata (corr=0.815 tra pelvic incidence e sacral slope, corr=0.629 tra pelvic incidence e pelvic tilt)

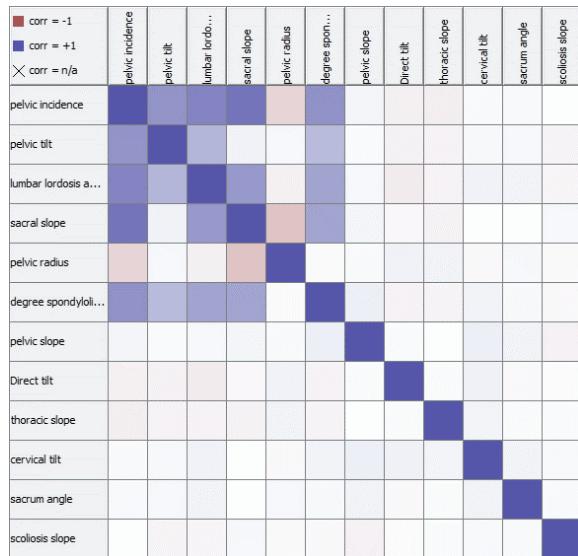


Figura 3: Matrice di correlazione delle variabili

Valori mancanti: Non sono presenti valori mancanti.

Normalizzazione: Si effettua la normalizzazione Max\Min di tutte le variabili numeriche per rendere possibile il confronto.  
Outliers: Vengono rimossi dal dataset 7 outlier utilizzando il nodo “Outliers Removal” di Knime. Questa scelta è stata fatta poichè si desidera ottenere una classificazione dell'LBP su dati non distorti affinché il modello sia valido come indicatore generico.

### Modelli di classificazione

Il dataset è stato suddiviso in train set e test set (rispettivamente 70% e 30%) tramite

partizionamento stratificato sulla variabile target. Sono state implementate diverse tecniche di classificazione, attraverso dei classificatori Weka, con lo scopo di individuare la più adatta, sulla base dei dati disponibili:

- Modelli euristici: albero di decisione **J48** e **Random Forest**
- Modelli di regressione: **Regessione logistica**
- Modelli di separazione: **Sequential Minimal Optimization** con kernel polinomiale
- Modelli probabilistici: **Bayes Net**

I cinque modelli sono stati implementati inizialmente sul dataset completo di tutte le variabili, successivamente su dataset ottenuti tramite feature selection univariata e multivariata e feature extraction (PCA).

I modelli sono stati implementati anche su due metodi Ensemble (AdaBoost e Bagging) sul set di 6 variabili selezionate dal metodo univariato.

Sui 6 modelli migliori infine è stata applicata la cross-validation con 5 ripetizioni per controllare che non ci fosse overfitting.

### Selezione ed estrazione delle variabili

Come già detto, sono stati applicati due differenti metodi di feature selection: univariato e multivariato con l'obiettivo di selezionare le variabili più performanti e ridurre il numero di attributi in input, migliorando così l'interpretabilità dei dati. Il metodo univariato effettua una valutazione dei singoli attributi prima di sottoporli al classificatore, trattando ogni caratteristica singolarmente e indipendentemente dallo spazio delle caratteristiche.

Il metodo multivariato effettua anch'esso una valutazione dei singoli attributi prima di sottoporli al classificatore ma vengono selezionate le variabili considerando le correlazioni tra di esse.

Infine, come metodo per la feature extraction, si è effettuata una PCA nonostante la consapevolezza della perdita di significato delle variabili.

## Metodi ensamble

Questi algoritmi permettono di migliorare le prestazioni dei modelli originali: AdaBboost ottimizza a favore delle istanze classificate in modo errato dai classificatori precedenti, Bagging addestra più modelli dello stesso tipo su diversi dataset, ciascuno ottenuto dal dataset iniziale tramite campionamento casuale con rimpiazzo. In particolare si sono utilizzati il nodo AdaBoostM1 e il nodo Bagging disponibili nella libreria Weka di Knime.

## Metriche della performance

Trattando come classe target una variabile binaria, si è deciso di identificare come “Classe Positiva” modalità abnormal che costituisce la classe più numerosa, mentre la classe normal come “Classe Negativa”.

Sono state utilizzate più misure di performance in quanto una stima puntuale dell’Accuracy da sola non è sufficiente per identificare un buon classificatore. Si preferisce infatti classificare il più correttamente possibile gli individui che presentano una colonna vertebrale anormale in quanto una errata classificazione di un paziente anormale può portare a gravi problemi<sup>10</sup>. In particolare, si è scelto di calcolare:

- **Accuracy:** percentuale di individui correttamente classificati. In generale, i modelli con Accuracy più alta sono valutati come migliori.
- **Sensitivity:** porzione di individui correttamente classificati come abnormal rispetto al numero totale di

individui. Un valore alto di Sensitivity indica che pochi individui con colonna vertebrale abnormal sono stati classificati in modo errato.

- **F-measure:** media armonica tra Precision e Sensitivity. Un valore elevato garantisce che sia Sensitivity sia Precision siano indicativamente alte.
- **FNR:** porzione di individui erroneamente classificati come normal rispetto a tutti quelli che presentano anomalie.
- **AUC:** area sotto la curva ROC. Mostra il compromesso tra TPR (percentuale del numero totale di veri positivi) e FPR (percentuale di falsi positivi).

## RISULTATI

In questa sezione sono presentate le analisi e i risultati ottenuti.

I valori riportati nell’Appendice 1 presentano le performance di tutti i modelli considerati, in TAB1 sono riportati i valori relativi ai modelli considerati come migliori. Un modello è stato considerato migliore di un altro confrontando tutte le metriche prese in considerazione. Per quanto riguarda i modelli implementati senza ricorrere all’uso di feature selection, il modello migliore risulta essere la regressione logistica che presenta sia Accuracy, F-measure, Sensitivity e AUC elevate mentre

Tabella 1: Risultati dei 6 modelli migliori in base ad accuracy, F-measure, FRN, sensitivity e AUC.

Modello	Type of Feature Selection	Accuracy	F-measure	FNR	Sensitivity	AUC
Logistic	None	0.86	0.89	0.11	0.89	0.94
Random Forest	Univariato	0.85	0.89	0.08	0.92	0.90
SMO		0.85	0.89	0.08	0.92	0.80
Logistic	Manual* with bagging	0.88	0.91	0.10	0.90	0.96
SMO		0.85	0.89	0.08	0.92	0.88
SMO	Manual * with AdaBoost	0.85	0.89	0.08	0.92	0.94

\*Sono state rimosse le seguenti variabili: pelvic slope, direct tilt, thoracic slope, cervical tilt, sacrum angle, scoliosis slope.

Tabella 2: Feature selection univariata (con relativa importanza delle variabili selezionate) e multivariata

Variabile	Modelli Univariati (importanza)	Modelli Multivariati
Degree_spondylolisthesis	X (0.394)	
Lumbar_lordosis_angle	X (0.143)	
Pelvic_incidence	X (0.125)	
Sacral_slope	X (0.112)	
Pelvic_tilt	X (0.082)	
Pelvic_radius	X (0.080)	X

FNR basso rispetto agli altri modelli. (Tabella 1 e Appendice 1)

Per quanto riguarda i modelli implementati facendo ricorso alla feature extraction tramite la PCA, nessun modello risulta essere performante. Considerando inoltre che questi modelli perdono la corrispondenza fra variabili anatomiche e variabili del modello, rendendo impossibile un'interpretazione medica delle anomalie, si ritiene che siano poco utili.

I modelli implementati facendo ricorso alla feature selection univariata con metodo di selezione Ranker, selezionano le variabili riportate in TAB2 con la relativa importanza. Le variabili selezionate presentano correlazione tra di loro. I risultati mostrano che per i modelli Random Forest e SMO la feature selection permette di ottenere risultati migliori che nel caso in cui si considerano tutte e 12 le variabili.

I modelli implementati facendo ricorso alla feature selection multivariata invece selezionano come variabili significative Degree spondylolisthesis, Lumbar lordosis angle e Pelvic radius (Tabella 2). Questi modelli performano peggio rispetto a quelli con feature selection univariata.

Utilizzando infine i metodi ensamble si ha un leggero miglioramento dei modelli Logistic e Random Forest con Bagging rispetto agli stessi con feature selection univariata e un miglioramento dei modelli J48 e SMO (migliorato nell'AUC) con AdaBoost.

La cross validazione dei 6 migliori modelli (Appendice 2) mostra che non è presente overfitting.

## DISCUSSIONE E CONCLUSIONI

Questo articolo diagnostica le anomalie della colonna vertebrale usando i concetti di feature selection, feature extraction e algoritmi di apprendimento automatico (alberi decisionali, regressione logistica, modelli di separazione eprobabilistici). L'indagine è stata condotta con l'uso di KNIME su un set di dati di 310 pazienti disponibili nel repository Kaggle<sup>11</sup>. Nella classificazione sono state scelte differenti variabili di input.

Utilizzando la tecnica di selezione delle variabili univariata, Degree spondylolisthesis risulta essere la variabile più significativa per identificare un'anomalia della colonna vertebrale, questo risultato è conforme ad altri studi condotti sullo stesso argomento<sup>13</sup>. Questa variabile misura l'angolo tra un corpo

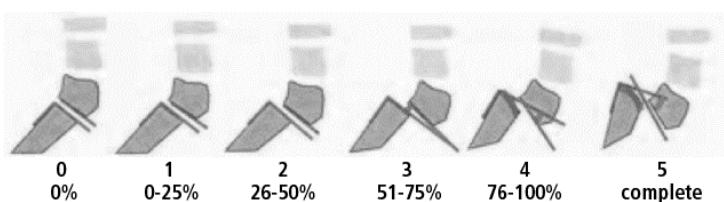


Figura 4: Gradi di Spondylosisthesis

vertebrale che è scivolato in avanti e il corpo sottostante<sup>18</sup> (Figura 4) e sembra quindi plausibile che un'anomalia nella posizione delle vertebre assuma un ruolo predominante nel causare LBP.

Utilizzando la tecnica di selezione delle variabili multivariata sono state individuate solo 3 variabili come necessarie all'apprendimento. Negli studi condotti in <sup>12-14</sup> sono state prese in considerazione un minimo di 6 variabili. In questo studio si è stato in grado di creare un modello ancora più semplice in grado di classificare le anomalie

della colonna. Si ritiene che se si vuole utilizzare un modello semplice, che consideri poche variabili, si può fare comunque ricorso a questi modelli ottenendo risultati soddisfacenti.

### **Limiti dello studio**

Un limite di questa ricerca è che molti altri classificatori meno popolari non sono stati studiati nel predire anomalie nella colonna vertebrale. Come lavoro futuro, i dati

potrebbero essere raccolti da un campione più ampio di pazienti con e senza problemi alla colonna vertebrale. Inoltre sarebbe interessante riuscire ad analizzare le differenze tra problemi di tipo cronico e non. Nuovi algoritmi di classificazione possono essere sviluppati per aumentare l'accuratezza di previsione delle anomalie.

## APPENDICI

Appendice 1: Risultati di tutti i modelli implementati sul dataset “Lower Back Pain Symptoms”

Modello	Type of Feature Selection	Accuracy	F-measure	FNR	Sensitività	AUC
J48	None	0.82	0.87	0.11	0.89	0.85
Random Forest		0.79	0.85	0.13	0.87	0.90
<b>Logistic</b>		<b>0.86</b>	<b>0.89</b>	<b>0.11</b>	<b>0.89</b>	<b>0.94</b>
SMO		0.78	0.85	0.11	0.89	0.72
Baesyan Net		0.80	0.85	0.15	0.85	0.87
J48	PCA	0.70	0.78	0.19	0.81	0.71
Random Forest		0.76	0.85	0.03	0.97	0.75
Logistic		0.70	0.79	0.16	0.84	0.74
SMO		0.64	0.89	0.06	0.94	0.49
Baesyan Net		0.68	0.81	0.0	1.0	0.58
J48	Univariato	0.79	0.85	0.11	0.89	0.86
<b>Random Forest</b>		<b>0.85</b>	<b>0.89</b>	<b>0.08</b>	<b>0.92</b>	<b>0.90</b>
Logistic		0.86	0.89	0.13	0.87	0.96
<b>SMO</b>		<b>0.85</b>	<b>0.89</b>	<b>0.08</b>	<b>0.92</b>	<b>0.80</b>
Baesyan Net		0.80	0.85	0.15	0.85	0.87
J48	Multivariato	0.75	0.83	0.11	0.89	0.84
Random Forest		0.80	0.86	0.13	0.87	0.86
Logistic		0.79	0.84	0.12	0.85	0.90
SMO		0.80	0.85	0.19	0.81	0.80
Baesyan Net		0.80	0.85	0.18	0.82	0.86
J48	Manual* with bagging	0.82	0.87	0.15	0.85	0.91
Random Forest		0.79	0.85	0.11	0.89	0.91
<b>Logistic</b>		<b>0.88</b>	<b>0.91</b>	<b>0.10</b>	<b>0.90</b>	<b>0.96</b>
<b>SMO</b>		<b>0.85</b>	<b>0.89</b>	<b>0.08</b>	<b>0.92</b>	<b>0.88</b>
Baesyan Net		0.80	0.85	0.15	0.85	0.89
J48	Manual * with AdaBoost	0.82	0.88	0.10	0.90	0.90
Random Forest		0.85	0.89	0.10	0.90	0.89
Logistic		0.86	0.89	0.13	0.87	0.85
<b>SMO</b>		<b>0.85</b>	<b>0.89</b>	<b>0.08</b>	<b>0.92</b>	<b>0.94</b>
Baesyan Net		0.78	0.85	0.10	<b>0.90</b>	0.86

\*Sono state rimosse le seguenti variabili: pelvic slope, direct tilt, thoracic slope, cervical tilt, sacrum angle e scoliosis slope.

Appendice 2: 6 modelli migliori cross-validati 5 volte su accuracy, F-measure, FNR e sensitivity.

Modello	Type of Feature Selection	Accuracy	F-measure	FNR	Sensitivity
Logistic	None	0.85	0.88	0.13	0.87
Random Forest	Univariato	0.84	0.8	0.11	0.89
SMO		0.84	0.89	0.09	0.91
Logistic	Manual* with bagging	0.85	0.89	0.12	0.88
SMO		0.85	0.89	0.12	0.88
SMO	Manual * with AdaBoost	0.82	0.87	0.15	0.85

\*Sono state rimosse le seguenti variabili: pelvic slope, direct tilt, thoracic slope, cervical tilt, sacrum angle, scoliosis slope.

## BIBLIOGRAFIA

- (1) WHO Scientific Group on the Burden of Musculoskeletal Conditions at the Start of the New Millennium. ( 2003 : Geneva, S. *The Burden of Musculoskeletal Conditions at the Start of the New Millennium : Report of a WHO Scientific Group*; Geneve : World Health Organization, 2003.
- (2) Johny, R. V.; Mary, R. R. Classification And Correlational Analysis On Lower Spine Parameters Using Data Mining Techniques. **2019**, 7(6), 7.
- (3) da Rocha Neto, A. R.; Sousa, R.; de A. Barreto, G.; Cardoso, J. S. Diagnostic of Pathology on the Vertebral Column with Embedded Reject Option. In *Pattern Recognition and Image Analysis*; Vitrià, J., Sanches, J. M., Hernández, M., Eds.; Lecture Notes in Computer Science; Springer: Berlin, Heidelberg, 2011; pp 588–595. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-21257-4\\_73](https://doi.org/10.1007/978-3-642-21257-4_73).
- (4) Hartvigsen, J.; Hancock, M. J.; Kongsted, A.; Louw, Q.; Ferreira, M. L.; Genevay, S.; Hoy, D.; Karppinen, J.; Pransky, G.; Sieper, J.; Smeets, R. J.; Underwood, M.; Buchbinder, R.; Hartvigsen, J.; Cherklin, D.; Foster, N. E.; Maher, C. G.; Underwood, M.; Tulder, M. van; Anema, J. R.; Chou, R.; Cohen, S. P.; Costa, L. M.; Croft, P.; Ferreira, M.; Ferreira, P. H.; Fritz, J. M.; Genevay, S.; Gross, D. P.; Hancock, M. J.; Hoy, D.; Karppinen, J.; Koes, B. W.; Kongsted, A.; Louw, Q.; Öberg, B.; Peul, W. C.; Pransky, G.; Schoene, M.; Sieper, J.; Smeets, R. J.; Turner, J. A.; Woolf, A.; Group, L. L. B. P. S. W. What Low Back Pain Is and Why We Need to Pay Attention. *The Lancet* **2018**, 391 (10137), 2356–2367. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(18\)30480-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(18)30480-X).
- (5) Korovessis, P.; Dimas, A.; Iliopoulos, P.; Lambiris, E. Correlative Analysis of Lateral Vertebral Radiographic Variables and Medical Outcomes Study Short-Form Health Survey: A Comparative Study in Asymptomatic Volunteers versus Patients with Low Back Pain. *J. Spinal Disord. Tech.* **2002**, 15 (5), 384–390. <https://doi.org/10.1097/00024720-200210000-00007>.
- (6) Colonna vertebrale. *Wikipedia*; 2020.
- (7) Negrini, S.; Giovannoni, S.; Minozzi, S.; Barneschi, G.; Bonaiuti, D.; Bussotti, A.; D'Arienzo, M.; Lorenzo, N. D.; Mannoni, A.; Mattioli, S.; Modena, V.; Padua, L.; Serafini, F.; Violante, F. S. Diagnostic Therapeutic Flow-Charts for Low Back Pain Patients: The Italian Clinical Guidelines. *Eur. MEDICOPHYSICA* **2006**, 20.
- (8) Hestbaek, L.; Leboeuf-Yde, C.; Manniche, C. Low Back Pain: What Is the Long-Term Course? A Review of Studies of General Patient Populations. *Eur. Spine J. Off. Publ. Eur. Spine Soc. Eur. Spinal Deform. Soc. Eur. Sect. Cerv. Spine Res. Soc.* **2003**, 12 (2), 149–165. <https://doi.org/10.1007/s00586-002-0508-5>.
- (9) Berthonnaud, E.; Dimnet, J.; Roussouly, P.; Labelle, H. Analysis of the Sagittal Balance of the Spine and Pelvis Using Shape and Orientation Parameters. *J. Spinal Disord. Tech.* **2005**, 18 (1), 40–47. <https://doi.org/10.1097/01.bsd.0000117542.88865.77>.
- (10) Raihan-Al-Masud, Md.; Mondal, M. R. H. Data-Driven Diagnosis of Spinal Abnormalities Using Feature Selection and Machine Learning Algorithms. *PLOS ONE* **2020**, 15 (2), e0228422. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0228422>.
- (11) Lower Back Pain Symptoms Dataset <https://kaggle.com/sammy123/lower-back-pain-symptoms-dataset> (accessed Jul 18, 2020).
- (12) Bhatt, M.; Dahiya, V.; Singh, A. K. A Comparative Analysis of Classificaton Methods for Diagnosis of Lower Back Pain. *Orient. J. Comput. Sci. Technol.* **2018**, 11 (2), 135–139. <https://doi.org/10.13005/ojcst11.02.09>.
- (13) Gaonkar, A. P.; Kulkarni, R.; Caytiles, R. D.; Iyengar, N. Ch. S. N. Classification of Lower Back Pain Disorder Using Multiple Machine Learning Techniques and Identifying Degree of Importance of Each Parameter. *Int. J. Adv. Sci. Technol.* **2017**, 105, 11–24. <https://doi.org/10.14257/ijast.2017.105.02>.
- (14) Chowdhary, R. S.; Basu, M. Performance Analysis of Machine Learning Techniques with Dimension Reduction for Lower Back Pain Disorder. **2020**, 8.

- (15) The femoro-sacral posterior angle: an anatomical sagittal pelvic parameter usable with dome-shaped sacrum  
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2200679/> (accessed Jul 19, 2020).
- (16) Rm, L.; Im, J.; Cy, Y. Lumbar Lordosis: Normal Adults. *J. Formos. Med. Assoc.* **1992**, *91* (3), 329–333.
- (17) Le Huec, J. C.; Aunoble, S.; Philippe, L.; Nicolas, P. Pelvic Parameters: Origin and Significance. *Eur. Spine J.* **2011**, *20* (S5), 564–571.  
<https://doi.org/10.1007/s00586-011-1940-1>.
- (18) Spondylolisthesis Overview | Grades, Causes, and Treatments  
<https://www.spineuniverse.com/conditions/spondylolisthesis/spondylolisthesis-back-condition-treatment> (accessed Jul 19, 2020).
- (19) Xing, R.; Liu, W.; Li, X.; Jiang, L.; Yishakea, M.; Dong, J. Characteristics of Cervical Sagittal Parameters in Healthy Cervical Spine Adults and Patients with Cervical Disc Degeneration. *BMC Musculoskelet. Disord.* **2018**, *19*.  
<https://doi.org/10.1186/s12891-018-1951-8>.
- (20) promontorio sacrale  
<https://www.kinesiopatia.it/glossario/promontorio-sacrale/> (accessed Jul 19, 2020).
- (21) “Slopes”: a new approach to scoliosis radiographic measurement and evaluation, related to the horizontal plane in a bodily view | Scoliosis and Spinal Disorders | Full Text  
<https://scoliosisjournal.biomedcentral.com/articles/10.1186/1748-7161-8-S1-O29> (accessed Jul 19, 2020).